Tito Coutinho Melco

**Estudo do Eletrocardiograma sob uma Abordagem
Matemática**

São Paulo

2006

Tito Coutinho Melco

**Estudo do Eletrocardiograma sob uma Abordagem
Matemática**

Dissertação apresentada ao Departamento de
Engenharia Mecatrônica e de Sistemas
Mecânicos da Universidade de São Paulo
para obtenção do título de Mestre.

Área de Concentração: Bioengenharia
Orientador: Prof. Dr. Lucas Antônio Moscato

São Paulo
2006

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DEDE QUE CITADA A FONTE.

FICHA CATALOGRÁFICA

Melco, Tito Coutinho

**Estudo do eletrocardiograma sob uma abordagem matemática / T.C. Melco. -- São Paulo, 2006.
p.**

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Mecatrônica e de Sistemas Mecânicos.

**1.Eletrocardiografia 2.Análise de Fourier 3.Filtro de Kalman
I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Mecatrônica e de Sistemas Mecânicos II.t.**

FOLHA DE APROVAÇÃO

Tito Coutinho Melco

Estudo do Eletrocardiograma sob uma Abordagem Matemática

Dissertação apresentada ao Departamento de Engenharia
Mecatrônica e de Sistemas Mecânicos da Universidade
de São Paulo para obtenção do título de Mestre.

Aprovado em:

Banca Examinadora

Prof. Dr. _____

Instituição: _____ Assinatura: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____ Assinatura: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____ Assinatura: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____ Assinatura: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____ Assinatura: _____

DEDICATÓRIA

A minha família e amigos por toda paciência e consideração durante o tempo deste projeto de pesquisa.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Lucas Antônio Moscato pela orientação e ajuda em todos os momentos difíceis deste projeto.

Ao Dr. Jorge Bonassa por sempre apoiar a pesquisa e desenvolvimento e pelos contatos que possibilitou.

Ao Prof. Dr. Agenor de Toledo Fleury, pelo apoio durante a realização do mestrado e pelos ensinamentos que se tornaram um dos principais focos deste trabalho.

Tito Coutinho Melco

Estudo do Eletrocardiograma sob uma Abordagem Matemática

Dissertação apresentada ao Departamento de
Engenharia Mecatrônica e de Sistemas
Mecânicos da Universidade de São Paulo
para obtenção do título de Mestre.

Área de Concentração: Engenharia Mecânica
Orientador: Prof. Dr. Lucas Antônio Moscato

São Paulo

2006

Resumo

Estudo do Eletrocardiograma sob uma Abordagem Matemática.

O eletrocardiograma transmite informações com relação à passagem do pulso elétrico pelo coração e, conseqüentemente, do funcionamento deste. Desde o início da sua utilização, possibilitada pelo trabalho de Willem Einthoven criando a primeira máquina capaz de medir o pulso elétrico de forma não invasiva e com sensibilidade forte o bastante para ser capaz de produzir um gráfico proveitoso, o eletrocardiograma é muito utilizado para avaliação clínica de pacientes. Entretanto a evolução das máquinas que o descrevem não foi muito além do que o elaborado por Einthoven no início do século 20. As máquinas capazes de captar o eletrocardiograma se tornaram menores (até portáteis para algumas aplicações), gráficos passaram a ser disponibilizados em telas de vídeo (ao invés das fitas de papel) e, como maior evolução, as máquinas que observam o eletrocardiograma passaram a conseguir captar a ocorrência de um ciclo cardíaco com alta confiabilidade e, atualmente, passaram a medir também o parâmetro ST com precisão delimitada (necessitando ajuda do operador para ajuste em alguns casos). É baseado nestes fatos que esta dissertação procura estudar algoritmos matemáticos, de forma mais focada nos modelos do impulso elétrico durante os ciclos cardíacos, e avaliar suas capacidades de interpretar parâmetros do ciclo de ECG de forma precisa e rápida para que o médico tenha prontamente os dados necessários para realizar a avaliação clínica do paciente. Em primeira análise foram estudados os algoritmos para detecção do pulso de eletrocardiograma (detecção da onda R), em seguida feito o janelamento da curva de ECG a fim de separar os ciclos cardíacos. A partir deste ponto foram analisados os modelos matemáticos gerados por equações polinomiais, Transformada de Fourier e Transformada wavelet. E, com o intuito de filtrar ruídos e gerar derivações não medidas, foi implementado um filtro de kalman em um modelo vetorial do eletrocardiograma. Para avaliar os resultados obtidos foram utilizados requisitos de desempenho declarados pelo FDA norte americano e pela norma européia IEC60601-2-51. Essas análises foram feitas através da utilização dos algoritmos gerados nas curvas provindas do banco de dados do PhysioNet. O método polinomial não foi considerado interessante na medida em que não possibilita gerar uma equação para um ciclo cardíaco, mas sim várias equações (uma para cada ponto do ciclo). Os demais métodos apresentaram melhor eficiência na medida em que foram capazes de gerar parâmetros com significado físico e possibilitando melhor caracterização de pontos importantes da curva do eletrocardiograma.

Palavras-chave: Eletrocardiografia. Análise de Fourier. Filtro de Kalman.

Abstract

Electrocardiogram evaluation under a mathematical approach.

The electrocardiogram gives information related to the passage of an electric pulse through the heart and, therefore, to his state function. Since the beginning of electrocardiogram utilization, thanks to the work of Willem Einthoven building the first machine capable of measuring the electric pulse non-invasively and with sensitivity enough to be able to provide a profitable graph, it is widely used for clinical evaluation of patients. However the evolution of the machines that describes the electrocardiogram hadn't much more advances since the elaborated by Einthoven in the beginning of the 20th century. They become smaller (even portable for some applications), the graphs are now displayed in video screens (instead of the paper strip) and, taking place as the biggest evolutions, machines that observes the electrocardiogram became able to recognize a cardiac cycle with high reliability and, more recently, became able to measure the ST parameter with liMITed precision (it needs the help of the operator to set specific measuring points in some cases). It is based in these facts that this dissertation looks for analyzing mathematic algorithms, more specifically the mathematic models of the electric impulse during the cardiac cycles, and evaluate their capacities to expound ECG parameters in a fast and reliable way in order to the physician receive promptly the data needed for his clinical evaluation of the patient. For the first step were analyzed some algorithms for electrocardiogram pulse detection (detection of R wave), in the following step were done the windowing of the ECG wave in order to separate the cardiac cycles. In this step were analyzed the mathematic models generated by polynomial equations, Fourier Transform and Wavelet Transform. And, in order to filter noises and generate leads not measure, it was implemented a kalman's filter at a vector model. To evaluate the obtained results were used the requirements of performance given by north-american FDA and by the European rule IEC60601-2-51. These evaluations were done by executing the generated algorithms in the waves supplied by the databank PhisioNet. The polynomial method weren't considered interesting because it weren't able to generate an equation for the cardiac cycle, but many equations (one for each point of the cycle). The other methods showed a better efficiency since they were capable of generate parameters with physical meaning and being able to do a better characterization of the important points of the electrocardiogram wave.

Keywords: Electrocardiogram. Fourier Analysis. Kalman Filter.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1 – Galvanômetro montado por Willem Einthoven para estudo do eletrocardiograma.	10
Figura 1.2 – Ilustração, adaptada de Malmivuo (1995), dos planos de visualização das derivações.....	11
Figura 1.3 - Desenvolvimento da Curva de ECG durante o batimento cardíaco. Figura adaptada de Schilling e Elzer (2002).....	14
Figura 1.4 – Regiões importantes do coração para realização da atividade cardíaca e nomenclatura do ECG.	14
Figura 2.1 - Exemplos de curvas de ECG extraídas e adaptadas de Waters (2005).....	19
Figura 2.2 - Batimento ventricular ectópico em ocorrência esporádica.	19
Figura 2.3 - Bigeminia Ventricular.	20
Figura 2.4 - 10 batimentos de Taquicardia Ventricular seguidos de eltrochoque para que o ritmo de batimentos volte ao normal	20
Figura 2.5 – Esquema de curva analisada pelo método dos mínimos quadrados.....	21
Figura 2.6 - Esquema de análise de um sinal por Wavelet, retirada de Graps (2004)	25
Figura 2.7 - Esquema do sistema a ser modelado para filtragem e estimação de estadospor Kalman.	29
Figura 2.8 - Esquema utilizado por Moraes et al (2002) para detecção do complexo QRS.....	33
Figura 3.1 - Ilustração do posicionamento dos eletrodos para diferenciação entre a derivação II e a derivação modificada II.....	37
Figura 3.2 - Plotagem do gráfico de ECG retirado do banco de dados do MIT-BH (Goldberger et al, 2000).	38
Figura 3.3 - Ampliação da Figura 3.2 na região de 0 a 3segundos.	38

Figura 3.4 - Esquema utilizado por Christov(2004) para detecção do complexo QRS.....	40
Figura 3.5 - Variação do Threshold (MFR) e da derivação complexa no tempo.....	43
Figura 3.6 - Derivações analisadas, Detecção anotada por cardiologistas e realizada pelo algoritmo de Christov (2004).	44
Figura 3.7 - Threshold MFR e suas componentes em relação à derivação complexa Y.....	44
Figura 3.8 - Complexos QRS desincronizados.....	45
Figura 3.9 - Complexos QRS sincronizados	45
Figura 3.10 - Ciclos de ECG derivados do processo de janelamento.....	46
Figura 3.11 - Esquema de execução do algoritmo de detecção de batimentos ventriculares no tempo.	47
Figura 3.12 - Exemplo da detecção de batimentos através da interação de SUM e AT.....	49
Figura 3.13 - Esquema de detecção de onda bifásica.	51
Figura 3.14 – Filtro para ruído da rede elétrica.	63
Figura 3.15 – Filtro para corte de espasmos musculares.....	63
Figura 3.16 – Filtro passabanda.....	64
Figura 3.17 - Comparação entre o sinal original com sinais filtrados.....	65
Figura 3.18 - Modelagem a cada ponto do batimento por polinômios usando grau 2.	66
Figura 3.19 - Modelagem a cada ponto do batimento por polinômios usando grau 3.	67
Figura 3.20 - Modelagem de batimento completo por polinômios usando grau 15.....	67
Figura 3.21 - Espectro de frequências das curvas de ECG analisadas.	69
Figura 3.22 - Comparação entre a curva de ECG real e a reconstruída através de análise por FFT.	70
Figura 3.23 – Espectro de Frequências e reconstrução do 25º batimento da derivação MLII quando é zerada a componente de zero Hz.....	71
Figura 3.24 - Wavelet do tipo symlet, ordem 4.	72

Figura 3.25 - Batimentos 25, 26, e 27 (curva 's') e Transformada Wavelet (curvas 'a2', 'd2' e 'd1').	73
Figura 3.26 – Batimentos 1905, 1906 (ectópico) e 1907 (curva 's') e Transformada Wavelet (curvas 'a2', 'd2' e 'd1').	74
Figura 3.27 - Impulso elétrico e sua visualização nos planos Frontal (F) e Transversal(T) .	76
Figura 3.28 – Impulso visualizado no plano Frontal e as derivações que o enxergam.	76
Figura 3.29 – Impulso visualizado no plano Transversal e as derivações que o enxergam.	76
Figura 3.30 - Sistema de reconstrução de derivações por filtro de Kalman.	79
Figura 3.31 - Descrição do bloco ganho de Kalman da Figura 3.30.	80
Figura 3.32 - Reconstrução por Kalman da derivação I.	80
Figura 3.33 - Reconstrução por Kalman da derivação V6.	81
Figura 3.34 - Reconstrução por Kalman da derivação AVL.	81
Figura 3.35 – Derivações reconstruídas utilizando Filtros de Kalman e medindo I, II, III e V2.	85
Figura 3.36 – Derivações reconstruídas utilizando Filtros de Kalman e medindo I, II, III, V1, V2, V4 e V6.	86
Figura 3.37 - Disposição dos eletrodos segundo o método EASI. Figura extraída de Jahrsdoerfer et al (2005).	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Comparativo entre os equipamentos Agilent e Mortara.....	33
Tabela 3.1 - Classificação de resultados.....	55
Tabela 3.2 – Anotações realizadas pelo banco de dados PhysioNet e interpretação do algoritmo.....	57
Tabela 3.3 - Resultado dos algoritmos de detecção de batimento e classificação em ectópico ou normal.....	58
Tabela 3.4 – Equações de correlação entre as derivações do ECG.	76

SUMÁRIO

1	Introdução	10
1.1	Derivações e seus planos de visualização	11
1.2	Formação do pulso elétrico através do coração	12
1.3	Importância da monitoração do ECG	15
1.4	Objetivo	17
2	Estado da Arte	18
2.1	Avaliações clínicas sobre os parâmetros do Eletrocardiograma	18
2.2	Avaliações matemáticas sobre a curva de ECG	21
2.2.1	Mínimo Erro Quadrático e Transformação Polinomial	21
2.2.2	Série de Fourier e Transformada Rápida de Fourier	22
2.2.3	Transformada Wavelet	24
2.2.4	Filtros de Kalman	26
2.3	Estado da arte na detecção de complexos QRS em Real-Time	30
2.4	Requisitos para avaliação dos resultados	34
3	Desenvolvimento	36
3.1	Ferramentas	36
3.2	Algoritmo para Detecção do complexo QRS	39
3.2.1	Ensaio para algoritmo de detecção do complexo QRS	42
3.3	Janelamento da curva de ECG em volta do complexo QRS	45
3.4	Detecção de Batimento Ventricular Ectópico	47
3.4.1	Filtros	47
3.4.2	Detecção de batimento (t_2 até t_3 na Figura 3.11)	48

3.4.3	Definição do ponto do batimento (t3 a t4 na Figura 3.11)	49
3.4.4	Algoritmo de tratamento e atualização de variáveis (t4 na Figura 3.11).....	50
3.4.5	Parâmetros de avaliação	53
3.4.6	Algoritmo para avaliação dos resultados.....	55
3.4.7	Resultados.....	58
3.5	Modelagem matemática da curva de ECG	61
3.5.1	Modelagem dos Filtros Utilizados.....	63
3.5.1.1	Filtro de Rede	63
3.5.1.2	Filtro de 35Hz.....	63
3.5.1.3	Filtro Passabanda.....	64
3.5.2	Modelagem por Polinômios.....	65
3.5.3	Modelagem por Fourier	68
3.5.4	Modelagem por Wavelets.....	72
3.6	Aplicação de Filtros de Kalman	76
4	Conclusões.....	88
5	Referências	90

1 Introdução

Um Eletrocardiograma (ECG/EKG) é um registro da tensão elétrica gerada durante a atividade cardíaca. A monitoração deste parâmetro fisiológico passou a ser amplamente utilizada após o trabalho de Willem Einthoven que montou um aparato não invasivo e mais preciso mergulhando as extremidades do corpo humano em soluções salinas e medindo as diferenças de potencial entre elas através de um galvanômetro de corda (ver esquema deste sistema de medição na Figura 1.1). Einthoven também realizou estudos do traçado resultante, denominando partes que compõem o traçado de ECG e relacionando o traçado com doenças cardíacas. Este estudo lhe rendeu o prêmio Nobel de fisiologia em 1924 (NobelPrize.org).

Figura 1.1 – Galvanômetro montado por Willem Einthoven para estudo do eletrocardiograma.

A visualização que Einthoven gerou da diferença de potencial entre os membros do corpo humano passou a ser denominada triângulo de Einthoven.

1.1 Derivações e seus planos de visualização

As derivações são as visualizações de um vetor impulso elétrico em uma determinada direção e sentido. As três derivações que compõem o triângulo de Einthoven estão representadas na Figura 1.2 (canto inferior esquerdo onde mostra o triângulo azul formado pelas derivações I, II, e III tomadas pelos pontos R, L e F do corpo humano). A representação matemática destas derivações segundo um vetor impulso elétrico p que passa pelo coração, assim como a definição dos planos (sagital, frontal e transversal) que contêm essas derivações e as derivações do plano transversal, também podem ser visualizados na Figura 1.2.

