

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ROGÉRIO OLIVEIRA DE AGUIAR

**CLASSIFICADOR AUTOMÁTICO E NÃO-SUPERVISIONADO DE
BATIMENTOS CARDÍACOS BASEADO NO ALGORITMO DYNAMIC
TIME WARPING**

VITÓRIA
2008

ROGÉRIO OLIVEIRA DE AGUIAR

**CLASSIFICADOR AUTOMÁTICO E NÃO-SUPERVISIONADO DE
BATIMENTOS CARDÍACOS BASEADO NO ALGORITMO DYNAMIC
TIME WARPING**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica, na área de concentração em Processamento de Sinais.
Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Varejão Andreão.

VITÓRIA
2008

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)
(Biblioteca Central da Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)

A282c Aguiar, Rogério Oliveira de, 1981-
Classificador automático e não supervisionado de batimentos cardíacos baseado no algoritmo dynamic time warping / Rogério Oliveira de Aguiar. – 2008.
125 f. : il.

Orientador: Rodrigo Varejão Andreão.
Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Eletrocardiografia. 2. Processamento de sinais. 3. Batimento cardíaco. I. Andreão, Rodrigo Varejão. II. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro Tecnológico. III. Título.

CDU: 621.3

ROGÉRIO OLIVEIRA DE AGUIAR

**CLASSIFICADOR AUTOMÁTICO E NÃO-SUPERVISIONADO DE
BATIMENTOS CARDÍACOS BASEADO NO DYNAMIC TIME
WARPING**

Dissertação submetida ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisição parcial para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica – Processamento de Sinais.

Aprovada em 23 de julho de 2008.

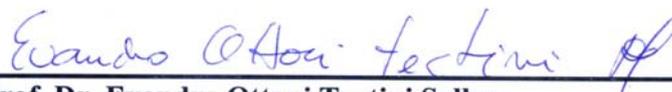
COMISSÃO EXAMINADORA



Prof. Dr. Rodrigo Varejão Andreão
Universidade Federal do Espírito Santo
Orientador



Prof. Dr. Adson Ferreira da Rocha
Universidade de Brasília



Prof. Dr. Evandro Ottoni Teatini Salles
Universidade Federal do Espírito Santo



Prof. Dr. Klaus Fabian Côco
Universidade Federal do Espírito Santo

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, meus irmãos, minha namorada,
meus familiares e amigos, pela grande ajuda que me
deram ao longo desses anos e por sempre terem me
incentivado a continuar estudando.

AGRADECIMENTOS

Agradeço muito ao meu orientador, professor Dr. Rodrigo Varejão sem o qual essa dissertação não seria possível. Seus incentivos e orientações foram muito importantes no desenvolvimento desse trabalho, sua paciência foi fundamental para que a dissertação chegasse a bom termo.

Gostaria de agradecer também a FAPES, pelo apoio financeiro ao longo deste trabalho.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2-1 – Vista Posterior do Coração.	9
Figura 2-2 – O Tecido Excito - Condutor do Coração.	11
Figura 2-3 – Ciclo Cardíaco.	12
Figura 2-4 – Potencial de Ação do coração.	16
Figura 2-5 – Monitor Holter.	19
Figura 2-6 – Sinal ECG com traços característicos.	20
Figura 2-7 – As 12 derivações de um ECG padrão.	22
Figura 2-8 – Plano frontal das derivações periféricas.	23
Figura 2-9 – Sinal ECG nas 12 derivações principais.	25
Figura 2-10 – Mudança de eixo da TV com a salva de seis ESV.	26
Figura 2-11 – Direção anormal da onda de despolarização na TV.	27
Figura 2-12 – Fibrilação Atrial.	28
Figura 2-13 – Flutter Atrial.	28
Figura 2-14 – Focos múltiplos da Fibrilação Atrial.	28
Figura 2-15 – Foco único do Flutter Atrial.	28
Figura 2-16 – a) Taquicardia Sinusal; b) Braquicardia Sinusal.	29
Figura 2-17 – Foco isolado no átrio.	30
Figura 2-18 – Taquicardia Atrial.	30
Figura 2-19 – Três exemplos de Fibrilação Ventricular.	31
Figura 2-20 – a) Exemplo de monitoramento remoto; b) Exemplo de geração de alarmes.	35
Figura 3-1 – Gráficos dos vetores X e Y	37
Figura 3-2 – Comparação direta dos vetores X e Y	38
Figura 3-3 – Alinhamento linear dos vetores X e Y	38
Figura 3-4 – Alinhamento temporal dinâmico dos vetores X e Y	39
Figura 3-5 – Caminho do alinhamento temporal dinâmico.	39
Figura 4-1 – Distância RR em um sinal ECG.	44
Figura 4-2 – Exemplo de uma janela ECG.	45
Figura 4-3 – Sobreposição de janelas devido a um batimento prematuro.	46

Figura 4-4 – Janela variável se adapta ao batimento prematuro.....	47
Figura 4-5 – Ruídos em um sinal ECG.....	48
Figura 4-6 – Deslocamento da linha de base.....	49
Figura 4-7 – a) Sinal ECG e seu equivalente normalizado. b) Seu equivalente normalizado.	50
Figura 4-8 – Sinal ECG e sua derivada.	51
Figura 4-9 – Resposta em frequência do filtro utilizado no pré-processamento.	51
Figura 4-10 – Exemplo do funcionamento do método das Comparações Sucessivas.....	55
Figura 4-11 – Comparação entre batimentos anormais em diferentes canais.	56
Figura 4-12 – Diagrama de Blocos do Sistema Classificador.....	58
Figura 4-13 – Elementos da Matriz Confusão.....	61
Figura 4-14 - a) Sinal do canal A. b) Sinal com baixa relação sinal/ruído do canal B.....	64
Figura 5-1 – Classificador com 2 estágios.....	65
Figura 5-2 – Trecho do registro 201.....	66
Figura 5-3 – Trecho do registro 209.....	67
Figura 5-4 – Funções Pertinência: a) Gaussiana; b) Triangular; c) Trapezoidal; d) Crescentes; e) Decrescente.....	71
Figura 5-5 - Diagrama de Blocos de um Sistema Fuzzy.....	73
Figura 5-6 – Distâncias RR normalizadas dos batimentos normais (NN) da base de testes.....	75
Figura 5-7 – Variabilidade das Distâncias RR dos batimentos normais (NN) do registro 203.....	75
Figura 5-8 – Distâncias RR normalizadas dos batimentos prematuros (S) da base de testes.....	76
Figura 5-9 – Distribuição das Distâncias RR dos batimentos NN (preto) e P (vermelho).....	76
Figura 5-10 – Somatória das Distâncias RR dos batimentos NN (preto) e S (vermelho).....	77
Figura 5-11 – Função de Pertinência.....	78

Figura 5-12 – Somatória das Distâncias RR dos batimentos NN (preto) e S (vermelho).....	78
Figura 6-1 – Caminhos de Busca Possíveis.....	83
Figura 6-2 – Convergência do Método.....	84
Figura 6-3 – Trecho do ECG utilizado.	85
Figura 6-4 – Grupo de Batimentos Utilizados no Teste.....	86
Figura 6-5 – a) Representante do Grupo de Batimentos. b) Representante (preto), média aritmética (vermelho) e exemplo de batimento (azul).....	86
Figura 6-6 – a) Representante do Grupo de Batimentos. b) Representante (preto), média aritmética (vermelho) e exemplo de batimento (azul).....	87
Figura 6-7 – a) Vetores Normalizados. b) Representante do MKDTW (preto), média aritmética (vermelho) e exemplo de batimento (azul). c) SMR (preto), média aritmética (vermelho) e exemplo de batimento (azul).....	87
Figura 6-8 – Interface do Sistema de Classificação.....	89
Figura 6-9 – Interface dos resultados apresentados pelo Sistema de Classificação.	89
Figura A.7-1 - Calculo da matriz Custos e definição do caminho ótimo.	100
Figura D.1 – Batimentos Normais em diferentes derivações.....	106
Figura D.2 – Batimentos Normais e de Fusão em diferentes derivações.	106
Figura D.3 – Batimentos Normais e Ventriculares em diferentes derivações.	107
Figura D.4 – Batimentos Normais e Supraventriculares em diferentes derivações.	107

LISTA DE TABELAS

Tabela 4-1 – Agrupamento de classes segundo a AAMI.	53
Tabela 4-2 – Divisão em duas classes.	53
Tabela 4-3 – Divisão em três classes.	53
Tabela 5-1 – Análise do trecho do registro 201.	67
Tabela 5-2 – Análise do trecho do registro 209.	68
Tabela C.7-1 – Registros da base MIT-BIH Database.	105
Tabela C.7-2 – Descrição dos Símbolos de Classificação dos Batimentos.	105

SIMBOLOGIA

C(k)	Pontos do caminho ótimo
Cl	Cloro
D(X,Y)	Distância Euclidiana entre os vetores X e Y.
K	Potássio
mm	Milímetros
mV	Milivolts
Na	Sódio

glossário

AAMI	<i>Association for the Advancement of Medical Instrumentation</i>
aVF	Derivação da perna direita
aVL	Derivação do braço esquerdo
aVR	Derivação do braço direito
bpm	Batimentos por minuto
DCC	Doença Cardíaca Coronariana
DC	Diagnóstico Correto
DDP	Diferença de Potencial
DTW	Alinhamento Temporal Dinâmico (<i>Dynamic Time Warping</i>)
ECG	Eletrocardiograma
ESV	Extra-Sístole Ventricular
Fc	Frequência Cardíaca
FP	Falsos Positivos
FN	Falsos Negativos
FV	Fibrilação Ventricular
HMM	Cadeias Ocultas de Markov (<i>Hidden Markov Models</i>)
IIR	Filtro de Resposta Impulsiva Infinita (<i>Infinite Impulse Response</i>)
IM	Isquemia do Miocárdio
LA	Derivação do Braço Esquerdo
LL	Derivação da Perna Esquerda
MKDTW	Sistema de alinhamento de vetores
N	Batimento normal do coração
NN	Batimento normal não-prematuro
P	Onda resultante da excitação elétrica atrial de um batimento normal
PEP	Prontuário Eletrônico do Paciente
PP	Valores Preditivos Positivos
PVC	Batimento Ventricular Prematuro
QRS	Onda resultante da excitação elétrica ventricular de um batimento normal
RA	Derivação do Braço Direito
RL	Derivação da perna direita
SDTW	Sistema de classificação de batimentos cardíacos baseado no DTW

S	Batimento prematuro
SA	Sino-Atrial
Se	Sensibilidade
SMR	<i>Self-Modeling Registration</i>
T	Onda resultante da repolarização ventricular (retorno ao estado de repouso)
TV	Taquicardia Ventricular
V₁ a V₆	Derivações precordiais

SUMÁRIO

DEDICATÓRIA.....	IV
AGRADECIMENTOS	V
LISTA DE FIGURAS.....	VI
LISTA DE TABELAS	IX
SIMBOLOGIA.....	X
RESUMO.....	XVII
ABSTRACT.....	XVIII
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Telecardio.....	1
1.2 O Coração	1
1.2.1 Anomalias no Coração	2
1.3 Eletrocardiograma.....	2
1.4 Motivação.....	3
1.5 Estado da Arte.....	3
1.6 Objetivo.....	5
1.7 - Estrutura da Monografia.....	6
2 AS ARRITMIAS CARDIACAS E O PROJETO TELECARDIO.....	8
2.1 Introdução	8
2.2 Músculo Cardíaco	8
2.2.1 O Ciclo Cardíaco	11
2.2.2 Doenças Cardíacas Coronarianas	13
2.2.2.1 Problemas causados pelas DCC	13
2.3 Outros Problemas do Coração	14
2.4 Atividade Elétrica no Coração	15
2.4.1 Eletrocardiografia.....	18
2.4.2 Holter.....	19
2.4.3 Componentes de um Sinal de ECG Normal.....	20
2.4.4 Derivações de um ECG	21
2.4.4.1 Derivação Bipolar	22

