



UFSM

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

**PROCESSAMENTO DIGITAL DE
ELETROCARDIOGRAMA: ESTUDO E
IMPLEMENTAÇÃO DE UM DETECTOR DE
ARRITMIAS CARDÍACAS**

Aluno:

Edgar Camilo Volpato

Orientador:

Raul Ceretta Nunes

Santa Maria, RS, Brasil

2005

**PROCESSAMENTO DIGITAL DE
ELETROCARDIOGRAMA: ESTUDO E
IMPLEMENTAÇÃO DE UM DETECTOR DE
ARRITMIAS CARDÍACAS**

Por

Edgar Camilo Volpato

Trabalho de Graduação apresentado ao Curso de Graduação
em Ciência da Computação – Bacharelado, da Universidade
Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para
obtenção do grau de

Bacharel em Ciência da Computação

Curso de Ciência da Computação

Trabalho de Graduação n° 199

Santa Maria, RS, Brasil

2005

Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Curso de Ciência da Computação

A Comissão Examinadora, abaixo assinada, aprova o
Trabalho de Graduação

**PROCESSAMENTO DIGITAL DE ELETROCARDIOGRAMA:
ESTUDO E IMPLEMENTAÇÃO DE UM DETECTOR DE
ARRITMIAS CARDÍACAS**

elaborado por

Edgar Camilo Volpato

como requisito parcial para obtenção do grau de
Bacharel em Ciência da Computação

COMISSÃO EXAMINADORA

Prof. Raul Ceretta Nunes
(Orientador)

Prof. Giovani Barato

Prof. João Baptista Martins

Santa Maria, 13 de Dezembro de 2005

Agradecimentos

À minha família por parte do financiamento desta graduação. Aos colegas do grupo de estudos “Guarda Republicana” pela cooperação imprescindível ao desenvolvimento do curso de Ciência da Computação. Ao corpo docente por todos os preciosos ensinamentos, e ao prof. Dr. Raul Ceretta Nunes pela oportunidade de sua orientação. Por fim, a todos os que colaboraram positivamente na trajetória desta realização, meu muito obrigado.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS	VII
LISTA DE FIGURAS	VIII
LISTA DE TABELAS.....	VIII
RESUMO	X
1 INTRODUÇÃO	1
2 REVISÃO TEÓRICA.....	5
2.1 ARRITMIAS CARDÍACAS	5
2.1.1 Taquicardia	5
2.1.2 Braquicardia	5
2.1.3 Parada Sinusal.....	5
2.1.4 Extra-sístoles ventriculares	6
2.1.4.1 Arritmia bigeminada	7
2.2 AMOSTRAS DE SINAIS CARDÍACOS UTILIZADAS	8
2.2.1 Sinais MIT-BIH Arrhythmia Database	8
2.2.1.1 Chart-O-Matic	9
2.2.1.2 Obtendo os registros de ECG MIT-BIH	11
2.2.1.3 WFDB	12
2.2.2 Sinais Biotronik	13
2.3 PROCESSAMENTO DIGITAL DE ECG	13
2.3.1 Remoção de oscilações da linha base de ECG	14
2.3.1.1 Filtros analógicos e digitais em processamento de sinais	15
2.3.1.2 Filtragem Seletiva de Frequência	18
2.3.1.3 Filtros digitais recursivos e não recursivos	19
2.3.1.4 Ordem de um filtro digital	21
2.3.2 Filtragem de ECG usando wavelets	21
2.3.2.1 Filtragem adaptativa de ECG usando a Transformada Ortogonal Wavelet	23
2.3.2.1.1 Transformada Wavelet Direta	24
2.3.2.1.2 Transformada Wavelet Inversa	25
2.3.2.1.3 Filtros da Transformada Wavelet Daubechies	27
2.3.2.2 SURE Thresholding	27
2.3.2.2.1 Estratégia SURE	28
2.3.3 Algoritmos Detectores de Complexos QRS	29
2.3.3.1 Algoritmo de detecção de QRS baseado em filtros digitais	31
2.3.3.2 Algoritmo de detecção de QRS baseado em wavelet	32
2.3.3.3 Algoritmo de detecção de QRS de primeira derivada.....	33
3 DETECTOR DE ARRITMIAS.....	35
3.1 PRÉ-PROCESSAMENTO DE ECG DO DETECTOR DE ARRITMIAS	35
3.1.1 Remoção de oscilações da linha base	35
3.1.1.1 Filtro Butterworth na remoção de oscilações de linha base	36
Cálculo dos Coeficientes	36
Resultados dos filtros Butterworth testados	38
3.1.1.2 Filtro Remez na remoção de oscilações de linha base	40
Cálculo dos Coeficientes	40
Resultados dos filtros Remez testados	43
3.1.2 Filtragem	45
3.2 DETECÇÃO DE FORMAS DE ONDA	46
3.2.1 Algoritmo de detecção de QRS	46
3.2.2 Eliminação de Ondas T	48

3.2.3 <i>Detecção de extra-sístoles ventriculares</i>	49
3.2.4 <i>Resultados do algoritmo de detecção de QRS implementado</i>	50
3.2.5 <i>Remoção de falsos QRS</i>	55
3.3 DETECÇÃO DE ARRITMIAS	58
3.3.1 <i>Detecção de Taquicardias</i>	58
3.3.2 <i>Detecção de Braquicardias</i>	59
3.3.3 <i>Detecção de Paradas Sinusais</i>	59
3.3.4 <i>Detecção de arritmias bigeminadas</i>	60
3.3.5 <i>Resultados do detector de arritmias</i>	61
4 ARQUITETURA E IMPLEMENTAÇÃO DO DETECTOR DE ARRITMIAS	63
5 CONCLUSÕES	66
6 REFERÊNCIAS	68

Lista de Abreviaturas

bpm	batimentos por minuto
dB	decibéis
ECG	Eletrocardiograma
ECGs	Eletrocardiogramas
FIR	<i>Finite Impulse Response</i> (Resposta de Impulso Finita)
Hz	Hertz
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i> (Resposta de Impulso Infinita)
MIT-BIH	<i>Massachusetts Institute of Technology – Beth Israel Hospital</i> (Instituto de Tecnologia de Massachusetts – Hospital Israelita Beth)
ms	milissegundos
mV	milivolts
s	segundos
WFDB	<i>WaveForm DataBase</i> (banco de dados de formas de onda)

Lista de Figuras

Figura 1.1 – Representação e descrição das ondas típicas de ECG	2
Figura 2.1 - Extra-sístoles ventriculares	7
Figura 2.2 - Arritmia bigeminada.....	8
Figura 2.3 - Visualização <i>Chart-O-Matic</i>	10
Figura 2.4 - Oscilações de linha base em ECG amostrado em 360 Hz.....	15
Figura 2.5 - Representação de um filtro analógico	16
Figura 2.6 - Representação de um filtro digital.....	17
Figura 2.7 - Filtros seletivos de frequência.....	19
Figura 2.8 - Filtragem wavelet de ECG	23
Figura 2.9 - Sinais gerados pela transformada wavelet direta para dB2.....	24
Figura 2.10 - Sinais gerados pela transformada wavelet inversa dB2.	25
Figura 2.11 - Transformada Ortogonal Wavelet dB1 aplicada a sinal Biotronik .	26
Figura 2.12 - Ondas T além de 200 ms	32
Figura 2.13 – Wavelet de Haar aplicada a sinal de ECG já filtrado	33
Figura 2.14 - Aplicação de primeira derivada a ECG.....	34
Figura 3.1 - Seleção de tipo de filtro IIR	37
Figura 3.2 - Gráfico de filtro Butterworth.....	38
Figura 3.3 - Filtragem de ECG Butterworth	39
Figura 3.4 - <i>Software</i> para projeto interativo de filtros digitais Parks-McClellan	40
Figura 3.5 – Comparação de Pontos de corte de frequência inferior para filtros de ECG Remez.....	44
Figura 3.6 - Gráfico de filtro de ECG Remez	45
Figura 3.7 - Limites do complexo QRS	47
Figura 3.8 – Onda T como falso QRS.....	48
Figura 3.9 - Arritmia Bigeminada.....	49
Figura 3.10 - Extra-sístoles ventriculares com voltagem negativa	51
Figura 3.11 - Ruído em Sinal MIT-BIH.....	51
Figura 3.12 - Ondas T detectadas erroneamente	52
Figura 3.13 - Contrações atriais prematuras bloqueadas	53
Figura 3.14 - Relação pontos por amplitude no sinal de ECG.....	55
Figura 3.15 - Arritmia bigeminada.....	60
Figura 3.16 - Arritmia pareadas	62
Figura 4.1 - Arquitetura do detector de arritmias.....	63

Lista de Tabelas

Tabela 1: Filtros da wavelet de Daubechies para dB1 até dB4.....	27
Tabela 2 - Detecção de QRSs em sinais Biotronik	50
Tabela 3 - Detecção de QRSs MIT-BIH.....	54
Tabela 4 - Detecção de QRSs MIT-BIH com remoção de ruídos.....	57
Tabela 5 - Detecção de arritmias em sinais Biotronik	61
Tabela 6 - Detecção de arritmias em sinais MIT-BIH.....	62

Resumo

Trabalho de Graduação
Curso de Ciência da Computação
Centro de Tecnologia
Universidade Federal de Santa Maria

PROCESSAMENTO DIGITAL DE ELETROCARDIOGRAMA: ESTUDO E IMPLEMENTAÇÃO DE UM DETECTOR DE ARRITMIAS CARDÍACAS

Aluno: Edgar Camilo Volpato

Orientador: Raul Ceretta Nunes

Data e Local da Defesa: Santa Maria, 12 de Dezembro de 2005.

Este trabalho apresenta o projeto e implementação de um programa para o auxílio e diagnóstico de arritmias cardíacas, via processamento digital de sinais de Eletrocardiograma (ECG). O programa foi implementado na linguagem de programação C, e é chamado de Detector de Arritmias.

Inicialmente apresenta-se uma revisão da literatura básica que sustenta a teoria de processamento de sinais e de algumas arritmias cardíacas. Em seguida, passa-se para a parte dos estudos que foram realizados, testes e análises de métodos de pré-processamento e de detecção de formas de onda características de ECG. Contribui-se com a discussão de alternativas para a detecção de formas de onda típicas de ECG e de arritmias.

1 Introdução

As doenças relacionadas ao aparelho circulatório constituem a principal causa de óbito no Brasil, abrangendo 27,55% do total registrado entre os anos de 1996 e 1997, para todas as faixas etárias [9]. Denomina-se eletrocardiograma de superfície (ECG) aos sinais elétricos de origem cardíaca captados em pontos particulares do corpo humano. O ECG é um método não invasivo (externo ao corpo humano) [35] de análise da atividade cardíaca, seguro, reproduzível, de fácil obtenção, baixo custo e que fornece importantes apontamentos para análises e diagnósticos de anomalias cardíacas [33].

O antepassado mais remoto dos modernos monitores de sinais cardíacos foi o galvanômetro de corda (1903), instrumento que media correntes elétricas de baixa amplitude, inventado pelo médico holandês Willem Einthoven [6]. O uso deste aparelho permitiu que diversos distúrbios e anomalias do coração fossem detectados desde os anos trinta do século XX. Contribuições importantes à eletrocardiografia foram dadas também por Paul H. Langner, com a criação da Eletrocardiografia de Alta Fidelidade nos anos 50 e o estudo das relações entre ECGs e infarto agudo do miocárdio [26].

As conclusões pioneiras de Paul H. Langner foram confirmadas mais tarde por pesquisadores que já se utilizavam métodos digitais de aquisição e processamento de sinais de ECGs. Estes métodos tornaram-se disponíveis a partir do final dos anos 60, e começaram a substituir os métodos analógicos convencionais graças à difusão do uso de computadores entre os centros de pesquisa norte-americanos.

Nos anos que se sucederam, muitos progressos foram observados tanto na concepção dos equipamentos de monitoramento cardíaco quanto na sua forma de aplicação [2].

O ECG apresenta uma sucessão de ondas que correspondem aos ciclos cardíacos, sendo que o ciclo normal é uma sucessão de onda P, complexo QRS e onda T, como mostra a figura 1.1 [32]. As formas de onda mais importantes são a onda P e o complexo QRS, referentes respectivamente à despolarização (e conseqüente contração) do miocárdio atrial e ventricular [35]. A onda T é causada pela repolarização ventricular.

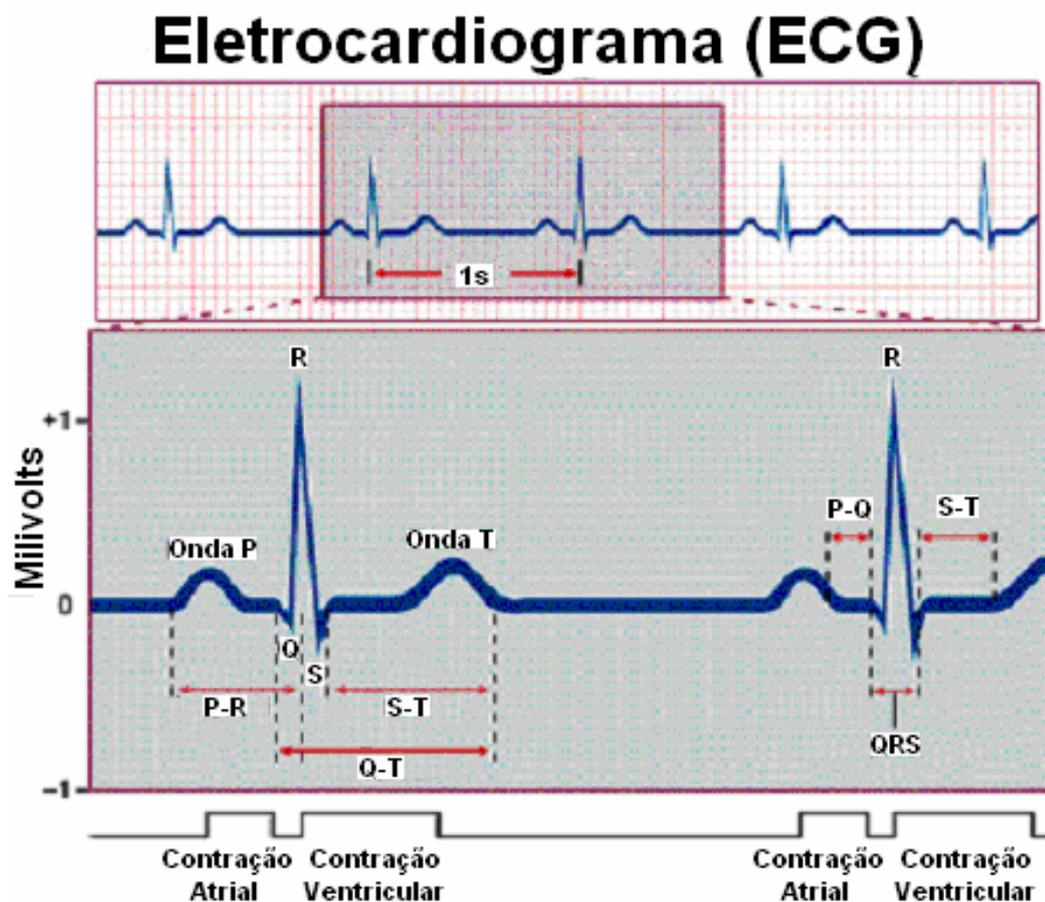


Figura 1.1 – Representação e descrição das ondas típicas de ECG. Fonte: [32].

O processamento digital de ECG pode ser subdividido em três grandes focos: remoção de oscilações da linha base, remoção de ruídos e detecção de formas de onda (P, QRS, T) [31]. A partir da análise das características das formas de onda e dos intervalos entre elas (RR, PQ, ST, QS, QT, destacados na figura 1) faz-se a análise deste sinal, com vistas a auxiliar o diagnóstico de alterações estruturais e funcionais do coração [2]. Existem critérios eletrocardiográficos para a caracterização de arritmias, sobrecargas das câmaras cardíacas, bloqueios intraventriculares, isquemia, lesão e área eletricamente inativa do miocárdio, entre outros [33]. Estes critérios basicamente descrevem as características que diferenciam as formas de onda do ciclo cardíaco registrado em ECG que representam ciclos saudáveis daquelas que demonstram suspeita ou comprovação de anomalias cardíacas.

Nos anos noventa, a monitoração eletrocardiográfica em hospitais expandiu-se da determinação do ritmo cardíaco a diagnósticos de arritmias complexas, isquemia miocárdica, e monitoramento dos intervalos QT e ST. A análise do segmento ST está disponível somente na última geração de monitores, enquanto que a análise do intervalo QT ainda está indisponível [1]. Os laudos computadorizados ainda devem ser avaliados por um especialista e não podem ser utilizados para uma decisão clínica [33].

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um programa para a detecção das seguintes arritmias cardíacas: taquicardia, braquicardia e parada sinusal, além de arritmias compostas por extrasístoles ventriculares bigeminadas. As três primeiras dependem

basicamente da determinação do ritmo cardíaco, enquanto que a última depende também da classificação de formas de onda. Os sinais usados para os testes foram os disponibilizados pela base de dados de ECGs arrítmicos MIT-BIH [19] na internet, além de sinais Biotronik disponibilizados pelo laboratório do grupo GMicro, Centro de Tecnologia, UFSM.

As divisões do texto deste trabalho estão especificadas como segue. O capítulo 2 apresenta uma revisão teórica básica sobre arritmias, processamento de sinais, métodos de pré-processamento e de detecção de formas de onda de ECG. O capítulo 3 apresenta os testes realizados e seus resultados, justificando as decisões de projeto tomadas para estes itens. O capítulo 4 apresenta a arquitetura e detalhes relevantes da implementação do detector, tais como estrutura de dados e a descrição de como usá-lo. Por fim, o capítulo 5 apresenta as conclusões do trabalho.

2 Revisão Teórica

2.1 Arritmias Cardíacas

Dentre o grande número de arritmias cardíacas conhecidas, destacamos para estudo e desenvolvimento de métodos de monitoramento, as que seguem: taquicardia, braquicardia, parada sinusal e arritmia bigeminada.

2.1.1 Taquicardia

Esta arritmia caracteriza-se pela ocorrência de mais de 100 batimentos cardíacos por minuto (bpm) [33].

2.1.2 Braquicardia

Esta arritmia caracteriza-se pela ocorrência de menos de 50 bpm [33].

2.1.3 Parada Sinusal

Corresponde a uma pausa na atividade sinusal superior a 1,5 vezes o ciclo PP básico [33].

2.1.4 Extra-sístoles ventriculares

São formas de onda que se apresentam no ECG como ciclos cardíacos irregulares, originadas a partir de batimentos cardíacos ventriculares precoces. Resultam da fusão da atividade de despolarização atrial simultânea à atividade de despolarização ventricular. Dependendo de sua forma, podem ser classificadas como polimórficas ou monomórficas. De acordo com a sua frequência podem ser classificadas como: isolada, em salva, pareadas, bigeminadas, trigeminadas, quadrigeminadas. São classificadas também quanto à presença de pausa pós-sistólica, quando reciclam o intervalo RR. Na ausência de pausa, são chamadas de extra-sístoles ventriculares interpoladas [33].