Figura 1.2 – Ilustração, adaptada de Malmivuo (1995), dos planos de visualização das derivações.

1.2 Formação do pulso elétrico através do coração

Este impulso elétrico que forma as derivações do ECG ocorre em cada célula do coração da seguinte forma (segundo Ladislau Lengyel, 1974):

- Uma excitação ou ativação acontece originada por estímulos de natureza diversa, por exemplo, mecânicos, químicos ou elétricos (no ECG normal o estímulo original de todo o batimento cardíaco ocorre no nódulo sino-atrial). Sobre efeito deste estímulo ocorre alteração do equilíbrio iônico, relativo ao potencial de membrana em repouso, tornando-se a superfície celular negativa em relação ao meio intracelular (normalmente positivo e denominado como estado polarizado. Esta troca iônica no ponto de excitação da célula se propaga por toda a superfície celular que, principalmente, permite a entrada de íons sódio Na^+). Este processo é chamado de processo de despolarização (após ocorre o processo inverso onde a célula se repolariza).
- Este processo de despolarização é analisado como um dipolo (uma diferença de potencial entre dois pontos com magnitude, direção e sentidos definidos).
- O processo de despolarização celular estimula as células próximas, através do meio mais condutivo, a se despolarizarem. Desta forma o pulso de despolarização percorre todo o coração

Pode-se observar a formação do impulso elétrico que passa pelo coração através de um batimento cardíaco normal do ECG (Figura 1.3, adaptada de Schilling e Elzer, 2002; e Figura 1.4 para visualização das regiões do coração e esquema do ECG completo, adaptada de Malmivuo e Plonsey, 1995):

- Vistas 1 e 2 – **Curva P**: Início do batimento cardíaco marcado por um estímulo na região do átrio direito denominada nódulo sino-atrial (SA). Este estímulo de contração

é uma onda de despolarização que torna a região intracelular (do músculo cardíaco) positiva em relação ao meio externo (em repouso a região intracelular é negativa). Esse estímulo tende a se propagar pelas células a partir de sua origem, o nódulo SA. Essa região é considerada o marcapasso natural do coração por ser a responsável por iniciar o batimento cardíaco. Se, por um acaso, o nódulo SA não iniciar o batimento cardíaco, outras regiões do coração podem tomar essa tarefa para si, gerando um ciclo irregular denominado de batimento ectópico.

- Vista 3 – **Onda Q**: Marca o início da despolarização dos ventrículos, quando a onda P atinge o nódulo Átrio-Ventricular (AV) e, através das fibras de Purkinje, o estímulo passa a caminhar rapidamente pelos ventrículos.
- Vistas 4 e 5 – **Onda R**: Onda de maior amplitude do batimento cardíaco. Utilizada como base dos algoritmos de detecção do batimento cardíaco.
- Vista 6 – **Onda S e segmento ST**: A onda S representa o fim da despolarização ventricular (a despolarização ventricular completa é visualizada no ECG como o complexo QRS). Entre a onda S e a onda T (visualizada na vista 7) há uma pausa na atividade elétrica denominada segmento ST.
- Vista 7 – **Onda T**: A onda T representa a repolarização do coração, onde os músculos cardíacos voltam ao seu estado de repouso.
- Vista 8 – **Onda U**: Esta onda muitas vezes não é visível no traçado do ECG e o seu significado ainda não é completamente compreendido. Alguns pesquisadores acreditam ser um efeito retardado da despolarização ventricular (segundo Yanowitz, 2005).

Figura 1.3 - Desenvolvimento da Curva de ECG durante o batimento cardíaco. Figura adaptada de Schilling e Elzer (2002).

Figura 1.4 – Regiões importantes do coração para realização da atividade cardíaca e nomenclatura do ECG.

1.3 Importância da monitoração do ECG

A monitoração contínua do ECG foi inicialmente desenvolvida para que a unidade de tratamento coronariano pudesse detectar arritmias e bradicardias ventriculares tratáveis em pacientes com infarto do miocárdio agudo. Essa capacidade, em conjunto com desfibriladores cardíacos e marcapassos foi parcialmente responsável pela redução da mortalidade ocorrida no final dos anos 60. Dessa forma o ECG se popularizou e passou a ser utilizado em todas as unidades de tratamento intensivo, outras análises (baseadas em observação de um maior número de parâmetros do ECG) foram incorporadas para detectar maior número de arritmias, agentes antiarrítmicos ministrados em pacientes graves tiveram seu uso reduzido (segundo Tobin, 1997).

Segundo Ladislau Lengyel (1974) o eletrocardiograma (ECG) é um dos métodos mais importantes no diagnóstico das cardiopatias e também de outros estados mórbidos. A importância desta monitoração está na percepção de vários parâmetros do traçado resultante. Estes parâmetros, por si só ou pela combinação com histórico e/ou sintomas do paciente, indicam o estado fisiológico do coração e a necessidade de um tratamento específico. Entretanto deve se ter em mente que condições que nada tem a ver com alterações anatômicas cardíacas podem imitar os padrões típicos e, deste modo, o diagnóstico entre normal e patológico pode ser muito difícil ou mesmo impossível baseando-se exclusivamente no traçado. Deste modo é importante que seja sempre o médico, a par dos dados de monitoração e do histórico do paciente seja quem executa o diagnóstico e não por pura e simples observação do alarme de monitor de ECG. Além deste fator é importante realizar a preparação adequada do equipamento e do paciente, Tobin (1997) listou os seguintes cuidados como métodos para reduzir a resistência entre a pele e o eletrodo:

- A pele deve ser preparada através da remoção de pelos na região onde serão posicionados os eletrodos

- Limpar essa região com álcool, esperando que ela seque em seguida
- Colocar suavemente o contato do eletrodo

Tobin (1997) estimou que o uso desse método pode reduzir de 200 Ohms para 10 Ohms a resistência entre o eletrodo e a pele na maioria dos pacientes. Também declarou que o uso de gel condutivo capaz de penetrar a epiderme reduz ainda mais a resistência neste contato.

Apesar dos cuidados necessários, dos artefatos no ECG que possuem origens distintas das cardiopáticas e, portanto, do ECG por si só não ser capaz de fundamentar um diagnóstico o uso deste método de monitoração tem crescido, novos algoritmos lançados tornam a detecção de parâmetros mais confiáveis, os eletrodos já passam a incorporar gel condutivo de fábrica.

É baseado nessa evolução dos estudos do ECG que essa dissertação tem por finalidade avaliar métodos mais fiéis (entenda-se “mais fiéis” como algoritmos matemáticos que obedecem às normas para equipamentos que tratam o eletrocardiograma e especificam sua performance) capazes de obter da curva de ECG parâmetros importantes para a avaliação clínica como a ocorrência do batimento cardíaco, o nível do segmento ST e outros (tempo das ondas, como a duração PQ e QT, e amplitude das mesmas). Esta nomenclatura foi definida por Willen Einthoven durante suas pesquisas e pode ser compreendida pela observação da Figura 1.4, onde estes parâmetros são descritos baseando-se no próprio traçado do ECG.

1.4 Objetivo

O presente projeto visa estabelecer um estudo do eletrocardiograma segundo os métodos de análise matemática mais atuais, descrevendo pesquisas no campo, como detecção de batimento cardíaco e ectópico, e modelos das derivações do eletrocardiograma para extração de dados para avaliação fisiológica. Não há, portanto, a intenção de realizar diagnósticos de doenças cardíacas. Simplesmente espera-se visualizar parâmetros, frequência cardíaca e nível do segmento ST (por exemplo), seguindo normas de performance para equipamentos eletromédicos. Também são levantadas formas de visualização do eletrocardiograma diferentes da convencional através, por exemplo, de modelagem por Wavelet e vetorial com a finalidade de dispor de outras formas de caracterização da curva de ECG.

Esta dissertação pode ser dividida em três partes:

1. Identificação do complexo QRS (esta é a curva mais fácil do ECG de se identificar uma vez que o valor de R costuma ser elevado em comparação com as outras ondas)
2. Realizar o janelamento da curva, selecionando os pontos no tempo que descrevem o início e o fim da curva a ser analisada
3. Identificação de parâmetros da curva de ECG como nível do segmento ST e batimentos ventriculares ectópicos (batimentos cardíacos não iniciados nos átrios, mas sim nos ventrículos) baseado em pesquisas realizadas no setor
4. Realizar montagem de diferentes modelos do eletrocardiograma segundo diferentes técnicas (polinomial, Transformada de Fourier e Transformada Wavelet)
5. Aplicar filtro de Kalman e modelagem vetorial, para filtrar a medição e realizar a correlação entre uma derivação não medida com as medidas.

2 Estado da Arte

Os estudos na área já avançaram bastante, principalmente no que se refere à detecção do momento em que ocorre o complexo QRS. A partir desta detecção é possível extrair dados como a frequência cardíaca. Esta análise é eficientemente realizada em tempo real. Entretanto estudos da curva de ECG não avançaram muito além da detecção do complexo QRS. Atualmente está se popularizando nos equipamentos de análise de ECG a medição do nível do segmento ST, entretanto com precisão limitada e com necessária supervisão do operador (a fim de ajustar os pontos de referência para uma medição mais correta). Alguns estudos procuraram realizar a classificação do complexo QRS segundo padrões e um número menor de trabalhos desenvolveu modelos matemáticos capazes de realizar análises de ECG em tempo real, análise esta para classificar o ECG entre patológico ou normal. Dessa forma tem-se um cenário atual com elevado número de estudos publicados na área, vários modelos propostos e para diversos objetivos. Neste capítulo são abordados os temas e teorias utilizadas no desenvolvimento do trabalho.

2.1 Avaliações clínicas sobre os parâmetros do Eletrocardiograma

A primeira anormalidade estudada ao analisar o eletrocardiograma está relacionada com a frequência do batimento cardíaco. Isto não somente devido à sua importância, mas também à facilidade com a qual é possível determiná-lo. Este foi o primeiro alarme adicionado aos monitores de eletrocardiograma visto que sua obtenção decorre da detecção do complexo QRS (região mais proeminente do gráfico de ECG). Segundo Dubin (1974):

- Taquicardia Sinusal é definida como uma frequência de batimento cardíaco acima de 100/minuto (sob ritmo regular)
- Bradicardia Sinusal é definida como uma frequência de batimento cardíaco abaixo de 60/minuto (sob ritmo regular)

Figura 2.1 - Exemplos de curvas de ECG extraídas e adaptadas de Waters (2005)

Outras arritmias podem ser visualizadas de acordo com o formato da onda. É o caso da contração ventricular prematura (CVP) ou extra-sístole ou batimento ventricular ectópico (ver exemplo deste batimento na Figura 2.2). Sua ocorrência esporádica é comum e não significa necessariamente um problema a ser tratado. Entretanto, em indivíduos com cardiopatias, seqüências destes batimentos ventriculares ectópicos podem levar a arritmias mais perigosas (por exemplo, fibrilação ventricular) e podem provocar morte súbita. Um exemplo de seqüência classificada como arritmia é a Bigeminia Ventricular onde a seqüência é do tipo batimento Normal, Ventricular, Normal, Ventricular (visualizada na Figura 2.3, onde pontos significam batimentos normais e Vs ventriculares ectópicos).

Figura 2.2 - Batimento ventricular ectópico em ocorrência esporádica.

Figura 2.3 - Bigeminia Ventricular.

Outro exemplo, mais perigoso, é o da taquicardia ventricular representado por uma série de batimentos ventriculares (maior ou igual a três) em uma frequência elevada (160 a 240 batimentos por minuto). Esta sequência de batimentos irregulares, que pode gerar desmaios, palpitações e desconforto na região peitoral, pode levar a uma fibrilação ventricular e consequentemente a parada cardíaca.

Figura 2.4 - 10 batimentos de Taquicardia Ventricular seguidos de eltrochoque para que o ritmo de batimentos volte ao normal

2.2 Avaliações matemáticas sobre a curva de ECG

Como descrito durante a introdução deste trabalho pretende-se analisar algoritmos que gerem parâmetros capazes de transcrever a curva do eletrocardiograma com precisão. Isto ocorre sempre que, através dos parâmetros gerados, é possível reconstruir a curva de ECG. Para realizar essa transformação existem diversas técnicas. As técnicas abordadas neste trabalho estão expostas nos capítulos a seguir.

2.2.1 Mínimo Erro Quadrático e Transformação Polinomial

Uma curva pode ser interpretada como sendo um polinômio:

$$\hat{x}(n) = a_0 + a_1 \cdot n + a_2 \cdot n^2 + \dots + a_m \cdot n^m, \quad n = 0, 1, \dots, N$$

Onde os fatores a_i , $0 \leq i \leq m$, podem ser determinados pelo método dos mínimos quadrados.

Este método procura determinar quais são os valores de a_i , $0 \leq i \leq m$ que minimizam a somatória dos erros quadráticos entre o sinal real x e o resultado do polinômio $\hat{x}$. No caso de uma curva x esquematizada na Figura 2.5 os valores dos parâmetros de a são escolhidos de forma a minimizar $\{ |x_1 - \hat{x}_1|^2 + |x_2 - \hat{x}_2|^2 + |x_3 - \hat{x}_3|^2 \}$.

Figura 2.5 – Esquema de curva analisada pelo método dos mínimos quadrados.

Para minimizar esses desvios do modelo podemos escrever as equações de cada ponto da curva de forma matricial como se segue:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & t_1 & \cdots & t_1^{m-1} \\ 1 & t_2 & \cdots & t_2^{m-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & t_N & \cdots & t_N^{m-1} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix}$$

Como o tempo é discretizado na forma de cada amostra analisada, $t_1=1$ (1º amostra), $t_2=2$ (2º amostra), etc. Desta forma temos a matriz C, matriz de covariância dada por:

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 2 & \cdots & 2^{m-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & N & \cdots & N^{m-1} \end{bmatrix}$$

E fazendo $x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix}$ e $\hat{a} = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix}$ tem-se:

$$x = C \times \hat{a}$$

$$[C^t \times C]^{-1} \times C^t \times x = [C^t \times C]^{-1} \times C^t \times C \times \hat{a}$$

$$[C^t \times C]^{-1} \times C^t \times x = I \times \hat{a}$$

Concluindo a regressão polinomial, através da determinação de quantos pontos serão utilizados para gerar o polinômio e de qual o grau utilizado pelo mesmo é calculada a matriz de covariância C e, através do cálculo entre C e os pontos de x, chegam-se aos parâmetros do polinômio $\hat{a} = [C^t C]^{-1} C^t x$.

2.2.2 Série de Fourier e Transformada Rápida de Fourier

Uma série trigonométrica é uma série da forma:

$$\frac{1}{2} a_0 + a_1 \cos x + b_1 \sin x + \dots + a_n \cos nx + b_n \sin nx + \dots$$

Onde os coeficientes a_n e b_n são as constantes que definem a importância (amplitude) de cada frequência no sinal analisado. Esta série tem a propriedade de se repetir para todo ciclo 2π . É

baseado nestas duas propriedades (análise por frequência e capacidade de repetição a cada batimento) que a série de Fourier parece um meio interessante de interpretar cada ciclo do batimento cardíaco e analisar as diferenças que ocorrem no ECG entre batimentos. Com a descrição do batimento cardíaco em série de Fourier pode-se determinar as componentes no espectro de frequências do sinal de ECG. Conforme desenvolvido por Kaplan, 1972, isto é realizado através da determinação dos parâmetros a_n e b_n , o que, para uma função contínua e

periódica ($f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos nx + b_n \sin nx)$) são definidos como:

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \cos nx dx \quad (n = 0, 1, 2, \dots),$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \sin nx dx \quad (n = 1, 2, \dots).$$

Outra forma, mais concisa, de se declarar a série de Fourier é através da relação exponencial ($e^{inx} = \cos nx + i \sin nx$), de forma que a função dos valores da curva analisada fica:

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} (a_n e^{inx})$$

Onde o parâmetro a_n é definido como $a_n = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-inx} dx$.