2.4.4.2	Derivação Unipolar	24
2.4.4.3	Derivações Precordiais	24
2.4.4.4	Formato do ECG nas diferentes derivações	25
2.5	Arritmias Cardíacas	26
2.5.1	Taquicardia Ventricular	26
2.5.2	Flutter e Fibrilação Atrial	27
2.5.3	Arritmias Sinusais	29
2.5.4	Taquicardia Atrial	29
2.5.5	Fibrilação Ventricular	30
2.6	Telemedicina	31
2.6.1	Projeto Telecardio	32
2.6.2	Estrutura do Projeto Telecardio	33
2.7	Conclusões	35
3	ALINHAMENTO TEMPORAL DINÂMICO	36
3.1	Introdução	36
3.2	Alinhamento Temporal de Sinais ECG	36
3.3	Conclusões	42
4	SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO DE BATIMENTOS CARDÍACOS ...	43
4.1	Introdução	43
4.2	Extração de Parâmetros de um Sinal ECG	43
4.2.1	Segmentação do ECG	43
4.2.2	Distância RR	44
4.2.3	Janelas de um sinal ECG	44
4.2.3.1	Janela Fixa	45
4.2.3.2	Janela Variável	46
4.2.4	Ruídos no ECG	47
4.2.4.1	Deslocamento da linha de base	49
4.2.4.2	Normalização do sinal	49
4.2.4.3	Derivada do ECG	50
4.3	Classificação dos Batimentos Cardíacos	52

4.3.1 Base de Dados	52
4.3.2 Classes de Batimentos	53
4.3.3 Determinação do Batimento de Referência.....	53
4.3.4 Comparação entre Dois Canais	55
4.3.5 Medidor de Frequência Cardíaca	56
4.3.6 Classificador.....	57
4.3.7 Atualizador de Referência	57
4.3.8 Diagrama de blocos	58
4.4 Experimentos	59
4.4.1 Análise da Precisão dos Resultados	60
4.4.1.1 Matriz de Confusão	60
4.4.1.2 Percentual de Acerto Global	61
4.4.1.3 Sensibilidade e Valor Preditivo Positivo.....	62
4.5 Análise dos Resultados	63
4.6 Conclusões	64
5 BATIMENTOS PREMATUROS E A LOGICA FUZZY	65
5.1 Introdução	65
5.2 Batimento Prematuro	65
5.3 Lógica Fuzzy.....	69
5.3.1 Conjuntos Nebulosos.....	69
5.3.2 Conceitos Básicos.....	70
5.3.3 Peso e Normalização	71
5.3.4 Tipos de Funções de Pertinência	71
5.3.5 Conjunto Nebuloso x Probabilidade	72
5.3.6 Sistemas Fuzzy	72
5.3.7 Fuzzyficação e Defuzzyficação	73
5.4 Teoria Nebulosa na Classificação de Batimentos Prematuros.....	74
5.4.1 Estudo Estatístico	74
5.5 Conclusões	79
6 GERAÇÃO DE RELATÓRIOS COM RESULTADOS	81

6.1	Introdução	81
6.2	Alinhamento de Sinais	81
6.2.1	Metodo de Alinhamento Baseado no DTW	82
6.2.2	Self Modeling Registration	84
6.2.3	Resultados	85
6.2.4	Discussão	88
6.3	Interface Gráfica Proposta	88
7	CONCLUSÕES	90
7.1	Considerações Finais	90
7.2	Trabalhos Futuros	92
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	93
	APÊNDICE A.....	100
	APÊNDICE B.....	102
	APÊNDICE C.....	104
	APÊNDICE D.....	106

RESUMO

O Projeto Telecardio é um projeto de pesquisa em telemonitoramento de pacientes cardíacos e identificação automática de situações de risco. Neste contexto, está sendo proposto um sistema de análise de eletrocardiograma como uma ferramenta de auxílio ao diagnóstico médico.

O sistema classifica os batimentos de um registro de ECG ambulatorial tendo como referência o batimento predominante do paciente. A classificação se dá através de uma abordagem original não supervisionada que faz uso do método Alinhamento Temporal Dinâmico na comparação entre batimentos com tamanhos e formas diferentes. Além disso, é tratado neste trabalho o problema da classificação de batimentos prematuros a partir do estudo de rótulos feitos por cardiologistas nos batimentos da base utilizada neste trabalho.

Por fim, é proposta uma interface gráfica que apresenta o resultado da análise realizada pelo sistema de classificação, destacando-se informações importantes e a morfologias dos batimentos predominantes ao longo de trechos do ECG. Os batimentos predominantes são determinados por um algoritmo original que realiza o cálculo do batimento médio a partir de um conjunto de batimentos.

O sistema foi testado na *MIT-BIH Arrhythmia Database* e os resultados alcançados validaram a estratégia proposta.

ABSTRACT

The Telecardio Project is a research project on cardiac patient telemonitoring and automatic detection of risk situations. In this context, an electrocardiogram (ECG) analysis system has been developed as a tool to help medical diagnosis.

The system classifies the beats of an ambulatory ECG record using as a reference the patient dominant heartbeat. This classification is due to an original non supervised approach which uses the Dynamic Time Warping method to compare the difference of morphology between heartbeats. Furthermore, the premature heartbeat classification problem is analyzed in this work through the study of the beat annotations made by cardiologist in the MIT-Arrhythmia Database.

Finally, a graphic user interface has been proposed to show the results obtained from the ECG analysis system, where useful information and predominant heartbeat morphology along the ECG are exposed to the specialist. Predominant beats are determined by an original algorithm which makes the computation of an average heartbeat from a group of beats belonging to the same class.

The system was tested in the MIT-BIH Arrhythmia Database and the results have confirmed the good efficiency of the proposed solution.

1 INTRODUÇÃO

1.1 Telecardio

Muitos centros urbanos exibem atualmente dificuldades comuns ligadas à superlotação de leitos hospitalares e aos custos de internação. Esse quadro tem conduzido pesquisadores a proporem soluções tecnológicas para que o paciente seja mantido em seu domicílio e continue recebendo serviços médicos apropriados. Desta forma, este trabalho apresenta um sistema de classificação de batimentos cardíacos que faz parte de um programa de Telecardiologia Domiciliar.

O Telecardio, como é chamado este programa, se propõe a fazer o monitoramento remoto da atividade elétrica do coração dos pacientes e para isto é utilizada uma plataforma de suporte a aplicações móveis e sensíveis ao contexto, mecanismos de análise de sinais eletrocardiográficos e geração automática de alarmes, melhorando o atendimento emergencial de pacientes crônicos.

1.2 O Coração

O coração é um órgão muscular responsável por bombear o sangue para os pulmões, para lá ser oxigenado, e depois para o resto do corpo, onde irá suprir as necessidades de oxigênio e nutrientes dos órgãos e tecidos. O coração bate em média de 60 a 100 vezes por minuto em situação de repouso, podendo chegar a 200 batimentos quando muito exigido.

Ele funciona como sendo duas bombas hidráulicas, pois está constantemente a contrair e a relaxar, para levar o sangue a todo o nosso organismo. Ele é composto por duas câmaras superiores, chamadas de átrios, e duas inferiores, os ventrículos. Uma das bombas engloba o átrio e o ventrículo direitos, que têm a função de levar o sangue para os pulmões, as outras são o átrio e o ventrículo esquerdos que têm o trabalho de bombear o sangue enriquecido de oxigênio para as demais partes do corpo. Essas duas

bombas atuam de forma síncrona e o bombeamento é feito através de tubos de saída, que são as artérias e os tubos de entrada, as veias.

1.2.1 Anomalias no Coração

Existem diversos tipos de anomalias no coração, que vão desde defeitos congênitos, que ocorrem quando o coração ou seus vasos sanguíneos não se desenvolvem normalmente antes do nascimento, até as doenças cardíacas coronarianas (DCC). As coronárias são pequenos vasos sanguíneos que fornecem o oxigênio e os nutrientes necessários para o funcionamento adequado e saudável do músculo cardíaco.

Algumas anomalias do coração são responsáveis pelo surgimento de arritmias cardíacas, que tanto podem estar associadas a problemas nas células responsáveis pelo ritmo cardíaco, mas também a problemas de condução. Essas arritmias são o foco de estudo deste trabalho, pois podem ser facilmente identificadas por meio do eletrocardiograma.

1.3 Eletrocardiograma

A eletrocardiografia é, sem dúvida, o exame de coração mais empregado em cardiologia, destacando-se por ser rápido, barato e não invasivo. A obtenção do eletrocardiograma, comumente conhecido como ECG, proporciona ao médico diagnosticar uma ampla variedade de doenças do coração [1] [2] [3].

O ECG é geralmente obtido pela medição de diferença de potencial entre eletrodos que são colocados na superfície do corpo do paciente. Assim, os campos elétricos resultantes dos batimentos cardíacos dos pacientes são detectados e sua variação é convertida em um sinal elétrico.

1.4 Motivação

O coração é um dos órgãos mais importantes do corpo humano, pois ele é o responsável pelo bombeamento de sangue para todo o organismo. Uma falha no seu funcionamento pode comprometer o envio de nutrientes para outros órgãos fazendo com que eles não realizem corretamente suas funções. Por esse motivo é de suma importância que o coração mantenha-se funcionando corretamente durante toda nossa vida.

Uma maneira de verificar se o coração está realizando o bombeamento de forma correta é pela análise dos sinais elétricos que nele são gerados. Para isso utilizamos o eletrocardiograma, que nada mais é que uma reprodução gráfica desses sinais.

Hoje em dia a grande maioria das análises dos ECG são feitas por profissionais especializados, mas essa análise consome muito tempo, pois no contexto ambulatorial esses registros são muito grandes, e está sujeita à falhas humanas. Além disso, em situações de urgência, o tempo de reação ao atendimento do paciente é fundamental para se minimizar as conseqüências da doença.

Desta forma seria muito útil um sistema automático de análise desses sinais para auxílio ao diagnóstico, que dispensasse o acompanhamento em tempo integral de um profissional.

1.5 Estado da Arte

A identificação de classes de batimentos de mesma morfologia em ECG ambulatoriais pode auxiliar consideravelmente o diagnóstico de doenças cardíacas pelos médicos. Visando a melhora na precisão das análises realizadas pelos médicos, diversas técnicas de processamento de sinais e reconhecimento de padrões têm sido utilizadas para realizar essa classificação. A seguir, estão relacionados alguns trabalhos realizados para classificar eletrocardiogramas.

Em [4], Clifford, Azauje e McSharry fazem uma compilação das técnicas mais recentes de análise de ECG. Eles fazem um estudo prático e teórico das ferramentas utilizadas no modelamento, classificação e interpretação derivadas de técnicas avançadas de processamento de sinais e inteligência artificial.

Dois trabalhos [5] [6], desenvolvidos por Andreão *et al*, merecem destaque na área de processamento de sinais. O primeiro utiliza cadeias ocultas de Markov (HMM) para a detecção, segmentação e classificação dos batimentos. Além disso, ele usa dois canais para efetuar essa classificação com mais precisão, obtendo ótimos resultados nos índices de sensibilidade e dos valores dos preditivos positivos. Já o segundo é focado na segmentação e detecção de batimentos ventriculares prematuros (PVC), e para isso foram utilizadas as transformadas Wavelet combinadas com o HMM.