A figura 2.1 mostra dois tipos de extra-sístoles ventriculares, indicadas pelas setas. Nota-se que as formas são bizarras, maiores, diferentes das formas de onda dos complexos QRSs presentes nos ciclos cardíacos normais adjacentes a elas. Quanto às suas classificações, percebe-se que a extra-sístole presente no gráfico a) é isolada (única na seqüência) e recicla o intervalo RR básico (possui pausa pós-sistólica). Já a extra-sístole ventricular presente no gráfico b), é isolada e está interpolada entre dois complexos QRSs normais, não reciclando o intervalo RR. Na figura, os números da horizontal correspondem aos índices das amostras, e os números da vertical à voltagem das mesmas em milivolts (mV). Os sinais da figura foram amostrados a uma taxa de 2000 Hz, são sinais da empresa Biotronik, e foram gerados artificialmente.

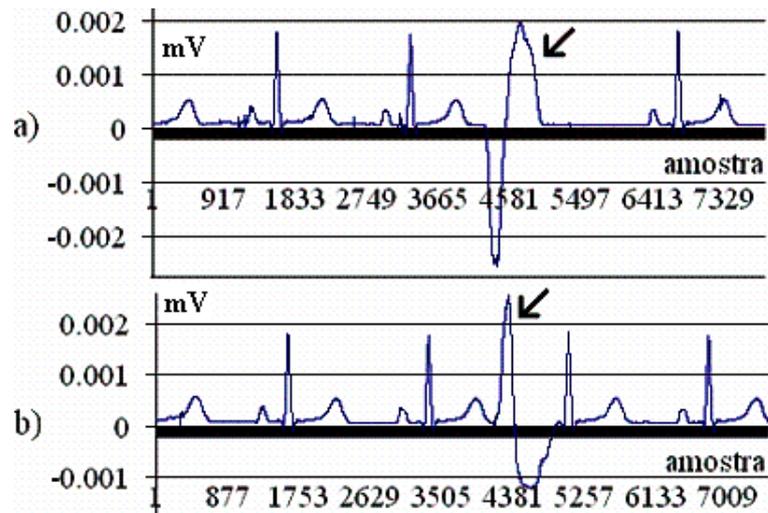


Figura 2.1 - Extra-sístoles ventriculares. As setas indicam nos gráficos a) e b) estas formas de onda, causadas pela contração precoce dos ventrículos. Em a) observa-se uma extra-sístole isolada com pausa pós-sistólica. Em b), uma extra-sístole isolada interpolada.

2.1.4.1 Arritmia bigeminada

Chama-se de arritmia bigeminada regiões onde a frequência de extra-sístoles ventriculares é intensa, sendo elas intercaladas por um complexo QRS normal [33]. Na figura 2.2, observamos uma seqüência de dois complexos QRSS normais (sinalizados pelo caractere “.” na figura), seguidos de uma extra-sístole ventricular (sinalizada por V na figura), da esquerda para a direita. Até aqui, poderíamos considerar este evento não como uma arritmia bigeminada, mas apenas como uma extra-sístole ventricular. Entretanto, como a frequência destes eventos (QRS normal seguido de QRS extra-sistólico) afirma-se no decorrer dos ciclos, considera-se esta região com representativa de arritmia bigeminada, cujo início é sinalizado na figura pela anotação (B. Cada intervalo horizontal na grade da figura corresponde a 0.2 s (segundos) e cada intervalo vertical corresponde a 0.5 mV.

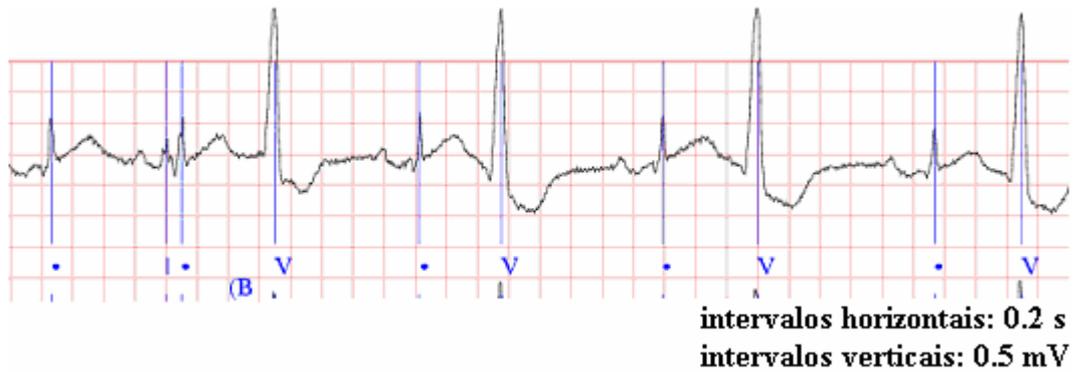


Figura 2.2 - Arritmia bigeminada. Esta arritmia é caracterizada pela ocorrência de um complexo QRS normal seguido de uma extra-sístole ventricular. Das anotações: V indica extra-sístole ventricular, o caractere “.” indica complexo QRS normal, e (B) sinaliza o início da arritmia bigeminada. Fonte: [18].

2.2 Amostras de sinais cardíacos utilizadas

2.2.1 Sinais MIT-BIH Arrhythmia Database

Nos anos setenta, nos laboratórios do MIT (*Massachusetts Institute of Technology* - Instituto de Tecnologia de Massachusetts) e do BIH (*Beth Israel Hospital* - Hospital Israelita Beth), pesquisadores investigaram métodos para análise em tempo real do ritmo cardíaco através de ECG. No decorrer do trabalho (1975 a 1979), desenvolveram uma base de dados digital de ECGs que ficou conhecida *MIT-BIH Arrhythmia Database* (a que nos referiremos daqui para diante como base de dados de ECGs arrítmicos MIT-BIH). Dada a grande utilidade da base de dados para tais investigações, estes pesquisadores decidiram compartilhá-la com a comunidade acadêmica e científica, sendo que foram publicadas 3 edições: a primeira em 1980, a segunda em 1988 e a última em 1992 [20]. Desde a segunda

edição a base de dados foi disponibilizada em CD, e desde 1997 é disponibilizada também em hipertexto na internet, em [19].

Aproximadamente 60% dos registros foram obtidos de pacientes internados no BIH para tratamento. Deste grupo, são provenientes 23 registros escolhidos aleatoriamente, enumerados e intitulados de 100 a 124 (não em seqüência, alguns números estão ausentes), que servem como amostras representativas de uma variedade de formas de onda e de artefatos rotineiramente presentes em sinal de ECG de hospitais. Além destes, há mais 25 registros enumerados de 200 a 234 (novamente com alguns números ausentes), selecionados para incluir uma variedade de fenômenos raros, mas clinicamente importantes, tais como anormalidades de condução e arritmias supra-ventriculares. No segundo grupo de sinais, diversos destes registros foram selecionados porque as características de variação do ritmo, de morfologias de QRS, ou da qualidade do sinal apresentam dificuldades significativas à precisão dos detectores de arritmias. Cada um dos 48 registros possui duração de 30 minutos, a uma taxa de amostragem de 360 Hz [19]. Os pontos de interesse presentes em cada sinal podem são descritos em [22].

2.2.1.1 Chart-O-Matic

Chart-O-Matic (carta automática) é uma ferramenta de software disponibilizada *online* em [18] que permite visualizar trechos de um registro qualquer dos presentes na base de dados *PhysioBank*, além dos registros da base de dados de ECGs arrítmicos MIT-BIH. Uma

vez escolhida a base de dados, uma nova página é fornecida, a vista na figura 2.3, onde pode-se escolher o registro (em *Record*), o instante inicial (em *Start Time*) e o tamanho da amostra de sinal (*Chart Width*, largura visual da amostra). É preferível deixar a opção *Annotator* (anotações) habilitada, pois com isso pode-se visualizar, entre os dois canais de sinal mostrados, as anotações referentes à classificação do batimento. A anotação N na figura 2.3, por exemplo, indica batimentos cardíacos normais. Tabelas para a interpretação das anotações estão disponíveis em [20] e em [17]. A grade onde os dois canais de sinal são mostrados representa 0.2 s na horizontal e 0.5 mV na vertical.

Database: [MIT-BIH Arrhythmia Database \(mitdb\)](#)

Record: 100

Annotator: atr (reference beat, rhythm, and signal quality annotations)

Start time: 0

Chart width: small medium large

Record mitdb/100

Download a [high-resolution PostScript version](#) of this chart

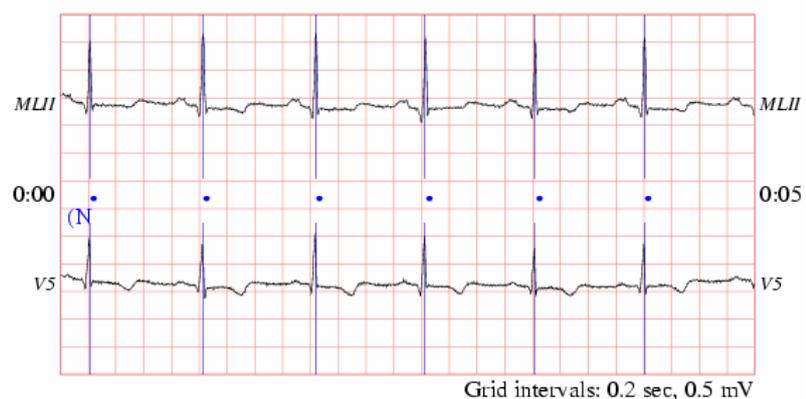


Figura 2.3 - Visualização *Chart-O-Matic*. Neste exemplo, vemos selecionada a base de dados *MIT-BIH Arrhythmia Database* (em *Database*), o registro de sinal cardíaco de nome 100 (em *Record*), iniciando no instante 0 (em *Start time*), e as anotações habilitadas (em *Annotator*). A

largura da visualização é a pequena (*Chart Width em small*), que mostra 5 segundos. O botão *Show Chart* deve ser clicado depois de selecionados estes parâmetros. Fonte: [18].

2.2.1.2 Obtendo os registros de ECG MIT-BIH

Os registros de ECG da base de dados de ECGs arrítmicos MIT-BIH estão disponíveis para *download* em [19]. Cada registro é constituído por três arquivos de extensão diferente: arquivos de anotações de referência, de extensão *.atr*; arquivo de sinal, de extensão *.dat*; e arquivo de cabeçalho, de extensão *.hea*. Estes arquivos contêm as seguintes características e informações:

- *.atr*: arquivo do tipo binário que denota um arquivo de anotação. Esse arquivo contém conjuntos de anotações cada qual descrevendo uma característica de um ou mais sinais em instantes específicos do registro.
- *.dat*: arquivo do tipo binário que contém amostras digitalizadas de um sinal;
- *.hea*: arquivo do tipo texto que descreve os sinais, como um cabeçalho (incluindo o nome ou *URL*, tipo de armazenamento, número e tipo dos sinais, frequência de amostragem, entre outros).

O nome do registro é o mesmo para cada nome de um desses arquivos anteriores sem a extensão. O registro 100, por exemplo, é constituído pelos arquivos *100.atr*, *100.dat* e *100.hea*. Para facilitar a manipulação dos sinais, pode-se obter, a partir destes três arquivos, uma versão em formato texto do(s) registro(s) desejado(s), com o auxílio do pacote de software WFDB [23].

2.2.1.3 WFDB

WFDB (*WaveForm DataBase* - banco de dados de formas de onda) é um pacote de software que dentre outras utilidades fornece um comando para a conversão dos sinais digitais da base de dados de ECGs arrítmicos MIT-BIH para um arquivo no formato texto [23]. São necessários os três arquivos referentes a cada sinal (das três extensões .dat, .atr e .hea) para que WFDB faça a conversão, segundo o comando:

```
rdsamp -r NomeDoRegistro(sem a extensão) -p -v > arqSaida.txt
```

Em *NomeDoRegistro* deve-se digitar o número, que também é nome de um registro, por exemplo 100. Em *arqSaida* poderia-se colocar 100.txt. O guia para instalação e uso das ferramentas padrão do pacote de software WFDB pode está disponível em [23]. Outra alternativa (em português) está disponível em [13]. Após a conversão para texto, um arquivo de sinal de ECG da base de dados arrítmicos do MIT-BIH apresenta-se do seguinte modo:

```
time  MLII  V5
(sec) (mV) (mV)
0.000 -0.145 -0.065
0.003 -0.145 -0.065
0.006 -0.145 -0.065
```

Exceto as duas primeiras linhas (cabeçalho), todas as outras representam uma amostra, sendo visíveis acima, apenas as três primeiras do sinal 100 (são 360 por segundo). A coluna de interesse

para este trabalho é a terceira, que armazena os ciclos cardíacos conforme apresentado na introdução deste trabalho.

2.2.2 Sinais Biotronik

Estes sinais foram gerados artificialmente por um simulador de sinais cardíacos da empresa alemã Biotronik, possuem duração de 2 minutos e uma taxa de amostragem de 2000 Hz. Os sinais Biotronik são denotados por números, de 1 a 16. Apresentam-se já em formato texto, do seguinte modo:

```
waveform    [0]    [1]
t0    16/3/2004 04:40:30  16/3/2004 04:40:30
delta t 0,000500    0,000500
time  Y[0]  Y[1]
16/3/2004 04:40:30    3,417969E-2    -9,765625E-3
16/3/2004 04:40:30    1,464844E-2    2,099609E-1
16/3/2004 04:40:30    3,417969E-2    -4,882812E-3
16/3/2004 04:40:30    5,371094E-2    1,025391E-1
```

Exceto as cinco primeiras linhas, do cabeçalho, todas as outras representam uma amostra, sendo visíveis acima, apenas as três primeiras do sinal 6 (são 2000 por segundo). A coluna de interesse para este trabalho é a terceira, que armazena os ciclos cardíacos conforme já apresentado na introdução.

2.3 Processamento Digital de ECG

Podemos dividir o processamento digital de ECG em três grandes focos: remoção de oscilações da linha base, remoção de ruídos e detecção de formas de onda (P, QRS, T) [31]. O objetivo final

do processamento digital de ECG é o de analisar as características das formas de onda e intervalos entre elas, para auxiliar ao diagnóstico de alterações estruturais e funcionais do coração [2]. Para isso, conta-se com critérios eletrocardiográficos para a caracterização de arritmias, sobrecargas das câmaras cardíacas, bloqueios intraventriculares, isquemia, lesão e área eletricamente inativa do miocárdio, entre outros [33].

2.3.1 Remoção de oscilações da linha base de ECG

A primeira etapa a ser executada em processamento digital de ECGs é remover as oscilações da linha base [31]. Este tipo de interferência pode ser devido à respiração (0.25 Hz [32]) ou a movimentos musculares do paciente, e está compreendida numa faixa de frequências que varia de 0 Hz a 5 Hz [31].

A figura 2.4 mostra um trecho do sinal 228 da base de dados de ECGs arrítmicos do MIT-BIH, a partir do instante 20:08, onde podem ser observadas alterações na linha base e um tipo simples de ruído. Os números do eixo horizontal correspondem ao índice das amostras (começando em 0 a partir do instante citado neste registro, portanto cada 360 amostras correspondendo a um segundo) e os números do eixo vertical à voltagem das amostras, em mV. A linha base mostra-se superior a 0.5 mV entre as amostras 769 a 1925, e abaixo de -0.5 mV logo depois da amostra 1537, quando deveria girar em torno de 0 mV.

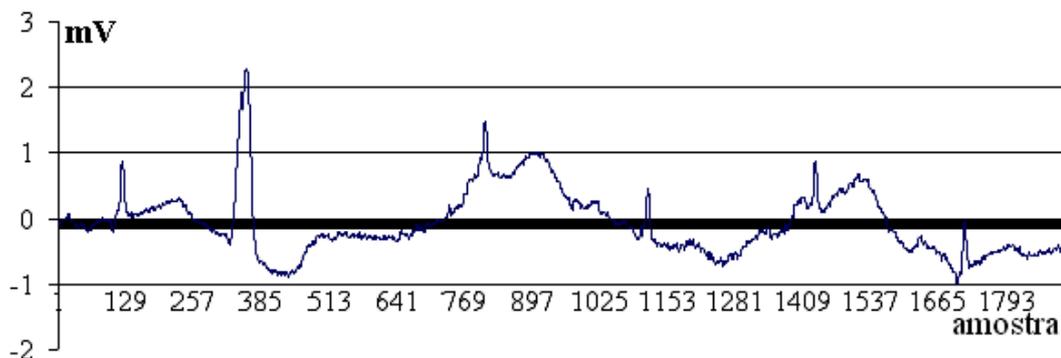


Figura 2.4 - Oscilações de linha base em ECG amostrado em 360 Hz. Observa-se que a linha base dos complexos QRS estão deslocadas, tanto para cima (por exemplo entre as amostras 769 a 1925) quanto para baixo (logo depois da amostra 1537, por exemplo) em relação a 0 mV. Fonte: [18].

Sendo as oscilações de linha base particularmente concentradas na faixa de frequências que varia de 0 Hz a 5 Hz, o uso das técnicas clássicas de filtragem linear parece ser uma solução evidente. Entretanto, há situações onde o espectro da linha base e o espectro do sinal confundem-se [31]. Isso implica que dependendo da análise de ECG que se deseja realizar, estas técnicas podem não ser suficientes. Possibilidades mais refinadas de remoção de linha base tais como filtragem digital variável no tempo ou interpolação polinomial, exigem que se tenha executado uma detecção prévia dos complexos QRS [31], sendo que, para este fim, a filtragem linear tem demonstrado bons resultados [8], [30] e [33].

2.3.1.1 Filtros analógicos e digitais em processamento de sinais

A função de um filtro é remover ou extrair componentes não desejados de um sinal (por exemplo ruídos) ou componentes desejados de um sinal (por exemplo uma faixa restrita de frequências). Há dois tipos principais de filtros: os analógicos e os digitais. Ambos

são completamente diferentes em sua composição física e no modo como funcionam [14].

Na implementação de filtros analógicos usa-se circuitos eletrônicos e também analógicos, que são constituídos por componentes tais como resistores e capacitores. A figura 2.5 ilustra a aplicação de um filtro analógico a um sinal que se assemelha a uma senóide. No gráfico a) da figura, observa-se o sinal original, com a voltagem V em função do tempo t . Já em b) visualizamos o gráfico do mesmo sinal após a aplicação do filtro analógico, livre dos distúrbios que estavam presentes no sinal original [14].

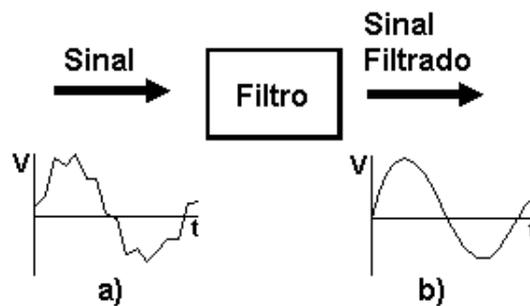


Figura 2.5 - Representação de um filtro analógico. a) Gráfico do sinal analógico original, com a voltagem V em função do tempo t . b) Gráfico do sinal analógico depois de filtrado.