Como lidamos com um sinal amostrado não podemos utilizar a forma contínua da série de Fourier. Utilizamos sua forma denominada Transformada de Fourier Discreta dada por:

$$x_k = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} f_j e^{-2\pi i j k / n} \quad k = 0, \dots, n-1$$

Onde as amplitudes f_j são definidas pela transformação direta

$$f_k = \sum_{j=0}^{n-1} x_j e^{2\pi i j k / n} \quad j = 0, \dots, n-1$$

Entretanto esta análise, como a por polinômios, exige o tratamento do sinal como estacionário. Isto significa que somente após a obtenção e delimitação de um ciclo do complexo QRS, pode-se realizar o tratamento do sinal.

Para realizar esse tratamento em tempo real procura-se tomar janelas de amostragem tão curtas quanto possível para descrição de sua Transformada de Fourier. Isso é denominado Transformada Rápida de Fourier.

Para realizar essa Transformada parte-se de amostras $x_0, x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_{N-1}$. A forma da Transformada discreta de Fourier ver essa amostra é no campo dos números complexos, onde temos $\hat{x}_k = x_{k_real} + jx_{k_imag}$. A Transformada discreta de Fourier que descreve todos os pontos da janela de amostras analisadas é dada por:

$$\hat{X}(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^N x(k) e^{-jk2\pi / N}$$

2.2.3 Transformada Wavelet

A Transformada Wavelet é uma opção para o cálculo da Transformada Discreta de Fourier. Ela tenta resolver o seguinte problema da anterior, quanto menor o tamanho da janela de tempo utilizada (o que descreve melhor a curva do ECG no tempo) menor é a precisão no campo de frequências e o inverso também é válido, quanto maior é a janela de tempo utilizada (menor precisão no tempo), melhor é a precisão do espectro de frequências.

Da mesma forma que a Transformada Discreta de Fourier a análise por Wavelet procura estabelecer o espectro de frequências de um sinal em uma janela de tempo. As diferenças principais entre os dois processos são:

1. A Transformada de Fourier da janela de tempo analisada não é tomada
2. A largura da janela é alterada para cada componente no espectro das frequências analisado.

Através da Figura 2.6 temos uma idéia de como o sinal é analisado, nela observamos uma curva (topo da figura) utilizada como base para verificação das componentes de frequências do sinal. Quanto maior for a componente de frequência procurada em um sinal, menor será a escala desta curva base utilizada para verificação e menor a janela de tempo necessária para comparação. Desta forma, através de várias interações discretas (em janelas de tempo específicas) comparamos a curva base (em uma determinada escala) com a curva observada e damos pesos de correlação para essa comparação. Esses pesos informam se as componentes de frequência da curva base na escala analisada são ou não encontradas no sinal observado.

Figura 2.6 - Esquema de análise de um sinal por Wavelet, retirada de Graps (2004) .

São várias as curvas base que podem ser utilizadas na Transformada Wavelet, como Haar, Daubechies, Meyer, Mexican Hat, entre outras, que, dependendo da aplicação podem proporcionar melhor ou piores resultados.

2.2.4 Filtros de Kalman

Este capítulo trata da implementação do Filtro de Kalman ao sistema escolhido para filtragem e predição em sistemas dinâmicos. Desta forma, feita uma amostragem no instante t_k , é possível estimar o estado do sistema neste instante t_k (processo de filtragem) e num instante t_e futuro, $t_e > t_k$ (processo de predição). A versão do filtro escolhida para o trabalho foi o caso discreto / discreto, visto que todas as medidas do Eletrocardiograma são discretizadas.

O modelo da dinâmica do sistema é dado por:

$$\dot{x}(t) = F(t)x(t) + B(t)u(t) + G(t)w(t)$$

onde $w(t)$ é um vetor de ruído branco gaussiano com média nula e estatística $E[w(t)w^T(t)]$

dada por:

$$E[w(t)w^T(t')] = Q(t)\delta(t - t')$$

com $Q(t)$ simétrica e positiva.

O modelo de observações, contínuo, é definido por:

$$z(t) = H(t)x(t) + v(t)$$

onde $v(t)$ é um vetor de ruído branco gaussiano de média nula e estatística $E[v(t)v^T(t)]$ dada

por:

$$E[v(t)v^T(t + \tau)] = R(t)\delta(\tau)$$

AdMITem-se ainda hipóteses de não correlação entre os processos $x(\cdot, \cdot)$, $v(\cdot, \cdot)$ e $w(\cdot, \cdot)$, ou seja,

$$E[w(t)v^T(\tau)] = 0$$

$$E[x(t)w^T(\tau)] = 0$$

$$E[x(t)v^T(\tau)] = 0$$

Como um processo de Gauss-Markov, deve-se ressaltar que é necessário o conhecimento do estado inicial do sistema, dado por:

$$E[x(t_0)] = \hat{x}_0$$

$$E[(x(t_0) - \hat{x}_0)(x(t_0) - \hat{x}_0)^T] = P_0$$

Prova-se que a média e a matriz de covariância obedecem às seguintes equações diferenciais para sua propagação. Estes parâmetros são suficientes para caracterizar completamente a função densidade de probabilidade condicionada e toda a história das medidas.

Média:

$$\dot{\hat{x}}(t) = F \hat{x}(t) + B u(t) + K(t)[z(t) - H \hat{x}(t)]$$

Covariança:

$$\dot{P}(t) = F P(t) + P(t) F^T + G Q G^T - P(t) H^T R^{-1} H P(t)$$

Ganho de Kalman:

$K(t) = P(t) H^T R^{-1}$ note que as matrizes $F (= A)$, B , $H (= C)$, Q e R não foram escritas como funções dependentes do tempo, pois são constantes.

Outro fator que torna interessante a utilização dos filtros de Kalman é a capacidade que esta técnica possui para atualizar o valor de um estado sem precisar chegar ao fim de uma janela de ECG. A janela anterior foi capaz não só de atualizar os valores do estado no instante anterior como também gera uma estimativa da nova janela e, pela técnica de Filtro de Kalman, é possível atualizar essa estimativa para cada nova amostragem realizada.

$$\dot{x}(t) = F(t)x(t)$$

onde:

$x(t)$ é o espaço de estados do modelo estudado

$F(t)$ é uma matriz nxn das funções que descrevem o modelo

E em um modelo de observações contínuo dado por:

$$z(t) = H(t)x(t) + v(t)$$

onde:

$H(t)$ é a matriz mx1 que estabelece as variáveis medidas

$v(t)$ é um vetor mx1 de ruído branco com estatística:

$$E[v(t)] = 0$$

$$E[v(t_i)w(t_j)] = \begin{cases} R(t_i), & t_i = t_j \\ 0, & t_i \neq t_j \end{cases} \quad R(t) \text{ é uma matriz mxm}$$

A matriz de covariância dos ruídos, $R(t)$, é conhecida e definida positiva e simétricas. Neste projeto, para cada modelo, será necessário procurar esta matriz (por tentativa e erro) de modo que o filtro se adeque melhor aos erros do sistema:

A estimativa para sistemas contínuos com observações discretas consiste de dois passos:

1. Passo de propagação entre t_{i-1}^+ e t_i^-

$$\hat{x}(t_i^-) = F(t) \cdot \hat{x}(t_{i-1}^+)$$

E cálculo de uma matriz de covariância dada por:

$$\dot{P}(t_i^-) = F(t) \cdot P(t_{i-1}^+) + P(t_{i-1}^+) \cdot F^t(t) + G(t) \cdot Q(t) \cdot G^t(t)$$

Onde G e Q são matrizes relacionadas com os erros do sistema.

2. Passo de atualização entre t_i^- e t_i^+

O ganho do filtro de Kalman é então calculado da seguinte forma:

$$K(t_i) = P(t_i^-)H(t_i)^T [H(t_i)P(t_i^-)H(t_i)^T + R(t_i)]^{-1}$$

Com isso os valores do espaço de estado podem ser atualizados com as novas medidas e a estimativa do filtro de Kalman:

$$\hat{x}(t_i^+) = \hat{x}(t_i^-) + K(t_i)[z_i - H(t_i)\hat{x}(t_i^-)], \text{ onde } z \text{ representam as medições realizadas.}$$

E a matriz de covariância é atualizada:

$$\dot{P}(t_i^+) = P(t_i^-) - K(t_i)H(t_i)P(t_i^-)$$

O modelo matemático do ECG e sua atualização através do Filtro de Kalman representam o escopo principal deste estudo. O estudo das condições iniciais e dos parâmetros do sistema serão realizados para cada modelo estudado.

Figura 2.7 - Esquema do sistema a ser modelado para filtragem e estimação de estado por Kalman.

2.3 Estado da arte na detecção de complexos QRS em Real-Time

Existem vários algoritmos desenvolvidos e em desenvolvimento para detectar a onda R da curva de ECG. Isso ocorre devido ao fato de ainda não existir um algoritmo que detecte a onda R com 100% de eficácia. As ondas de ECG apresentam uma infinidade de formatos, mudando de pessoa para pessoa, da situação (enfermidade) da pessoa analisada, de quanto tempo ela tem sido analisada (isto afeta eficiência dos eletrodos), de ruído provindo do contato do eletrodo com a pele, contração muscular de ruído provindo da rede elétrica, de variação da impedância do eletrodo (variação da linha de base do ECG e queda da relação sinal/ruído), modulação da amplitude do ECG de acordo com a respiração e ruído de instrumentos elétrico-cirúrgicos.

Os algoritmos avaliados foram os de:

Friesen (1990) apresentou um estudo comparativo de 9 algoritmos de detecção de ECG. Os algoritmos foram baseados nos seguintes cálculos:

- Amplitude: Neste conceito são adquiridos um número N (8191, utilizado por Friesen, 1990) de amostras e deste conjunto são válidos os pontos que excedem um threshold (threshold de amplitude)

$$X(n) = X(0), X(1), \dots, X(N)$$

$$\text{Ponto válido} = \{n \mid X(n) > \text{"threshold de amplitude"} \cdot \max[X(n)], 0 < n < N\}$$

- Primeira Derivada: A primeira derivada no ponto em questão é calculada pela diferença entre o ponto seguinte e o ponto anterior.

$$Y(n) = X(n+1) - X(n-1), \quad 1 < n < (N-1),$$

Ou, pela fórmula desenvolvida por Menard (1981)

$$Y(n) = -2X(n-2) - X(n-1) + X(n+1) + 2X(n+2), \quad 2 < n < (N-2)$$

- Filtros digitais:

Filtro notch (62.5Hz escolhido por Friesen, 1990)

$$Y0(n) = X(n) - X(n-4), \quad 4 < n < N$$

Filtro digital passa-baixa

$$Y1(n) = Y0(n) + 4Y0(n-1) + 6Y0(n-2) + 4Y0(n-3) + Y0(n-4), \quad 4 < n < N$$

Esses cálculos foram combinados de várias formas (Amplitude e Primeira Derivada, somente a Primeira Derivada, Primeira e Segunda Derivadas e, por último, filtros digitais), parâmetros e seqüências diferentes, além de algumas alterações nas fórmulas para gerar os nove algoritmos analisados. Com base na análise do próprio Friesen (1990) e da aplicação de Daskalov (1998) o uso destes algoritmos se mostrou insatisfatório. O que foi creditado, segundo Christov (2004), ao fato desses algoritmos serem baseados em thresholds fixos e não em adaptativos.

Moraes et al (2002) implementou um sistema (visualizado pela Figura 2.8) onde os canais de ECG passam por filtros e os módulos dos valores resultantes são somados. O resultado passa por dois módulos de detecção:

Filtro Passa-Baixa:

$$4Y(n) = x(n-2) + 2x(n-1) + x(n), \quad n \in N$$

Filtro de Rede (Filtro Notch):

$$y(n) = x(n-2) - 2\cos\left(\frac{60\pi}{125}\right)x(n-1) + x(n), \quad n \in N$$

Filtro derivativo:

$$y(n) = x(n) - x(n-6), \quad n \in N$$

Saindo destes filtros os sinais passam pelos algoritmos de detecção propriamente ditos. O algoritmo “Detector principal” é um cálculo de amplitude (baseado no proposto por Engelse e Zeelenberg, 1979), similar ao utilizado por Friesen (1990), entretanto possuindo um algoritmo a parte para o cálculo do threshold que o adapta à variação no sinal de ECG. Um pulso é

classificado como QRS ou provável QRS pelo número de vezes que ele cruza o threshold. Já o Detector secundário, utilizado para confirmar o resultado do detector principal ou para decidir algum resultado em caso de dúvida, é baseado em um algoritmo integrativo (proposto por Pan e Tompkins, 1985, e Ligtenberg e Kunt, 1983) o que evita ruído, alteração da linha de base e artefatos (sinal anormal ou estrutura produzida por um agente externo) de movimento.

Equação integrativa

$$20y(n) = \sum_{i=0}^{i=19} x^2(n-i), \quad n \in N$$

Além deste “Detector Secundário” baseado em uma equação integrativa, um fator que torna o algoritmo de Moraes et al (2002) de alta eficácia é o cálculo adaptativo do Threshold no detector principal. Ele é baseado no cálculo de dois fatores, o threshold de detecção (DT) e o threshold da linha de base (BT, utilizado somente como base de ajuste do DT):

Na presença de ruído:

$$BT \Leftarrow 1,5 \times BT$$

$$DT \Leftarrow \max(0,5 \times (pico_QRS), BT)$$

Quando o tempo crítico é atingido sem nenhuma ocorrência de um complexo QRS:

$$BT \Leftarrow 0,5 \times BT$$

$$DT \Leftarrow BT$$

Quando o QRS é detectado:

$$BT \Leftarrow (0,75 \times BT + 0,25 \times (pico_QRS))$$

$$DT \Leftarrow \max(0,5 \times (pico_QRS), BT)$$

E no momento esperado para um complexo QRS sem que nenhuma passagem da curva pelo threshold seja detectada:

$$DT \Leftarrow 0,75 \times DT$$

$$DT \Leftarrow \max(DT, 0,5 \times BT)$$

Figura 2.8 - Esquema utilizado por Moraes et al (2002) para detecção do complexo QRS.

Estas preocupações (aplicação de filtros de entrada, implementação de um algoritmo adaptativo para o cálculo do threshold e inclusão de um detector secundário) renderam ao trabalho de Moraes et al (2002) uma alta eficiência na detecção de complexos QRS (99.22% de sensibilidade e 99.73% de predictibilidade positiva, utilizando o banco de dados do MIT-BH (Goldberger et al, 2000) e após exclusão dos registros com pacemaker). Entretanto este algoritmo necessita de 180ms, o que é considerado um delay alto demais.

Como exemplificação do que é encontrado no Mercado está a tabela abaixo, retirada do documento do fabricante Mortara (2001) com relação à sua performance em comparação à linha Agilent (linha hoje pertencente à Philips).

Tabela 2.1 - Comparativo entre os equipamentos Agilent e Mortara.

	AHA Database		MIT Database	
	Mortara	Agilent	Mortara	Agilent
Sensibilidade de detecção do QRS (%)	99.88	99.80	99.93	99.66
Predictibilidade positiva de detecção do QRS (%)	99.89	99.87	99.85	99.86

2.4 Requisitos para avaliação dos resultados

A preocupação com a avaliação de um dispositivo, ou mesmo um algoritmo, quando se diz respeito à aplicação médica é maior. Existem normas que devem ser seguidas para certificar um equipamento/algoritmo. No caso de algoritmos para diagnóstico de ECG foi tomada como referência a norma IEC60601-2-51 (2003) que versa sobre “Requisitos particulares de segurança, incluindo desempenho essencial de gravações e análise de eletrocardiogramas para canal simples e múltiplos canais“. Apesar desta norma se referir ao equipamento completo seu maior foco se encontra no algoritmo de análise de ECG, seus requisitos e ensaios.