Técnicas de detecção do complexo QRS vêm sendo melhoradas, e no trabalho de Hamilton [7] podemos verificar que para a melhora nos índices de sensibilidade e dos valores dos preditivos positivos foram introduzidas regras de detecção que levam em conta as características do complexo QRS. Vale ressaltar que nesse trabalho foi feita a normalização do ECG e utilização da distância R-R. O problema da precisão da detecção do complexo QRS poderia ser minimizado com a utilização do algoritmo do *Dynamic Time Warping*, pois ele elimina a necessidade de localização precisa do complexo QRS.

Outros trabalhos [8] [9] [10] também utilizaram o algoritmo do DTW para classificação dos quadros ECG. Esse algoritmo, muito usado em reconhecimento de padrões vocais, vem sendo muito estudado em sinais ECG devido a algumas características semelhantes dos sinais vocais. O DTW é utilizado pela necessidade de se fazer um alinhamento temporal dos sinais devido à inconstância de seus tamanhos. Apesar de fazer uso do DTW, nenhum desses grupos desenvolveu um sistema de classificação não supervisionado.

Também vale destacar os trabalhos de [11] e [12], que empregam o algoritmo do DTW para fazer o alinhamento de vetores e desta forma obter um sinal que melhor represente um grupo. O alinhamento deve manter as principais características dos

vetores contidos no grupo, mas, apesar dos algoritmos desenvolvidos nesses trabalhos executarem essa tarefa, eles têm um alto custo computacional.

O grupo de pesquisa de Osowski *et al* desenvolveu um estudo muito interessante em [13], onde é utilizado uma rede *Neuro-Fuzzy* híbrida para reconhecimento e classificação do ECG. Além disso, foram utilizados os algoritmos *K-means* e *Gustafson-Kessel* para clusterização não-supervisionada dos batimentos. No entanto, sua classificação é limitada, pois as redes neurais não se adaptam a cada indivíduo o que limitou os experimentos a uma quantidade pequena de registros da base de dados.

Philip Chazal *et al* utiliza em [14] os coeficientes de Wavelet e o método de discriminante linear para fazer a classificação dos batimentos de diferentes bancos de dados, já em [15] ele utiliza uma classificação supervisionada, fazendo a divisão manualmente dos batimentos, e um classificador estatístico baseado na morfologia, nos intervalos dos batimentos e nas distâncias R-R dos batimentos. Vale destacar a tentativa de divisão dos batimentos em 5 diferentes classes, e apesar do classificador ser supervisionado ele não obteve uma boa precisão dos resultados. Além disso, não é feita uma análise dos motivos pelo qual o classificador não identificou corretamente os batimentos prematuros da base de dados.

Por fim, esta dissertação é a continuidade de um trabalho [16], que vem sendo desenvolvido desde 2006, no problema específico de classificação de batimentos cardíacos. Ao longo desse tempo já foram publicados três artigos em congressos a nível nacional e internacional [17] [18] [19]. O maior reconhecimento dos méritos desse estudo foi a escolha como segundo melhor artigo do Congresso Latino Americano de Engenharia Biomédica [18].

1.6 Objetivo

Este trabalho tem o objetivo de criar um sistema de identificação não supervisionada, adaptada a cada indivíduo e automática de arritmias cardíacas baseado

no algoritmo do DTW. O sistema incorpora essas características visando solucionar problemas encontrados por outros grupos de pesquisa que estudam esse tema. Para que o sistema seja denominado não supervisionado deve-se fazer a divisão dos batimentos em diferentes grupos sem incorporar informações explícitas sobre a morfologia dos mesmos [4]. Por outro lado, a classificação será automática caso ela seja realizada sem a necessidade de acompanhamento de um especialista.

Para implementação de um algoritmo de classificação não-supervisionado, primeiramente é feita a segmentação dos batimentos de um sinal ECG. Depois, são analisados os primeiros batimentos para que seja definida uma referência. Finalmente, são analisados todos os batimentos separadamente e de acordo com critérios específicos eles serão divididos em classes.

Para validar o algoritmo, é utilizado um banco de dados de ECG da *MIT-BIH Arritmia Database* [20] nos testes e sua classificação deverá ser igual ou mais próxima possível da classificação feita por um especialista que analisou os mesmos dados previamente.

Além do sistema de classificação propriamente citado, é proposto um sistema de alinhamento de sinais, também baseado no DTW, com a função de estimar um batimento cardíaco que melhor resuma um grupo ou classe de batimentos. Desta forma, é possível gerar um relatório com o resumo do funcionamento do coração do paciente em determinado período, indicando assim, além das informações como frequência e variabilidade cardíaca, a forma do batimento predominante.

1.7 - Estrutura da Monografia

Esse trabalho está dividido nos seguintes Capítulos:

- Capítulo 2: É feita uma breve apresentação sobre a anatomia e fisiologia do coração, além de técnicas de medição de sinais cardioelétricos. Além disso, é apresentado o projeto Telecardio mostrando sua importância no monitoramento de pacientes;

- Capítulo 3: Apresenta detalhes do funcionamento do algoritmo DTW que foi utilizado no sistema de classificação apresentado nesse trabalho;
- Capítulo 4: Descreve todo o projeto do sistema responsável pela classificação dos batimentos cardíacos, dando destaque aos pontos mais importantes e às inovações propostas. Este capítulo contém, ainda, a análise dos resultados obtidos e as discussões sobre os problemas encontrados e possíveis soluções.
- Capítulo 5: Apresenta o processo de decisões Fuzzy e sua importância na detecção de batimentos prematuros;
- Capítulo 6: Mostra a importância da geração de relatórios com resumo do comportamento do coração do paciente em determinado período. Para isso foi desenvolvido um método de alinhamento de sinais que será detalhado nesse capítulo.
- Capítulo 7: Expõe as considerações finais, as avaliações sobre o trabalho realizado e as perspectivas de continuação do mesmo.

Esta dissertação possui, ainda, um conjunto de apêndices. No Apêndice A explica-se como é feito o cálculo do caminho ótimo do DTW. No Apêndice B é apresentada a dedução matemática desse mesmo cálculo. A base de registros de ECG do *MIT-BIH Database* está exposta no Apêndice C. Finalmente, no Apêndice D são apresentados alguns exemplos de diferentes classes de batimentos cardíacos encontrados na base de dados.

2 AS ARRITMIAS CARDIACAS E O PROJETO TELECARDIO

2.1 Introdução

Neste capítulo será discutida a importância do coração para o corpo humano, e serão analisados detalhes do seu funcionamento, tanto do ponto de vista fisiológico como elétrico. Serão citadas algumas doenças cardíacas com elevado índice de mortalidade e os principais tipos de arritmias que podem ser diagnosticadas pela análise do eletrocardiograma. Por fim, será discutido o projeto Telecardio, que é voltado para o monitoramento da atividade elétrica do coração de pacientes/indivíduos.

2.2 Músculo Cardíaco

O coração é um órgão oco, aproximadamente esférico, constituído de paredes musculares que delimitam quatro cavidades - os átrios direito e esquerdo, e os ventrículos direito e esquerdo (Figura 2-1) [21]. O átrio direito e o ventrículo direito constituem o coração direito, ou lado direito do órgão, e o átrio esquerdo e ventrículo esquerdo integram o coração esquerdo, ou lado esquerdo do órgão. O coração, que tem o tamanho da mão fechada e pesa cerca de 300 g, está localizado na região centro-lateral da caixa torácica, no centro do peito humano, entre a segunda e sexta costelas, atrás do esterno, entre os pulmões e ligeiramente desviado em torno de 80% para o lado esquerdo e 20% para o direito, tendo sua ponta inferiormente situada próxima ao mamilo esquerdo, e sua base superiormente situada no centro do tórax aproximadamente 5 cm abaixo da fúrcula esternal [3].

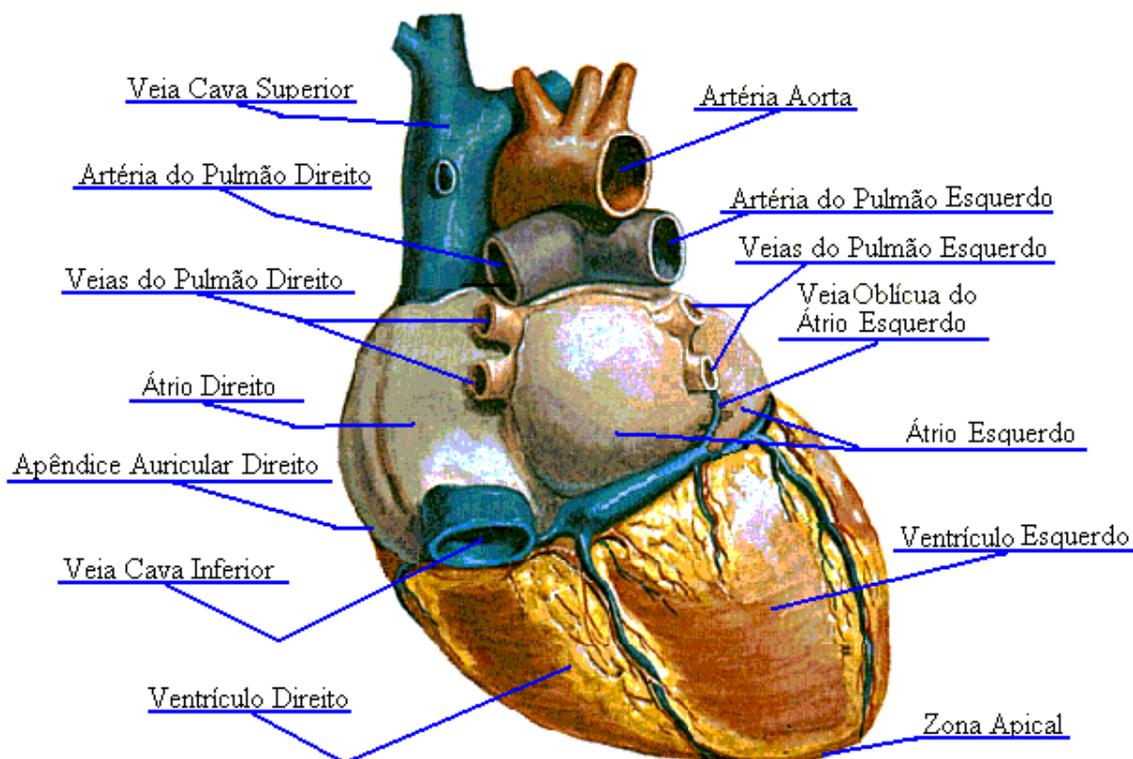


Figura 2-1 – Vista Posterior do Coração.
 Fonte: Merck [21].

Os átrios estão separados entre si pelo septo interatrial, e os ventrículos pelo septo interventricular. Entre o átrio esquerdo e o ventrículo esquerdo, separando as duas cavidades, encontra-se a válvula mitral; entre o átrio direito e o ventrículo direito está a válvula tricúspide.

No átrio esquerdo desembocam diretamente quatro **veias pulmonares**, que conduzem sangue proveniente dos pulmões. Para o átrio direito drenam diretamente as **veias cava superior e inferior**, que são os condutores terminais do sangue proveniente de todas as partes do organismo.

Do ventrículo esquerdo sai a grande **artéria aorta**, que distribui sangue para todo o organismo, por meio das suas ramificações arteriais; na saída do ventrículo esquerdo situa-se a válvula aórtica, a qual separa esta cavidade ventricular da aorta. Do ventrículo direito emerge a **artéria pulmonar**, que é a condutora do sangue em direção aos pulmões; entre a saída da cavidade ventricular direita e o início da artéria pulmonar encontra-se a válvula pulmonar [3].