Já os filtros digitais usam um processador digital para executar cálculos numéricos em valores amostrados do sinal. O processador usado pode ser de propósito geral, tais como os presentes em um microcomputador ou então um chip especializado [14].

A figura 2.6 ilustra um esquema de filtragem digital de sinal. Nela, observa-se em a) o sinal analógico de entrada. Ele é amostrado e digitalizado por um conversor analógico/digital, chamado ADC (*de analog to digital converter*). Em b) vemos o gráfico do sinal digitalizado pelo ADC. Os números binários resultantes da conversão,

que representam os valores amostrados sucessivamente a partir do sinal analógico de entrada são transferidos para o processador, onde ocorrem os cálculos numéricos de um dado filtro. Estes cálculos tipicamente envolvem a multiplicação dos valores digitais correspondentes às amostras do sinal analógico de entrada por constantes, além da adição dos respectivos produtos, e geram o sinal digital filtrado. Quando necessário, o resultado destes cálculos, que representa então um sinal digital filtrado como visto no gráfico c), pode ser novamente convertido para um sinal analógico como (d) através de um conversor digital/analógico, chamado DAC (de *digital to analog converter*) [14].

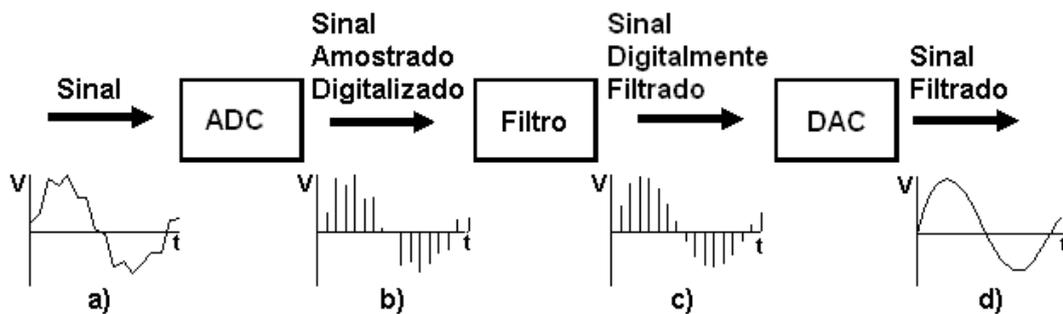


Figura 2.6 - Representação de um filtro digital.a) Gráfico do sinal analógico original, com a voltagem V em função do tempo t. b) Gráfico das amostras do sinal após a aplicação do conversor analógico para digital ADC (de *analog to digital converter*) c) Gráfico do sinal digital após a aplicação do filtro digital. d) Gráfico do sinal após a aplicação do conversor digital para analógico DAC (de *digital to analog converter*).

Os filtros digitais possuem várias vantagens em relação aos analógicos. São mais fáceis de projetar, testar, modificar e implementar, visto que estes processos são todos feitos em *software*. Já os filtros analógicos podem ser alterados somente se o hardware for reprojetoado, e estão sujeitos à dilatação térmica (dependentes da temperatura), os que não ocorre com filtros digitais [14].

Seguem dois exemplos de filtros digitais simples:

- Exemplo 1: filtro digital para simples ganho (amplificador).

$$y_n = k x_n;$$

- Exemplo 2: efeito *Delay* (atraso).

$$y_n = x_{n-k}$$

Em ambos os casos, k é constante e n varia de 0 até n , é o número de amostras a serem processadas. A ordem de um filtro digital pode ser definida como o número de entradas precedentes necessárias para calcular a saída atual. Assim, temos um filtro de ordem 0 no primeiro exemplo, e um filtro de ordem 1 no segundo exemplo [14].

2.3.1.2 Filtragem Seletiva de Freqüência

Dado um sinal de entrada, estes filtros eliminam as freqüências indesejadas, especificadas no seu projeto, selecionando a faixa de freqüências desejadas do sinal. A principal característica destes filtros é que seus coeficientes são fixos, não variam no tempo. Uma desvantagem inerente destes filtros é a de que quando as componentes do espectro do sinal de entrada sobrepõe-se, informações podem ser perdidas. Como ilustrado na figura 2.7, são os seguintes os filtros seletivos de freqüência:

- **Filtros passa-baixas** – mostrado no gráfico a) da figura 2.7, seleciona a faixa de freqüências inferiores a uma dada

freqüência de corte, eliminando ou atenuando as freqüências que se encontrarem acima dela.

- **Filtros passa-altas** - mostrado no gráfico b) da figura 2.7, seleciona a faixa de freqüências superiores a uma dada freqüência de corte, eliminando ou atenuando as freqüências que se encontrarem abaixo dela.
- **Filtros passa-faixa** - mostrado no gráfico c) da figura 2.7, seleciona a faixa de freqüências compreendidas entre duas dadas freqüências de corte, uma inferior e outra superior, eliminando ou atenuando as freqüências que se encontrarem fora desta faixa.
- **Filtros rejeita-faixa** - mostrado no gráfico d) da figura 2.7, elimina ou atenua a faixa de freqüências compreendidas entre duas dadas freqüências de corte, uma inferior e outra superior, permitindo apenas a passagem das freqüências que se encontrarem fora desta faixa.

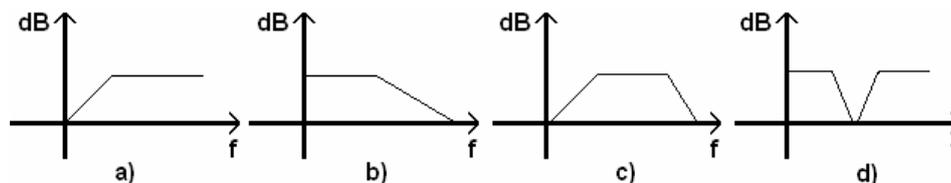


Figura 2.7 - Filtros seletivos de freqüência. Estes filtros selecionam as freqüências desejadas em um dado sinal de entrada, atenuando em dBs (decibéis) as restantes. São classificados como segue: a) filtro passa-altas, b) filtro passa-baixas, c) filtro passa-faixa, d) filtro rejeita-faixa.

2.3.1.3 Filtros digitais recursivos e não recursivos

Nos exemplos de filtros digitais apresentados anteriormente, a saída corrente, y_n , é calculada unicamente a partir dos valores

precedentes da entrada (k x_n no exemplo 1 e x_{n-k} no exemplo 2). Este tipo de filtro é dito não recursivo. Um filtro recursivo utiliza além de entradas também valores precedentes da saída [14]. A expressão para um filtro recursivo contém não somente termos que expressam valores da entrada x_n , mas também termos que expressam valores de saída y_n , como no seguinte exemplo:

$$y_n = x_{n-4} - 2x_{n-2} + x_n - 0.45y_{n-4} + 2.10y_{n-3} - 3.83y_{n-2} + 3.18y_{n-1}$$

Uma terminologia alternativa para filtros não recursivos é FIR (de *Finite Impulse Response*, resposta de impulso finita), e para filtros recursivos é IIR (de *Infinite Impulse Response*, resposta de impulso infinita). Estes termos referem-se às diferentes respostas dos dois tipos de filtro, e são usados extensamente. A resposta de impulso de um filtro digital é a seqüência de saída quando uma *unidade de impulso* (seqüência de entrada simples que consiste em um único valor de 1 no instante zero, seguido por valores iguais a zero em todos os instantes subseqüentes) é aplicada à sua entrada. Um filtro FIR possui resposta de impulso de duração finita. Um filtro de IIR possui resposta de impulso (teoricamente) infinita, porque os termos prévios de saída realimentam a energia de entrada. O termo IIR não é muito exato, porque as respostas de impulso reais de quase todos os filtros de IIR se reduzem virtualmente a zero em um tempo finito [14]. Os filtros FIR são mais estáveis, e devem ser usados quando nenhuma ou pouca distorção na fase é desejada. Já os filtros IIR são usados quando os únicos requerimentos são remover picos e alto processamento [4]. Dentre os métodos clássicos de filtragem digital IIR podemos citar:

Bessel, Butterworth, Chebyshev, Chebyshev Inverso e Elíptico. Dentre os métodos clássicos de filtragem digital FIR podemos citar: métodos de Janela (Hamming, Blackman, Kaiser), Remez e Cosseno.

2.3.1.4 Ordem de um filtro digital

Uma das características dos filtros IIR é a de exigir saídas para a computação da próxima saída. Filtros FIR não possuem ordem, apenas um número n de coeficientes. A ordem dos filtros IIR é dada pelo número de saídas anteriores necessárias para calcular a próxima saída. No caso de filtros passa-faixa, este número é dobrado, visto que há dois pontos de corte de frequência, um superior e outro inferior [14]. Abaixo, um exemplo de relação de recorrência típica de filtros IIR passa-faixa de primeira ordem:

$$\begin{aligned} y[n] = & \quad (-1 * x[n- 2]) \\ & + (0 * x[n- 1]) \\ & + (1 * x[n- 0]) \\ & + (-0.5543090515 * y[n- 2]) \\ & + (1.5288532629 * y[n- 1]) \end{aligned}$$

2.3.2 Filtragem de ECG usando *wavelets*

Além das oscilações de linha base, diversos outros tipos de ruídos podem estar associados ao sinal de ECG. Os ruídos devem-se, entre outras causas, ao mau contato dos eletrodos (captadores do sinal elétrico) com a pele do paciente, más condições do equipamento de

aquisição do sinal ou à interferência elétrica, este último geralmente em torno de 50 Hz ou 60 Hz [3].

As origens da teoria Wavelet remontam aos anos 30, e nos últimos 20 anos tem despertado enorme interesse em todas as áreas. As Wavelets são funções bases com as quais se representa uma determinada função em múltiplos níveis de detalhe. Elas constituem uma ferramenta matemática para decompor funções hierarquicamente permitindo “ver a floresta e as árvores” [27]. As funções bases das wavelets não pertencem a um espaço finito de soluções, isto é, existem teoricamente infinitas possibilidades de se projetar wavelets com propriedades especiais, voltadas para aplicações específicas [4]. Até o ano de 2000, não se tinha notícia de um método de filtragem wavelet que eliminasse oscilações de linha base [31], mas outras publicações apontam para o uso de filtros adaptativos baseados em wavelets tanto para a remoção de ruídos como para a detecção de formas de onda como alternativa para o processamento digital de ECG [25], [27], [28], [31].

Foi estudado o método de filtragem wavelet de ECG descrito em [25], por constituir-se em trabalho prévio do Gmicro que combina a Transformada Ortogonal Wavelet com SURE Thresholding. A figura 2.8 mostra um sinal cardíaco Biotronik, antes e depois da filtragem com o uso deste método. Ruídos semelhantes estão presentes também nos sinais da base de dados de ECGs arrítmicos do MIT-BIH. Este ruído faz com que os pontos oscilem ao redor do que seria a “curva correta” desta amostra de ECG. O resultado visível graficamente, quando os pontos estão unidos por linhas, é o aumento

da “espessura” do sinal (gráfico a) da figura). O método de filtragem wavelet utilizado equilibra as oscilações, resultando o sinal filtrado em uma “linha do meio” do sinal ruidoso original, (gráfico b) da figura 2.8).

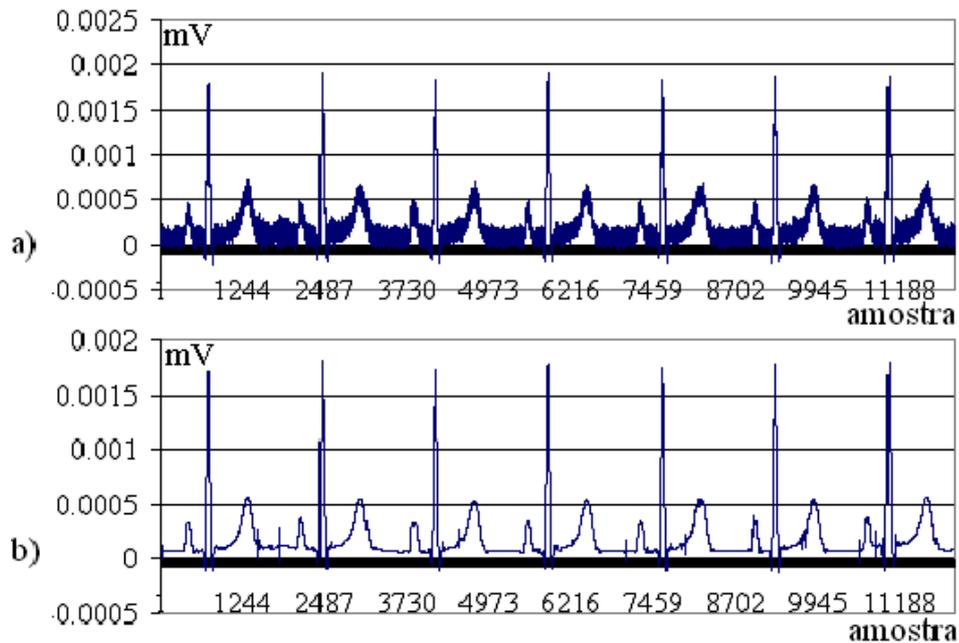


Figura 2.8 - Filtragem wavelet de ECG. a) Sinal com ruído. b) Sinal após a filtragem.

2.3.2.1 Filtragem adaptativa de ECG usando a Transformada Ortogonal Wavelet

Também conhecida por Transformada Wavelet de Daubechies, a Transformada Ortogonal Wavelet representa exatamente polinômios de grau até $N-1$, sendo que são denotadas por dBN ($N = 1, \dots, +\infty$) [5]. São definidas equações matemáticas para a transformada direta, que divide o sinal em aproximações e detalhes, e a transformada inversa, que junta uma aproximação e um detalhe para reconstituir o sinal que a originou.

2.3.2.1.1 Transformada Wavelet Direta

Aplicada a um sinal S_n , a transformada wavelet direta gera dois sinais, S_{n+1} , as aproximações, e d_{n+1} , os detalhes, como ilustra a figura 2.9. A transformada wavelet direta pode ser aplicada sucessivamente em quantos níveis de aproximações se achar necessário. Os sinais d_n destacam os detalhes da curva original S_n .

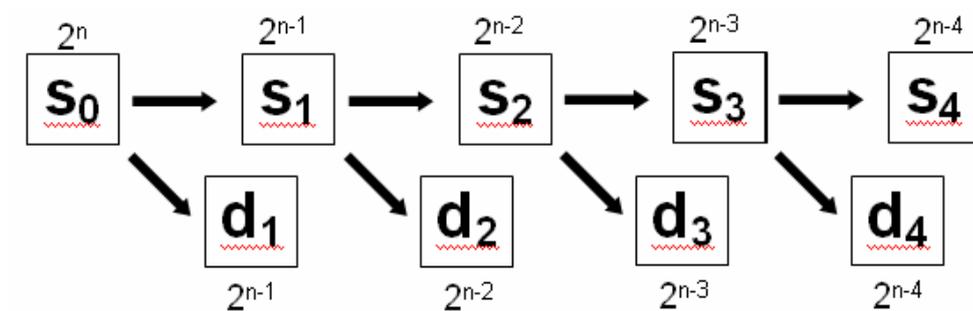


Figura 2.9 - Sinais gerados pela transformada wavelet direta para dB2.

Os modelos matemáticos da transformada wavelet direta consistem nas seguintes fórmulas, onde N é o número de momentos nulos, h é o filtro, m é o índice do filtro, k é o índice da amostra e j é o nível de transformada:

$$s_{j+1,k} = \sum_{m=0}^{2N-1} h_m s_{j,2k+m}$$

$$d_{j+1,k} = \sum_{m=0}^{2N-1} (-1)^m h_{2N-1-m} s_{j,2k+m}$$

2.3.2.1.2 Transformada Wavelet Inversa

Aplicada aos S_{n-1} e d_{n-1} de um sinal, a transformada wavelet inversa “recupera” o sinal S_n , como ilustra a figura 2.10.

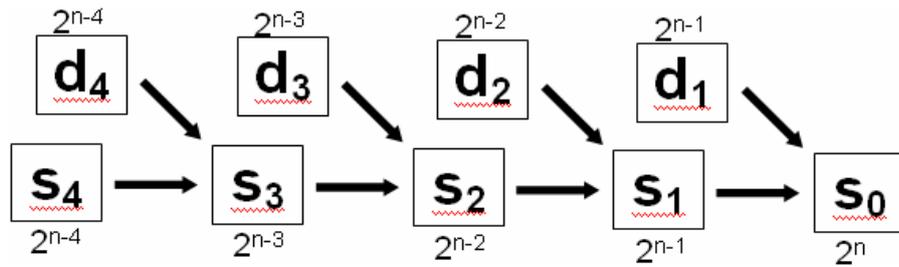


Figura 2.10 - Sinais gerados pela transformada wavelet inversa dB2.

O modelo matemático da transformada wavelet inversa consiste nas seguintes fórmulas:

$$s_{j,2k} = \sum_{m=0}^{N-1} \left(h_{2(N-m-1)} s_{j+1,k-N+1+m} + h_{2m+1} d_{j+1,k-N+1+m} \right)$$

$$s_{j,2k+1} = \sum_{m=0}^{N-1} \left(h_{2N-2m-1} s_{j+1,k-N+1+m} - h_{2m} d_{j+1,k-N+1+m} \right)$$

As aproximações das transformadas wavelets expostas anteriormente mantêm a mesma energia do sinal do nível anterior. Para manter a média utiliza-se por definição os fatores $\sqrt{2}$ dividindo a transformada wavelet direta, e $1/\sqrt{2}$ multiplicando a transformada wavelet inversa. Para a filtragem deste detector de arritmias, foi selecionada a transformada ortogonal wavelet que mantém a energia, número de momentos nulos igual a 4 e número de níveis igual a 6.

A figura 2.11 mostra trechos de um sinal Biotronik onde foi aplicada a transformada ortogonal wavelet duas vezes consecutivas, em S_0 e S_1 . Observa-se as aproximações S_1 à esquerda e os detalhes d_1 à direita, no gráficos b). Nota-se que a primeira metade do gráfico c) é dividida S_2 e d_2 , aproximações e detalhes de S_1 do gráfico b).