Para tanto a norma requer que seja utilizado o banco de dados CTS formado por, basicamente, dois tipos de curvas de ECG: uma denominada como “ECGs de calibração”, utilizados principalmente para determinar a performance de hardware de um eletrocardiógrafo; e “ECGs analíticos”, utilizados para uma análise de ECG mais realística (com um formato mais próximo ao de um ECG normal e com diferentes formatos de onda para todas as derivações). Todos os sinais (analíticos ou de calibração) são gerados por funções matemáticas.

O CDRH (2003), subdivisão do FDA norte-americano, também publicou um guia para controle de algoritmos que tratem da detecção da frequência cardíaca e de anomalias. Neste guia o CDRH recomenda o desenvolvimento de um algoritmo com, pelo menos, dois banco de dados: Um especificamente para o desenvolvimento do algoritmo; E um segundo banco de dados para avaliação. Ambos os bancos de dados deveriam ser de pacientes reais (ao invés de sinais simulados). Anotações sobre ritmos cardíacos deveriam ser realizadas por pelo menos três cardiologistas qualificados.

Como a maior parte dos artigos pesquisados utiliza o banco de dados do MIT/BIH este foi utilizado para o desenvolvimento do algoritmo. Para poder utilizá-lo também durante o processo de avaliação foi estabelecida a seguinte ordem: Os algoritmos durante a fase de desenvolvimento somente usarão os primeiros 100 segundos dos registros. Durante a fase de

avaliação serão utilizados todos os registros (completos). Isto foi realizado para seguir as orientações do FDA e dividir o banco de dados em um para pesquisa e outro para avaliação. A escolha de se utilizar os 100 primeiros segundos para pesquisa decorre do fato de que isto torna o processo de pesquisa mais rápido e consome somente uma pequena parte de cada registro, deixando uma porcentagem maior de cada registro para avaliação (total de cada registro equivale a 1805 segundos).

A partir de dados extraídos de artigos acadêmicos (descrição no item 3.2) conclui-se que a análise de arritmias possui acurácia e delay, entre o surgimento da arritmia e seu display no monitor, variados (dependendo não só dos métodos utilizados, mas da arritmia em questão).

Pela observação de artigos foram considerados os seguintes resultados como sendo aceitáveis:

- Detecção do complexo QRS (e arritmias diretamente relacionadas):

Sensibilidade $\geq 98\%$

Delay $\leq 35\text{ms}$

- Detecção de arritmias variadas (ST, VT e outros):

Sensibilidade $\sim 96\%$ (Este valor pode variar com a arritmia analisada, sendo que deve ser sempre $>92\%$)

Delay $\sim 3\text{s}$ (Dependendo da arritmia este valor pode variar para mais ou menos).

3 Desenvolvimento

3.1 Ferramentas

Neste trabalho serão utilizados os bancos de dados do Physiobank, Goldberger et al (2000), mais especificamente os registros associados ao Massachusetts Institute of Technology e o Hospital Beth Israel (MIT/BIH), para avaliação das pesquisas e, os programas, feitos em Matlab (Versão 6.5, Release 13). Para tanto foram instaladas uma série de ferramentas disponibilizados na internet para pesquisadores terem acesso ao Physiobank. Estas ferramentas estão listadas abaixo:

1. Cygwin: Ambiente de Desenvolvimento de aplicações Linux no Windows. Este ambiente foi instalado seguindo as especificações dadas pelo Physiobank.
2. WFDB Software Package: Software com funções para, através do Cygwin, realizar a conexão ao banco de dados da Physiobank.
3. WFDB Tools: Biblioteca projetada por Jonas Carlson que possibilita a comunicação do Matlab com o banco de dados Physiobank através do WFDB Software Package.
4. Gnumex Aplicativo para compilação de arquivos do Matlab no ambiente Cygwin
5. Mingw: Bibliotecas com ferramentas GNU que perMITem compilação em ambiente Windows

Todos os registros do MIT-BIH (Goldberger et al, 2000) Arrhythmia Database contêm duas curvas (geralmente MLII e uma derivação precordial) de ECG.

MLII (segundo Goldberger et al, 2000):

Derivação modificada II. É a derivação II na qual os eletrodos são posicionados no torso, ao invés do posicionamento originalmente desenvolvido por Einthoven que fica nas extremidades dos membros.

Figura 3.1 - Ilustração do posicionamento dos eletrodos para diferenciação entre a derivação II e a derivação modificada II.

Essas curvas foram amostradas em 360Hz (2,778ms de tempo entre amostras). Um fator importante que torna o banco de dados do MIT-BIH (Goldberger et al, 2000) vital são as anotações geradas. Todas as curvas amostradas receberam anotações de cardiologistas que dizem respeito, entre outras características do ECG, à detecção do complexo QRS e a classificação entre normal e ectópico. Desta forma os dados amostrados, em conjunto com as anotações, avaliar programas de detecção do complexo QRS. Exemplos de traçados do eletrocardiograma provindos deste banco de dados podem ser visualizados nas curvas da Figura 3.2 e da Figura 3.3.

Figura 3.2 - Plotagem do gráfico de ECG retirado do banco de dados do MIT-BH (Goldberger et al, 2000).

Figura 3.3 - Ampliação da Figura 3.2 na região de 0 a 3 segundos.

3.2 Algoritmo para Detecção do complexo QRS

Dos vários estudos publicados foi escolhido um, de maior eficiência segundo os parâmetros considerados mais importantes a esse projeto (confiança na detecção e mínimo delay) para avaliar a detecção do complexo QRS. A EC13 (2002) quantizou esses parâmetros de avaliação exigindo que os detectores de complexo QRS confiavelmente detectem:

- Complexos QRS com um atraso máximo de 35ms;
- Complexos QRS com amplitudes variando de 0.5 a 5mV e com larguras de 70 a 120ms;
- Complexos QRS na presença de ruído de 100uV pico a pico e 60Hz (este requisito é alterado para 60Hz ou 50Hz nas normas européias);
- Complexos QRS a taxas de até 250bpm(batimentos por minuto) e não mostrem taxas mais baixas que 250bpm quando taxas tão altas quanto 300bpm ocorrerem.

E que eles não detectem:

- Complexos QRS com amplitudes menores que 0.15mV;
- Complexos QRS com larguras menores que 10ms.

Christov (2004) conseguiu resultados melhores com o algoritmo esquematizado na Figura 3.4. Após os canais terem sido filtrados é realizado o cálculo da derivada para todos os canais e os valores absolutos destas derivadas são somados. Ao resultado desta equação Christov (2004) deu o nome de “Derivação Complexa Y” (Complex Lead). É esta derivação complexa que passa pelos algoritmos de detecção de ECG. O algoritmo 1 é semelhante ao cálculo de Amplitude (entretanto é utilizada a derivação complexa Y ao invés dos canais) e o algoritmo 2 é baseado no estudo de tempo entre os complexos QRS detectados para saber se houve algum complexo QRS perdido. Como os resultados dos algoritmos são semelhantes (Algoritmo1: Sensibilidade=99.69% e Especificidade=99.65%; Algoritmo2: Sensibilidade=99.74% e Especificidade=99.65%) e o algoritmo 2 possui um delay necessário para seu funcionamento

somente será analisado neste estudo o uso do algoritmo 1. Infelizmente não foi informado o delay dos algoritmos, entretanto, como os resultados foram satisfatórios e os gráficos levantados mostram que o delay é baixo este algoritmo foi escolhido como o detector QRS para este estudo.

Figura 3.4 - Esquema utilizado por Christov(2004) para detecção do complexo QRS.

Assim como no estudo de Moraes et al (2002) um fator que levou o algoritmo de Christov (2004) a ser tão eficiente foi o fato de possuir cálculo adaptativo para o threshold utilizado. Christov (2004) deu o nome deste threshold como MFR, calculado como sendo $MFR = M + F + R$ onde: M é o threshold de inclinação; F é o threshold integrativo; e R é o threshold de expectativa de ocorrência de QRS. Cada um deles é calculado separadamente da seguinte forma:

- **M - threshold de inclinação**

Primeiros 5s de captação do ECG (onde pelo menos dois complexos QRS deveriam ocorrer):

$$M = 0.6 \max(Y)$$

Durante estes 5s é formado um buffer com no máximo 5 valores de M (um para cada QRS):

$$MM = [M_1 M_2 M_3 M_4 M_5]$$

Os valores deste buffer M_x , assim como as atualizações de $novoM_5$, são tomados através da fórmula:

$$M_x = novoM_5 = 0.6 \max(Y_i),$$

Onde i vai do instante onde é detectado um complexo QRS até os próximos 200ms (onde não se espera encontrar mais complexos QRS e, portanto, a detecção não é permitida). Entretanto uma contração ventricular prematura ou artefato de movimento pode gerar valores muito altos para M , portanto Christov (2004) setou o seguinte limite:

$$novoM_5 = 1.1M_5, \quad \text{se } novoM_5 > 1.5M_5$$

M é calculado como média de $MM = [M_1 M_2 M_3 M_4 M_5]$. Entretanto, após 200ms, M passa a decair proporcionalmente ao tempo até 1200ms quando chega ao valor de $0.6M$ e se mantém neste valor até detecção de um novo complexo QRS:

$$M = M - \frac{0.4n}{\text{frequência_amostral}}, \quad \text{Onde } n \text{ representa o número da amostra contada a partir de}$$

200ms após o último complexo QRS.

- **F - threshold integrativo**

Inicialmente, durante o primeiro intervalo de 350ms, F é a velocidade pseudo-espacial Y . A partir de então um buffer com os valores de Y armazena os últimos 350ms. A cada nova amostra, F é atualizado através da adição do valor máximo de Y nos últimos 50ms deste buffer ($\max(Y_{\text{in latest 50ms in the 350ms interval}})$) e pela subtração do valor máximo de Y nos primeiros 50ms deste mesmo buffer ($\max(Y_{\text{in earliest 50ms in the 350ms interval}})$). Essa subtração é, antes de adicionada ao valor de F , dividida por 150, um coeficiente empiricamente derivado por Christov (2004):

$$F = F + \frac{[\max(Y_{\text{in latest 50ms in the 350ms interval}}) - \max(Y_{\text{in earliest 50ms in the 350ms interval}})]}{150}$$

- **R - threshold de expectativa de ocorrência de threshold**

Primeiros 5s de captação do ECG (onde pelo menos dois complexos QRS deveriam ocorrer):

$$R = 0$$

Durante estes 5s é formado um buffer com no máximo 5 valores de Rm_x (tempo entre dois complexos QRS consecutivos):

$$RM = [Rm_1 Rm_2 Rm_3 Rm_4 Rm_5]$$

Este buffer é atualizado a cada detecção de complexo QRS. O valor de R passa a ser dado com relação ao momento em que foi detectado um complexo QRS (denominado na fórmula abaixo apenas como T_{qrs}) de modo que até dois terços de Rm o valor de R se mantém constante, depois disso ele passa a decair a uma taxa 1.4 vezes mais lenta que o decaimento do threshold M e, após Rm , ele estabiliza seu valor até a próxima detecção de complexo QRS, onde o ciclo se reinicia:

$$R = \begin{cases} 0, & \left[T_{qrs}, T_{qrs} + \frac{2}{3} Rm \right] \\ R = R - \frac{0.4n}{1.4 \text{ frequência_amostral}}, & \left[T_{qrs} + \frac{2}{3} Rm, T_{qrs} + Rm \right] \\ R = \text{constante}, & [T_{qrs} + Rm, \text{Próximo QRS}] \end{cases}$$

Onde n representa o número da amostra contada a partir de 200ms após o último complexo QRS. A detecção do complexo QRS acontece no momento em que a curva da derivação complexa Y torna-se maior ou iguala o valor do threshold MFR.

3.2.1 Ensaio para algoritmo de detecção do complexo QRS

Para avaliar o algoritmo descrito por Christov (2004) quanto a acurácia foi gerado um programa em Matlab. Já para se testar o tempo de resposta (delay) é necessário um hardware para, em tempo real, testar a resposta do sistema. O projeto ou utilização de um hardware

deste tipo não faz parte do escopo deste estudo, portanto simplesmente será realizada a análise de em que passo do software foi detectado um complexo QRS, isto dará o delay. Caso este programa fosse implementado em hardware para análise em tempo real do atraso o resultado seria o mesmo desde que o microcontrolador deste suposto hardware seja capaz, entre a captação de duas amostras consecutivas, de realizar todos os cálculos contidos no programa.

No caso da implementação do algoritmo de Christov (2004) realizada neste trabalho há um atraso de um ciclo de amostragem para o cálculo da derivação complexa Y, o que corresponde a um atraso de 2.778ms em uma amostragem de 360 amostras/segundo. Entretanto, como este algoritmo detecta o complexo QRS logo durante o início da onda R (o delay é contado a partir do pico da onda R), o resultado é adiantado em torno de 11 ciclos (± 3 ciclos) de amostragem. Isto torna o algoritmo capaz de prever o complexo QRS com $27.78\text{ms} \pm 8.33\text{ms}$.

Como este algoritmo já foi desenvolvido por Christov (2004), foram usados pontos da porção do banco de dados referentes à análise (acima de 100 segundos).

Figura 3.5 - Variação do Threshold (MFR) e da derivação complexa no tempo.

Figura 3.6 - Derivações analisadas, Detecção anotada por cardiologistas e realizada pelo algoritmo de Christov (2004).

Figura 3.7 - Threshold MFR e suas componentes em relação à derivação complexa Y.

Através destes gráficos confirma-se o resultado encontrado por Christov (2004): sensibilidade=99.69%, especificidade=99.65% e delay = $-27.78\text{ms} \pm 8.33\text{ms}$ (levando em conta o parecer exposto no início deste item). Pela Figura 3.6 observamos, em vermelho no canto inferior, a detecção do batimento cardíaco ocorrendo praticamente no mesmo instante que o anotado pelos cardiologistas do Physiobank. Os outros gráficos (Figura 3.5 e 3.7) mostram como o valor do threshold e seus compomnentes variam conforme ocorre a detecção.

3.3 Janelamento da curva de ECG em volta do complexo QRS

Neste processo procura-se, através da descoberta do momento em que ocorre o complexo QRS, determinar a região que engloba um ciclo completo do batimento cardíaco. Um processo semelhante foi realizado por Borsali et al (2004) onde essas janelas foram levantadas através de uma estimativa do período médio entre os complexos QRS (Figura 3.8) e, em seguida, do alinhamento destas janelas (tornando todos os batimentos em fase, Figura 3.9) através de uma correlação cruzada.

Figura 3.8 - Complexos QRS desincronizados

Figura 3.9 - Complexos QRS sincronizados

Neste estudo foi elaborado o seguinte algoritmo para aplicação do janelamento das séries de ECG:

1. Espera-se até o momento em que se detecta um complexo QRS;
2. Através da utilização de R_m (média de tempos entre complexosQRS, calculado no item 3.2) define-se o início do ciclo de ECG como sendo 40% (valor definido por observação) de R_m antes do complexo QRS;
3. Um buffer armazena os dados de todas as derivações desde esse tempo até completar 100% de R_m .

Através da aplicação desse algoritmo no Matlab foram gerados buffers contendo os ciclos de ECG. Este resultado pode ser visualizado através da Figura 3.10.

Figura 3.10 - Ciclos de ECG derivados do processo de janelamento.

3.4 Detecção de Batimento Ventricular Ectópico

O algoritmo utilizado para detecção do batimento ectópico foi baseado no proposto gerado por Dotsinsky e Stoyanov (2004) onde após detectar o batimento cardíaco uma série de filtros são utilizados para classificar se o batimento ventricular detectado é ectópico ou normal.