O coração é composto de uma estrutura muscular espessa, de cerca de 1 - 2 cm, denominada **miocárdio**, que integra as paredes das cavidades atriais e ventriculares. O miocárdio está envolto externamente por uma estrutura membranosa, que é o **pericárdio**, cuja função é proteger o miocárdio e permitir o suave deslizamento das paredes do órgão durante o seu funcionamento mecânico, pois contém líquido lubrificante em seu interior.

Internamente, o miocárdio é recoberto pelo **endocárdio**, que se constitui na membrana de proteção interna que fica em contato direto com o sangue, separando a musculatura do interior das cavidades do órgão. O coração possui também um conjunto de válvulas intracavitárias, as quais têm a função de direcionar o fluxo de sangue em um único sentido no interior do coração.

Além desses componentes anatômicos, o coração possui ainda uma estrutura denominada **tecido excito-condutor** que é responsável pela geração e condução do impulso elétrico que ativa todo o órgão para o seu funcionamento mecânico [3]. O tecido excito-condutor compreende um conjunto de quatro estruturas interligadas morfo-funcionalmente: o **nodo sinusal**, que é um aglomerado de células excitáveis especializadas, situado no extremo da região ântero-superior direita do coração, próximo à junção da veia cava superior com o átrio direito; o **nodo atrioventricular**, que também se constitui num aglomerado celular excitável especializado, situado na junção entre os átrios e os ventrículos, na porção basal do septo interventricular, na região mediana do coração; o **feixe Átrio-Ventricular e seus ramos principais direito e esquerdo com suas subdivisões**, que se localizam na intimidade da estrutura muscular miocárdica, partindo da base do septo interventricular e dirigindo-se aos ventrículos direito e esquerdo, respectivamente; o **sistema de fibras de Purkinje**, que representa uma rede terminal de condução do impulso elétrico a cada célula miocárdica contrátil (Figura 2-2) [22].

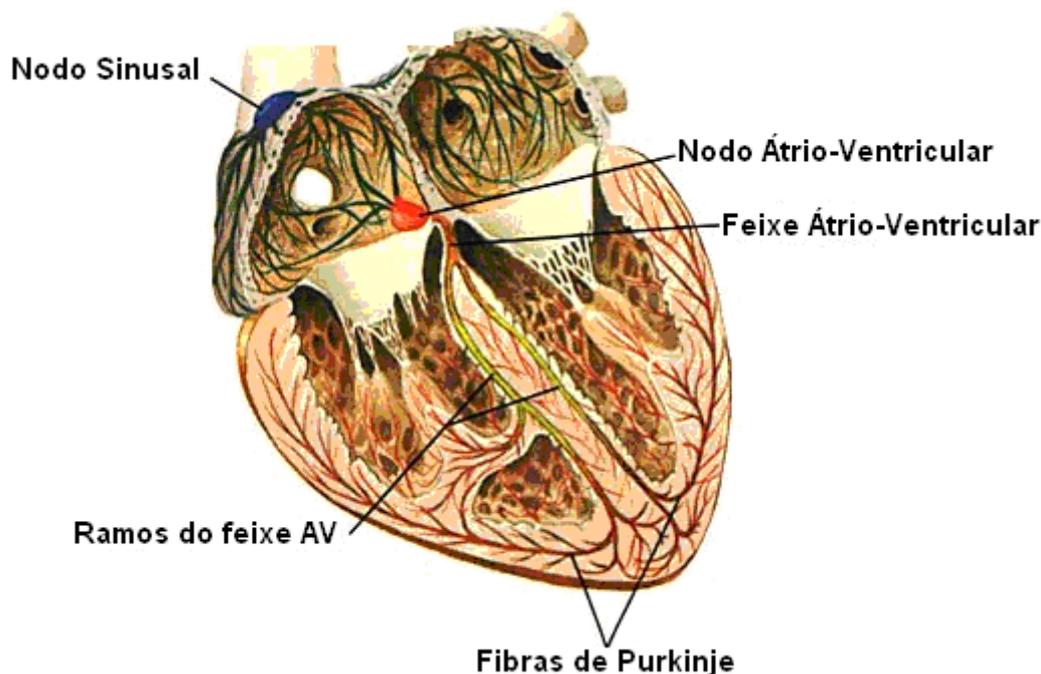


Figura 2-2 – O Tecido Excito - Condutor do Coração.
 Fonte: *The National Health Museum [22]*.

2.2.1 O Ciclo Cardíaco

Uma das duas câmaras do coração, a aurícula direita, contém um grupo de células chamadas de nodo sinusal que atua como um marca-passo, produzindo impulsos elétricos que fazem com que o músculo do coração se contraia e relaxe a cada ciclo cardíaco.

A frequência do ritmo cardíaco que determina tais impulsos elétricos depende da atividade no momento, variando desde 60 a 80 batimentos por minuto (bpm) em uma situação de descanso, a até mais de 200 batimentos por minuto quando se faz exercícios, de modo a assegurar o direcionamento de nutrientes suficientes aos músculos e ao resto do organismo [1] [3].

No nodo sinusal (fibra excitatória) é originado um potencial de ação que inicia todo o ciclo cardíaco. Este potencial propaga-se através dos átrios até encontrar os feixes Átrio-Ventricular (A-V). Enquanto o potencial propaga-se pelos átrios, o átrio esquerdo recebe sangue oxigenado dos pulmões e passa o fluxo para o ventrículo esquerdo. Do mesmo modo o átrio direito recebe sangue venoso do sistema

circulatório e passa o fluxo para o ventrículo direito. Neste momento a válvula A-V está aberta, a válvula aórtica e a válvula pulmonar estão fechadas. No feixe A-V ocorre um atraso na propagação do potencial para que os átrios possam contrair-se antes dos ventrículos e assim preenchê-los em sua forma máxima. Após a contração dos átrios as válvulas A-V fecham-se, o potencial segue propagando-se através dos ventrículos, fazendo com que a pressão dos ventrículos aumente e proporcionando a abertura das válvulas aórtica e pulmonar.

O ciclo cardíaco é composto por dois eventos distintos: a diástole e a sístole. A diástole é quando ocorre o relaxamento do músculo, fazendo com que as câmaras cardíacas se encham com o volume de sangue. A sístole é a expulsão do sangue das câmaras cardíacas, ocorrendo devido à contração ou atividade do coração. Existem dois tipos de sístole, a atrial e a ventricular. Cada uma é precedida por uma diástole. Abaixo um diagrama apresentando as fases do ciclo cardíaco (Figura 2-3) [23]:

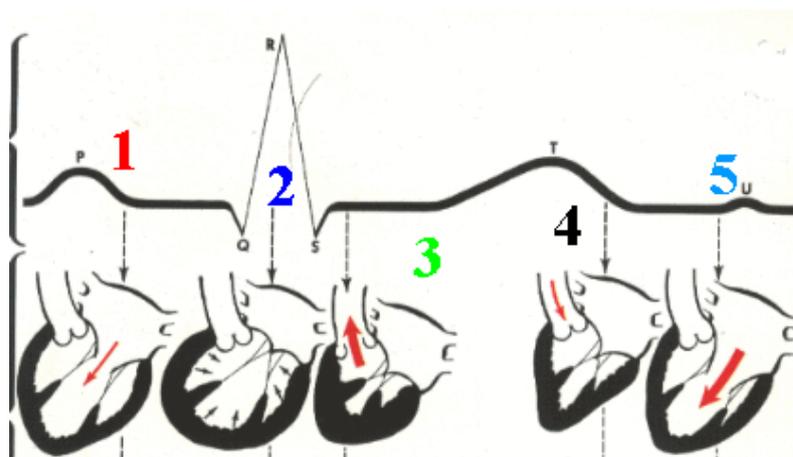


Figura 2-3 – Ciclo Cardíaco.

Fonte: Instituto de Ciências Biológicas – UFMG[23].

1. Início da diástole, abertura das válvulas tricúspide e mitral e enchimento ventricular;
2. Fechamento das válvulas de entrada, final da diástole;
3. Contração ventricular, abertura das válvulas pulmonar e aórtica - sístole ventricular;
4. Final da sístole ventricular, fechamento das válvulas pulmonar e aórtica;
5. Reinício da diástole atrial e ventricular.

2.2.2 Doenças Cardíacas Coronarianas

A doença cardíaca coronariana se desenvolve ao longo de anos e pode levar à angina, a um ataque do coração e à morte súbita. Na década de 90 as doenças cardiovasculares foram responsáveis por aproximadamente um terço das internações hospitalares e por cerca de 90 mil óbitos. O "ataque cardíaco" (infarto agudo do miocárdio) acomete cerca de 100 mil pessoas por ano, com 35 mil óbitos, representando um terço de todas as mortes por doença cardiovascular [24].

A maioria das pessoas conhece alguém que teve um ataque do coração, geralmente inesperado, mas isto nem sempre foi assim. A DCC se tornou muito mais freqüente nos últimos 50 anos e este aumento foi causado por uma série de fatores importantes que já são bem conhecidos e estudados pela medicina atual.

Existem muitas expressões para descrever a doença coronariana e suas conseqüências sobre o coração. A expressão doença cardíaca coronariana (DCC) abrange todas estas:

- **Doenças das artérias coronárias.**
Doença das coronárias propriamente ditas.
- **Doenças isquêmicas do coração.**
O estreitamento dos vasos sangüíneos resulta em isquemia, isto é, redução no suprimento de sangue para o músculo cardíaco.
- **Infarto do miocárdio (IM), coronária, trombose, ataque do coração.**
Morte do tecido muscular cardíaco devido a um bloqueio do fluxo sangüíneo.

2.2.2.1 Problemas causados pelas DCC

As doenças coronarianas podem causar uma gama de problemas, todos resultantes de um suprimento insuficiente de oxigênio para o músculo cardíaco. Os problemas mais comuns são:

- **Angina**
Dor no peito durante o exercício físico, inclusive o esforço físico cotidiano, e

não somente atividades como correr ou fazer ginástica aeróbica. A dor melhora quando você descansa.

- **Ataque do coração**

Dor intensa no peito resultante da morte de uma região do músculo cardíaco causado pela interrupção total do suprimento sanguíneo.

Cabe ressaltar que a angina é normalmente um sintoma associado à isquemia. No entanto, estudos vêm comprovando que fenômenos de isquemia também podem se assintomáticos. Por consequência, a identificação da doença fica comprometida e, quando for o caso, o paciente já estará manifestando o seu estágio mais avançado e letal.

Outras condições que, com frequência, resultam da DCC:

- **Insuficiência Cardíaca**

Falta de ar e inchaço dos tornozelos quando o coração não tem condições de mandar um suprimento de sangue suficiente para responder às demandas do corpo.

- **Irregularidades do Ritmo Cardíaco (arritmias)**

Batimentos cardíacos irregulares que podem causar palpitações e falta de ar.

As DCC não são as únicas doenças que afetam o coração, mas são, de longe, as mais frequentes nos países ocidentais.

2.3 Outros Problemas do Coração

Alguns problemas do coração que afetam a população e que devem ser citados são:

- **Doenças Congênitas do Coração**

Anormalidades do coração que estão presentes no nascimento.

- **Cardiomiopatias**

Doenças que afetam primariamente o músculo cardíaco e não as artérias.

- **Doenças das Válvulas Cardíacas**

Anormalidades ou lesões em uma das quatro válvulas que controlam o fluxo sanguíneo no coração.