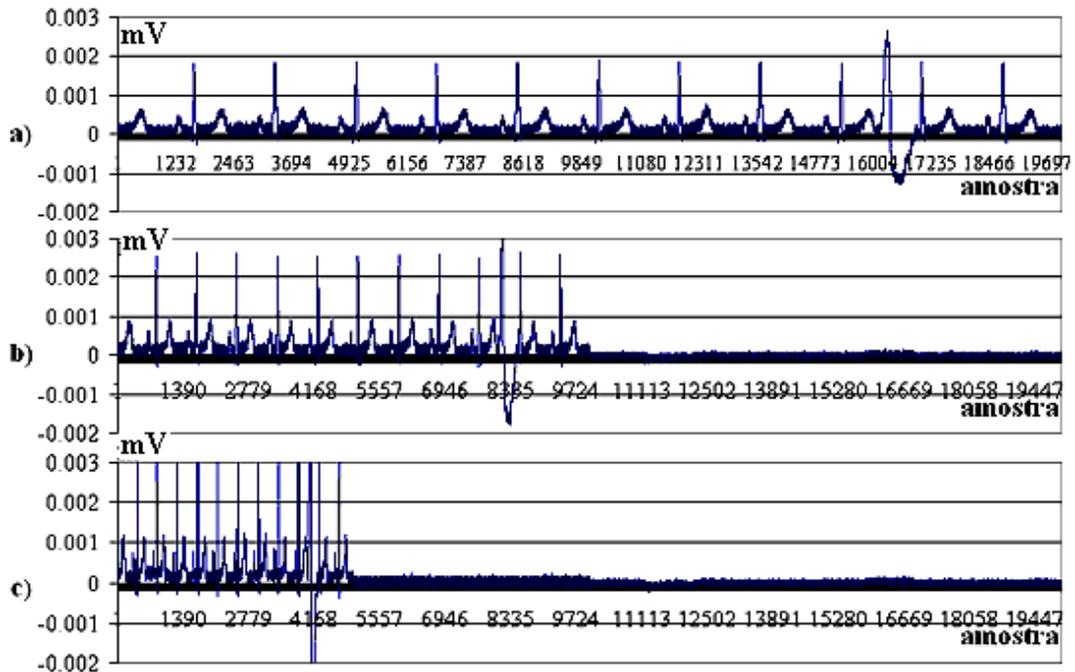


Figura 2.11 - Transformada Ortogonal Wavelet dB1 aplicada a sinal Biotronik. a) Sinal original, S_0 . b) Aproximações S_1 à esquerda e detalhes d_1 à direita. c) Aproximações S_2 à esquerda, e detalhes d_2 e d_1 à direita (d_2 até o meio do gráfico).

É em cada nível de detalhe d_i que se faz a filtragem, seguido imediatamente pela realização da transformada wavelet inversa, usando S_i e d_i , para gerar a aproximação S_{i-1} , até que se chegue a S_0 filtrado, partindo de S_n onde n é o nível máximo de transformada. No Detector de Arritmias implementado, usa-se 6 níveis, filtrando 1024 pontos da amostra por vez.

2.3.2.1.3 Filtros da Transformada Wavelet Daubechies

São valores definidos, dependentes do número de níveis que se aplica, e correspondentes ao valor indexado por m nas fórmulas da transformada. A tabela 1 mostra os filtros para dB1 até dB4.

Wavelet	Filtros	
DB1	$h(0)=0.7071067811865475$	$h(1)= 0.7071067811865475$
DB2	$h(0)=0.4829629131445341$ $h(2)=0.2241438680420134$	$h(1)=0.8365163037378077$ $h(3)=-0.1294095225512603$
DB3	$h(0)=0.3326705529500825$ $h(2)=0.4598775021184914$ $h(4)=-0.0854412738820267$	$h(1)=0.8068915093110924$ $h(3)=-0.1350110200102546$ $h(5)= 0.0352262918857095$
DB4	$h(0)=0.2303778133088964$ $h(2)=0.6308807679298587$ $h(4)=-0.1870348117190931$ $h(6)=0.0328830116668852$	$h(1)=0.7148465705529154$ $h(3)=-0.0279837694168599$ $h(5)=0.0308413818355607$ $h(7)=-0.0105974017850690$

Tabela 1: Filtros da wavelet de Daubechies para dB1 até dB4 [5].

2.3.2.2 SURE Thresholding

Trata-se de uma função $T(d, \lambda)$, onde d é o nível de detalhe d_i , e λ é uma valor de limiar definido por uma *Estratégia SURE*. Esta função elimina da amostra d os pontos que não satisfazem seu modelo matemático. São três os tipos de SURE Thresholding: *Hard*, *Soft* e *Hyper*, sendo que o usado neste trabalho é o *Soft*. O Modelo matemático do *Soft Thresholding* é o que segue:

$$T^{soft}(d, \lambda) = (d - \text{sgn}(d) \cdot \lambda) \cdot I(|d| > \lambda)$$

Onde:

- $I = 0$ se $|d| \leq \lambda$
- $I = 1$ se $|d| > \lambda$
- $\text{sgn}(d)$ é o sinal da amostra d_i .

2.3.2.2.1 Estratégia SURE

É a estratégia utilizada para a escolha dos lambdas que são usados no SURE Thresholding. A estratégia usada neste trabalho parte de um valor inteiro que reparte o máximo valor de amplitude absoluto da amostra em um correspondente número de fatias de amplitudes, neste caso, o número 32. O incremento é definido como máximo valor de amplitude absoluto da amostra dividido por 32 multiplicado por 1.01. O primeiro valor de lambda é 0, e o final é pouco mais que o máximo valor de amplitude da amostra. O trecho de código C que realiza este cálculo é o que segue:

```
MaximoValor=MaximoAbsoluto(Amostra, Tamanho);  
Incremento=1.01*MaximoValor/NumeroDeDivisoies;  
Lambda[0]=0;  
  
for(i=1; i<NumeroDeDivisoies; i++)  
    Lambda[i]=Lambda[i-1]+Incremento;
```

Onde *MaximoAbsoluto(Amostra, Tamanho)* é a função que calcula o máximo valor de amplitude absoluto da amostra contida no vetor *Amostra*, que possui um número de elementos igual a *Tamanho*. A variável *NumeroDeDivisoies* armazena o valor 32. A variável *Incremento* é o máximo valor de amplitude absoluto da amostra dividido por 32 multiplicado por 1.01. Ao final deste trecho de código, o vetor *Lambda* (que contém 32 elementos) conterà o limiar de cada uma das 32 fatias, de 0 até pouco mais do que o máximo valor absoluto em amplitude, segundo a acumulação de *Incremento*, ou seja,

32 possíveis valores para lambda. Para cada possível lambda, calcula-se o seguinte modelo matemático:

$$SURE(\lambda, d) = \sigma_j^2 \left[n - 2 \sum_{k=1}^n I(|d_k| \leq \lambda) \right] + \sum_{k=1}^n \min^2(|d_k|, \lambda)$$

Onde :

- σ_j^2 é a variância do nível de detalhes d_i da transformada,
- $\sum_{k=1}^n I(|d_k| \leq \lambda)$ é o número de detalhes cortados no detalhe,
- $\sum_{k=1}^n \min^2(|d_k|, \lambda)$ é a soma dos mínimos entre $|d_k|$ e λ para cada k.

O lambda escolhido dentre os 32 possíveis é o que gerar o menor valor após a aplicação do cálculo deste modelo matemático. Este é o valor que vai ser aplicado no *Soft SURE Thresholding*.

2.3.3 Algoritmos Detectores de Complexos QRS

Após a filtragem, pode-se partir para a detecção das formas de onda e identificação de suas características. Amplitude, duração e ângulos das formas de onda são as informações chave para diagnosticar anomalias [33]. Um complexo QRS normal possui largura entre 0.04 milisegundos (ms) e 0.12 ms, e uma amplitude no pico R de até 1.6 mV [31]. O intervalo entre duas ondas P é considerado como um batimento cardíaco, mas na prática de processamento digital de ECG, usa-se o complexo QRS para obter o período de tempo entre dois batimentos cardíacos (intervalo RR). Isso

porque a onda R possui uma amplitude mais elevada e melhor relação sinal-ruído em relação à onda P [34].

Baseado em método proposto em [35], usou-se uma lista de registros contendo as características de cada complexo QRS detectado. Duração, tempo inicial, tempo final, tempo e amplitude dos picos Q, R e S, além de uma variável que o identifica como um complexo QRS normal ou proveniente de extra-sístole ventricular. Os métodos utilizados para a detecção do complexo QRS podem ser divididos em quatro categorias [31] [32], que são:

- Algoritmos baseados na amplitude e na 1ª derivada - Aplicação de uma máscara que permite calcular a derivada do sinal, seguida da aplicação de um limiar à amplitude, para identificar o complexo.
- Algoritmos baseados somente na 1ª derivada - Aplicação de uma máscara que permite calcular a primeira derivada do sinal, seguida da aplicação de um limiar à mesma para identificar o complexo.
- Algoritmos baseados na 1ª derivada e na 2ª derivada - A primeira e segunda derivada são calculadas, se necessário são “alisadas”, e em seguida são aplicados vários valores de limiar.
- Algoritmos baseados em filtros digitais - Aplica-se filtros passa-baixa, e são aplicados limiares.

Em [31], afirma-se que uma comparação entre estes quatro métodos pode ser encontrada em [10]. Em [32], afirma-se que os parâmetros destes algoritmos não são adaptativos, porém, que podem

ser ajustados especificamente para o sinal em análise, além de que outros métodos mais complexos são algoritmos com aplicações de métodos de máximo à posteriori e algoritmos baseados em *wavelets*. Foram estudados os métodos de detecção de QRS descritos em [8], [25] e [33].

2.3.3.1 Algoritmo de detecção de QRS baseado em filtros digitais

Este algoritmo, descrito em [8], tem a particularidade de utilizar a integração de dois canais do eletrocardiograma. Após a filtragem do sinal, o limiar de detecção é obtido a partir de um processo adaptativo. As regras utilizadas para determinar ajuste do limiar foram determinadas empiricamente, visando detectar o maior número de complexos QRS e evitar a detecção de falsos positivos. Quando houver um cruzamento do limiar de detecção, este evento será analisado pelo detector que irá classificá-lo ou não como um complexo QRS. São calculados os seguintes parâmetros: intervalo RR, largura e amplitude, e a partir das estatísticas destes parâmetros dos eventos anteriores, o evento em análise é aceito ou não.

Na conclusão, afirma-se que a porcentagem de erro quanto ao número de QRSs detectados em relação ao número dos QRSs presentes no sinal foi de 0,92%. Já a porcentagem de falsos QRSs presentes entre os detectados foi de 0,37%. Os testes foram feitos com sinais da base de dados de ECGs arrítmicos do MIT-BIH. Destaca-se também na conclusão que uma das características do algoritmo que ajudam a reduzir a detecção errônea de complexos QRSs é o critério

de aceitar apenas intervalos RR cuja distância é maior do que 200 ms. A figura 2.12 mostra um trecho do sinal 117 da base de ECGs arrítmicos MIT-BIH, a partir do instante 0:00, onde verifica-se a presença de ondas T além de 200 ms após o pico R. Portanto, quando aplicado isoladamente, este critério não é suficiente para evitar a detecção de ondas T como falsos QRS.

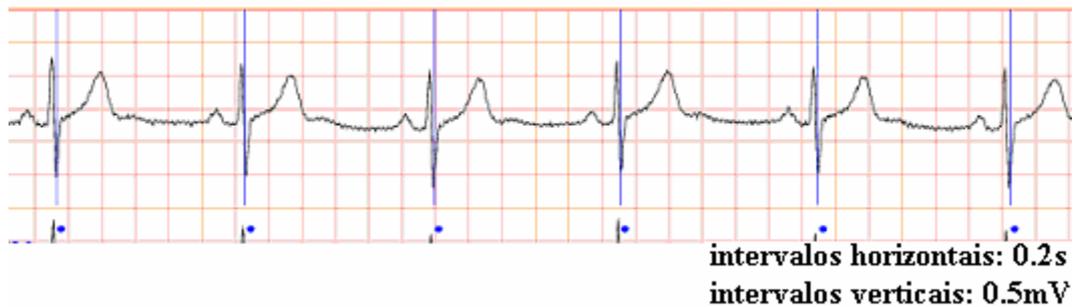


Figura 2.12 - Ondas T além de 200 ms. Fonte: [18].

2.3.3.2 Algoritmo de detecção de QRS baseado em wavelet

Este algoritmo está descrito em [25]. Ao sinal já filtrado, aplica-se a Transformada Wavelet de Daubechies dB1, (ver seção 2.3.2.1), também conhecida como Wavelet de Haar. A figura 2.13 mostra o que ocorre com o sinal depois de efetuada esta transformada. O sinal original S_0 é o visto no gráfico a). Após o cálculo da transformada, observa-se as Aproximações S_1 à esquerda, e os detalhes d_1 à direita, no gráfico b). Dentre os detalhes da transformada de Haar (metade direita do gráfico b), calcula-se o máximo valor absoluto de amplitude. Determina-se como o limiar que reconhece os complexos QRS 50% deste valor.

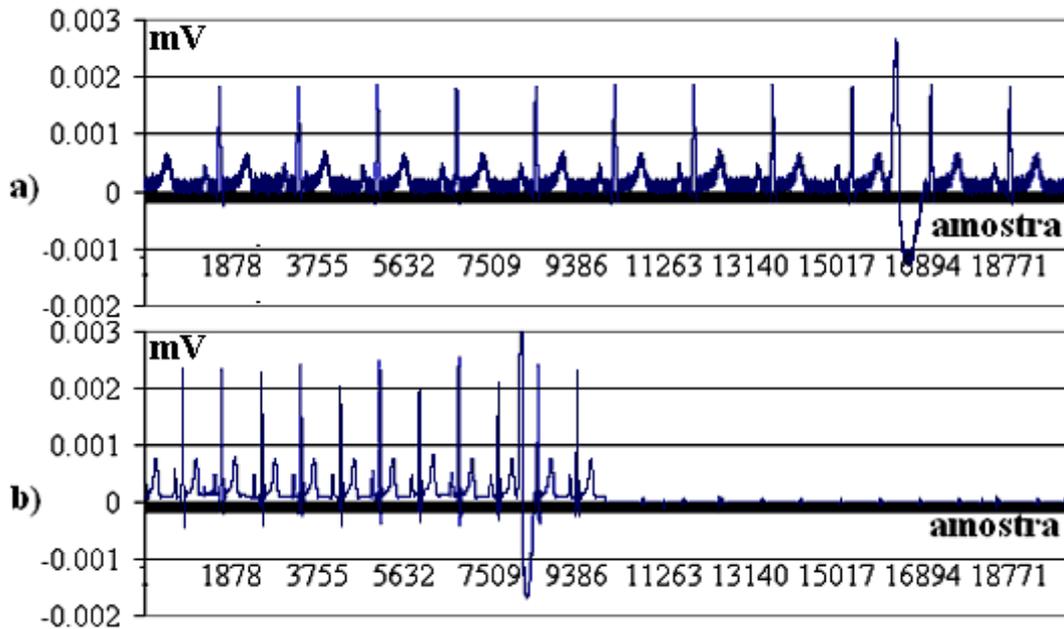


Figura 2.13 – Wavelet de Haar aplicada a sinal de ECG já filtrado. a) S_0 . b) S_1 e d_1 . O limiar de detecção de complexos QRS é aplicado em d_1 . Os detalhes d_1 são quase invisíveis aqui devido à escala.

Os eventos que ultrapassarem este limiar são considerados picos R de complexos QRS. Após percorrer os arredores do possível pico R determina-se qual é o tempo do evento dividindo-se os tempos do primeiro e último pontos desta região da amostra a ultrapassarem o limiar positivamente e negativamente. Este método não previne a detecção de onda T como falso complexo QRS.

2.3.3.3 Algoritmo de detecção de QRS de primeira derivada

Neste caso, descrito em [31] e [33], somente a primeira derivada é considerada, sendo calculada segundo a fórmula:

$$Y(n) = -2f(n-2) - f(n-1) + f(n+1) + 2f(n+2)$$

O limiar h da inclinação é calculado como uma fração da inclinação máxima para a primeira derivada:

$$h = \alpha \max\{Y(n)\} \quad \text{onde } \alpha = 0.7$$

O primeiro ponto que excede a inclinação é cotado o início de um candidato a QRS. Em [31], utilizou-se um α igual a 0.5, sendo que dentre três métodos, este foi o que demonstrou melhores resultados nas circunstâncias em que os autores testaram. A figura 2.14 mostra que mesmo após a aplicação da primeira derivada, as proporções das diferenças de amplitude entre os QRSs normais e os extra-sistólicos continuam as mesmas. As amplitudes máximas do gráfico do sinal original (gráfico a), que eram pouco mais de 2 mV passam para 8 mV após o cálculo da primeira derivada (gráfico b). Nestas situações, onde as diferenças de amplitude chegam a 400%, a aplicação deste algoritmo não detectaria nenhum dos complexos QRSs normais.

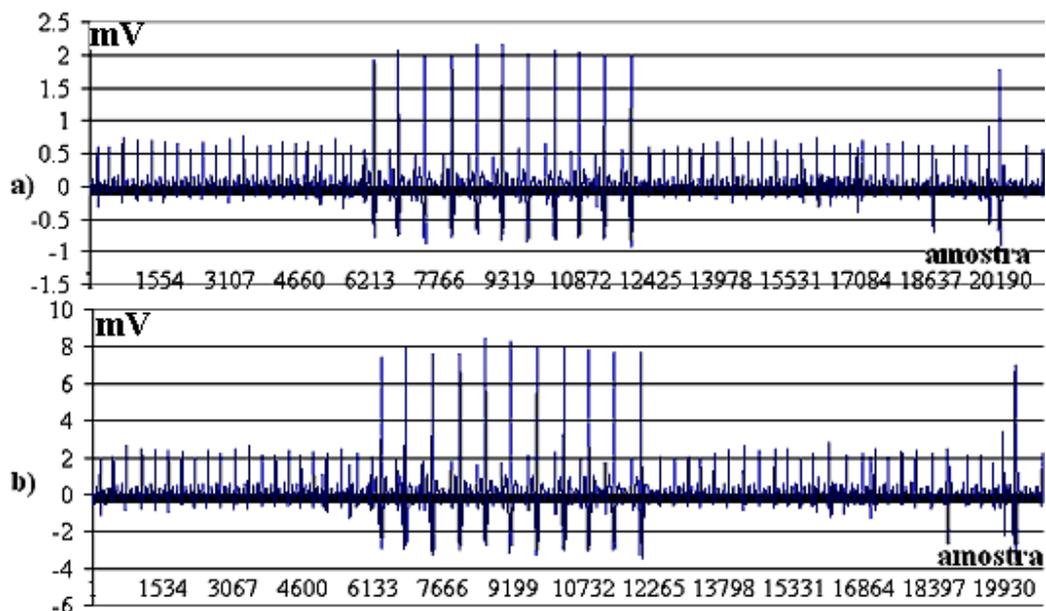


Figura 2.14 - Aplicação de primeira derivada a ECG. a) Sinal Original b) Sinal depois de aplicada a primeira derivada, onde se observa a simples amplificação do sinal original.

3 Detector de Arritmias

3.1 Pré-Processamento de ECG do Detector de Arritmias

3.1.1 Remoção de oscilações da linha base

Para este fim, a filtragem linear tem demonstrado bons resultados [8], [30] e [32], fazendo uso de filtros passa-faixa (que, dados definidos pontos de corte de frequência, um inferior e outro superior, selecionam a faixa de frequências contida entre eles) e passa-alta (que, dado um definido ponto de corte, permite apenas a passagem das frequências superiores a ele).