Observando a Figura 3.11 podemos verificar como o fluxo geral de tratamento se divide em três fases distintas, procura por novo batimento, definição da posição da onda R e classificação do batimento em normal ou ectópico:

- $t_2 - t_3$: Nesta faixa procura-se um novo batimento
- $t_3 - t_4$: Faixa na qual é localizado o pico do sinal para tomá-lo como onda R
- t_4 : Neste instante o batimento tem a posição da onda R definida, cálculos de thresholds baseados nas distâncias entre ondas, amplitude das mesmas e outros são atualizados e o algoritmo procura detectar se o batimento n é ectópico através de uma série de interações realizadas neste batimento (perceber que não se trata do batimento atual, mas sim do batimento anterior)

Figura 3.11 - Esquema de execução do algoritmo de detecção de batimentos ventriculares no tempo.

3.4.1 Filtros

Entretanto, assim como no algoritmo de detecção do complexo QRS filtros foram adicionados antes deste tratamento. No caso Dotsinsky e Stoyanov (2004) utilizaram um filtro para o ruído

de rede (corte da frequência 50 Hz ou 60 Hz dependendo da região) e um filtro passa alta com uma frequência de corte dada por:

$Y_n = k_1 \cdot Y_{n-1} + k_2 \cdot (X_n - X_{n-1})$, onde X_n é o sinal original, Y_n é o sinal filtrado e k_1 e k_2 são dados por:

$$k_1 = \frac{1}{1 + \operatorname{tg}\left(\frac{\pi \cdot f_c}{f_{SR}}\right)}; \quad k_2 = \frac{1 - \operatorname{tg}\left(\frac{\pi \cdot f_c}{f_{SR}}\right)}{1 + \operatorname{tg}\left(\frac{\pi \cdot f_c}{f_{SR}}\right)}, \text{ onde } f_c \text{ representa a frequência de corte e } f_{SR} \text{ a}$$

frequência de amostragem, 1 Hz e 360 Hz, respectivamente.

3.4.2 Detecção de batimento (t2 até t3 na Figura 3.11)

Com o sinal filtrado passa-se a fase de detecção do batimento cardíaco. Isto é realizado através do cálculo de dois parâmetros, SUM e AT. Quando SUM ultrapassa o valor de AT o início de um complexo QRS é detectado. SUM e AT são calculados da seguinte forma:

- **SUM (mV)**

$$\text{Caso } \operatorname{ sinal}(Y_i - Y_{i-TPL}) = \operatorname{ sinal}(Y_i - Y_{i+TPL})$$

$$SUM = \operatorname{ abs}(2 \cdot Y_i - Y_{i-TPL} - Y_{i+TPL})$$

Senão

$$SUM = 0$$

Onde TPL representa o número de amostras correspondente a um período da frequência da rede de energia, por exemplo, se a amostragem é realizada a 500 amostras por segundo e a

$$\text{frequência da rede é de 50Hz, então } TPL = f_{SR} \cdot \frac{1}{f_{rede}} = 500 \cdot \frac{1}{50} = 10 \text{ amostras}$$

- **AT (mV)**

Inicialmente AT vale 0.2mV. Assim que um complexo QRS é detectado (tempo além de t3 na Figura 3.11) AT é atualizado da seguinte forma:

- Durante um tempo de 200ms após a detecção do batimento $AT = 0.7 \cdot SUM_{\max_200ms}$ (exceto onde o valor de pico de $Y < 0.4mV$ e $SUM_{\max_200ms} > 0.3mV$, onde $AT = 0.6 \cdot SUM_{\max_200ms}$), no caso $SUM_{\max_200ms}$ representa o valor máximo de SUM neste tempo de 200ms
- Após 200ms e até 1s AT decresce linearmente até atingir $0.2 \cdot SUM_{\max_200ms}$
- Então a taxa de declínio passa a ser metade da utilizada anteriormente e se mantém assim até atingir 0.2mV onde se mantém constante

Esta relação de SUM e AT durante a detecção de batimento pode ser visualizada na Figura 3.12, onde, sempre que a linha azul (valores de AT) é inferior à linha vermelha (valores de SUM) um batimento é detectado.

Figura 3.12 - Exemplo da detecção de batimentos através da interação de SUM e AT .

3.4.3 Definição do ponto do batimento (t3 a t4 na Figura 3.11)

Nesta região de tempo é definida a localização da onda R. Isto é feito procurando-se o maior valor de SUM até t4 e atualizando-se o threshold AT conforme explicado no item anterior.

3.4.4 Algoritmo de tratamento e atualização de variáveis (t4 na Figura 3.11)

Em t4 procura-se o maior valor absoluto da curva de ECG filtrado nas proximidades do SUM máximo (SUM máximo – 6ms até SUM máximo + 6ms). Se este valor de ECG for maior que 80µV e o número de cruzamentos da curva de ECG nesta janela de tempo pelo ponto zero for menor que 8 então este ponto é definido como sendo o pico da onda R e recebe o nome de *Vmax*.

Em seguida as variáveis necessárias ao algoritmo são atualizadas, são elas:

- RR: vetor com os últimos 4 intervalos entre complexos QRS
- mRR: média do vetor RR seguindo a seguinte ponderação:

$$mRR = (7 \cdot \text{média_de_}RR + \text{menor_valor_de_}RR)/8$$

- DIST: valor relacionado ao intervalo QT medido da seguinte forma:

$$DIST = QT = 0.4 \cdot \sqrt{mRR} [s], \text{ sendo que há um limite máximo de 350ms para este valor (correspondente a uma frequência cardíaca de 55batimentos/minuto)}$$

- LEV: threshold utilizado nas interações de detecção de batimento ectópico:

$$\text{Caso } V_{\max} > 0.4mV$$

$$LEV = 0.6 \cdot V_{\max}$$

Senão

$$LEV = 0.6mV$$

- W1, W2 e W3: thresholds para detecção de ondas bifásicas

$$W1 = \min[0.2mV; 0.25 \cdot V_{\max}]$$

$$W2 = \min[0.3mV; 0.25 \cdot V_{\max}]$$

$$W3 = \min[0.1mV; 0.25 \cdot V_{\max}]$$

Levantando estas variáveis passa-se ao tratamento do ECG de forma a definir se o batimento anterior ao atual é ectópico ou não. Como mencionado anteriormente isto é realizado pela execução de vários subalgoritmos de ensaio, ao todo, 4 interações.

A primeira procura determinar se o batimento é ectópico através da procura por ondas bifásicas (intervalos delimitados por três cruzamentos consecutivos em três thresholds de polaridade alternada: W1, W2 e W3). Isto ocorre da seguinte forma:

- 1º É esperado um tempo de 120ms a partir da detecção do complexo QRS
- 2º Em seguida são definidas as duas ondas através da detecção do cruzamento da curva de ECG por W1, W2 e W3 (ver Figura 3.13)

Figura 3.13 - Esquema de detecção de onda bifásica.

- 3º Em seguida a onda bifásica encontrada é testada para classificação como batimento ectópico ou não, segundo as condições abaixo

Caso $[distância\ A1 \leftrightarrow A2] > 30ms\ e < 300ms$

e $[distância\ W1 \leftrightarrow W3] < 700ms$ (caso $|A1| > 0.8 \cdot V_{max}$, 400ms em caso contrário)

e $(|A1| + |A2|) > LEV$

e $0.75 < (|A1|/|A2|) < 1.25$

e $[distância\ onda\ R \leftrightarrow A1] > Dist$

Então A representa um batimento ectópico

- 4º Caso as condições acima não sejam atendidas A1 é salvo como suspeito (para avaliação na segunda interação) se as seguintes condições, menos restritivas, forem atendidas:

Caso $\|A1 - ECG(posicao_A1 - 50ms)\| > 0.7 \cdot LEV$

OU $\|A1 - ECG(posicao_A1 + 50ms)\| > 0.7 \cdot LEV$

Então A é considerado um suspeito de batimento ectópico

5° Em seguida W1 é descartado enquanto W2 e W3 são marcados como W1 e W2, um novo ponto é procurado para W3 e a sequência de passos que vai de 3 a 5 se repete até que um batimento ectópico ou um novo complexo QRS sejam encontrados.

Na segunda interação para descobrir se um batimento é ectópico os suspeitos salvos são analisados da seguinte forma:

- 1° É verificado o tempo do intervalo RR. São considerados longos intervalos RR os que se estendem entre 1.3s e 1.5mRR
- 2° Caso tenha se confirmado um longo intervalo RR os suspeitos são considerados ectópicos se somente houver um ou se o primeiro for maior que 60% do segundo. Caso contrário o primeiro é descartado e os outros batimentos são salvos como ectópicos (sendo que a diferença de tempo entre o último candidato e o atual batimento detectado deve ser maior que 0.7DIST)

Na terceira interação para descobrir se um batimento é ectópico, parâmetros da curva analisada são comparados com os de um template da curva QRS. Os parâmetros tomados da curva analisada são:

- Ap: máxima amplitude positiva
- An: máxima amplitude negativa
- App: Amplitude de pico a pico ($App = Ap - An$)
- Np: Número de amostras que excede o maior dos seguintes thresholds ($0.4 \cdot V_{max}$ ou $0.4mV$) no intervalo de 50ms em torno de Vmax (pico da onda R)
- Nn: Número de amostras que abaixo do menor dos seguintes thresholds ($-0.4 \cdot V_{max}$ ou $-0.4mV$) no mesmo intervalo onde é tomado Np
- signalQRS: polaridade da onda R

- Também são definidos as seguintes variáveis com base nos parâmetros levantados:

$$\begin{aligned}\Delta A_p &= \text{abs}(A_p - A_{pe}); & \Delta A_n &= \text{abs}(A_n - A_{ne}); & \Delta A_{pp} &= \text{abs}(A_{pp} - A_{ppe}); \\ \Delta N_p &= \text{abs}(N_p - N_{pe}); & \Delta N_n &= \text{abs}(N_n - N_{ne})\end{aligned}$$

Os dados que possuem o índice “e” provêm do template da onda QRS. Esse template é uma onda já analisada e considerada normal. Os dados do template são atualizados em uma média ponderada de 0.1% para cada nova onda considerada pelo algoritmo como normal.

A comparação nesta terceira interação dos parâmetros da onda normal e dos parâmetros do template é realizada da seguinte forma:

$$\begin{aligned}\text{Caso } (\Delta A_{pp} > 0.4 \cdot A_{ppe}) \text{ OU } (\Delta N_p > 0.4 \cdot N_{pe}) \text{ OU } (\Delta N_n > 0.4 \cdot N_{ne}) \text{ OU} \\ ((\Delta A_{pp} > 0.2 \cdot A_{ppe}) \text{ E } ((\Delta N_p > 0.4 \cdot N_{pe}) \text{ OU } (\Delta N_n > 0.4 \cdot N_{ne}))) \text{ E } \text{signalQRS} \neq \text{signalQRSe}\end{aligned}$$

Então o Batimento é ectópico

A quarta interação verifica o tempo entre os últimos três batimentos, RR_i e RR_{i-1} . Se o tempo entre os últimos dois batimentos for muito alto e o tempo entre o antepenúltimo e o último for muito baixo o batimento é considerado ectópico. Isto é verificado da seguinte forma:

$$\text{Caso } (RR_i > 1.6s) \text{ E } (RR_{i-1} < 0.3 \cdot (RR_i + RR_{i-1}))$$

Então o Batimento é ectópico

3.4.5 Parâmetros de avaliação

A avaliação dos algoritmos foi realizada segundo os três parâmetros exigidos pela norma IEC60601-2-51 (2003) e utilizados nos artigos sobre o assunto, como em Christov (2004), Daskalov et al (1998) e Dotsinsky e Stoyanov (2004). Estes parâmetros são:

Sensibilidade:

- Algoritmo de detecção de batimento: Probabilidade de que um batimento seja classificado como um batimento
- Algoritmo de arritmia: Probabilidade de que um sinal patológico seja classificado como patológico

$$Sensibilidade = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

Especificidade:

- Algoritmo de detecção de batimento: Sem significado para este algoritmo, este termo é comumente utilizado para algoritmos de detecção de batimentos através da fórmula de predictibilidade positiva.
- Algoritmo de arritmia: Probabilidade de que um sinal normal seja classificado como normal

$$Especificidade = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\%$$

Predictibilidade Positiva (P^+):

- Algoritmo de detecção de batimento: Probabilidade de que um batimento detectado seja realmente um batimento
- Algoritmo de arritmia: Probabilidade de que um sinal classificado como patológico seja realmente patológico

$$P^+ = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$

Onde TP, TN, FP e FN possuem o seguinte significado (também visualizado na Tabela 3.1):

“Normal Verdadeiro” (TN):

- Algoritmo de detecção de batimento: Sem significado para este algoritmo
- Algoritmo de arritmia: Sinal de ECG normal corretamente classificado como normal

“Patológico Falso” (FP):

- Algoritmo de detecção de batimento: Detectado batimento onde não há batimento
- Algoritmo de arritmia: Sinal de ECG normal erroneamente classificado como patológico

“Normal Falso” (FN):

- Algoritmo de detecção de batimento: Não foi detectado batimento onde há batimento
- Algoritmo de arritmia: Sinal de ECG patológico erroneamente classificado como normal

“Patológico Verdadeiro” (TP):

- Algoritmo de detecção de batimento: Batimento corretamente detectado
- Algoritmo de arritmia: Sinal de ECG patológico corretamente classificado

Sinal de ECG patológico corretamente classificado como patológico

Tabela 3.1 - Classificação de resultados.

Sinal de Referência	Resultado do Algoritmo	
	“Normal”	“Patológico” / “QRS”
“Normal”	TN	FP
“Patológico”/ “QRS”	FN	TP

3.4.6 Algoritmo para avaliação dos resultados

Os resultados dos dados tomados das anotações do PhysioBank (Goldberger et al, 2000) assim como o de cada algoritmo estudado nesta dissertação são armazenados em vetores com o mesmo tamanho do vetor de valores do eletrocardiograma.

Para avaliação dos resultados segundo o requisito levantado por norma (delay máximo de detecção de batimento = 35ms) e contagem das variáveis TP, FP, TN e FN foi gerado um algoritmo que funciona da seguinte forma:

- 1º Varre o vetor que contem as informações validas pelos cardiologistas em busca do próximo (ou primeiro) batimento
- 2º Atualiza o número de batimentos e a classificação (ectópico ou normal)
- 3º Varre o vetor que contem o resultado do algoritmo de detecção em uma ± 35 ms em torno do ponto validado pelos cardiologistas

- 4º Caso seja encontrado um batimento a variável que conta os batimentos corretamente detectados (TP_batimento) é incrementada, caso contrário a variável que conta os batimentos não detectados (FN_batimento) é incrementada. Caso a classificação (normal ou ectópico) do batimento esteja correta uma variável que conta as classificações corretamente realizadas (TP_ectópico ou TN_ectópico) é incrementada, caso contrário a variável que conta a classificação incorreta (FP_ectópico ou FN_ectópico) é incrementada.
- 5º Em seguida o mesmo vetor é varrido na faixa que vai desde o último batimento corretamente confirmado até o batimento atual. Quaisquer batimentos detectados nesta faixa incrementam a variável FP_batimento (detectado batimento onde não há batimento) e se este for classificado como ectópico a variável FP_ectópico também é incrementada.