2.4 Atividade Elétrica no Coração

Para que o coração possa exercer sua função mecânica de bombeamento do sangue por meio da contração e do relaxamento, é necessário que as células miocárdicas sejam inicialmente ativadas por um estímulo elétrico que atua sobre a membrana celular. Este estímulo elétrico é automaticamente e ritmicamente gerado no nodo sinusal, que é a estrutura cardíaca mais excitável e a que possui a maior capacidade de automatismo, por isso é chamada de marca-passo natural do coração.

Em situação de repouso ou de inatividade, a membrana celular de todas as células do coração encontra-se eletricamente polarizada, isto é, possui um potencial elétrico negativo de -60 mV a -80 mV no caso do tecido excito-condutor, e de -90 mV no caso do miocárdio comum, o que significa dizer que o interior da célula é negativo em relação ao seu exterior. Este potencial elétrico de repouso é chamado potencial de membrana, ou potencial de repouso, e está associado à maior concentração de íons potássio e cloro dentro da célula, e maior acúmulo de íons sódio e cálcio fora da célula [3].

Nas células do nodo sinusal e nas demais estruturas do tecido condutor, devido a propriedades eletrofisiológicas da membrana celular, o potencial de repouso automaticamente se inverte, recuperando-se alguns milisegundos depois, de maneira cíclica e ritmada.

Este processo de despolarização da membrana celular é representado por um novo potencial elétrico através das células, chamado potencial de ação (Figura 2-4) [25], que agora é positivo em relação ao exterior da célula. Nestas células, a inversão do potencial elétrico, que gera o potencial de ação, resulta da entrada intracelular de íons sódio e principalmente de cálcio. Esta despolarização inicial é subsequentemente

mantida por algum tempo, na dependência da continuidade da entrada do íon cálcio, o que configura uma fase intermediária do potencial de ação que é a fase de despolarização mantida, ou de *plateau*, pois o potencial permanece num determinado valor.

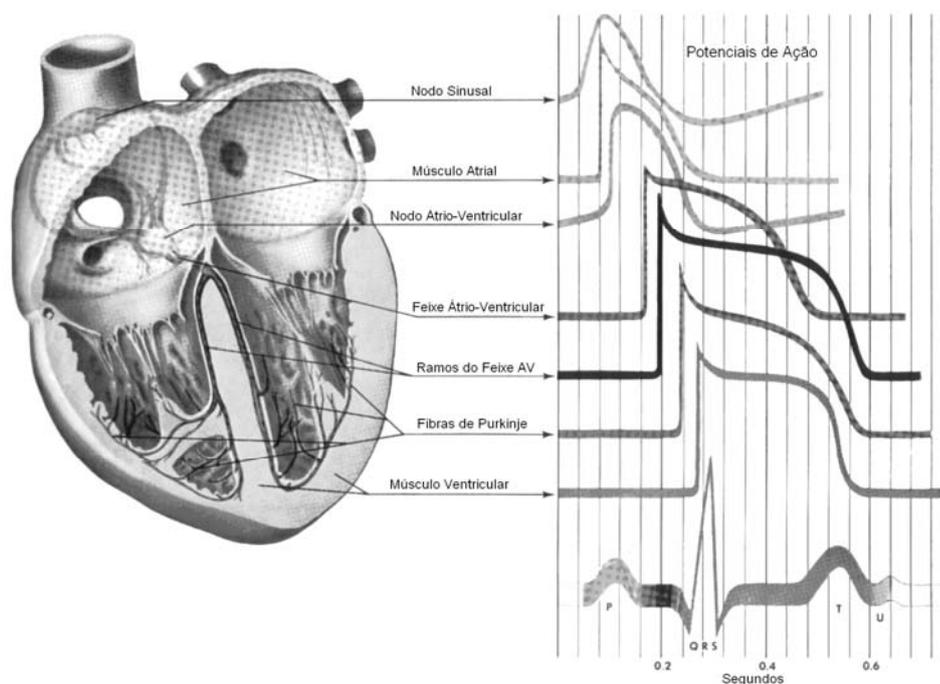


Figura 2-4 – Potencial de Ação do coração.
 Fonte: Webster [25].

A recuperação do potencial de repouso, ou repolarização, se faz pela progressiva atenuação do potencial de ação, resultado da saída de íons de potássio e cloro para o exterior das células. Estes movimentos iônicos através da membrana celular decorrem do gradiente elétrico existente e da diferença de concentração dos íons em cada lado da membrana.

A propagação seqüencial do potencial de ação célula-a-célula, ao longo das suas membranas, a partir do nodo sinusal, constitui-se no impulso ou estímulo elétrico do coração, que se espalha rapidamente por todo o órgão por meio dos ramos e sub-ramos do tecido de condução.

No caso das células miocárdicas comuns atriais e ventriculares, quando estas são atingidas pelo estímulo elétrico proveniente do nodo sinusal, abrem-se canais específicos para os íons sódio na membrana celular, que entram em grande quantidade e rapidamente nas células, obedecendo ao gradiente elétrico e químico presente, o que

provoca a inversão da polaridade da membrana celular, ficando o interior da célula carregado positivamente em relação ao seu exterior. Esta despolarização inicia o potencial de ação que é conduzido por todo o miocárdio contrátil atrial e ventricular.

Nestas células, a manutenção da despolarização, que também é dependente da entrada de íons cálcio para o interior celular, se faz por tempo mais prolongado que nas células do tecido excito - condutor, o que resulta em um potencial de ação com *plateau* mais longo. O processo de repolarização da membrana das células miocárdicas também decorre da saída de íons potássio do interior para o exterior celular.

Para que a célula esteja novamente apta a se ativar, logo após a repolarização, os íons sódio que se dirigiram para o interior da célula, e aí ficaram aprisionados, devem ser repostos para o exterior, e os íons potássio que saíram da célula devem retornar para o seu interior. Este processo de recuperação do estado iônico de repouso é feito por meio da chamada "bomba de sódio e potássio", que nada mais é que um sistema bioquímico enzimático existente na membrana celular, que funciona consumindo energia para tornar esta membrana permeável a esses íons, nessa fase do fenômeno elétrico celular [3].

Portanto, o **potencial de ação** do coração constitui-se, de maneira geral, de três componentes:

1. Um componente inicial, de curtíssima duração, dependente principalmente da entrada intracelular de íons sódio, no caso do miocárdio comum (componente inicial rápido), ou de íons cálcio, no caso do tecido excito - condutor (componente inicial lento), que inverte o potencial de membrana, e é traduzido pela despolarização da membrana celular, do que resulta o início do fenômeno da contração sistólica do coração.
2. Um componente intermediário, de maior duração, que segue o anterior, e é dependente da manutenção da entrada intracelular de íons cálcio previamente iniciada, o qual é traduzido pela persistência da despolarização, dando ao potencial de ação a configuração de um *plateau*. A etapa de *plateau* é mais visível no processo de despolarização ventricular (ver Figura 2-4).

3. Um componente final, dependente da saída extracelular de íons potássio, traduzido pela repolarização ou recuperação elétrica da membrana celular, que resulta no restabelecimento do potencial de membrana, do qual decorre o fenômeno mecânico do relaxamento diastólico do coração.

Quanto às diferenças entre o potencial de ação dos nodos sinusal e atrioventricular, e o potencial de ação do tecido condutor intraventricular e do miocárdio comum, as mesmas podem ser resumidas como segue.

No tecido nodal, o limiar de disparo da despolarização é mais baixo (o potencial de membrana é menos negativo), a despolarização inicial é mais lenta e dependente do íon cálcio, o *plateau* é acentuadamente mais curto, e existe peculiarmente o pré-potencial. Estas são as características eletrofisiológicas do tecido nodal que lhe conferem a propriedade do automatismo e, em decorrência, a capacidade de comandar a atividade elétrica do coração.

Assim, o potencial de ação do coração, ou o seu estímulo elétrico, origina-se automaticamente no nodo sinusal e, a partir desta estrutura, propaga-se pelo miocárdio atrial atingindo o nodo atrioventricular, de onde ganha o tecido especializado condutor dos ventrículos, representado pelo feixe de His e seus ramos e sub-ramos direito e esquerdo, terminando no sistema de Purkinje e ativando sequencialmente toda a musculatura ventricular numa direção e sentido bem definidos [3].

2.4.1 Eletrocardiografia

A eletrocardiografia é um procedimento rápido, simples e indolor, em que impulsos elétricos no coração são amplificados e registrados em uma fita de papel ou em meio digital, chamado de eletrocardiograma (ECG). Esses impulsos são medidos pelo eletrocardiógrafo, que é composto por um galvanômetro (aparelho que mede a diferença de potencial entre dois pontos a partir de dois eletrodos), amplificadores, filtros, dentre outros.

O ECG permite que o médico analise a atividade elétrica do coração e irregularidades do ECG refletem afecções no músculo, no fornecimento de sangue ou no controle neural do coração, proporcionando ao médico diagnosticar uma ampla variedade de doenças do coração.

Uma grande quantidade de sinais de ECG são medidos todos os anos, e gravados em bancos de dados internacionais. Uma maneira de separar as informações do ECG eficientemente é classificando os batimentos cardíacos. Assim é possível a caracterização de cardiopatia, que se manifesta em modificações específicas da forma de onda do sinal. Algumas dessas modificações são facilmente identificáveis e associadas a doenças.

2.4.2 Holter

Na medicina, o monitor Holter (também chamado de eletrocardiógrafo ambulatorial), nomeado devido a seu inventor, Dr. Norman J. Holter, é um dispositivo que monitora continuamente a atividade elétrica do coração. A aplicação ambulatorial do ECG através do dispositivo Holter (Figura 2-5) [26] teve um grande crescimento na última década. Ela fornece informações confiáveis e clinicamente significativas da atividade cardíaca do indivíduo durante sua rotina diária.

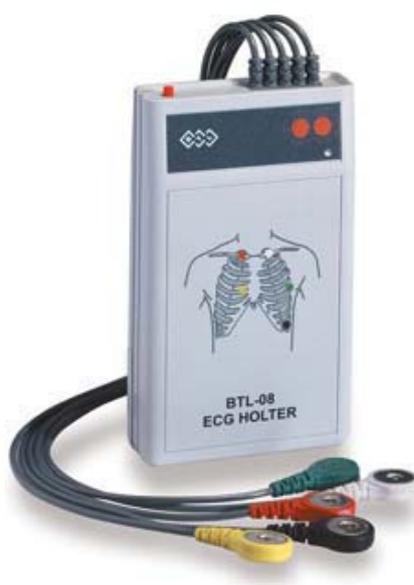


Figura 2-5 – Monitor Holter.
Fonte: EUROTEC [26]

O Monitor Holter grava os sinais elétricos do coração por meio de uma série de eletrodos colocados no tórax do paciente. O número e posições dos eletrodos podem variar de modelo para modelo. Os dados são gravados em uma fita cassete ou em memória *flash*, nos aparelhos mais novos. Após a utilização do aparelho, o mesmo é devolvido ao especialista médico que realiza o laudo do exame, identificando os eventos normais e anormais que foram produzidos ao longo do período de observação.

2.4.3 Componentes de um Sinal de ECG Normal

O sinal ECG de um coração normal é composto de alguns traços característicos, tais como o complexo QRS, a onda T e a onda P, que ocorrem de maneira cíclica onde cada ciclo ou período completo corresponde a um batimento cardíaco (Figura 2-6).