As frequências responsáveis pelas oscilações da linha base encontram-se na faixa de 0 Hz a 5 Hz [31]. As frequências das formas de onda do tipo complexo QRS estão distribuídas numa faixa de frequências que varia de 2 Hz até 100 Hz, com um pico compreendido entre 10 Hz e 15 Hz [30]. No algoritmo detector de complexos QRSs descrito em [8], a faixa-passante de frequências selecionadas para a filtragem linear está compreendida entre 3 Hz e 35 Hz. Já no algoritmo descrito em [30], a faixa-passante de frequências selecionadas está entre 7.5 Hz e 40 Hz.

Para fins de teste, comparamos os resultados de filtros passa-faixa IIR Buterworth e FIR Remez (também conhecido por algoritmo de Parks-McClellan). Como os sinais Biotronik não possuem oscilações de linha base, a taxa de amostragem usada para o projeto destes filtros foi sempre de 360 Hz, com vistas a eliminar as

oscilações de linha base presentes em sinais da base de dados de ECGs arrítmicos do MIT-BIH.

3.1.1.1 Filtro Butterworth na remoção de oscilações de linha base

É sabido que as distorções inseridas pela filtragem IIR prejudicam a detecção de anomalias em ECG, tais como potenciais ventriculares tardios no segmento ST [2]. Porém, para fins de identificação de complexos QRS considerou-se a possibilidade de este método ser útil. Foram testados filtros passa-faixa de 3 Hz a 35 Hz IIR Butterworth de primeira, segunda e terceira ordem, para uma taxa de amostragem de 360 Hz.

Cálculo dos Coeficientes

O cálculo dos coeficientes do filtro foi efetuado por um programa de projeto interativo de filtros digitais disponível *online* em [24]. A página serve entradas para o projeto interativo de filtros IIR, para os seguintes algoritmos: Bessel, Butterworth e Chebyshev. Conforme mostra a figura 3.1 [25], o primeiro passo é selecionar tipo de filtro desejado. Em *1.Select filter type*, seleciona-se o algoritmo; à esquerda, seleciona-se o tipo de filtro quanto à passagem (ou rejeição) de frequências: filtro passa-baixas (*Lowpass*), passa-altas (*Highpass*), passa-faixa (*Bandpass*) ou rejeita-faixa (*Bandstop*).

1. Select filter type:

<input checked="" type="radio"/> Butterworth	<input checked="" type="radio"/> Lowpass
<input type="radio"/> Bessel	<input type="radio"/> Highpass
<input type="radio"/> Chebyshev	<input type="radio"/> Bandpass
	<input type="radio"/> Bandstop

Figura 3.1 - Seleção de tipo de filtro IIR. Fonte: [24].

Estão disponíveis na página também caixas de texto para que se digite a ordem do filtro e as frequências de corte inferior e superior, além da taxa de amostragem. Além destas, há outras caixas de texto de preenchimento opcional, com respectivas explicações presentes. Após digitar todas as especificações do filtro, clica-se no botão *Submit* (enviar) para que o cálculo do filtro seja efetuado. Caso os dados de entrada estejam errôneos, o filtro não é projetado, e uma mensagem de erro é exibida. Caso contrário, gráficos, coeficientes, código ANSI C e demais informações para a interpretação dos resultados do filtro projetado são disponibilizados em uma nova página.

A figura 3.2 mostra o resultado para o projeto de um filtro Butterworth passa-faixa de 3 Hz a 35 Hz, de segunda ordem, dado pelo referido programa, para uma taxa de amostragem de 360 Hz. O eixo horizontal da figura representa a frequência normalizada, onde 0 corresponde a 0 Hz, e 0.5 corresponde a 180 Hz, a frequência *Nyquist*, metade da taxa de amostragem dos sinais da base de dados de ECG arrítmicos do MIT-BIH. Já o eixo vertical mostra a magnitude normalizada (detalhes sobre normalização em [16]). A curva destaca a faixa passante com magnitude em torno de 1.

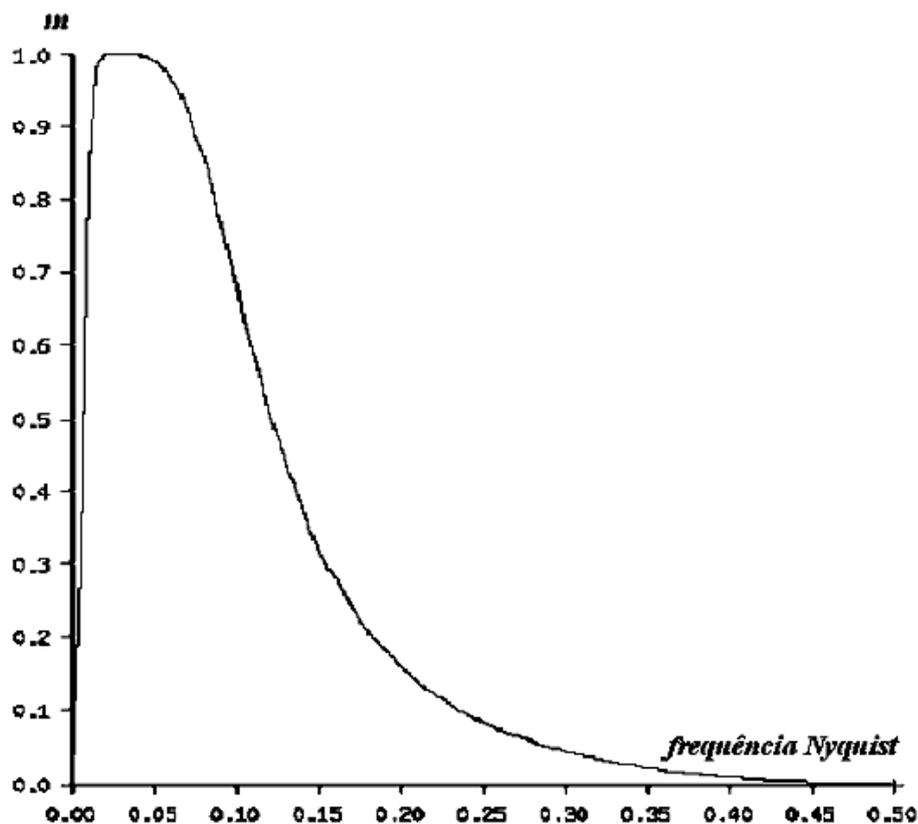


Figura 3.2 - Gráfico de filtro Butterworth. Eixo vertical: magnitude m normalizada. Eixo horizontal: frequência Nyquist normalizada (0.5 corresponde a 180 Hz). A faixa passante é de 3 Hz a 35. Hz [24].

Resultados dos filtros Butterworth testados

Foram testados filtros IIR de segunda, terceira e quarta ordem Butterworth, para uma faixa-passante de 3 Hz a 35 Hz, cujos resultados mostraram-se similares. A figura 3.3 mostra alguns segundos do sinal MIT-BIH de número 228, a partir do instante 20:08, antes e depois da remoção da oscilação de linha base, sendo o sinal original o do gráfico a), mais ao alto, seguido pelos gráficos correspondentes à filtragem de ordem 2 (b), 3 (c) e 4 (d). Observa-se que a linha base volta a ficar em torno de 0 mV, bem como que os complexos QRS tornam-se identificáveis, para fins contagem dos

mesmos. As amplitudes dos picos dos complexos QRS são distorcidas, sendo a distorção mais gritante a da extra-sístole ventricular, assinalada pela seta nos gráficos.

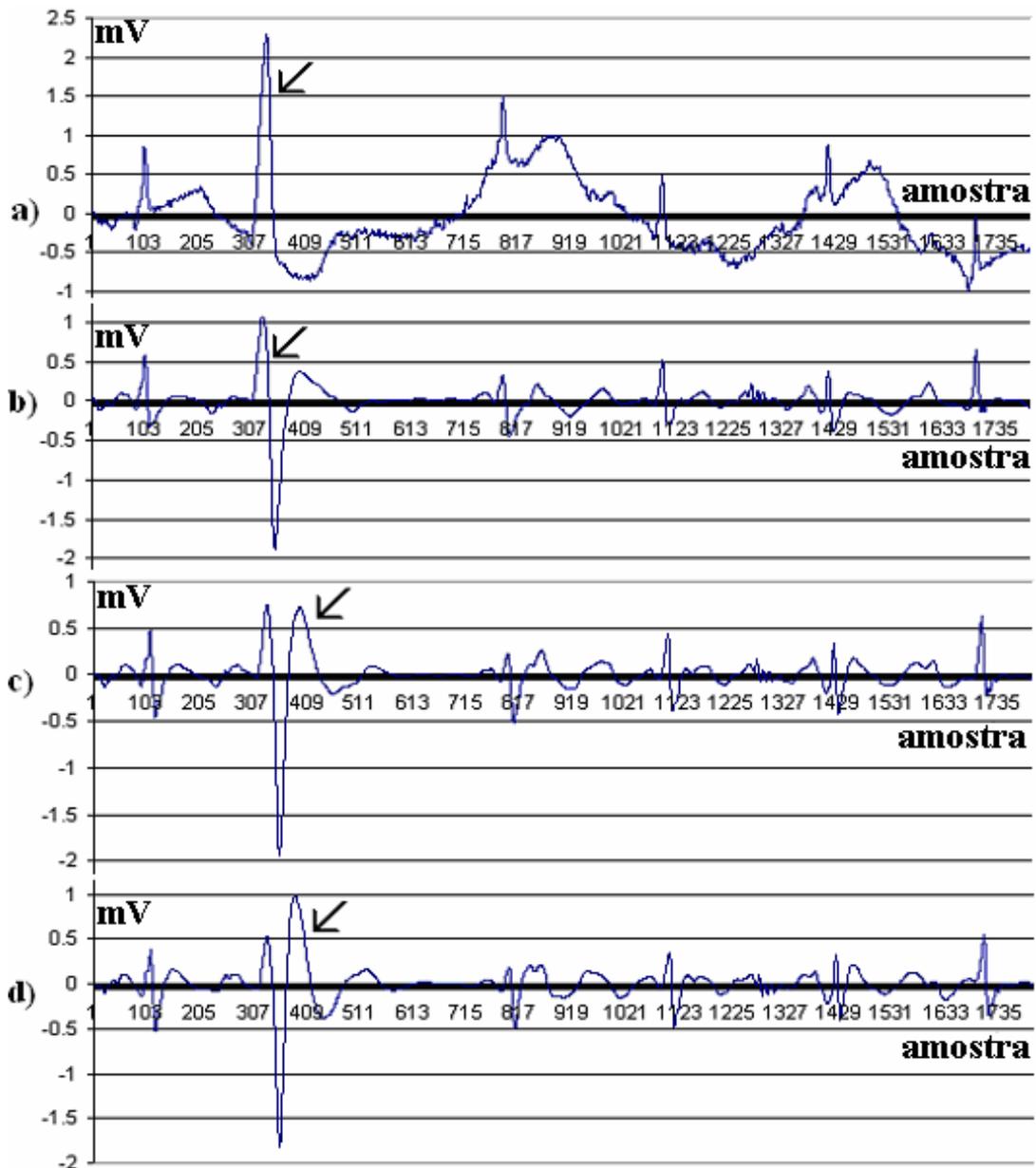


Figura 3.3 - Filtragem de ECG Butterworth. A faixa-passante é de 3Hz a 35Hz. a) sinal original. b) Filtro de ordem 2. c) Filtro de ordem 3. d) Filtro de ordem 4. Observa-se que ocorre grande distorção da extra-sístole ventricular, nos gráficos a, b e c, indicado pelas setas, além da correção da oscilação de linha base que volta a ficar em torno de zero.

3.1.1.2 Filtro Remez na remoção de oscilações de linha base

A técnica de filtragem FIR utilizada para testar a remoção das oscilações de linha base foi o Ótimo de Remez, também conhecido por algoritmo de Parks-McClellan. Empiricamente se testou filtros deste tipo com leves diferenças nas seguintes variáveis: banda passante, *ripple* (faixa, em dBs, que a banda passante pode variar), número de dBs na faixa de rejeição e número de dBs na faixa de transição (nos pontos de corte de frequência).

Cálculo dos Coeficientes

O cálculo dos coeficientes foi realizado com o software da figura 3.4, disponível em [15], que presta-se ao projeto interativo de filtros digitais FIR segundo o algoritmo de Parks-McClellan.

LP HP BP BS

Passband: to

Transition bandwidth:

Minimum plot gain (dB):

Passband ripple (dB):

Stopband attenuation (dB):

Order:

Figura 3.4 - Software para projeto interativo de filtros digitais Parks-McClellan. Fonte: [15].

Como se pode observar na figura 3.4, as seguintes variáveis e comandos são requeridas para o cálculo do filtro:

➤ **Tipo de filtro** - Nestes botões de rádio especifica-se se o filtro é passa-baixas (opção LP, de *Low Pass*), passa-altas (opção HP, de *Hight Pass*) passa-faixa (opção BP, de *Band Pass*) ou rejeita-faixa (opção BS, de *Band Stop*).

➤ **Faixa Passante (*Passband*)** - Nas caixas de texto correspondentes a estas variáveis digita-se as frequências de corte inferior e superior normalizadas na escala de 0 a 0.5. Para filtros passa-altas, a frequência de corte inferior inexiste, logo a caixa de texto à esquerda é ajustada automaticamente para 0, e, na caixa de texto à direita deve-se digitar a frequência de corte superior normalizada. Para filtros passa-baixas, a frequência superior é ajustada para 0.5, e, na caixa de texto à esquerda deve-se digitar a frequência de corte inferior normalizada. Para as filtros passa-faixa e rejeita-faixa, deve-se digitar ambos os pontos de corte de frequências normalizados, o inferior à esquerda e o superior à direita.

➤ **Faixa de Transição (*Transition Bandwidth*)** - Na caixa de texto correspondente a esta variável digita-se a faixa de frequência de transição normalizada na escala de 0 a 0.5. No caso de filtros passa-faixa ou rejeita-faixa, a largura de faixa da transição é a mesma nas duas frequências de corte, tanto a superior como a inferior.

➤ **Ripple Passante (*Passband Ripple (dB)*)** - Na caixa de texto correspondente a esta variável digita-se o *ripple* tolerado da faixa-passante em DBs. Este valor especifica a variação de ganho permitida na faixa-passante, acima e abaixo do valor ideal 1. O valor de ripple r

dB corresponde a uma variação de ganho da faixa-passante entre $1 + \delta$ e $1 - \delta$, onde $\delta = 1 - 10^{-r/20}$.

➤ **Atenuação na faixa de rejeição (*Stopband attenuation (dB)*)** - Na caixa de texto correspondente a esta variável digita-se a atenuação mínima tolerada (ganho tolerável máximo) à faixa de rejeição de frequências em dB. A atenuação em dB corresponde a um ganho de $10^{-A/20}$ na faixa de rejeição.

➤ **Ordem (*Order*)** - Na caixa de texto correspondente a esta variável digita-se a ordem do filtro, e em seguida tecla-se <enter> para o cálculo dos coeficientes. Alternativamente, pode-se clicar com o mouse no botão *Estimate* (Estimar), para que o algoritmo estime a ordem do filtro, baseado nas demais variáveis do projeto.

➤ **Projetar (*Design*)** - Este botão fica disponível após a especificação da ordem, seja esta definida pelo projeto ou estimada pelo algoritmo. Ao clicá-lo o filtro é calculado, podendo às vezes demorar para dar uma resposta (lembrar que nem sempre o algoritmo de Parks-McClellan converge).

➤ **Gráfico de Resposta (*Plot Response*)** - Este botão fica disponível após o cálculo do filtro, se o algoritmo convergir. Ao clicá-lo, aparece o gráfico de resposta, como mostra a figura 3.4. Embora o *aplet* não mostre escala, sabe-se que a horizontal corresponde à frequência normalizada na escala de 0 a 0.5, e a vertical permite estimar em dB o ripple passante e a atenuação na faixa de rejeição. A lista *Minimum plot gain (dB)* (mínimo ganho em dB do gráfico) permite alterações da escala vertical da apresentação do gráfico. O valor padrão é -100 dB.

➤ **Coefficientes (*Coefficients*)** - Este botão também fica disponível após o cálculo do filtro, se o algoritmo convergir. Ao clicá-lo, aparece a lista dos coeficientes do filtro no espaço onde antes visualizava-se o gráfico. Os coeficientes podem ser então selecionados e copiados.

Resultados dos filtros Remez testados

Na figura 3.5, expõe-se a comparação dos resultados práticos de um teste com três diferentes projetos de filtros digitais passa-faixas Remez, utilizando um trecho do sinal 200 da base de dados de ECGs arrítmicos MIT-BIH a partir do instante 00:18. O gráfico a) da figura mostra o sinal original. Repara-se que o segundo, quarto, quinto e sétimo complexos QRSs da figura, da esquerda para a direita, são extra-sistólicos. Os gráficos b), c) e d) correspondem respectivamente aos seguintes pontos de corte de frequência inferior da faixa-passante dos filtros projetados: 3 Hz, 5 Hz e 7.5 Hz. As demais configurações são comuns aos três: ponto de corte de frequência superior de 35 Hz, *ripple* de 1dB, atenuação de 40 dB na banda de rejeição e uma banda de transição de 0.36 Hz. O número de coeficientes estimado pelo programa foi 673 para os três casos. Observa-se que os filtros dos gráficos c) e d) “filtram” indesejadamente inclusive as extra-sístoles ventriculares. Por este motivo, a solução de filtro Remez escolhida para este trabalho foi a correspondente ao gráfico b), que possui faixa passante de 3 Hz a 35 Hz.