Tabela 3.2 – Anotações realizadas pelo banco de dados PhysioNet e interpretação do algoritmo

Anotação	Classificação do batimento
not-QRS (not a getann/putann code)	0 (não é considerado batimento)
normal beat	Normal
left bundle branch block beat	Normal
right bundle branch block beat	Normal
aberrated atrial premature beat	Normal
premature ventricular contraction	Ectópico
fusion of ventricular and normal beat	Normal
nodal (junctional) premature beat	Normal
atrial premature contraction	Normal
premature or ectopic supraventricular beat	Normal
ventricular escape beat	Ectópico
nodal (junctional) escape beat	Normal
paced beat	Normal
unclassifiable beat	Normal
signal quality change	0
isolated QRS-like artifact	0
ST change	0
T-wave change	0
systole	0
diastole	0
comment annotation	0
measurement annotation	0
P-wave peak	0
left or right bundle branch block	0
non-conducted pacer spike	0
T-wave peak	Normal
rhythm change	0
U-wave peak	0
learning	0
ventricular flutter wave	0
start of ventricular flutter/fibrillation	Normal
end of ventricular flutter/fibrillation	Ectópico
atrial escape beat	0
supraventricular escape beat	0
link to external data (aux contains URL)	Normal
non-conducted P-wave (blocked APB)	Normal
fusion of paced and normal beat	0
waveform onset	0
PQ junction (beginning of QRS)	Normal
waveform end	0
J point (end of QRS)	0
R-on-T premature ventricular contraction	Ectópico

Nota: perceber que várias anotações não são realmente normais, como os do tipo bloqueio de ramo (branch block beat). Entretanto o algoritmo não está programado para reconhecer esse tipo de arritmia de modo que para ele esse tipo de batimento é considerado normal.

3.4.7 Resultados

Seguindo o algoritmo do item 3.4.6 temos chegamos a Tabela 3.3 com os valores das variáveis para cada registro analisado.

Tabela 3.3 - Resultado dos algoritmos de detecção de batimento e classificação em ectópico ou normal.

Registro	batimentos	TP batimento	FN batimento	FP batimento	TP ectópico	TN ectópico	FP ectópico	FN ectópico
100	2273	2272	1	0	0	2267	4	1
101	1865	1863	2	1	0	1862	1	0
102	2187	2127	30	30	1	2123	0	3
103	2084	2084	0	0	0	2077	7	0
104	2229	2145	40	60	0	2026	34	1
105	2572	2558	7	11	37	2407	50	4
106	2027	1995	16	2	423	1352	7	9
107	2137	654	741	7254	14	280	25	7
108	1763	1672	45	98	8	1137	37	10
109	2532	2521	6	7	31	2454	10	8
111	2124	2099	13	14	0	1323	8	1
112	2539	2538	1	0	0	2084	30	0
113	1795	1794	1	0	0	1512	6	0
114	1879	1877	2	1	39	1769	75	8
115	1953	1952	1	0	0	1929	6	0
116	2412	2395	8	18	53	2000	23	12
117	1535	1516	8	10	0	1221	3	0
118	2278	2276	2	0	12	341	27	4
119	1987	1987	0	0	437	1542	1	7
121	1863	1858	5	4	0	1824	14	16
122	2476	2475	1	0	0	1385	65	0
123	1518	1516	2	0	1	1251	23	0
124	1619	1612	7	0	3	1550	17	33
200	2601	2582	8	9	340	1706	6	9
201	1963	1892	35	2	197	1671	4	3
202	2136	2129	7	1	14	2018	8	5
203	2980	2878	50	44	186	1774	8	21
205	2656	2652	4	0	26	2659	4	6
207	2332	2125	100	130	62	1638	10	15
208	2955	2332	300	45	223	1254	16	5
209	3005	3004	1	0	0	2907	18	0
210	2650	2600	25	6	98	2312	7	9
212	2748	2747	1	0	0	1747	25	0
213	3251	3198	25	14	78	1900	9	6

214	2262	2244	9	5	202	1985	19	14
215	3363	3359	4	3	107	3131	8	17
217	2208	1997	100	215	7	529	63	9
219	2154	2154	0	0	3	1768	45	15
220	2048	2047	1	0	0	1961	32	0
221	2427	2218	107	0	155	1698	5	13
222	2483	2483	0	0	0	2316	27	0
223	2605	2585	9	15	270	1886	59	17
228	2053	1999	27	9	115	1529	7	12
230	2256	2256	0	0	0	2212	43	1
231	1571	1571	0	0	1	1388	6	1
232	1780	1780	0	0	0	1317	23	0
233	3079	2960	58	62	568	2201	4	16
234	2753	2750	3	0	0	2741	9	0
Total: 48 registros	109966	106328	1813	8070	3711	85964	938	318

Os parâmetros de avaliação para o algoritmo de detecção de batimentos cardíacos são:

$$Sensibilidade_{batimento} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% = 98,32\%$$

$$P^+_{batimento} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% = 92,95\%$$

E os parâmetros de avaliação para o algoritmo de classificação de batimentos ectópicos:

$$Sensibilidade_{ectópico} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% = 92,11\%$$

$$Especificidade_{ectópico} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% = 98,92\%$$

$$P^+_{ectópico} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% = 79,82\%$$

Através dos parâmetros acima temos os requisitos inicialmente propostos (sensibilidade para detecção de batimentos > 98% e sensibilidade para detecção de batimento ectópico > 92%) atendidos. Entretanto é importante ressaltar que os valores atingidos para a sensibilidade não chegaram a atingir a performance que os de Christov (2004) e Dotsinsky e Stoyanov (2004),

elaboradores dos algoritmos analisados. Isto foi creditado ao fato de que eles utilizaram um delay maior que 35ms em suas análises e uma variável de delay que assume dois erros como sendo um. Na verificação realizada nesta dissertação, ao se detectar o batimento após o período de 35ms imposto por norma, dois erros são gerados, um referente à falta da detecção no período correto e outro pela detecção fora da região onde deveria ser detectado. Na verificação gerada por Christov (2004) e Dotsinsky e Stoyanov (2004) isto representa somente um erro (o erro do delay). Apesar de realmente ter ocorrido somente um erro, o delay acima de 35ms, este trabalho procurou se manter fiel ao exigido pelas normas médicas.

Levando estas restrições em consideração temos que o algoritmo ainda possui uma performance aceitável.

3.5 Modelagem matemática da curva de ECG

Continuando este projeto de pesquisa sobre os estudos que abordam o eletrocardiograma, este capítulo e seus subníveis abordam a visualização da curva do eletrocardiograma em si, sem se preocupar com a classificação do mesmo, nem com a determinação de seus pontos, mas com o próprio modelo a ser visualizado. Enquanto a abordagem clássica do eletrocardiograma se baseia na descrição temporal do valor de tensão lido pelas derivações, novas abordagens, baseadas em modelos espectrais, de tempo-frequência e outros, têm surgido procurando formas de automatizar certas medições ou classificações antes realizadas somente a olho nu, ou mesmo gerar melhores visualizações antes não conseguidas por falta de precisão da abordagem atual.

Laguna et al (1989) geraram um algoritmo adaptativo para o modelo de HerMITe do ECG apresentado por Sornno et al (1981). Martínez et al (2000) por sua vez elaboraram um sistema baseado em Transformada Wavelet (proporciona uma representação espectral do sinal em cada instante de tempo analisado, análise tempo-frequência). Através de um Algoritmo de Transformada Seletiva Discreta de Fourier (SDA) Keselbrener e Akselrod (1996) também fizeram uma análise em tempo-frequência de sinais cardíacos. McSharry et al (2003) geraram um modelo baseado em um conjunto de três equações diferenciais para, a princípio, simular sinais de ECG. O mesmo modelo poderia ser utilizado para reprodução das curvas.

Um fator que torna a análise tempo-frequência mais interessante do que a de frequência é que o sinal de ECG possui componentes espectrais variando com o tempo, não é um sinal estacionário. Entretanto, após separar janelas com complexos QRS sincronizados (ver Figura 3.10), é possível realizar um estudo de cada janela em particular e, assim, poder utilizar um método mais simples, como uma análise de Fourier (análise de frequência). Outro modelo simples de ser gerado é o de Borsali et al (2004), com o intuito de armazenamento e

transmissão do sinal de ECG eles geraram um modelo polinomial com um grau de compactação do sinal variado (dependendo da ordem do polinômio).

Nesta fase do projeto pretende-se analisar os modelos gerados em diversos artigos e, baseado neles, gerar um modelo matemático para a curva de ECG.

A título de comparação entre os modelos gerados foram escolhidos, ao acaso, três batimentos normais de um registro, no caso, os batimentos 25, 26 e 27 do registro 100 do MIT-BIH (Goldberger et al, 2000).

3.5.1 Modelagem dos Filtros Utilizados

3.5.1.1 Filtro de Rede

Filtro do tipo média móvel (média de um período da rede) e com primeiro zero igual ao desta frequência. Resposta descrita pela Figura 3.14.

Frequência da rede igual a 60Hz (Américas):

$$y(n) = x(n) - x(n - 6)$$

Frequência da rede igual a 50Hz (Europa):

$$y(n) = x(n) - x(n - 7)$$

Figura 3.14 – Filtro para ruído da rede elétrica.

3.5.1.2 Filtro de 35Hz

Utilizado para eliminar a interferência causada por espasmos musculares.

Neste caso um filtro Notch (Figura 3.15) na faixa de frequência acima é utilizado:

$$y(k) = 0.9913x(k) - 1.6241x(k - 1) + 0.9913x(k - 2) + 1.6241y(k - 1) - 0.9827y(k - 2)$$

Figura 3.15 – Filtro para corte de espasmos musculares

3.5.1.3 Filtro Passabanda

Utilizado para eliminar ruídos na faixa de frequência onde não se espera encontrar sinais relativos ao ECG. Neste projeto foi utilizado um filtro de 2 a 100Hz (Figura 3.16).

$$y(k) = 0.535x(k) - 0.535x(k-2) + 0.892y(k-1) + 0.07y(k-2)$$

Figura 3.16 – Filtro passabanda

Através da visualização da Figura 3.14 e Figura 3.16 percebe-se que estes filtros, apesar de serem rápidos (por necessitarem de apenas 6 ou 7 amostras passadas) possuem alta defasagem do sinal (principalmente devido ao filtro da rede de alimentação). Apesar destes filtros serem eficientes quando se trata da detecção do batimento cardíaco (capítulos 3.2 e 3.4) eles não podem ser utilizados para análise. Ifeachor e Jervis (1993) sugerem a utilização de filtros FIR, que durante implementação mostraram alto atraso na saída do sinal (450ms), ver Figura 3.17, onde filtro rápido se refere aos filtros da Figura 3.14, Figura 3.15 e Figura 3.16 e Filtragem por FIR se refere ao filtro de resposta finita sugerido por Ifeachor e Jervis (1993) para aplicação biomédica e gerado através da inclusão dos parâmetros de controle no programa Matlab (toolbox de geração de filtros).

Como a partir deste ponto será realizada uma modelagem matemática da curva do eletrocardiograma e consideramos que o atraso do sinal não é mais vital o modelo FIR de filtros serão utilizados ao invés do previamente utilizado para detecção de batimentos. Como especificado pela IEC 60601-2-51 (2003) a detecção do batimento cardíaco deve ser realizada com atraso máximo de 35ms, demais análises podem levar maior tempo de análise.

Figura 3.17 - Comparação entre o sinal original com sinais filtrados.

3.5.2 Modelagem por Polinômios

Pelo método dos mínimos quadrados Borsali et al (2004) procuraram compactar a curva do eletrocardiograma. O mesmo método, através da escolha do grau e da região que se deseja modelar, pode ser utilizado para descrever a curva de ECG. Transcrições das curvas podem ser visualizadas na Figura 3.18, na Figura 3.19 e na Figura 3.20, onde as curvas azuis representam o ECG na forma polinomial e as curvas verdes e magentas as derivações originais do ECG. Enquanto nas duas primeiras a análise é realizada ponto a ponto, isto é, para cada instante do tempo é gerado um polinômio para ambas as derivações, de forma a ter como resultados gráficos semelhantes aos originais, na Figura 3.20 ele é realizado para todo um batimento (cada derivação recebe um polinômio por ciclo de ECG).

O método de avaliação pretendido para a modelagem ponto a ponto seria definir, através da detecção já comentada no item 3.2, o batimento e, a partir dele especificar onde são as regiões que devem ser encontradas as ondas P, T, de onde deve ser tomado o nível do segmento ST e outros pontos da curva que se deseja analisar. Nestes pontos o algoritmo polinomial mostraria os parâmetros encontrados para a região e, com base neles, seriam detectados alterações do

padrão normal. Entretanto este método não se mostra eficaz, pois as curvas não ficam a uma mesma distância umas das outras durante os vários batimentos cardíacos, de modo que não podemos avaliar os parâmetros dados pelo tempo em que ocorrem, os parâmetros gerados tem significado puramente matemático (dado para reconstrução da curva) não representando nenhum fenômeno físico do batimento analisado e variações dos parâmetros gerados são muito altas, o que implica em não utilizar esse método.

Figura 3.18 - Modelagem a cada ponto do batimento por polinômios usando grau 2.

Figura 3.19 - Modelagem a cada ponto do batimento por polinômios usando grau 3.

Figura 3.20 - Modelagem de batimento completo por polinômios usando grau 15.

A outra possibilidade (mostrada na Figura 3.20) seria bem mais interessante para geração de parâmetros de avaliação clínica, uma vez que definem os parâmetros da curva polinomial para cada batimento cardíaco. Entretanto, como pode ser visualizado na Figura 3.20, o método se torna inviável mesmo estabelecendo um grau elevado.

3.5.3 Modelagem por Fourier

A análise do traçado do eletrocardiograma seguiu o princípio apresentado na seção 2.2.2 Série de Fourier e Transformada Rápida de Fourier.

O fator atrativo da análise através da Transformada Rápida de Fourier em relação à modelagem através de polinômios apresentada na seção anterior é que os parâmetros gerados através deste método possuem interpretação física. Como descrito na seção 2.2.2, os parâmetros resultantes desta interação são as componentes de frequência dos sinais formadores da curva de ECG.

Analizando os batimentos 25, 26 e 27 através de FFT obtêm-se as componentes de frequência visualizadas na Figura 3.21. Nesta figura observamos quais são as componentes de frequência no sinal, no caso, componentes de 0 a 60 Hz, sendo que somente as que vão até 40Hz possuem real influência sobre a curva original.

Figura 3.21 - Espectro de frequências das curvas de ECG analisadas.

Pode-se perceber a confiabilidade do método por Transformada rápida de Fourier através da reconstrução das curvas dos batimentos 25, 26 e 27 expostos na Figura 3.22.

Figura 3.22 - Comparação entre a curva de ECG real e a reconstruída através de análise por FFT.

É importante perceber que uma comparação direta entre a Figura 3.22 (onde a curva de ECG foi modelada por Transformada Rápida de Fourier) e a Figura 3.19 (onde a curva de ECG foi modelada por polinômio) demonstra que ambos os métodos são igualmente bons com relação à construção da curva de ECG. Mas isso não é verdade quando procuramos realizar a análise desta curva. Para este fim os parâmetros extraídos da Transformada Rápida de Fourier se mostram muito mais úteis, na medida em que possuem significado físico.

A título de exemplo podemos analisar a maior componente observada no espectro de frequências observado na Figura 3.21, a componente na frequência zero Hz. Esta componente significa simplesmente o offset que a curva de ECG está com relação ao nível de 0 volts, não possuindo significado fisiológico. Podemos retirá-la da curva de ECG simplesmente zerando

este parâmetro na análise por Fourier (primeira curva da Figura 3.23). Como resultado tem-se a reconstrução da curva de ECG mostrada na segunda curva da Figura 3.23.

Figura 3.23 – Espectro de Frequências e reconstrução do 25º batimento da derivação MLII quando é zerada a componente de zero Hz.