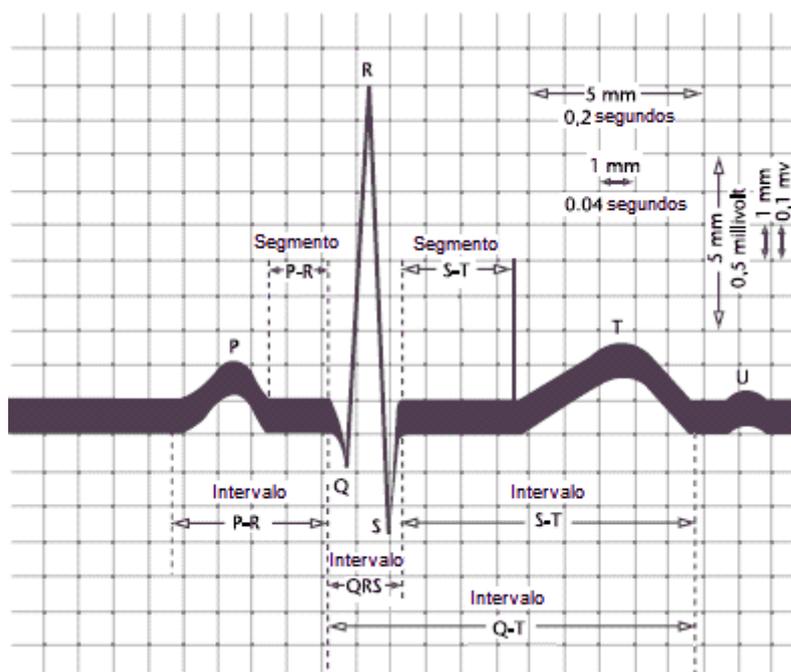


Figura 2-6 – Sinal ECG com traços característicos.

Fonte: *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis* [4]

A onda P é gerada por correntes oriundas da despolarização dos átrios, a qual precede sua contração. A primeira parte dessa onda corresponde à despolarização do

átrio direito e a parte final a despolarização da átrio esquerdo. Ela é arredondada, monofásica e tem amplitude entre 0,25 e 0,3 mV [27].

O complexo QRS é gerado pela despolarização total dos ventrículos antes da contração. O tempo de ativação ventricular, que representa o momento da despolarização, é medido do início do complexo QRS ao final da deflexão negativa após a onda R.

A onda T é a onda de repolarização ventricular que é causada por correntes geradas enquanto os ventrículos se recuperam da fase de despolarização. Ela é a primeira onda positiva ou negativa que surge após o complexo QRS. Representa a repolarização ventricular com voltagem menor que a do QRS.

O segmento ST é o intervalo entre o final do QRS e o início da onda T. Ele é normalmente isoelétrico e sua duração geralmente não é determinada, pois é avaliado englobado ao intervalo QT.

Existe também a onda de repolarização atrial, que aparece raras vezes no ECG, pois esta ocorre no momento em que o complexo QRS está sendo registrado, e a onda U que segue a onda T. A onda U não é constante e quando normal é sempre positiva. Sua gênese ainda é discutida, mas poderia representar um pós-potencial, ou seja, a repolarização dos músculos papilares [27].

2.4.4 Derivações de um ECG

Em toda superfície do corpo existem diferenças de potencial, conseqüentes aos fenômenos elétricos gerados durante a excitação cardíaca. Estas diferenças podem ser medidas e registradas tendo-se uma noção satisfatória do tipo e da intensidade das forças elétricas do coração. Assim, os pontos do corpo a serem explorados são ligados ao aparelho de registro por meio de fios condutores (eletrodos), obtendo-se as chamadas derivações, que podem ser definidas de acordo com a posição dos eletrodos.

O ECG padrão é composto de 12 derivações principais: seis derivações periféricas e seis derivações precordiais. As derivações periféricas (dos membros) são

I, II, III, aVR, aVL e aVF. As derivações precordiais são V1, V2, V3, V4, V5 e V6 (Figura 2-7) [28]. Eventualmente, são utilizadas derivações precordiais adicionais para uma melhor visualização da parede posterior do coração (V7 e V8) e do ventrículo direito (V3R e V4R). [29].

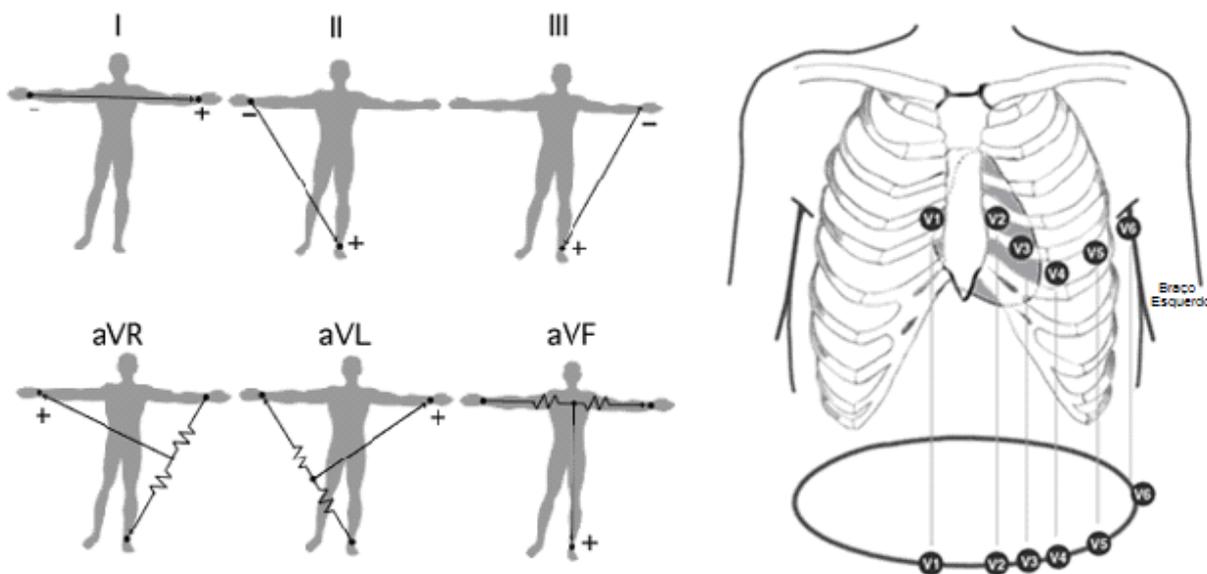


Figura 2-7 – As 12 derivações de um ECG padrão.

Fonte: *The Nobel Foundation* [28].

As derivações podem ser divididas em três subgrupos diferentes: bipolar ou de Einthoven, unipolares ou de Goldberger e precordiais de Wilson.

2.4.4.1 Derivação Bipolar

As derivações bipolares dos membros (I, II e III) são as derivações originais escolhidas por Einthoven para registrar os potenciais elétricos no plano frontal. Em 1913, Einthoven desenvolveu um método de estudo da atividade elétrica do coração representando-a graficamente numa figura geométrica bi-dimensional: um triângulo equilátero (Figura 2-8). Embora não seja matematicamente verdade, este método fornece ao clínico um conceito prático com o qual pode trabalhar [29].

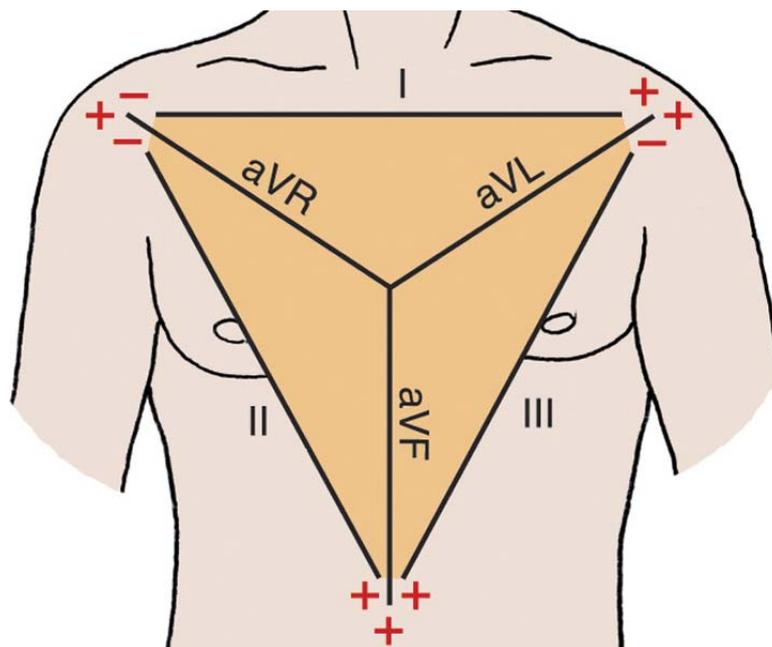


Figura 2-8 – Plano frontal das derivações periféricas.
 Fonte: Lippincott Williams & Wilkins[30].

No triângulo de Einthoven, o coração está localizado no centro do triângulo equilátero e os vértices do triângulo estão posicionados nos ombros esquerdo e direito e na região púbica.

As derivações bipolares representam uma diferença de potencial entre dois locais selecionados:

- I = DDP entre o braço esquerdo e o braço direito (aVL - aVR)
- II = DDP entre a perna esquerda e o braço direito (aVF - aVR)
- III = DDP entre a perna esquerda e o braço esquerdo (aVF - aVL)

Segundo a lei de Einthoven, se o potencial elétrico de duas quaisquer derivações bipolares for conhecido num dado instante, a terceira pode ser calculada pela fórmula: $II = I + III$. Esta relação baseia-se nas Leis de Kirchoff.

O potencial elétrico registrado numa extremidade vai ser o mesmo seja qual for o local da extremidade em que o eletrodo é colocado. De fato, considera-se que os braços são apenas extensões dos ombros e a perna esquerda (por convenção) a extensão do púbis. Desta forma, os eletrodos são aplicados logo acima dos pulsos e do tornozelo [29].

2.4.4.2 Derivação Unipolar

As derivações unipolares foram introduzidas por Wilson em 1932. Elas medem a diferença de potencial entre um eletrodo indiferente e um eletrodo explorador. O eletrodo indiferente é formado por três fios elétricos que estão ligados entre si a um terminal central. As extremidades livres destes fios são ligadas aos eletrodos do braço esquerdo (LA), braço direito (RA) e perna esquerda (LL). O terminal central liga-se, ao pólo negativo do eletrocardiógrafo e o eletrodo explorador é ligado ao pólo positivo [29].

Considera-se que a soma dos três potenciais LA+RA+LL é igual à zero, ou seja, o potencial do eletrodo indiferente é zero. A princípio, as derivações unipolares tentam medir potenciais locais e não diferenças de potencial. Goldberg modificou o sistema de derivações unipolares de Wilson para obter três derivações unipolares aumentadas, chamadas aVL aVR e aVF, amplificando a variação de potencial por um fator de 1,5. Por exemplo: usando o eletrodo indiferente ligado a perna direita e o braço esquerdo e um eletrodo explorador ligado ao braço direito é obtida o potencial do braço direito amplificado (aVR) (Figura 2-7).

2.4.4.3 Derivações Precordiais

As derivações precordiais permitem o mapeamento elétrico do coração no plano horizontal. O eletrodo indiferente permanece ligado às três extremidades, enquanto o eletrodo explorador varia de posição ao longo da parede torácica. Uma derivação unipolar feita por este método é denominada pelo prefixo V seguido de um número, que indica a sua posição correspondente.

As derivações precordiais não registram apenas os potenciais elétricos da pequena área de miocárdio que está subjacente, mas os eventos elétricos de todo o ciclo cardíaco tal como são vistos no eixo elétrico da sua posição específica [29].