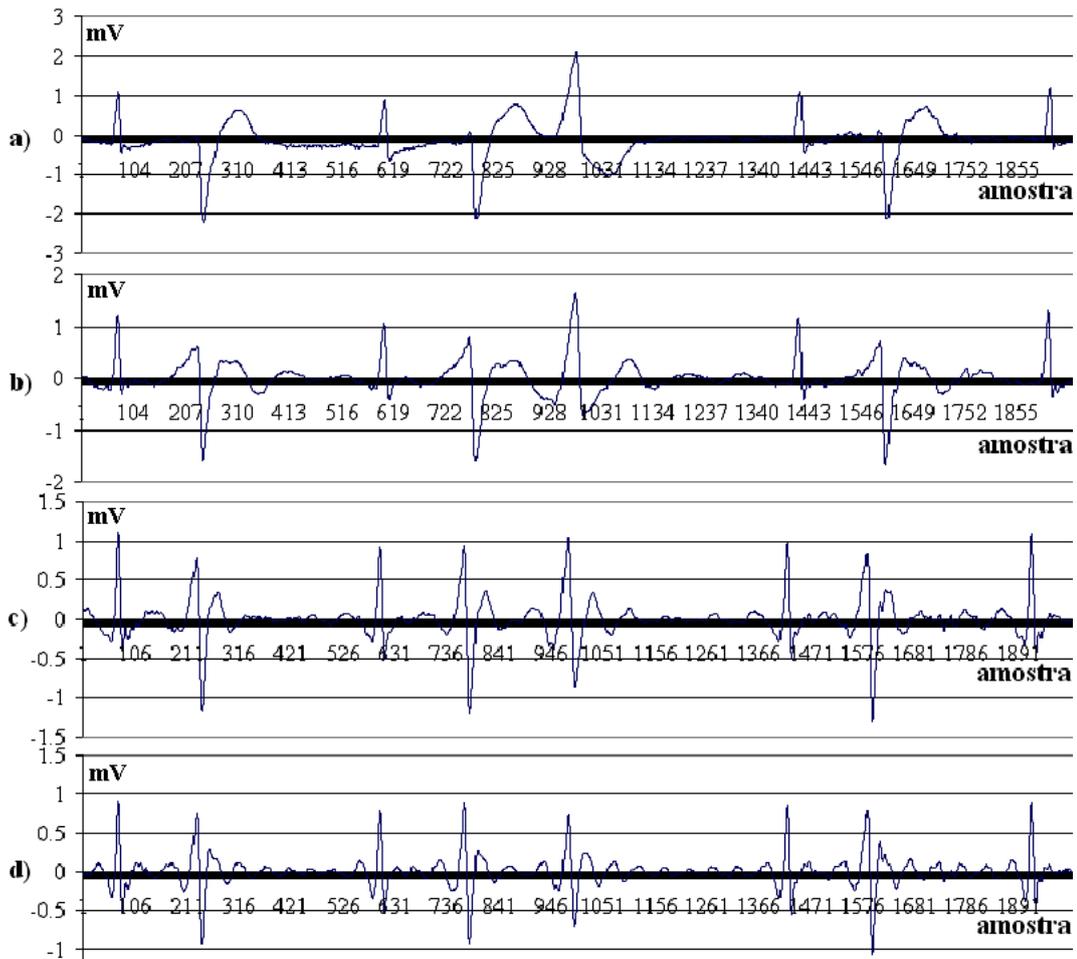


Figura 3.5 – Comparação de Pontos de corte de frequência inferior para filtros de ECG Remez. a) Sinal original. b) Corte inferior de 3 Hz. c) Corte inferior de 5 Hz. d) Corte inferior de 7.5 Hz. As demais configurações dos filtros são comuns aos três: ponto de corte de frequência superior de 35 Hz, *ripple* de 1dB, atenuação de 40 dB na banda de rejeição e uma banda de transição de 0.36 Hz. O filtro Remez que remove oscilações de linha base com melhor precisão para este caso é o do gráfico b).

A figura 23 mostra o gráfico da resposta deste filtro, dada pelo programa de projeto interativo de filtros digitais descrito. Na escala horizontal do gráfico 0.5 corresponde a 180, a frequência *Nyquist*, e na escala vertical, 1 corresponde à magnitude normalizada *m*. A linha da curva de resposta do filtro destaca a faixa-passante com magnitude em torno de 1.

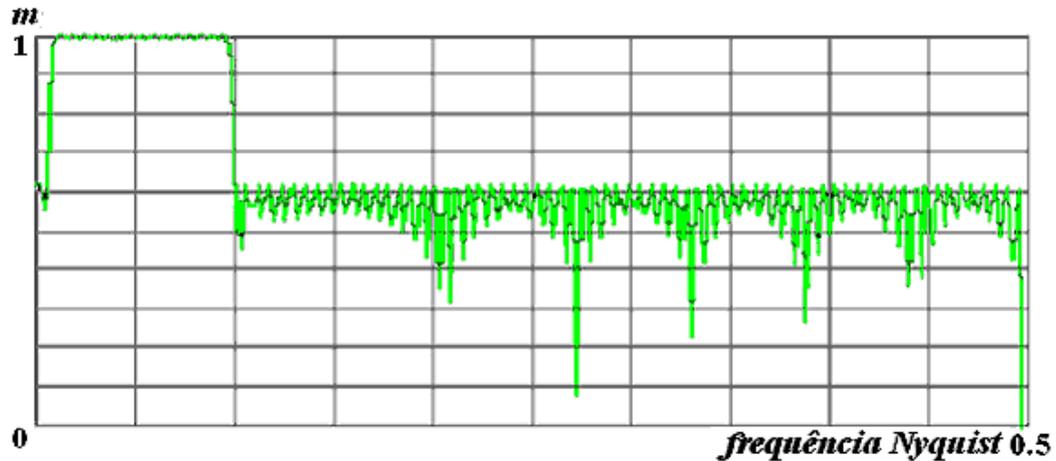


Figura 3.6 - Gráfico de filtro de ECG Remez. Eixo vertical: magnitude m normalizada. Eixo horizontal: frequência normalizada (0.5 corresponde a 180 Hz). A faixa passante é de 3 Hz a 35 Hz, o ripple de 1dB, atenuação de 40 dB na banda de rejeição e a banda de transição de 0.36 Hz.

Como o filtro possui 673 coeficientes, não é possível filtrar os primeiros 673 pontos da amostra de ECG, o que equivale a quase dois segundos para a taxa de amostragem de 360 Hz dos sinais do banco de dados arrítmicos MIT-BIH. Para contornar este problema, usa-se o filtro passa-faixas Butterworth descrito na seção 3.1.1.1.2 (resultado prático visível no gráfico b) da figura 3.5, que possui a seguinte configuração: pontos de corte de frequência de 3 Hz a 35 Hz, ordem 2) nas extremidades da amostra de ECG.

3.1.2 Filtragem

Os filtros passa-faixa 3 Hz a 35 Hz testados tiveram seu ponto de corte de frequência superior definido como 35 Hz para já tratarem também o ruído de interferência elétrica (em torno de 50 Hz ou 60 Hz [3]). Outros ruídos podem ocorrer em ECG, devido a artefatos cirúrgicos, ao mau contato dos eletrodos com a pele do paciente, ou a

más condições do equipamento de aquisição do sinal, entre outras causas. O método de filtragem de ECG usado neste detector, na tentativa de contornar estes problemas é o descrito em [25], que combina Transformada Ortogonal Wavelet com SURE Thresholding. Como o tipo de ruído eliminado por este método de filtragem não interfere em termos de oscilações de linha base, decidiu-se aplicá-lo antes de removê-las, vice-versa ao que diz a literatura da área em [31]. Filtra-se com este método 1024 pontos por vez, sendo que é restrição da transformada wavelet que o tamanho da amostra seja potência de 2, neste caso, 2 na potência 10.

3.2 Detecção de formas de onda

3.2.1 Algoritmo de detecção de QRS

Foi demonstrada na revisão dos algoritmos detectores de complexos QRS a possibilidade deles falharem, quando presentes no sinal, extra-sístoles ventriculares (ver seção 2.3.3). Para a detecção de arritmias bigeminadas é necessária esta presença, então desenvolveu-se um novo algoritmo de detecção de QRS, buscando uma maior precisão neste sentido. Também buscou-se outra estratégia para evitar a detecção de ondas T que ultrapassam 0.2 s posteriores ao pico R.

Após observações realizadas nos sinais que apresentavam a arritmia bigeminadas, definiu-se que um bom limiar de corte deveria ser de 22% do quarto maior pico dentre uma amostra de dez segundos. É razoável buscar quatro picos em dez segundos, pois este número configura uma braquicardia, 24 bpm (batimentos por minuto), ou quase

uma série de pausas sinusais. Para cada amostra de dez segundos extraída do sinal já filtrado, o limiar inicia com 1.6 mV, pois um QRS normal deveria chegar no máximo a esta amplitude [31]. A cada vez que não for possível encontrar 4 picos, o limiar decresce em 10%, até que consiga este número ou então estanque em 0.08 mV. Em seguida, a amostra de 10 segundos é revistada, para localizar os picos que ultrapassarem o limiar, que são cotados como prováveis picos R. Percorrendo-se os arredores de cada pico R, localiza-se as inversões de sinal à sua direita e à sua esquerda, o que delimita o início e o final de um possível complexo QRS, como mostra a figura 3.7. O menor pico para a esquerda do pico R até o início do complexo QRS é entendido como o pico Q, e o menor pico para a direita do pico R até o fim do complexo QRS é entendido como o pico S [31]. As informações do tempo de ocorrência e amplitude para cada pico, Q, R e S são armazenadas em registros (um registro para cada complexo QRS) de uma lista, bem como o início e o fim de cada complexo QRS além de sua duração.

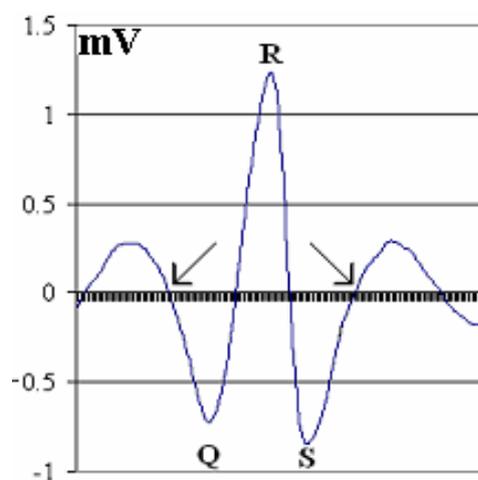


Figura 3.7 - Limites do complexo QRS. As setas indicam as inversões de sinal à esquerda do pico Q e à direita do pico S, que são entendidas como os limites do complexo QRS.

Todas as ondulações que ultrapassarem o limiar de detecção e ocorrerem dentro de 0.23 segundos, tanto para a direita como para a esquerda do pico R, são descartadas posteriormente, dando a preferência para o pico de maior amplitude localizado neste intervalo como o provável verdadeiro pico R. Isto garante a detecção de até, e de no máximo, quatro QRS por segundo. Este número é razoável, porque permite a detecção mais de 100 bpm, o que configura uma taquicardia.

3.2.2 Eliminação de Ondas T

Para evitar a detecção de Ondas T como um falso complexo QRS, aproveita-se o fato de que o falso pico Q da onda T detectada erroneamente será igual, na maior parte das vezes, ao pico S do complexo QRS verdadeiro anterior, como ilustra a figura 3.8. Conjuntamente com esta condição, uma provável onda T é descartada se 80% do provável verdadeiro pico R for maior que o falso pico R.

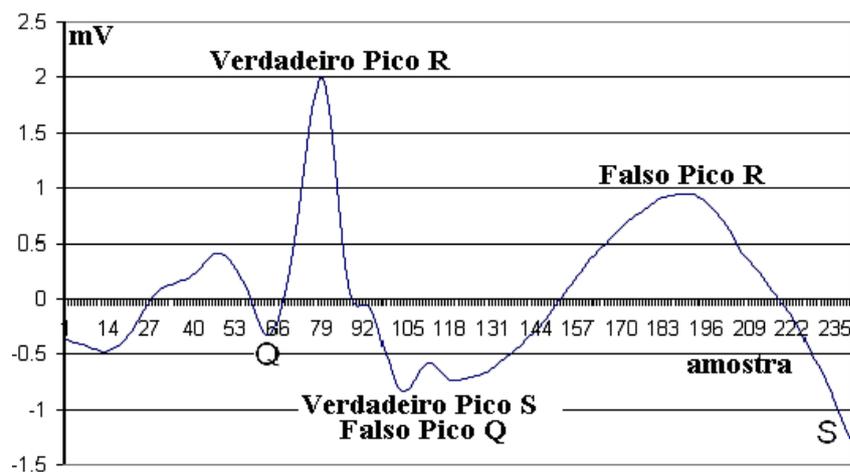


Figura 3.8 – Onda T como falso QRS. O falso pico Q correspondente a ela é igual ao pico S correspondente ao verdadeiro complexo QRS.

3.2.3 Detecção de extra-sístoles ventriculares

As extra-sístoles ventriculares aparecem em ECG como resultado da soma da atividade elétrica de uma onda P fundida com o QRS extra [33]. Podem ser de diversas formas, o que torna a sua detecção e classificação difícil, mas geralmente um de seus picos ou a sua largura denunciam-na. A arritmia procurada neste trabalho, que possui extra-sístoles ventriculares, é a bigeminada, que alterna uma extra-sístole ventricular com um QRS normal, como mostra a figura 3.9, sinalizados pelo caractere “.” e por V, respectivamente.

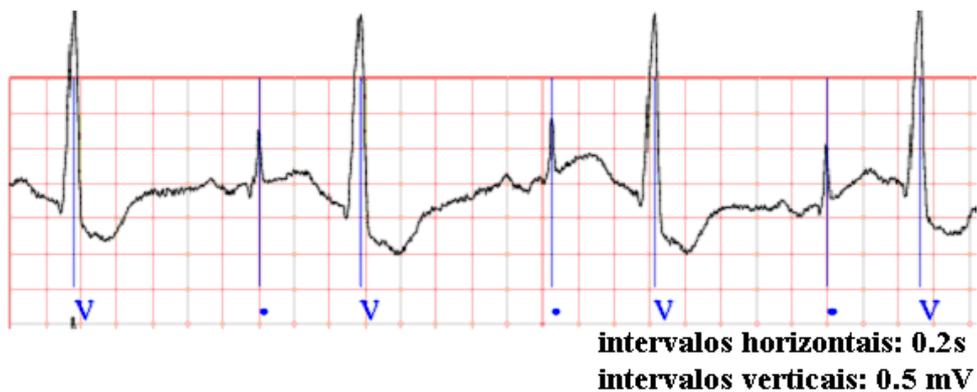


Figura 3.9 - Arritmia Bigeminada. Alterna QRSs normais, (sinalizadas na figura pelo caractere “.”), com extra-sístoles ventriculares (sinalizados por V) [18].

Para este trabalho, sinaliza-se como extra-sístole ventricular todo o evento detectado pelo algoritmo detector de complexos QRSs que satisfizer as seguintes condições:

- Amplitude Pico Q < 1.8 X Amplitude Pico Q do QRS anterior, ou
- Amplitude Pico R > 1.5 X Amplitude Pico R do QRS anterior, ou
- Amplitude Pico S < 1.8 X Amplitude Pico S do QRS anterior, ou
- Intervalo QRS > 1.5 X Intervalo QRS do QRS anterior.

3.2.4 Resultados do algoritmo de detecção de QRS implementado

O método de detecção de complexos QRS, bem como o pré-processamento realizado foi suficiente para os sinais Biotronik. Na tabela 2 pode-se observar estes resultados, com erro 0 %. Os sinais Biotronik têm uma taxa de amostragem de 2000 Hz e duração de apenas 2 minutos. Foram selecionados para o teste os sinais nomeados pelos números 1, 3, 4, 6, 14 e 15, dentre um total de 16. Os demais sinais não foram utilizados porque continham arritmias cuja detecção depende de outras formas de onda.

Sinal	QRSs do Sinal	QRSs Detectados (%)	Erro (%)
1	120	120	0
3	285	285	0
4	321	321	0
6	61	61	0
14	122	122	0
15	141	141	0

Tabela 2 - Detecção de QRSs em sinais Biotronik

Já para os sinais do banco de dados de ECGs arrítmicos do MIT-BIH, houve uma taxa de erro considerável. Os principais fatores do erro são a presença de ruídos que não são eliminados pelo pré-processamento de sinal de ECG do Detector de Arritmias, além de formas de onda imprevistas no desenvolvimento do algoritmo presentes nestes sinais. Na figura 3.10, podemos observar um trecho do sinal 207 da base de ECGs arrítmicos do MIT-BIH a partir do instante 00:10. As extra-sístoles ventriculares com voltagem negativa, sinalizadas por V na figura, devem também ser computadas como

batimentos cardíacos. Há ainda situações de polimorfismo tão ou mais complexas quanto esta.

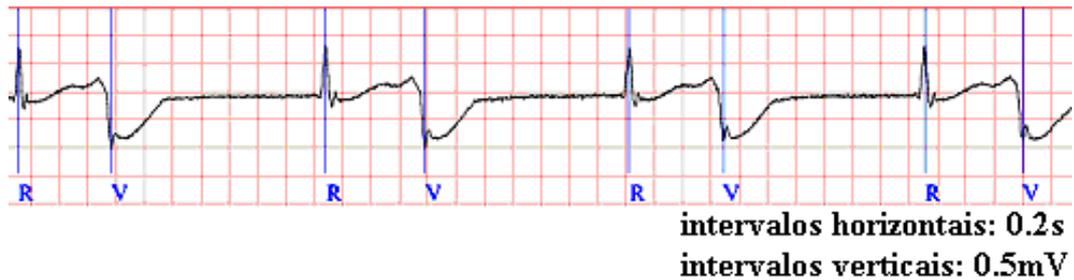


Figura 3.10 - Extra-sístoles ventriculares com voltagem negativa. Estão sinalizadas por V na figura. Fonte: [18].

Já a figura 3.11 mostra um trecho do sinal 105 da base de ECGs arrítmicos do MIT-BIH no instante 21:44. Neste caso, o ruído presente torna difícil uma detecção de complexos QRSs baseada somente em um limiar de detecção.

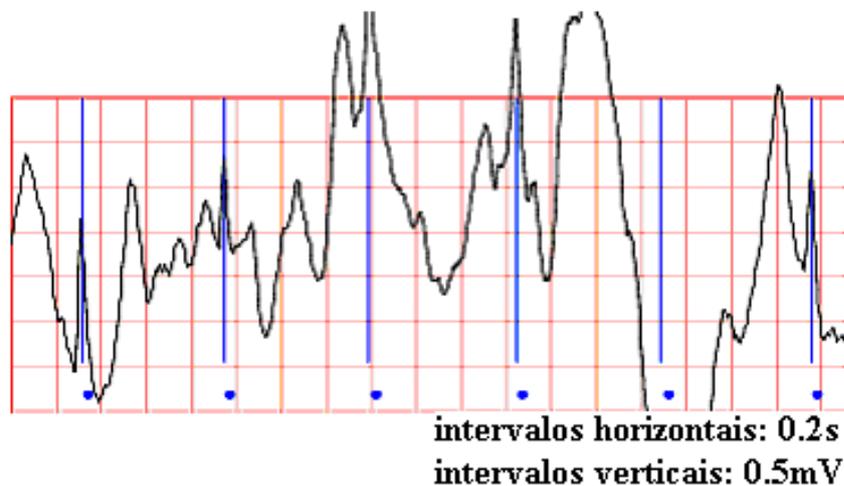


Figura 3.11 - Ruído em Sinal MIT-BIH. Mesmo após o pré-processamento realizado, este tipo de ruído interfere na detecção de complexos QRS. Fonte: [18].

A tabela 3 mostra o número de detecções do sinal original, a porcentagem de erros e de acertos usando o algoritmo detector de

QRSs descrito, para a base de dados arrítmicos do MIT-BIH. Seguindo recomendação da norma AAMI – EC57 –1998, não se usou os sinais 102, 104, 107 e 207 para fins desta computação, pois estes sinais são de corações portadores de marca-passo. Nos sinais onde há ruídos que são contemplados pelo pré-processamento, o erro está abaixo de 1%, isto em 25 dos 44 sinais estudados. Este resultado mostra que o algoritmo detector de QRSs projetado é viável, na ausência de formas de onda bizarras e quando o pré-processamento é suficiente.

Nos melhores casos, a detecção de batimentos cardíacos obteve erro de 0%, isso em 8 sinais. O pior caso de batimentos cardíacos detectados a mais (falsos positivos, para o algoritmo detector de QRS), fica por conta do sinal 117, erro de 97.85%. Isso porquê os critérios de eliminação de Ondas T usados não foram suficiente para este sinal. As ondas T possuem praticamente o mesmo tamanho que os complexos QRSs adjacentes, e a sua ocorrência é além de 0,23 s posterior ao pico R, como mostra a figura 3.12, trecho deste sinal a partir do instante 0:00. Todas as Ondas T deste sinal foram contadas como batimentos cardíacos.