Apesar de mostrar dados importantes relativos à interpretação do eletrocardiograma a análise por Transformada Rápida de Fourier possui características indesejadas, são elas:

- Assim como a análise polinomial o processamento do sinal por Transformada Rápida de Fourier depende da definição de uma janela de tempo específica. Deste modo, a eficiência do processo depende de um algoritmo externo de detecção de batimentos;
- Para que os parâmetros descrevam bem a curva é necessária uma grande quantidade de parâmetros, o que toma tempo de processamento e consumo de memória;
- Apesar dos parâmetros da curva de ECG possuírem interpretação física, poucas ferramentas além de filtragem de offset (exemplificado na Figura 3.23) e extração de ruídos podem ser utilizadas. Isto se deve ao fato de que a Transformada Rápida de Fourier mostra as componentes de frequência do sinal analisado sem relacioná-las com o momento em que ocorrem.

3.5.4 Modelagem por Wavelets

A análise do traçado do eletrocardiograma seguiu o princípio apresentado na seção 2.2.3 Transformada Wavelet.

O fator que torna a análise do eletrocardiograma por Wavelet interessante é que este método caracteriza o sinal estudado tanto em frequência (como a análise por Transformada Rápida de Fourier) quanto em tempo. Com a diferença de que neste método a frequência é substituída por uma variável inversamente proporcional, a escala.

Através de métodos empíricos foi escolhida a curva symlet de ordem 4 para realização da Transformada Wavelet. Foram utilizados dois níveis (valor encontrado também de forma empírica, procurando a melhor relação entre limpeza de ruído e deformação no sinal original) para decomposição do sinal.

Figura 3.24 - Wavelet do tipo symlet, ordem 4.

Analisando os batimentos 25, 26 e 27 através de Wavelet obtêm-se os coeficientes visualizados na Figura 3.25. Analisando essa figura pode-se perceber que o sinal original (curva s) é satisfatoriamente reconstruído (curva a2) e as curvas filtradas do sinal (d2 e d1) representam os detalhes que em d1 pode-se considerar como ruído e, em d2, como identificador de detalhes da curva, como por exemplo, presença de componentes de maior frequência e de batimentos cardíacos.

Figura 3.25 - Batimentos 25, 26, e 27 (curva 's') e Transformada Wavelet (curvas 'a2', 'd2' e 'd1').

Além da filtragem de ruídos outras análises podem ser realizadas na curva, como detecção de batimento ectópico. Como demonstrado na Figura 3.26, podemos perceber que o batimento ectópico, formado principalmente de componentes de baixa frequência, têm no segundo nível de decomposição por Transformada Wavelet (curva d2) uma projeção inferior em relação às outras curvas, forma pela qual pode ser realizada a detecção automática deste tipo de batimento.

Figura 3.26 – Batimentos 1905, 1906 (ectópico) e 1907 (curva ‘s’) e Transformada Wavelet (curvas ‘a2’, ‘d2’ e ‘d1’).

As características da Transformada Wavelet em comparação com as demais anteriormente analisadas podem ser descritas por:

- Como a própria Transformada Wavelet determina em que instante ocorre variação de frequência não é necessário determinar a janela de tempo entre batimentos, a própria Transformada Wavelet pode realizar isso;
- A Transformada Wavelet necessita de um grau menor em relação aos métodos anteriormente mencionados (Polinomial e Fourier precisam de um número de componentes semelhante ao número de pontos) enquanto a cada nível que se desce são gerados coeficientes com metade do número de pontos do anterior. Desta forma, nos

exemplos realizados (Figura 3.25 e Figura 3.26), a curva ‘a2’ que representa o sinal reconstruído necessita somente de um quarto de coeficientes, mesmo que também seja armazenada a curva ‘d2’ para outras análises, o total de coeficientes é metade dos métodos anteriores;

- Como a escala (variável inversamente proporcional à frequência) é descrita a cada instante de tempo outras análises que não somente filtragem e compressão de dados podem ser realizadas. Entretanto a precisão da análise depende fortemente da frequência de amostragem utilizada. No exemplo demonstrado foi realizada uma análise macro do ECG (detecção de batimento ectópico na Figura 3.26). Para análises pontuais, por exemplo, detecção e análise da onda P, seria necessário uma quantidade de pontos maior em torno desta onda para aumentar a análise nesta região (relativamente menor que um batimento ectópico);
- Como descrito por Li et al (1995) através de análise por Transformada Wavelet é possível localizar e descrever pontos importantes do ECG como altas ondas P e T e artefatos.

3.6 Aplicação de Filtros de Kalman

Nesta etapa do projeto pretende-se correlacionar as derivações do ECG. Visto que as derivações do eletrocardiograma são as representações de um mesmo vetor sob vários ângulos diferentes, todas as derivações são, naturalmente, correlacionadas. Isto pode ser visualizado na Tabela 3.4 onde um impulso elétrico cardíaco E é visualizado sob duas perspectivas, uma no plano frontal (através da projeção F) e outra no plano transversal (através da projeção T). Por sua vez cada plano (Figura 3.28 e Figura 3.29) visualiza a projeção de F e T sobre as derivações que as contem (enquanto os ângulos da Figura 3.28 são conhecidos, partem do princípio do triângulo de Einthoven, os da Figura 3.29 são estimados a partir de gráficos tirados de livros de anatomia).

Tabela 3.4 – Equações de correlação entre as derivações do ECG.

Fórmulas das derivações no plano Frontal.	Fórmula das derivações no plano transversal.
$I = F \cos \alpha$	$V_1 = -0.42T \cos \theta + 0.91T \sin \theta$
$II = \frac{F}{2} \cos \alpha - \frac{\sqrt{3}}{2} F \sin \alpha$	$V_2 = 0.09T \cos \theta + T \sin \theta$
$III = -\frac{F}{2} \cos \alpha - \frac{\sqrt{3}}{2} F \sin \alpha$	$V_3 = 0.26T \cos \theta + 0.97T \sin \theta$
$aV_R = -\frac{(I + II)}{2}$	$V_4 = \frac{T}{2} \cos \theta + \frac{\sqrt{3}}{2} T \sin \theta$
$aV_L = \frac{(I - III)}{2}$	$V_5 = \frac{\sqrt{3}}{2} T \cos \theta + \frac{T}{2} \sin \theta$
$aV_F = \frac{(I + III)}{2}$	$V_6 = T \cos \theta$

A utilização das equações que as correlacionam em um modelo perMITE, utilizando a técnica de filtros de Kalman, obter melhores resultados com relação a ruídos e até mesmo estimar dados não obtidos no sistema, por exemplo, retirando-se um eletrodo, teoricamente poderíamos estimar seu valor, e é nesta análise vetorial do eletrocardiograma que o método de filtros de Kalman serão utilizados neste projeto.

Para tanto, como explicado na seção 2.2.4 Filtros de Kalman é necessário levantar as variáveis de estado do sistema. A princípio elas são três, o vetor E e os ângulos α e θ , entretanto, para facilitar o modo como as derivações são calculadas vamos dividir o vetor E em F e T.

Como a intenção desta análise é estimar o valor de outras derivações a partir da correlação entre outras derivações o processo consistirá:

- 1º Captação de derivações medidas (seguindo o comumente utilizado, três derivações clássicas mais uma precordial, serão utilizadas as derivações I, II, III e V2). Uma questão interessante é que III é composição de I e II, logo somente serão necessárias as derivações I, II e V2 na utilização dos cálculos;
- 2º É realizada a transformação das medidas nas variáveis de estado levantadas;

3º Essas variáveis são adicionadas ao sistema, onde, em conjunto com as estimativas dos erros previstos, o método de Filtro de Kalman gera a melhor estimativa para o espaço de estados;

4º O espaço de estados é utilizado para gerar todas as derivações do sistema.

Seguindo as instruções acima propostas primeiro é gerada as fórmulas inversas das derivações, colocando F , T , α e θ como variáveis dependentes das medições I , II , III e V_2 .

Para tanto são utilizadas as relações:

$$F \cos(\alpha) = I$$

$$\frac{F}{2} \cos(\alpha) - \frac{\sqrt{3}}{2} F \sin(\alpha) = II$$

$$\cos^2(x) + \sin^2(x) = 1, x = \alpha, \theta$$

$$F \cos(\alpha) = T \cos(\theta)$$

$$V_2 = 0.09T \cos(\theta) + T \sin(\theta)$$

Invertendo essas relações temos a matriz x de variáveis de estado do sistema:

$$\begin{aligned} F &= \sqrt{\frac{4II^2 - 4II \cdot I + 2I^2}{3}} \\ \alpha &= \arccos(I / F) \\ T &= \sqrt{F^2 \cos^2(\alpha) + (V_2 - 0.09F \cos(\alpha))^2} \\ \theta &= \arccos\left(\frac{F \cos \alpha}{T}\right) \end{aligned} \quad , x = \begin{bmatrix} F \\ \alpha \\ T \\ \theta \end{bmatrix}$$

Lembrando que o filtro de kalman é realizado através das duas etapas abaixo:

1º Passo: Propagação

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1}$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q$$

2º Passo: Atualização

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H\hat{x}_k^-)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^-$$

Considerando o sistema com pequenas variações ao longo das medições, ($A \cong 0$, para fins de facilitar o cálculo das componentes do sistema foi escolhido, empiricamente, o valor 0.0005, neste caso uma matriz diagonal 4x4 com todos os seus valores iguais a 0.0005) com a matriz Q e estimativa inicial da matriz $P0$ definidas por tentativa e erro de modo a minimizar o desvio entre entradas e saídas:

$$R = \begin{bmatrix} 0.0204 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0232 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.02 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.02 \end{bmatrix}$$

$$P0 = \begin{bmatrix} 1.02 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0337 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.02 \end{bmatrix}$$

Para realização dos ensaios não foi utilizado o banco de dados do MIT-BIH (Goldberger et al, 2000), mas sim do Physicalisch-Technische Bundesanstalt (PTB), também disponível no physioBank, (Goldberger et al, 2000). Os registros encontrados neste banco de dados foram escolhidos por possuírem armazenadas as 12 derivações básicas, para fins de verificação.

Este sistema, montado no simulink para análise do paciente número 2 é descrito na Figura 3.30 abaixo:

Figura 3.30 - Sistema de reconstrução de derivações por filtro de Kalman.

Onde o bloco Ganho de Kalman está representado na Figura 3.31 seguinte:

Figura 3.31 - Descrição do bloco ganho de Kalman da Figura 3.30.

Os resultados podem ser observados na Figura 3.32, Figura 3.33 e Figura 3.34 seguintes:

Figura 3.32 - Reconstrução por Kalman da derivação I.

Figura 3.33 - Reconstrução por Kalman da derivação V6.

Figura 3.34 - Reconstrução por Kalman da derivação AVL.

Na Figura 3.32 percebe-se que a curva foi reconstruída com precisão, entretanto os erros devido ao ruído do sinal não foram corrigidos satisfatoriamente. Na Figura 3.33 podemos perceber que o sinal da derivação V6 (não medida diretamente, apenas estimada pelo filtro de Kalman) foi reconstruída com razoável precisão e com melhor resistência aos ruídos e que a curva AVL (Figura 3.34) apresentou tanto erro de reconstrução quanto apresentou um offset (que também apareceu em outras derivações) não esperado.

Os erros gerados entre o sistema real e o estimado podem ser creditados a vários fatores, entre eles, imprecisão na estimativa das matrizes de R e Q , assim como o chute inicial P_0 . Entretanto o motivo principal pelas discrepâncias apresentadas está no fato de que o filtro de Kalman se baseia em uma matriz de estados A para realizar a estimativa de ganho e verificar a relação entre o que é um sinal real e o que é ruído. Quando esta matriz foi considerada como sendo identidade, esta capacidade de estimar estados futuros com base na última medida (passo de propagação) foi seriamente prejudicada. Além disso, o sistema de funções e variáveis de estado escolhidas (através da relação entre as derivações com os vetores F e T) não foi acertada, visto que em regiões nas quais esses vetores se aproximam de 0, o cálculo dos seus ângulos (α e θ) através de fórmulas baseadas em cossenos e arco-cossenos ficam seriamente prejudicados devido às grandes variações que os ruídos causam nessas fórmulas (incluindo valores fora do range $[-1 \ 1]$ necessário para o cálculo de arco-cosseno).

Desta forma, para validar o uso de Filtros de Kalman, uma nova abordagem foi realizada procurando uma nova forma de representar a matriz A do sistema de funções de estado. Ge et al (2002) propuseram um modelo autoregressivo (AR) do sistema para classificação do eletrocardiograma entre arritmias. Já McSharry et al (2003) geraram um modelo dinâmico tridimensional do sistema (mas para projeção de apenas uma derivação, no plano yz , outros planos são utilizados como auxiliares para construção da curva) a fim de gerar curvas sintéticas. Apesar destes modelos dinâmicos incluírem uma estimativa importante para se

gerar o passo de propagação do sistema eles não contêm a relação entre as derivações, relação esta necessária para o desenvolvimento deste capítulo. Desta forma foi realizada uma nova modelagem baseada na relação entre as derivações, mas, desta vez, sem se basear em fórmulas trigonométricas, nem nas estimativas dos ângulos entre as derivações precordias (ver Figura 3.29). A idéia utilizada para gerar a matriz de parâmetros A foi a proposta por Borsali et al (2004) através do método dos mínimos quadrados. Apesar deste método, que a princípio foi utilizado pelo autor para compressão do eletrocardiograma, não ter sido eficiente para caracterização de um ciclo de ECG completo no tempo como descrito por Borsali (2004), este método descreve com eficiência a relação entre as derivações, uma vez que ela procura uma correlação entre as mesmas e, como descrito no início deste capítulo, todas as derivações estão relacionadas entre si através do vetor impulso elétrico que as gera. No caso a matriz A se torna a matriz de parâmetros que relaciona as derivações não medidas com as derivações lidas. Por exemplo, medindo as derivações I, II, III e V2, podemos definir a derivação V1 como sendo:

$$V1 = a_{I_V1}I + a_{II_V1}II + a_{III_V1}III + a_{V2_V1}V2$$

Desta forma não estamos mais descrevendo o sinal no tempo, mas sim como uma relação entre um sinal não lido e os lidos. Sendo que os parametros a_{I_V1} , a_{II_V1} , a_{III_V1} e a_{V2_V1} são definidos através de uma base de dados de referência C:

$$C = \begin{bmatrix} I_1 & II_1 & III_1 & V2_1 \\ I_2 & II_2 & III_2 & V2_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ I_N & II_N & III_N & V2_N \end{bmatrix}$$

Através da mesma fórmula utilizada para encontrar os parâmetros do polinômio no tempo,

$a_{V1} = [C^t C]^{-1} C^t x$ (onde x são os valores de V1 no banco de dados de referência), adquire-se

os parâmetros que relacionam as derivações lidas com a derivação V1. Repete-se o processo

para todas as outras derivações até se ter a matriz A de parâmetros que possibilite o cálculo da seguinte função:

$$\begin{bmatrix} I \\ II \\ III \\ AVR \\ AVL \\ AVF \\ V1 \\ V2 \\ V3 \\ V4 \\ V5 \\ V6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ a_{I_AVR} & a_{II_AVR} & a_{III_AVR} & a_{V2_AVR} \\ a_{I_AVL} & a_{II_AVL} & a_{III_AVL} & a_{V2_AVL} \\ a_{I_AVF} & a_{II_AVF} & a_{III_AVF} & a_{V2_AVF} \\ a_{I_V1} & a_{II_V1} & a_{III_V1} & a_{V2_V1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ a_{I_V3} & a_{II_V3} & a_{III_V3} & a_{V2_V3} \\ a_{I_V4} & a_{II_V4} & a_{III_V4} & a_{V2_V4} \\ a_{I_V5} & a_{II_V5} & a_{III_V5} & a_{V2_V5} \\ a_{I_V6} & a_{II_V6} & a_{III_V6} & a_{V2_V6} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} I \\ II \\ III \\ V2 \end{bmatrix}$$

Como sugerido pela ANSI/AAMI (EC13 de 2002), para que os parâmetros descobertos não sejam viciados (tendo relação exclusiva, ou mais forte, com o banco de dados do qual eles foram extraídos), foi escolhido, ao acaso, o paciente número 2 do Physicalisch-Technische Bundesanstalt (PTB) para extração dos parâmetros e o paciente número 9 do mesmo banco de dados para realizar a verificação dos resultados.