A seguir estão descritas as posições dos eletrodos precordiais (Figura 2-7):

- V1: quarto espaço intercostal direito junto ao esterno;
- V2: quarto espaço intercostal esquerdo junto ao esterno;
- V3: equidistante de V2 e V4;
- V4: quinto espaço intercostal esquerdo na linha médio-clavicular;
- V5: linha axilar anterior (mesmo plano horizontal de V4);
- V6: linha axilar média (mesmo plano horizontal de V4);

2.4.4.4 Formato do ECG nas diferentes derivações

Cada uma das 12 derivações principais mede os potenciais elétricos do coração em diferentes pontos de observação, logo cada uma delas irá produzir uma forma de onda diferente. Isso pode ser muito útil para o diagnóstico de determinadas arritmias do coração, que podem ser facilmente percebidas numa certa derivação ao passo que em outras pode parecer que o ECG não tem nenhum problema. Abaixo segue uma visão do sinal ECG em diferentes derivações (Figura 2-9):

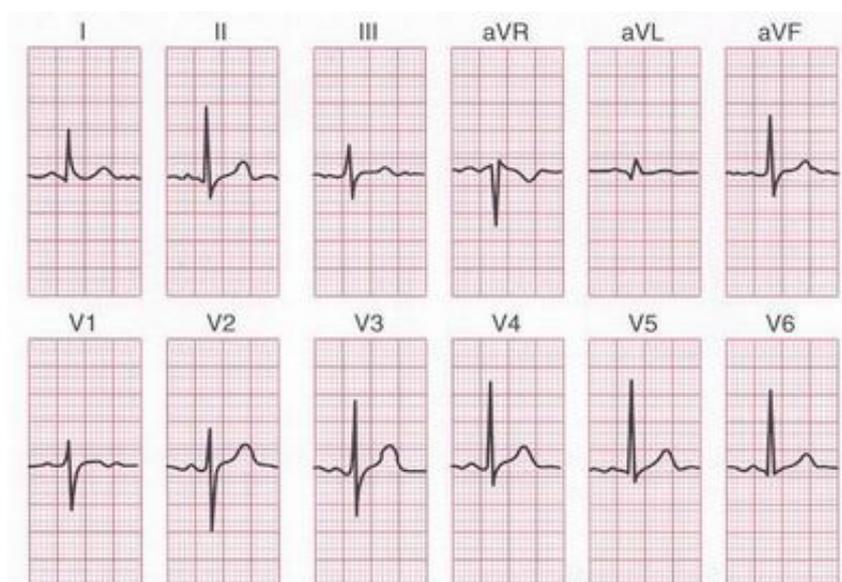


Figura 2-9 – Sinal ECG nas 12 derivações principais.
Fonte: American Heart Association [31].

2.5 Arritmias Cardíacas

Existem diversos tipos de arritmias, que são geradas por doenças no coração, que podem ser detectadas pela análise do eletrocardiograma. As arritmias cardíacas podem ocorrer por alteração na formação do estímulo elétrico (ex: bradicardia e taquicardia sinusal), por alteração na condução do estímulo (ex: bloqueios atrioventriculares) ou por alterações mistas de geração e condução (ex: fibrilação atrial) [32]. O *Massachusetts Institute of Technology* [33] disponibiliza um banco de dados com diversos tipos de arritmias. A seguir serão descritas as mais importantes.

2.5.1 Taquicardia Ventricular

Normalmente esta arritmia ocorre em pessoas com doença do músculo do coração (Infartados, com Doença de Chagas, coração dilatado ou hipertrofiado), mas podem ser observadas em corações normais sendo chamadas de idiopáticas. A Taquicardia Ventricular (TV) é definida quando ocorrem três ou mais batimentos ESV (Extra-sístole Ventricular) consecutivos com uma freqüência maior que 120 batimentos por minuto (Figura 2-10).

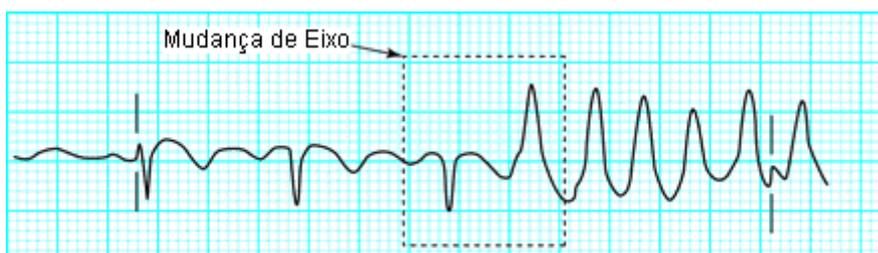


Figura 2-10 – Mudança de eixo da TV com a salva de seis ESV.
Fonte: *British Medical Journal* [34].

As ESV são batimentos cuja seqüência de ativação cardíaca é alterada e os impulsos não seguem mais o caminho condutor intraventricular tendo como consequência a morfologia do complexo QRS numa forma bizarra e de duração prolongada, além de não serem precedidos pela onda P [34].

A TV acontece quando o nodo SA perde o controle de sua função de sinalização e uma nova área, em uma das duas câmaras inferiores (ventrículos) do

coração, assume a função de sinalização (Figura 2-11). Como a nova sinalização não percorre o músculo cardíaco da forma normal, o coração não se contrai normalmente. Seus batimentos se tornam mais rápidos e o coração parece tremer. À medida que o coração bate mais rápido, bombeia menos sangue a cada contração, pois não há tempo suficiente para o enchimento do coração entre cada batimento. Se esse ritmo rápido continuar, o corpo não receberá sangue e oxigenação suficientes.

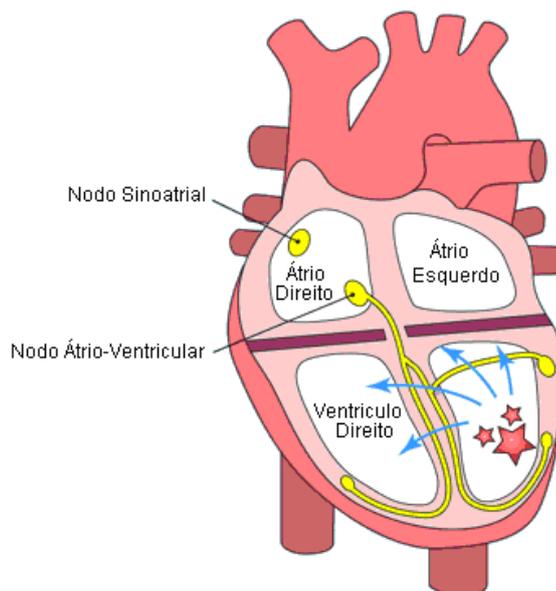


Figura 2-11 – Direção anormal da onda de despolarização na TV.
 Fonte: *British Medical Journal* [34].

2.5.2 Flutter e Fibrilação Atrial

A fibrilação e o *flutter* atrial são arritmias que têm como características padrões de descargas elétricas muito rápidas que fazem com que os átrios contraíam de modo extremamente rápido e, por conseqüência, os ventrículos se contraem mais rapidamente e de forma menos eficaz do que o normal. Esses ritmos anormais podem ser esporádicos ou persistentes.

Durante a fibrilação ou durante o *flutter* as contrações atriais são tão rápidas que as paredes atriais simplesmente tremulam, impedindo que o sangue seja bombeado de modo eficaz para o interior dos ventrículos. Na fibrilação o ritmo atrial é irregular e, conseqüentemente, o ritmo ventricular também é irregular (Figura 2-12). No *flutter* tanto o ritmo atrial como o ventricular são regulares (Figura 2-13) [34].



Figura 2-12 – Fibrilação Atrial.
Fonte: *British Medical Journal* [34].



Figura 2-13 – Flutter Atrial.
Fonte: *British Medical Journal* [34].

A fibrilação atrial é causada pela descarga de impulsos auriculares múltiplos (Figura 2-14). Já o flutter atrial é causado por um único foco de impulso auricular (Figura 2-15).

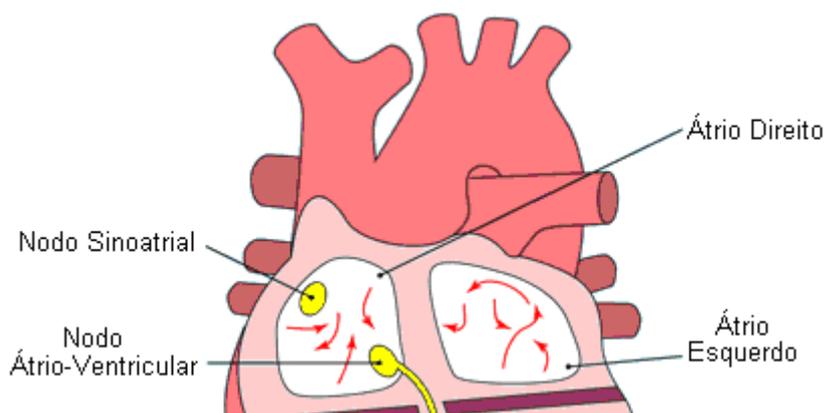


Figura 2-14 – Focos múltiplos da Fibrilação Atrial.
Fonte: *British Medical Journal* [34].

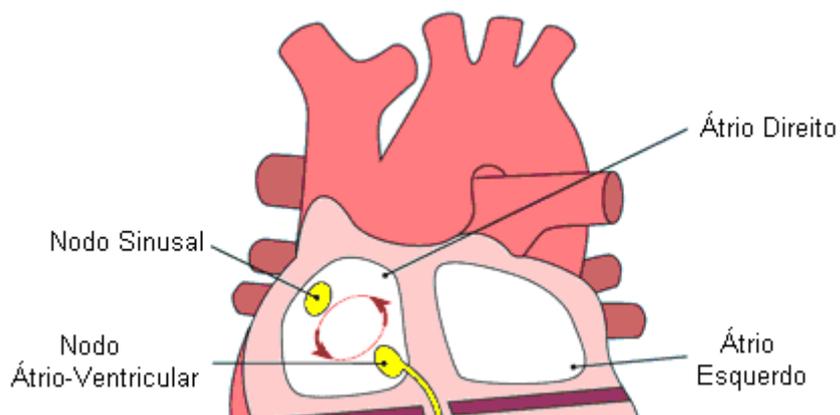


Figura 2-15 – Foco único do Flutter Atrial.
Fonte: *British Medical Journal* [34].

Em ambos os casos, os ventrículos contraem mais lentamente que os átrios, pois o nodo atrioventricular e o feixe de His não conseguem conduzir impulsos elétricos em velocidade tão alta e apenas um em cada dois a quatro impulsos pode ser transmitido. No entanto, ainda assim os ventrículos contraem em frequência mais alta que o normal, o que impede o seu enchimento completo. Por essa razão, o coração bombeia quantidades insuficientes de sangue, a pressão arterial cai e o indivíduo pode apresentar um quadro de insuficiência cardíaca [34].

2.5.3 Arritmias Sinusais

Quando a frequência cardíaca é controlada pelo nodo sinusal a seqüência de batimentos é conhecida como ritmo sinusal. Deste modo, quando o nodo sinusal dispara mais rápido que o normal (por exemplo, como uma reação normal ao medo) este ritmo é chamado de taquicardia sinusal (Figura 2-16-a). Já quando os disparos são feitos de forma mais lenta o ritmo é chamada de braquicardia sinusal (Figura 2-16-b).



Figura 2-16 – a) Taquicardia Sinusal; b) Braquicardia Sinusal.
Fonte: Centro de Ciências e Saúde [35].