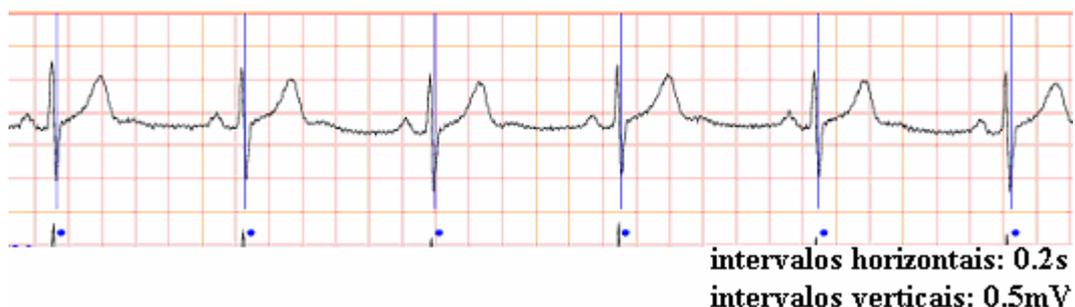


Figura 3.12 - Ondas T detectadas erroneamente. A figura mostra um trecho do sinal 117 da base de dados arrítmicos do MIT-BIH, cujas ondas T passaram por todos os critérios de detecção de complexos QRS do algoritmo. Fonte: [18].

Já o pior caso para detecção de batimentos cardíacos a menos (falsos negativos, para o algoritmo detector de QRS) fica por conta do sinal 219 da base de dados arrítmicos do MIT-BIH. A figura 3.13 mostra contrações atriais prematuras bloqueadas, indicadas pelo caractere x, a partir do instante 22:44 do referido sinal, que apresenta no total, 133 batimentos cardíacos deste tipo [22]. Esta é a causa essencial do erro de 5.19 % a menos nesta contagem de batimentos cardíacos.

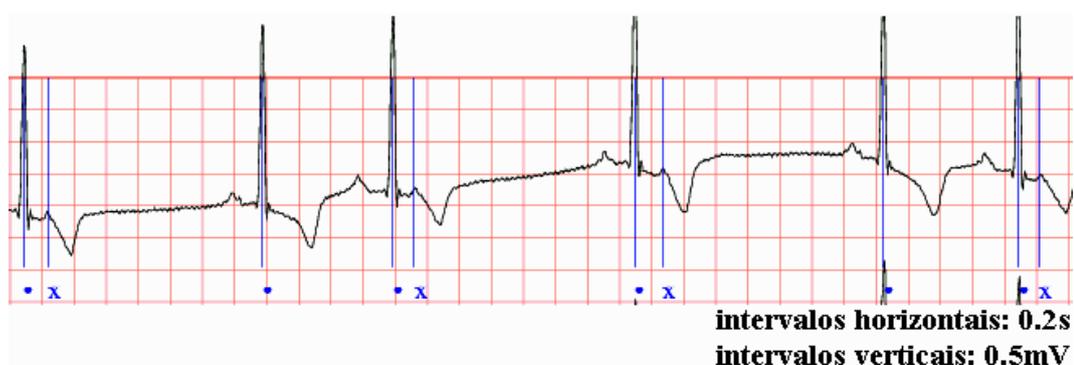


Figura 3.13 - Contrações atriais prematuras bloqueadas. São indicadas por x na tabela, e são a principal causa do erro na contagem geral dos batimentos cardíacos do sinal 219 da base de dados arrítmicos do MIT-BIH. Este trecho inicia no instante 22:44. Fonte: [18].

Muito embora na prática de processamento digital de ECG use-se o complexo QRS para obter o período de tempo entre dois batimentos cardíacos [34], em presença de extra-sístoles ventriculares ou contrações atriais prematuras bloqueadas isto nem sempre corresponde à realidade. Na base de dados arrítmicos MIT-BIH, há batimentos cardíacos que não são complexos QRS, e nestes casos, um algoritmo detector de tal forma de onda não é suficiente para contá-los.

Sinal	Bat. Cardíacos do sinal	Bat. Cardíacos Detectados	Erro a mais (%)	Erro a menos (%)
100	2273	2274	0.04	-
101	1865	1870	0.27	-
103	2084	2084	-	-
105	2572	2671	3.85	-
106	2027	2139	5.56	-
108	1774	2046	15.33	-
109	2532	2536	0.16	-
111	2124	2157	1.55	-
112	2539	2993	17.88	-
113	1795	2505	39.55	-
114	1879	2979	58.54	-
115	1953	1953	-	-
116	2412	2409	-	0.12
117	1535	3037	97.85	-
118	2228	2289	2.74	-
119	1987	2434	22.50	-
121	1863	1868	0.27	-
122	2476	2476	-	-
123	1518	1519	-	-
124	1619	1637	1.11	-
200	2601	2679	3.00	-
201	2000	2165	8.25	-
202	2136	2148	0.56	-
203	2980	2985	0.16	-
205	2656	2651	-	-
207	2332	2418	3.67	-
208	2955	2964	0.30	-
209	3005	3019	0.46	-
210	2650	2559	-	3.43
212	2748	3395	23.54	-
213	3251	3269	0.55	-
214	2262	2279	0.75	-
215	3363	3363	-	-
219	2287	2174	-	5.19
220	2048	2048	-	-
221	2427	2436	0.37	-
222	2483	2580	3.91	-
223	2605	2611	0.23	-
228	2053	2457	19.68	-
230	2256	2262	0.27	-
231	1573	1571	-	0.13
232	1780	2262	27.07	-
233	3079	3085	0.19	-
234	2753	2753	-	-

Tabela 3 - Detecção de QRSs MIT-BIH

3.2.5 Remoção de falsos QRS

Buscou-se desenvolver uma forma de reduzir a grande quantidade de batimentos cardíacos contados erroneamente a mais. A figura 3.14 mostra um trecho do sinal 105 da base de ECGs arrítmicos do MIT-BIH no instante 21:46. O limiar de corte baixo usado no algoritmo detector de QRS, 22% do quarto maior complexo, deverá captar as ondulações-ruído que se mostram na figura. Há um fator que torna mais identificáveis os QRSs verdadeiros: a relação de quantidade de pontos por amplitude.

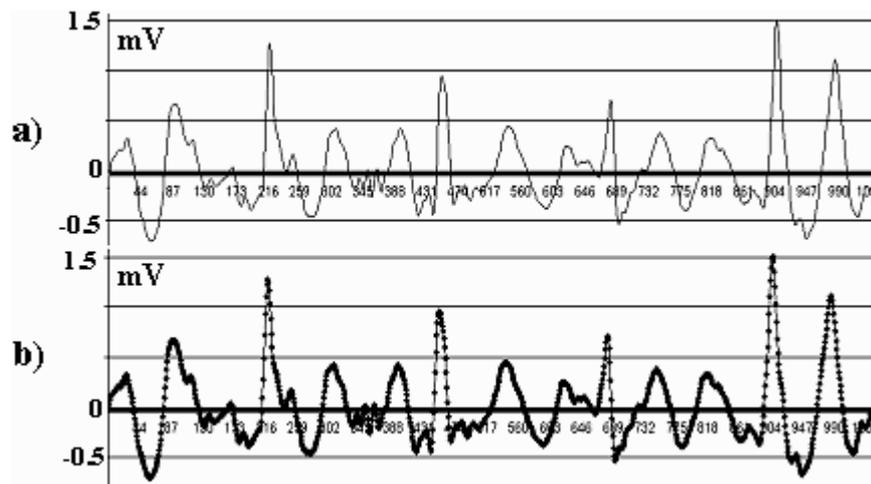


Figura 3.14 - Relação pontos por amplitude no sinal de ECG. Em a) o trecho sinal é visto continuamente, já em b) é possível observar os pontos que o compõem. Neste caso, os Complexos QRS verdadeiros possuem uma concentração de pontos menor do que as ondulações causadas por ruído.

Os ruídos são mais arredondados e de menor amplitude, sendo que normalmente possuem uma concentração de pontos maior por amplitude. Esta diferença não é tão gritante quando o ruído se sobrepõe ao trecho final do QRS verdadeiro, como ocorre com o último QRS da figura 3.14, à direita, que é acompanhado por um ruído

semelhante a um QRS. Mas este caso já está previsto pelo critério de não aceitação de dois QRS dentro de 0.23 segundos que o algoritmo detector de QRSs implementa. Experimentou-se uma estratégia para a remoção de ruídos e Ondas T baseada no critério concentração de pontos por amplitude. Após observações de vários trechos de sinal, para fins de teste, desenvolveu-se o algoritmo que segue:

- Calcula-se um limiar de corte igual à amplitude do pico R menos 0.2 mV.
- Verifica-se distância de tempo entre dois complexos QRSs adjacentes presentes na lista. Caso seja menor do que 0.4 s, e o evento posterior possuir mais do que 6 pontos dentro do limiar referido, do pico R em direção ao Pico Q **E** do pico R em direção ao Pico S, e não for extra-sístole ventricular, ele é removido.
- Verifica-se novamente distância de tempo entre dois complexos QRSs adjacentes presentes na lista. Caso seja menor do que 0.5 s, e o evento posterior possuir mais do que 6 pontos dentro do limiar referido, do pico R em direção ao Pico Q **OU** do pico R em direção ao Pico S, ele é removido.

Os resultados da utilização destes critérios estão na tabela 4. Estima-se que extra-sístoles ventriculares sejam também removidas, visto que há um aumento sensível de falsos negativos onde há a ocorrência desta arritmia, como nos sinais 207, 208 e 209. Por outro lado, o número de falsos positivos foi reduzido drasticamente sendo muito relevantes os resultados obtidos com os sinais 113, 114, 117, 119. Este critério eliminou as Ondas T detectadas erroneamente como batimentos cardíacos no sinal 117, reduzindo o erro de 97.85% para 0.06%.

Sinal	Bat. Cardíacos Total	Bat. Cardíacos detectados	Erro a mais com remoção (%)	Erro a mais original (%)	Erro a menos com remoção (%)	Erro a menos original (%)
100	2273	2273	-	0.04	-	-
101	1865	1869	0.21	0.27	-	-
103	2084	2084	-	-	-	-
105	2572	2615	1.67	3.85	-	-
106	2027	2027	-	5.56	-	-
108	1774	1797	1.30	15.33	-	-
109	2532	2534	0.08	0.16	-	-
111	2124	2128	0.19	1.55	-	-
112	2539	2539	-	17.88	-	-
113	1795	1797	0.45	39.55	-	-
114	1879	1887	0.43	58.54	-	-
115	1953	1953	-	-	-	-
116	2412	2398	-	-	0.58	0.12
117	1535	1536	0.06	97.85	-	-
118	2228	2286	2.60	2.74	-	-
119	1987	1989	0.10	22.50	-	-
121	1863	1864	0.05	0.27	-	-
122	2476	2476	-	-	-	-
123	1518	1519	0.07	-	-	-
124	1619	1626	0.43	1.11	-	-
200	2601	2666	2.93	3.00	-	-
201	2000	1946	2.7	8.25	-	-
202	2136	2133	0.14	0.56	-	-
203	2980	2864	3.89	0.16	-	-
205	2656	2630	-	-	0.98	-
207	2332	2092	-	3.67	10.29	-
208	2955	2868	-	0.30	2.94	-
209	3005	3011	0.20	0.46	-	-
210	2650	2547	-	-	3.89	3.43
212	2748	2750	0.07	23.54	-	-
213	3251	3249	-	0.55	0.06	-
214	2262	2262	-	0.75	-	-
215	3363	3362	-	-	0.03	-
219	2287	2154	-	-	5.81	5.19
220	2048	2048	-	-	-	-
221	2427	2427	-	0.37	-	-
222	2483	2508	1.01	3.91	-	-
223	2605	2592	-	0.23	0.50	-
228	2053	2352	14.66	19.68	-	-
230	2256	2259	0.13	0.27	-	-
231	1573	7571	-	-	0.13	0.13
232	1780	1784	0.22	27.07	-	-
233	3079	3070	-	0.19	-	-
234	2753	2753	-	-	-	-

Tabela 4 - Detecção de QRSs MIT-BIH com remoção de ruídos.

3.3 Detecção de Arritmias

Os testes com o detector de arritmias foram realizados apenas com os sinais cujo erro na contagem de batimentos cardíacos foi menor do que 0.5%, mantido o módulo removedor de ruídos de pontos por amplitude no processamento do sinal. As seguintes arritmias foram previstas para a implementação do Detector de Arritmias: taquicardia, braquicardia, parada sinusal e arritmia bigeminada.

3.3.1 Detecção de Taquicardias

Define-se como taquicardia uma situação arritmica onde a frequência de ciclos cardíacos por minuto é superior a 100. Considerou-se que dentro de um minuto podem ocorrer variações de ritmo cardíaco que extrapolam 100 bpm em um espaço de tempo curto. O Detector de Arritmias sinaliza uma taquicardia quando mais de 8 ciclos cardíacos ocorrem em menos de 5 segundos, o equivalente a 96 bpm. Para realizar este apontamento, revista-se a lista dos complexos QRS detectados com um intervalo de 8 eventos (8 nós da lista), comparando a diferença de tempo entre eles. Se a diferença de tempo entre o primeiro e oitavo QRS for inferior a 5 segundos, este trecho de sinal é definido como uma região taquicárdica, e inserido como um novo nó em uma lista de arritmias. Quando a diferença de tempo entre duas regiões taquicárdicas for inferior a 2 s, ao invés de inserir um novo nó na lista de arritmias, ao tempo final do último nó da mesma é adido o tempo final da nova região taquicárdica detectada.

3.3.2 Detecção de Braquicardias

Define-se como braquicardia uma situação arritmica onde a frequência de ciclos cardíacos por minuto for inferior a 50. Considerou-se que dentro de um minuto podem ocorrer variações do ritmo cardíaco que fiquem abaixo de 50 bpm em um espaço de tempo curto. O Detector de Arritmias sinaliza uma braquicardia quando apenas 8 ciclos cardíacos ocorrem em menos de 10 segundos. Para realizar este apontamento, revista-se a lista dos complexos QRS detectados com um intervalo de 8 eventos (8 nós da lista), comparando a diferença de tempo entre eles. Se a diferença de tempo entre o primeiro e oitavo QRS for superior a 10 segundos, este intervalo é definido como uma região braquicárdica, e inserido na lista de arritmias. Quando a diferença entre duas regiões braquicárdicas for inferior a 2 s, ao invés de inserir um novo nó na lista de arritmias, ao tempo final do último nó da mesma é adido o tempo final da nova região braquicárdica detectada.

3.3.3 Detecção de Paradas Sinusais

O Detector de Arritmias sinaliza uma parada sinusal em trechos de sinal onde o intervalo RR é superior a 2.5 segundos. Para realizar este apontamento, revista-se a lista dos complexos QRS detectados com um intervalo de 2 nós, comparando a diferença de tempo entre eles. Se a diferença for superior a 2.5 segundos, este intervalo é definido como uma parada sinusal, e inserido na lista de arritmias.

3.3.4 Detecção de arritmias bigeminadas

O Detector de Arritmias sinaliza arritmia bigeminada em regiões onde a frequência de extra-sístoles ventriculares é intensa, em seqüências de intervalos RR curto, RR longo, sendo o complexo QRS correspondente ao primeiro R do intervalo RR curto normal, e o complexo QRS correspondente ao primeiro R do intervalo RR longo extra-sistólico, como ilustra a figura 30.

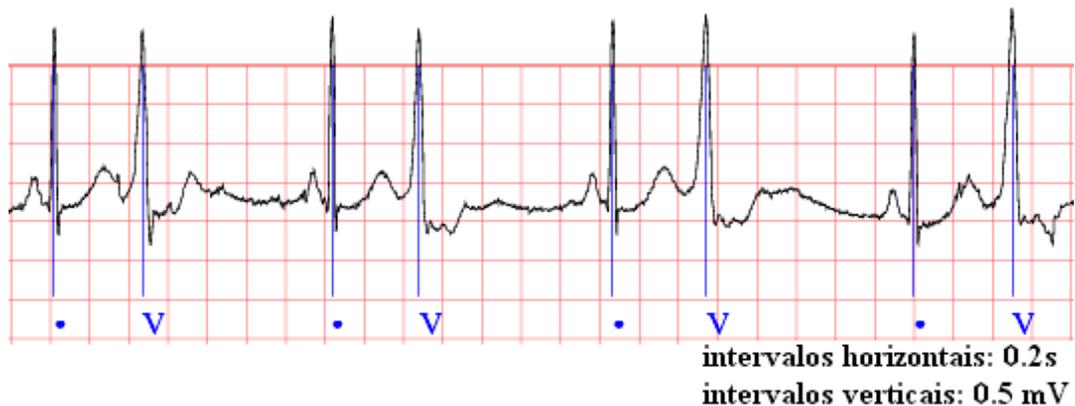


Figura 3. 15 - Arritmia bigeminada. Fonte: [18].

Para realizar este apontamento, revista-se a lista dos complexos QRS detectados com um intervalo de 5 nós, comparando os intervalos RR adjacentes entre os 5 e a presença de extra-sístoles ventriculares (segundo os critério descritos em 3.2.3). O método credita uma arritmia como bigeminada se:

- Os intervalos RR curtos são menores do que 70% dos vizinhos intervalos RR longos.
- Ocorre a presença de extra-sístoles ventriculares como primeiro complexo QRS do intervalo RR longo e como segundo complexo QRS do intervalo RR curto, e se há ao menos duas ocorrências seguidas destas condições.

- Se após um intervalo de 5s com ausência das condições referidas acima ocorrer um retorno às mesmas, entende-se como uma continuidade desta arritmia.

3.3.5 Resultados do detector de arritmias

Para os sinais biotronic, a taxa de erro foi de 0%, como mostra a tabela 5. A ocorrência de arritmia nestes sinais, que duram apenas 2 minutos, quando presente dura o sinal todo.

Sinais Biotronic				
Sinal	Arritmias Presentes			
	Bigeminada	Braquicardia	Taquicardia	Erro %
1	Não	não	Não	0
3	Não	Não	Sim	0
4	Não	Não	Sim	0
6	Não	Sim	Não	0
14	Não	Não	Não	0
15	Não	Não	Não	0

Tabela 5 - Detecção de arritmias em sinais Biotronic

Como salientado anteriormente, o Detector de Arritmias foi testado apenas nos sinais da base de dados de ECGs arrítmicos do MIT-BIH onde a taxa de erro na contagem dos batimentos cardíacos foi inferior a 0.5%. Nenhuma taquicardias, braquicardia ou parada sinusal sinalizada pelo detector foi errônea. Existem, no entanto, eventos arrítmicos que ultrapassam 100 bpm que são classificados com outros nomes, como mostra a coluna do meio da tabela 6.