Montando a matriz acima no filtro de Kalman proposto (Figura 3.30 e Figura 3.31) e realizando as alterações necessárias nas matrizes R, Q e P0 temos o resultado da reconstrução das derivações mostrada na Figura 3.35. Através destes gráficos percebe-se que a reconstrução das curvas AVR, AVL e AVF são perfeitas, como já era esperado, visto que eles são provenientes de uma relação direta entre as curvas I, II e III. Entretanto nitidamente as derivações precordiais não são reconstruídas com eficiência. Isso leva à conclusão de que, ou a variação de paciente gera erros de alteração do posicionamento dos eletrodos de modo que não é possível retirar um conjunto de parâmetros para correlacionar as derivações, ou o uso de somente uma derivação precordial não é suficiente para abstrair as demais curvas.

Figura 3.35 – Derivações reconstruídas utilizando Filtros de Kalman e medindo I, II, III e V2.

Portanto foi realizada uma nova montagem da matriz A colocando novas derivações como derivações lidas. Por tentativa e erro, para que o as derivações não medidas tivessem melhor reconstrução e para que o número de derivações medidas fosse mínimo verificou-se que é necessário medir as derivações I, II, III, V1, V2, V4 e V6. De modo que a função de estado do sistema fica:

$$\begin{bmatrix} I \\ II \\ III \\ AVR \\ AVL \\ AVF \\ V1 \\ V2 \\ V3 \\ V4 \\ V5 \\ V6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_{I_AVR} & a_{II_AVR} & a_{III_AVR} & a_{V1_AVR} & a_{V2_AVR} & a_{V4_AVR} & a_{V6_AVR} \\ a_{I_AVL} & a_{II_AVL} & a_{III_AVL} & a_{V1_AVL} & a_{V2_AVL} & a_{V4_AVL} & a_{V6_AVL} \\ a_{I_AVF} & a_{II_AVF} & a_{III_AVF} & a_{V1_AVF} & a_{V2_AVF} & a_{V4_AVF} & a_{V6_AVF} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ a_{I_V3} & a_{II_V3} & a_{III_V3} & a_{V1_V3} & a_{V2_V3} & a_{V4_V3} & a_{V6_V3} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ a_{I_V5} & a_{II_V5} & a_{III_V5} & a_{V1_V5} & a_{V2_V5} & a_{V4_V5} & a_{V6_V5} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} I \\ II \\ III \\ V1 \\ V2 \\ V4 \\ V6 \end{bmatrix}$$

Montando a matriz acima no filtro de Kalman proposto (Figura 3.30 e Figura 3.31) e realizando as alterações necessárias nas matrizes R, Q e P0 temos o resultado da reconstrução das derivações mostrada na Figura 3.36.

Figura 3.36 – Derivações reconstruídas utilizando Filtros de Kalman e medindo I, II, III, V1, V2, V4 e V6.

A partir deste resultado é possível concluir que as derivações estão correlacionadas entre si e que pequenas diferenças no posicionamento dos eletrodos afetam pouco essa correlação, de modo que os parâmetros que definem essa correlação podem ser utilizados entre diferentes pacientes. Também podemos inferir que a correlação obtida pelo método dos mínimos quadrados se mostra superior ao realizado através do cálculo trigonométrico e mais real, pois a simplificação do sistema de posicionamento dos eletrodos como se estivessem dispostos em dois planos (frontal e transversal como denotado na Tabela 3.4), apesar de ter alto valor didático, não é real, pois caso o fosse tanto os resultados expostos pelo cálculo trigonométrico

(Figura 3.32, Figura 3.33 e Figura 3.34), quanto pelo método dos mínimos quadrados com medição das derivações I, II, III e V2 (Figura 3.35) deveriam mostrar bons resultados.

Uma forma de conseguir diminuir o número de eletrodos dispostos pelo corpo do paciente e ainda assim adquirir as 12 derivações clássicas foi gerado pela empresa Philips através do método EASI e exposto por Jahrsdoerfer et al (2005). Neste método a Philips reposiciona os eletrodos pelo corpo do paciente, ver Figura 3.37, de forma a aumentar a correlação destes com as 12 derivações clássicas.

Figura 3.37 - Disposição dos eletrodos segundo o método EASI. Figura extraída de Jahrsdoerfer et al (2005).

4 Conclusões

Tendo em mente a finalidade desejada este projeto de pesquisa procurou analisar o eletrocardiograma nas suas aplicações mais gerais, passando por algoritmos de detecção do batimento cardíaco, capítulo 3.2, onde Christov (2004) demonstrou ótimos resultados, em seguida pelo algoritmo de detecção de batimento ventricular de Dotsinsky (2004), capítulo 3.4, onde foram observados resultados satisfatórios, embora ainda necessitando melhorias, visto que mesmo possuindo altos índices de desempenho (menor índice sendo o de predictibilidade positiva, igual a $\sim 80\%$), sua utilização acarretaria em grande número de alarmes falsos.

Este projeto de pesquisa finalizou com a modelagem matemática da curva do eletrocardiograma (capítulos 3.5.2, 3.5.3, 3.5.4 e 3.6) para futura (não realizado neste projeto) detecção de pontos e características importantes do eletrocardiograma. Foi gerada a modelagem polinomial (capítulo 3.5.2) que não mostrou resultados satisfatórios, visto que sua implementação gerava um número de parâmetros igual ao de pontos e, parâmetros estes, sem sentido físico. Em seguida a modelagem por Transformada de Fourier (capítulo 3.5.3) que demonstrou o campo de frequências importantes ao eletrocardiograma, mas não definiu onde cada campo se apresentava, de modo que também foi necessário extenso número de parâmetros para modelar cada derivação. Em seguida a modelagem por Transformada Wavelet (capítulo 3.5.3) onde foi possível observar várias aplicações, entre elas, filtragem de sinais e detecção de regiões específicas como ondas P e T. O número de parâmetros, apesar de ainda elevado, é bem menor que o dos métodos anteriores ($1/4$ do número de pontos da curva original).

O último método de modelagem avaliado foi o vetorial, onde é utilizado o conhecimento de que as derivações que geram as várias curvas do eletrocardiograma são obtidas a partir de um

vetor impulso elétrico único e, através desta correlação entre as derivações medidas é possível abstrair todas as outras derivações que se deseje analisar. Foi verificado que apesar deste método ser viável, a disposição dos eletrodos é vital para que um número mínimo seja necessário para gerar todas as derivações desejadas, visto que as derivações precordiais não estão todas dentro de um plano transversal como mostra a teoria. Este método ainda contou com a filtragem de ruídos por Kalman que demonstrou alta eficiência ao se verificar a comparação entre a curva original do eletrocardiograma (antes da inclusão dos ruídos) e a final (após filtragem dos ruídos) na Figura 3.35 e na Figura 3.36.

A questão mais importante a se levantar quando deseja-se analisar o eletrocardiograma é definir a meta desta análise. Como é possível obter diferentes resultados dependendo do método empregado é preciso ter consciência de como esse método afeta o sinal na análise desejada e em futuras análises. Isto pode ser exemplificado através dos filtros utilizados para detecção do complexo QRS (capítulo 3.2), são filtros que necessitam de pequena quantidade de pontos e, portanto, de rápida resposta, entretanto, caso esse sinal filtrado seja utilizado para maiores análises, o resultado provavelmente será incoerente, pois estes filtros deformam consideravelmente o sinal do eletrocardiograma.

5 Referências

- ANSI/AAMI. **EC13: American National Standard: Cardiac Monitors, Heart Rate Meters, and Alarms**. 2002.
- ANVISA. **Aspectos de Segurança no Ambiente Hospitalar – Glossário Geral**. Disponível em: http://www.anvisa.gov.br/servicosaude/manuais/manual_seg_hosp.htm. Acesso em: 07 de agosto de 2005.
- BORSALI, RIAD; NAÏT-ALI, AMINE; LEMOINE, JACQUES. **ECG Compression Using an Ensemble Polynomial Modeling: Comparison With the DCT Based Technique**. Cardiovascular Engineering: An International Journal Vol.4 N°3, September 2004.
- Center for Devices and Radiological Health (CDRH). U.S. Department of Health and Human Services, Food and Drug Administration (FDA). **Class II Special Controls Guidance Document: Arrhythmia Detector and Alarm**. 2003. Disponível em: <http://www.fda.gov/cdrh/ode/guidance/1363.html>. Acesso em 18 de maio de 2005.
- CHRISTOV, IVAYALO I. **Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptative threshold**. BioMedical Eng OnLine, August 2004.
- DASKALOV, IVAN K.; DOTSINSKY, IVAN A.; CHRISTOV, IVAILO I. **Developments in ECG acquisition, preprocessing, parameter measurement and recording**. IEE Eng in Med & Biol 1998, 17:50-58.
- DOTSINSKY, IVAN A.; STOYANOV, TODOR. **Ventricular beat detection in single channel electrocardiograms**. BioMedical Engineering OnLine. January 2004.
- DUBIN, DALE. **Interpretação Rápida do ECG**. Tradução de Ismar C. da Silveira; Rosane C. da Silveira Rio de Janeiro. EPUC. 1974.

- ENGELSE, W.A.H.; ZEELENBERG, C. **A Single Scan Algorithm for QRS Detection and Feature Extraction.** IEEE Comp. in Card., 1979. p. 37-42
- FRIESEN, GARY M.; JANNETT, THOMAS C.; JADALLAH, MANAL A.; YATES, STANFORD L.; QUINT, STEPHEN R.; NAGLE, H. T. **A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms.** IEEE Transactions on Biomedical Engineering. January 1990. Vol. 37 No 1.
- GE, DINGFEI; SRINIVASAN NARAYANAN; KRISHNAN M. SHANKAR. **Cardiac arrhythmia classification using autoregressive modeling.** BioMedical Engineering OnLine. [Disponível em: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/1/1/5>] 13 November 2002.
- GOLDBERGER A. L.; AMARAL L. A. N.; GLASS L.; HAUSDORFF J. M.; IVANOV P. Ch.; MARK R.G.; MIETUS J.E.; MOODY G.B.; PENG C.K.; STANLEY H.E. **PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals.** Circulation 101(23):e215-e220 [Disponível em: <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215>]; 13 de Junho de 2000.
- GUYTON, A.C.; HALL, J.E. **Tratado de Fisiologia Médica.** Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1997.
- GRAPS, AMARA. **Wavelet Page.** Disponível em: <http://www.amara.com/current/wavelet.html>. Acesso em 4 de Agosto de 2005. Última atualização em 5 de Setembro de 2004.
- IFEACHOR, EMMANUEL C.; JERVIS, BARRIE W. **Digital Signal Processing – A Practical Approach.** Editora Addison-Wesley, 1993.

- INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. **IEC 60601-2-51: Particular requirements for safety, including essential performance, of recording and analyzing single channel and multichannel electrocardiographs.** Suíça, 2003.
- JAHRSDOERFER, MARY; GIULIANO, KAREN; STEPHENS, DEAN. **Clinical Usefulness of the EASI 12-Lead Continuous Electrocardiographic Monitoring System.** Critical Care Nurse, vol. 25, No.5. October 2005.
- KAPLAN, W. **Cálculo Avançado.** Volume II. São Paulo: Editora Edgard Blucher, 1972.
- KESELBRENER, LAURENCE; AKSELROD, SOLANGE. **Selective Discrete Fourier Transform Algorithm for Time-Frequency Analysis: Method and Application on Simulated and Cardiovascular Signals.** IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 43, nº8, August 1996.
- LAGUNA, P.; CAMINAL, P.; THAKOR N. V.; JANÉ, R. **Adaptative QRS Shape Estimation using HerMITe Model.** IEEE Engineering in Medicine & Biology Society 11th Annyal International Conference. 1989.
- LENGYEL, LADISLAU. **Eletrocardiologia Clínica.** Editora Sarvier. São Paulo. 1974.
- LI, CUIWEI; ZHENG CHONGXUN; TAI, CHANGFENG. **Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms.** IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 42, nº1, January 1995.
- LIGTENBERG, A.; KUNT, M. **A Robust-Digital QRS-Detection Algorithm for Arrhythmia Monitoring.** Computers and Biomedical Research. 1983. 16, p. 273-286.
- LUENBERGER, D. G. **Introduction to Dynamic Systems: Theory, Models & Applications.** John Wiley & Sons, 1979.

- MALMIVUO, JAAKO; PLONSEY, ROBERT. **Bioelectromagnetism. Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields**. Oxford University Press, 1995. Disponível em: <<http://butler.cc.tut.fi/~malmivuo/bem/bembook/index.htm>>. Acesso em 03 de agosto de 2005.
- MARTÍNEZ, J. P.; OLMOS, S.; LAGUNA, P. **Evaluation of a Wavelet-Based ECG Waveform Detector on the QT Database**. IEEE 2000, Comp in Card, p.81-84.
- MAYBECK, P.S. **Stochastic Models, Estimation, and Control**. Volume 1, Academic Press, 1979.
- MCSHARRY, E. PATRICK; CLIFFORD, D. GARI; TARASSENKO, LIONEL; SMITH A. LEONARD. **A Dynamical Model for Generating Synthetic Electrocardiogram Signals**. IEEE Transactions On Biomedical Engineering, vol. 50, N°3, March 2003.
- MENARD et al. **Dual microprocessor system for cardiovascular data acquisition, processing and recording**, In Proc. 1981 IEEEInt. Conf. Industrial Elect. Contr. Instrument. pp 64-69, 1981.
- MORAES, J. C. T. B.; SEIXAS M. O.; VILANI F. N.; COSTA E. V. **A QRS complex detection algorithm using electrocardiogram leads**. IEEE Comp. in Card., 2002. 29:205-208
- MORTARA INSTRUMENT, Inc. **Arrhythmia Algorithm Performance Analysis**. Disponível em: <<http://www.mortara.com/Arrhythmia%20Performance.PDF>>. 2001.
- NobelPrize.org. Sítio online oficial dos ganhadores do prêmio Nobel. Disponível em: <<http://nobelprize.org/medicine/laureates/1924/index.html>>. Acesso em: 15 de outubro de 2005.
- PAN, J.; TOMPKINS, W. **A Real-Time QRS Detection Algorithm**. IEE Transactions on Biomedical Engineering. 1985. Vol. BME-32, n°3, P.230-236.

- SCHILLING, ALEXANDER; ELZER, MONIKA. **Elektrokardiogramm (EKG)**. Disponível em: <<http://medizinus.de/ekg.php>>. Acesso em: 13 de setembro de 2005. Última atualização em 2 de abril de 2002.
- SORNNO L. et al. **A method for evaluation of QRS shape features Using a Mathematical Model for the ECG**. IEEE Trans. Biomed Eng., vol. BME-28, No. 10, October 1981.
- TOBIN, MARTIN J. **Principles and Practice of Intensive Care Monitoring**. McGraw Hill. 1997.
- WATERS, JOHN. **EKG Interpretation Quiz**. Livingston County Michigan, Emergency Medical Services (EMS) Department. Disponível em: <<http://co.livingston.mi.us/ems/ekgquiz.htm>>. Acesso em 25 de outubro de 2005. Última atualização em 18 de outubro de 2005.
- WELCH, GREG; BISHOP, GARY. **An Introduction to the Kalman Filter**. Department of Computer Science, University of North Carolina. 05 de Abril de 2004.
- YANOWITZ, FRANK G; LINDSAY, ALAN E. **ECG Learning Center**. Disponível em: <http://medstat.med.utah.edu/kw/ecg/ecg_outline/index.html>. Acesso em 4 de junho de 2005. Última atualização em 24 de maio de 2002.