Quanto à detecção de arritmias bigeminadas, há um efeito colateral das condições de detecção definidas detectarem também as arritmias Pareadas, que são compostas por pares de extra-sístoles

ventriculares intercalando complexos QRSs normais. A figura 3.16 mostra um trecho do sinal 106 do banco de dados de ECGs arrítmicos do MIT-BIH, no instante 1:37, onde observa-se arritmia Pareada.

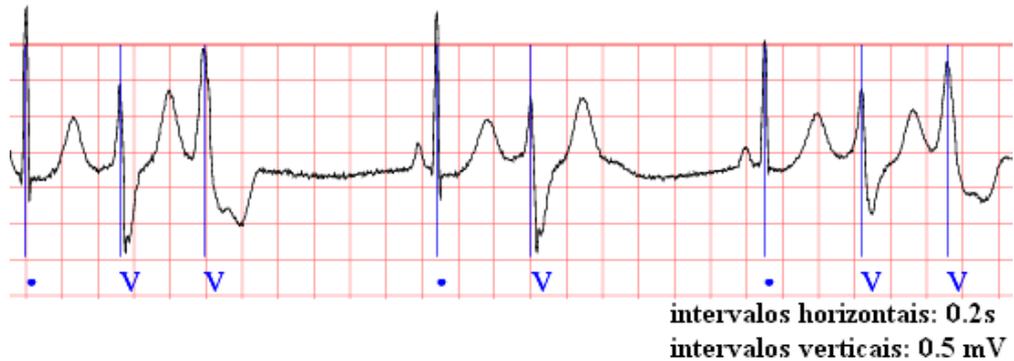


Figura 3.16 - Arritmia pareadas. Seguem a um complexo QRS normal duas extra-sístoles ventriculares, na maior parte das vezes Fonte: [18].

Detecção de Arritmias Sinais MIT-BIH		
Sinal	Arritmias presentes no sinal	Arritmias Detectadas
100	-	-
101	-	-
103	-	-
106	Extra-sístoles pareadas e bigeminadas	Extra-sístoles bigeminadas
109	-	-
111	-	-
112	-	-
115	-	-
117	Braquicardia	Braquicardia
119	Extra-sístoles bigeminadas	Extra-sístoles bigeminadas
121	-	-
122	-	-
123	Braquicardia	Braquicardia
202	-	-
209	Taquicardia	Taquicardia
212	Bloqueio sinoatrial do segundo grau	Taquicardia
213	Taquicardia	Taquicardia
214	Ruído, extra-sístoles pareadas	Taquicardia, extra-sístoles bigeminadas
215	Taquicardia	Taquicardia
220	Contrações atriais prematuras	Taquicardia
221	Extra-sístoles pareadas	Extra-sístoles bigeminadas
230	-	-
231	Batimentos ausentes	Extra-sístoles bigeminadas, braquicardias
232	Paradas sinusais, braquicardias	Paradas sinusais, braquicardias
233	Taquicardia, extra-sístoles pareadas e bigeminadas	Taquicardias, Extra-sístoles bigeminadas
234	Taquicardia supraventricular	Taquicardia

Tabela 6 - Detecção de arritmias em sinais MIT-BIH

4 Arquitetura e implementação do detector de arritmias

O detector de arritmias foi implementado na linguagem de programação C, e justifica-se esta escolha pelo alto desempenho exigido em processamento de sinais, além da flexibilidade que esta linguagem proporciona à programação, por ser de propósito geral. As amostras são armazenadas em vetores de números reais, e foram utilizadas duas listas, uma para armazenar os complexos QRS detectados e outra para armazenar as arritmias, com todos os atributos que se julgou necessário para o julgamento de tais eventos. A figura 4.1 mostra a arquitetura do detector, com os módulos básicos de entrada, de processamento e saída do sinal de ECG.

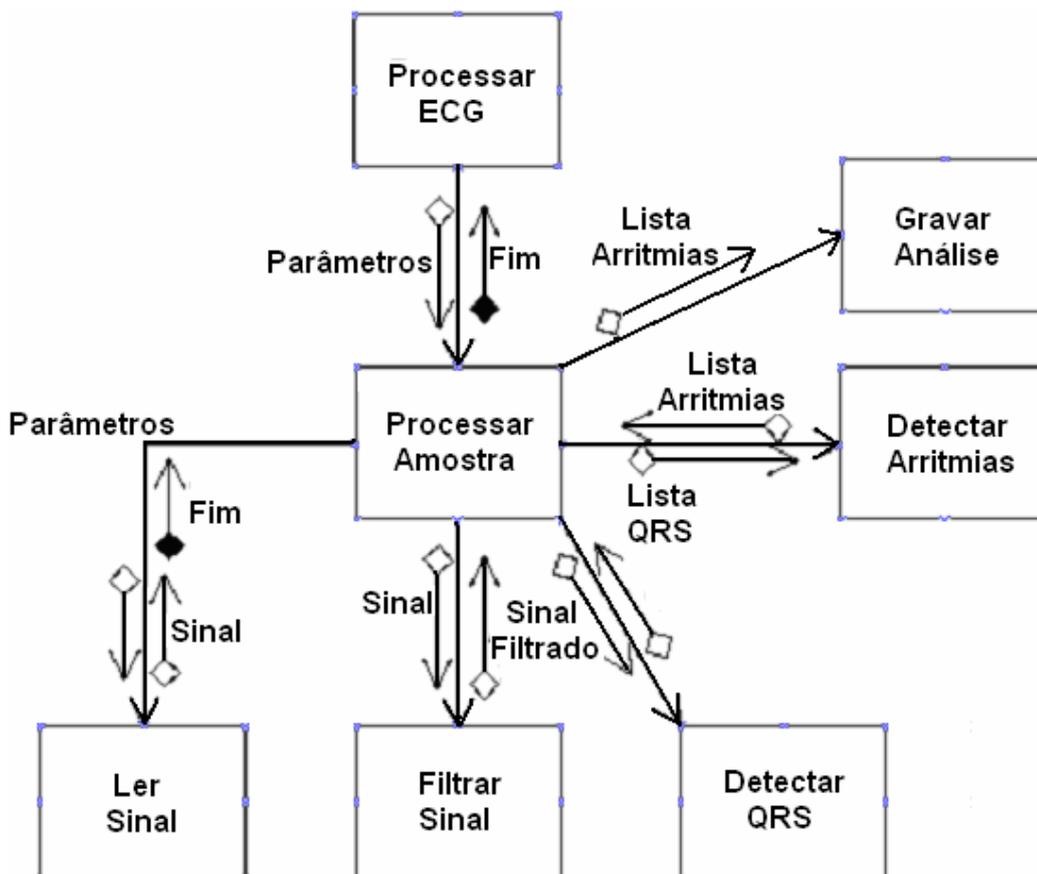


Figura 4.1 - Arquitetura do detector de arritmias.

O módulo de *Ler Sinal* contém duas funções básicas, uma para ler amostras de sinais Biotronik e outra para ler sinais MIT-BIH. O programa é abortado, caso não se encontre o sinal, que deve ser especificado especificado na chamada ao programa, da seguinte forma, em terminal MS-DOS:

```
DetectorDeArritmias.exe nome_do_sinal.txt tipo
```

O comando `DetectorDeArritmias.exe` serve para chamar o programa no referido sistema operacional; se fosse em linux, seria `./DetectorDeArritmias`. O programa foi todo escrito em padrão ANSI C, o que garante que rode em qualquer plataforma que respeitar este padrão. O argumento `nome_do_sinal.txt` especifica o sinal de ECG que será lido, que por padrão, deverá estar no diretório “EntradaDeAmostras” do detector. Se estiver em outro local da árvore de diretórios, este deverá ser especificado junto com “nome_de_arquivo”. O argumento “tipo”, refere-se ao tipo de sinal que se irá processar: 2 para o caso Biotronik (ou qualquer sinal que tenha taxa de amostragem de 2000 Hz); 1 para o caso MIT-BIH (ou qualquer sinal que tenha taxa de amostragem de 360 Hz).

Após ser lido, o sinal é filtrado, primeiramente com o método wavelets (1024 pontos por vez, no caso dos sinais MIT-BIH), e em seguida com o filtro passa-faixa 3 Hz a 35 Hz Remez. As funções que realizam esta tarefa estão no módulo *Filtrar Sinal*. O sinal filtrado é então enviado ao módulo *Detectar QRS*, de onde retorna a Lista QRSs, contendo todos os eventos QRS detectados, com a devida

sinalização das extra-sístoles e já ocorrida a aplicação dos métodos de remoção de falsos positivos do tipo ondas T e Ruídos. Para melhorar a detecção de complexos QRS, não é necessário mudar todo o programa, portanto, apenas as funções internas a este módulo. A lista QRS é remetida ao módulo *Detectar Arritmias*, que faz a busca das arritmias segundo já descrito.

A Lista Arritmias é enviada ao módulo *Gravar Análise*. A análise completa consiste no número de QRSs detectados, número de arritmias detectadas, tipo de arritmia e o tempo de ocorrência dela no sinal. É gravado um arquivo contendo a análise completa, com o nome *Análise"NomeDoSinal".txt* no diretório *DetectorDeArritmias*. Por fim, o programa principal, no módulo *Processar ECG* ainda imprime um resumo do que foi detectado na tela do terminal, avisando ao operador o término do processamento do programa.

5 Conclusões

Foi implementado um detector de arritmias cardíacas via processamento digital de ECG. Para o pré-processamento foram utilizados filtros passa-faixa Remez e Butherworth além de um método que combina wavelets com SURE Thresholding (seção 3.1). Para a contagem dos batimentos cardíacos e posterior detecção de arritmias (seções 3.2 e 3.3) revisou-se vários métodos de detecção de complexos QRS.

Em relação ao pré-processamento do sinal de ECG, conclui-se que o filtro Remez implementado (figura 3.5) é uma solução viável para a remoção de oscilações de linha base, desde que o objetivo deste pré-processamento seja apenas contar batimentos cardíacos. A remoção de oscilações de linha base pode ser melhorada com uma segunda passagem, após a primeira detecção de complexos QRS ter sido realizada, como sugerido em [31], usando-se filtragem digital variável no tempo ou interpolação polinomial. A filtragem wavelet utilizada no Detector de Arritmias elimina o tipo de ruído proposto (figura 2.8), sendo suficiente para os sinais Biotronik. Porém, na base de ECGs arrítmicos MIT-BIH há ruídos que fogem ao escopo de tal método de filtragem, sendo ele útil, mas não suficiente para dar conta deste pré-processamento.

Na prática de processamento digital de ECG utiliza-se os complexos QRS para determinar o intervalo entre dois batimentos cardíacos. Entretanto, na base de dados de ECGs arrítmicos do MIT-BIH há eventos que não são complexos QRS e que são contados como

batimentos cardíacos também, tais como contrações atriais prematuras bloqueadas, ou extra-sístoles ventriculares polimórficas (figuras 3.13 e 3.16, respectivamente). O algoritmo detector de complexos QRS desenvolvido é viável, mas insuficiente para contar todos os tipos de batimentos cardíacos presentes nesta base de dados, e também sensível a alguns ruídos que escapam ao pré-processamento utilizado. Mas foi suficiente para contar os batimentos cardíacos dos sinais Biotronik. Em associação com o método de detecção de complexos QRS implementado, sugere-se utilizar métodos que resolvam a detecção de outras formas de onda, para reduzir a taxa de falsos negativos.

De um modo geral a utilização da estratégia de remoção de falsos complexos QRSs baseado na relação pontos por amplitude mostrou resultados relevantes, notadamente nos sinais 113, 114, 117 e 119 (tabela 4). No sinal 117, ondas T foram eliminadas por este critério, reduzindo a taxa de erro de 97.85% de falsos positivos para 0.06%.

Os critérios de detecção de arritmias podem ser aprimorados para diferenciar o tipo de taquicardia ou de braquicardia, e também para diferenciar as arritmias bigeminadas das pareadas. O erro foi 0% para os sinais Biotronik, e não houve nenhuma indicação errônea (alarme falso) nos sinais MIT-BIH utilizados para teste (tabela 6). A dificuldade em processamento de ECG encontra-se na correta classificação das formas de onda e na eliminação de ruídos; a detecção de arritmias será tão mais segura quanto melhor estas etapas do processamento deste tipo de sinal forem realizadas.

6 Referências

[1] Barbara, J. Drew et. all. **Practice Standards for Electrocardiographic Monitoring in Hospital Settings. An American Heart Association Scientific Statement From the Councils on Cardiovascular Nursing, Clinical Cardiology, and Cardiovascular Disease in the Young.** Endorsed by the International Society of Computerized Electrocardiology and the American Association of Critical-Care Nurses. © 2004 American Heart Association, Inc. Circulation:2004;110:2721-2746.

(<http://www.circulationaha.org>)

[2] Barbosa, Paulo R. B. **Efeitos da ponderação da média coerente e da filtragem na detecção de potenciais tardios ventriculares no Eletrocardiograma de Alta Resolução.** Tese de Doutorado em Engenharia Biomédica. Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ, Rio De Janeiro, Brasil. Ano de obtenção: 2003.

[3] Crispí, Alberto T., et. All. **Cancelador adaptativo de interferencias con mínima distorsión.** Revista de Bioingeniería y Física Médica Cubana, La Habana, Cuba. Vol. 4, 2, p. 27, edição de setembro-outubro de 2003.

[4] Dandolini, Gertrudes A. **Mapa FAN no Estagiamento Automático Do Sono**. Tese de doutorado em Engenharia de produção. Universidade Federal de Santa Catarina, UFSC, Florianópolis, Santa Catarina, Brasil. Ano de obtenção: 2000.

[5] Daubechies, Ingrid. **Ten lectures on wavelets**. Philadelphia Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia 1992.

[6] Einthoven, W., 1925, **The String Galvanometer and the Measurements of the Action Currents of the Heart**. Nobel Prize Lecture of Nobel 1924, December 1925.

(<http://www.nobel.se/medicine/laureates/1924/einthoven-lecture.pdf>).

[7] Escalona; O. Gavidia; L. Wright, G. **A robust procedure for P-wave detection and segmentation in high resolution 12-lead ECG**. In: Engineering in Medicine and Biology Society, 1996. Bridging Disciplines for Biomedicine. Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE Meeting, 1996.

[8] Freitas, Monica Martins de; Vilani, Flávio Nishikawa; Costa, Elder Vieira; Moraes, José Carlos Teixeira de Barros. **Algoritmo de detecção de complexos QRS no eletrocardiograma** In: Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 18. São José dos Campos, 2002. CBEB 2002: anais São José dos Campos : UNIVAP, 2002v. 4, p. 297-300.

[9] Frenkel, Daniel; Nadal, Jurandir. **Comparação de Métodos de Representação do Segmento ST na Detecção Automática de Isquemias Miocárdicas**. Revista Brasileira de Engenharia Biomédica, v. 16, n. 3, p. 153-162, 2000.

[10] Friesen G., **A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms**, IEEE Trans. on Biom. Eng., vol. 37. no.1, 1990

[11] F. Weng; R. Quiniou; G. Carrault; M.O. Cordier. **Learning structural knowledge from the ecg**. In ISMDA-2001, volume 2199, pp. 288–294, Berlin, 2001. Springer.

[12] Guyton, A.C. & Hall, J.E. **Tratado de Fisiologia Médica**. 9ª edição, Rio de Janeiro, Editora Guanabara Koogan, 1997.

[13] <http://www.cpdee.ufmg.br/~MACSIN/services/reports/macs304.Pdf>. Acessos em: março a julho de 2005.

[14] <http://www.dsptutor.freeuk.com/dfilt1.htm>. Acessos em: março a julho de 2005.

[15] <http://www.dsptutor.freeuk.com/remez/RemezFIRFilterDesign.Html>. Acessos em: março a julho de 2005.

[16] <http://paginas.terra.com.br/lazer/py4zbz/teoria/digitaliz.htm>. . Acessos em: março a julho de 2005.

[17] <http://www.physionet.org/physiobank/annotations.shtml>. Acessos em: março a julho de 2005.

[18] <http://www.physionet.org/cgi-bin/chart>. Acessos em: março a julho de 2005.

[19] <http://physionet.org/physiobank/database/mitdB/>. Acessos em: março a julho de 2005.

[20] <http://www.physionet.org/physiobank/database/html/mitdDir/intro.htm>. Acessos em: março a julho de 2005.

[21] <http://www.physionet.org/physiobank/database/html/mitdDir/foreword.htm>. Acessos em: março a julho de 2005.

[22] <http://www.physionet.org/physiobank/database/html/mitdDir/records.htm>. Acessos em: março a julho de 2005.

[23] <http://www.physionet.org/physiotools/wag/wag.htm>. Acessos em: março a julho de 2005.

[24] <http://www-sers.cs.york.ac.uk/~fisher/mkfilter/trad.html>. Acessos em: março a julho de 2005.

[25] Kozakevicius, A. J.; Rodrigues, C. R.; Nunes, R. C.; Filho, R. G. **Adaptive ECG Filtering and QRS Detection using Orthogonal Wavelet Transform**. IASTED International Conference on

Biomedical Engineering (BioMED 2004) Innsbruck-Austria (Feb 2005).

[26] Langner, P.H.; Geselowitz, D.B., 1960, **Characteristics of the Frequency Spectrum in the Normal Electrocardiogram and in Subjects Following Myocardial Infarction**. Circulation Research, v. 8, pp. 577-584.

[27] Lima, Paulo C. **Wavelets: teoria, algoritmos e aplicações**. Departamento de Matemática - ICEX – UFMG 28 de outubro de 2004.(www.mat.ufmg.br/~lima/artigos/main.pdf)

[28] Manzan, William A. **O Uso de Wavelets no Reconhecimento de Padrão em ECG**. 1º CONTECSI - Congresso Internacional de Gestão de Tecnologia e Sistemas de Informação - TECSI/FEA/USP 21-23 de Junho de 2004 USP/São Paulo/SP.

[29] M. Jeras ¹ , S. Sovilj ² , R. Magjarevic. **Real Time P-Wave Detection in Esophageal ECG**. Faculty of Electrical Engineering and Computing, University of Zagreb, Zagreb, Croatia 2003.

[30] Miranda, T.Silva, P. **Análise do sistema vagal por ECG**. Lisboa: Universidade Técnica de Lisboa - Instituto Superior Técnico, 2002.

[31] Novák, Daniel. **Processing of ECG signal using Wavelets**. PhD thesis, Czech Technical University in Prague, 2000.

[32] Rosa, Agostinho. **Micro análise de alta resolução do electrocardiograma**. Lisboa: Universidade Técnica de Lisboa - Instituto Superior Técnico, 2003.

[33] SBC (Sociedade Brasileira de Cardiologia). **Diretriz de interpretação de eletrocardiograma de repouso**. Arquivo Brasileiro de Cardiologia, volume 80, (suplemento II), 2003.

[34] Tikkanen, Pauli. **Characterization and application of analysis methods for ECG and time interval variability data**. PhD thesis, University of Oulu, Department of Physical Sciences, Division of Biophysics, 1999.

[35] Quiniou, Rene; Cordier, Marie-Odile; Carrault, Guy; Wang, Feng. **Application of ILP to cardiac arrhythmia characterization for chronicle recognition**. ILP 2001: 220-227.