2.5.4 Taquicardia Atrial

A taquicardia atrial ocorre quando um foco isolado dentro do átrio (Figura 2-17) está disparando ou reentrando em um circuito local provocando a taquicardia pela

rapidez do disparo. O ECG pode fornecer o diagnóstico através da análise da onda P, que fica deformada (Figura 2-18).

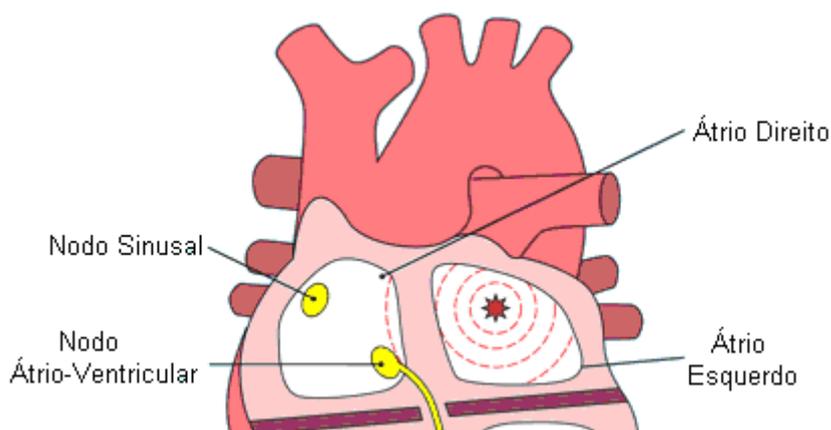


Figura 2-17 – Foco isolado no átrio.
Fonte: *British Medical Journal* [34].

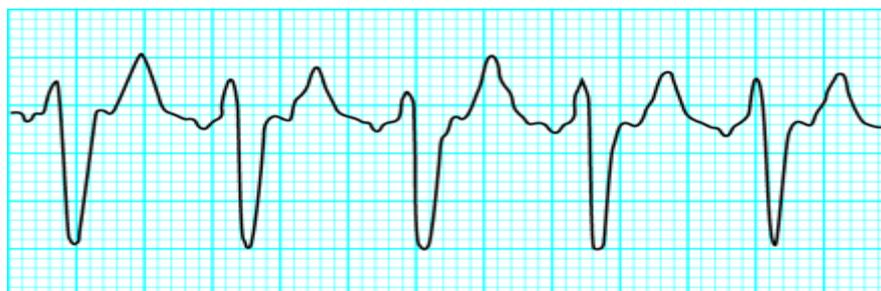


Figura 2-18 – Taquicardia Atrial.
Fonte: *British Medical Journal* [34].

Em geral, o aumento da frequência cardíaca inicia e cessa subitamente e pode durar desde alguns minutos até muitas horas. Quase sempre, o paciente descreve esse distúrbio como uma palpitação desconfortável e, freqüentemente, ele está associado a outros sintomas como, por exemplo, a fraqueza. Habitualmente esta arritmia é observada em pacientes com algum tipo de doença do coração [34].

2.5.5 Fibrilação Ventricular

A Fibrilação Ventricular (FV) ocorre quando múltiplos pontos nos ventrículos disparam impulsos muito rapidamente e de modo desordenado (Figura 2-19). Os batimentos do coração são muito mais rápidos. Algumas vezes por volta de 300

batimentos por minuto e muito pouco sangue é bombeado para o corpo e para a cabeça. O resultado é que o ventrículo "treme" e não consegue ter uma contração efetiva, cessando o bombeamento de sangue.

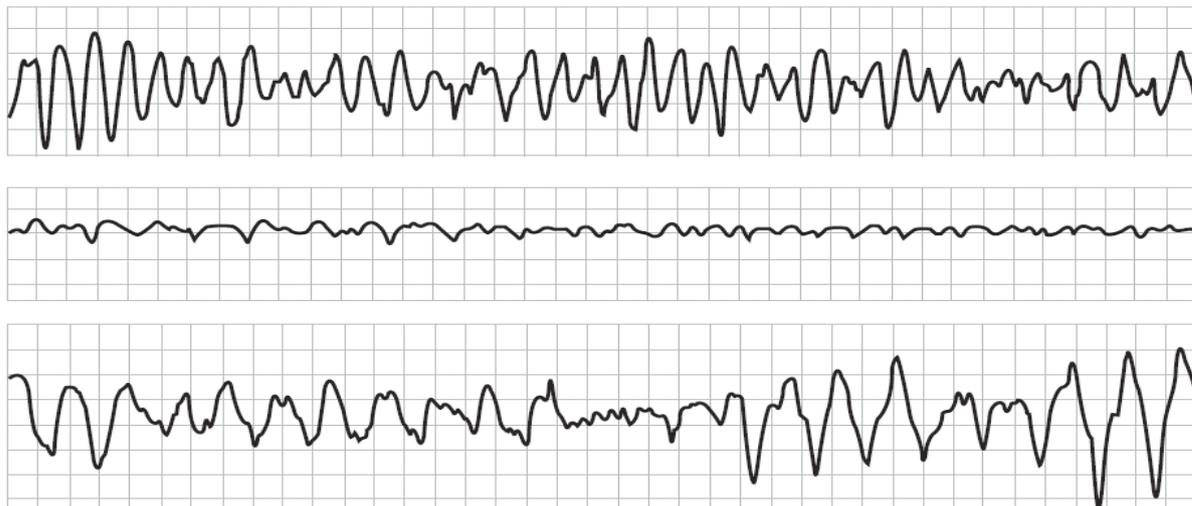


Figura 2-19 – Três exemplos de Fibrilação Ventricular.
Fonte: Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis [4]

A FV é igual a parada cardíaca e a menos que um ritmo efetivo seja restaurado dentro de poucos minutos, o paciente inevitavelmente evoluirá ao óbito. No ECG há um traçado desordenado, sem a inscrição de complexos QRS.

2.6 Telemedicina

A Telemedicina pode ser entendida como a distribuição de serviços de saúde e o compartilhamento de informações médicas utilizando as redes de telecomunicações, notadamente as modernas redes de alta velocidade. Ao permitir compartilhar conhecimentos dos grandes centros regionais, nacionais ou mesmo internacionais, essa nova tecnologia possibilita o diagnóstico em tempo real de pacientes localizados em regiões remotas, reduzindo gastos com hospitalização, diminuindo a taxa de ocupação dos leitos hospitalares bem como permitindo o debate médico e decisões sobre diagnósticos médicos com margem de erro reduzida.

A Telemedicina tem se beneficiado do crescimento dos serviços e aplicações móveis sensíveis ao contexto. Os últimos avanços das tecnologias móveis e sem fio (*Bluetooth*, WiFi, GPRS, e outros) e a popularização dos dispositivos móveis (PDAs, celulares, pagers e pequenos dispositivos médicos - como o holter), facilitaram a tarefa de monitoramento remoto de pacientes.

Dentro da Telemedicina, uma das áreas de destaque é a Telecardiologia, em particular o telemonitoramento da atividade cardíaca através do eletrocardiograma (ECG). O Telemonitoramento através do ECG tem despertado um grande interesse da comunidade científica devido ao alto índice de mortes associadas às doenças do coração, entre as quais podemos destacar a Isquemia do Miocárdio (IM) [36] [37].

2.6.1 Projeto Telecardio

Mais recentemente, em alguns países, há o surgimento de uma nova modalidade de telemonitoramento, que apresenta grandes perspectivas no acompanhamento e tratamento de pacientes crônicos: a Telecardiologia em Domicílio [38]. Esta nova modalidade tende a somar aos esforços de serviços de assistência médica em domicílio já existentes, possibilitando o monitoramento mais eficiente do estado clínico do paciente a partir da aquisição remota do eletrocardiograma, da pressão sanguínea, de dados relativos à sua atividade física, entre outros dados vitais, obtidos diretamente a partir de sensores ou derivados através de um processo adequado de inferência.

Observa-se que as tecnologias envolvidas no desenvolvimento de sistemas de telemedicina em domicílio também permitem o seu uso praticamente imediato em locais de maior demanda social, como é o caso dos Postos de Saúde. Isso agrega um grande valor aos sistemas computacionais desenvolvidos com esta finalidade e motiva o desenvolvimento de iniciativas e projetos na área.

O projeto Telecardio – Telecardiologia a Serviço do Paciente em Ambientes Hospitalares e Residenciais [38] pretende explorar competências na área médica e tecnológica visando à melhoria da qualidade dos serviços voltados a pacientes cardíacos crônicos em regime domiciliar ou hospitalizados em Unidades de Saúde

públicas ou privada. Adicionalmente, uma série de projetos e centros de pesquisa encontram-se hoje investigando o uso de serviços móveis inteligentes no monitoramento de pacientes onde quer que ele esteja (*Pervasive Healthcare*) [39] [40] [41].

2.6.2 Estrutura do Projeto Telecardio

O objetivo do Projeto Telecardio é desenvolver um sistema de baixo custo e flexível para o telemonitoramento da atividade cardíaca de pacientes através do eletrocardiograma. O sistema é composto basicamente por uma Unidade Remota, que é o próprio domicílio do paciente e a Central de Monitoramento, a qual pode estar localizada no próprio hospital, num posto público de saúde ou em um centro de emergência independente. A Unidade Remota e a Central de Monitoramento utilizam a Internet como meio para a troca de dados.

Na Unidade Remota, são identificados os seguintes elementos:

i) Dispositivo portátil: Dispositivo eletrônico de bolso que acompanha o paciente, dando-lhe mobilidade na realização das tarefas cotidianas. Ele integra um aparelho de medida de eletrocardiograma ambulatorial (holter), um botão de alarme e um dispositivo para transmissão de dados em rádio frequência para o computador remoto;

ii) Computador Remoto: Responsável pela recepção, armazenamento e tratamento das informações transmitidas pelo dispositivo portátil. Através de um programa de comunicação, os dados são em seguida enviados a um centro de monitoramento. O módulo de Acesso e Integração de Dados deste centro de monitoramento realiza, então, a aquisição e o armazenamento dos dados vitais do paciente assistido pelo serviço.

O Centro de Monitoramento, por sua vez, é composto pelos seguintes elementos:

i) Servidor de Monitoramento: Unidade funcional responsável pelo gerenciamento do sistema de comunicação com os computadores remotos, acesso ao

banco de dados dos pacientes e acompanhamento *on-line* do estado clínico de cada paciente monitorado. O Servidor de Monitoramento também pode ser acessado remotamente pelo médico autorizado;

ii) Banco de dados: Os dados de cada paciente (dados pessoais, histórico clínico, outros exames), e mais os sinais vitais enviados pelo computador remoto, compõem o Prontuário Eletrônico do Paciente (PEP). Este prontuário fica à disposição do médico responsável para consulta e modificação;

iii) Serviço de triagem: O serviço de triagem implementa um protocolo de ação do lado do centro de monitoramento no atendimento das chamadas feitas pelo médico, pelo paciente e pelo sistema de monitoramento. Para cada chamada recebida e tratada, o serviço de triagem aciona o serviço mais adequado de auxílio e atendimento de pacientes: equipe médica de plantão, ambulância, corpo de bombeiros e familiares.

A partir do ambiente descrito, os seguintes cenários são identificados:

Cenário 1) Monitoramento domiciliar: o paciente é mantido em seu domicílio, onde seu sinal ECG é adquirido através de um aparelho holter e transmitido continuamente a um computador remoto que, por sua vez, envia os dados para a Central de Monitoramento;

Cenário 2) Acompanhamento médico remoto: o especialista médico de plantão interage com o sistema e faz o acompanhamento do paciente a partir de um dispositivo portátil *notebook* ou *hand held* (Figura 2-20).

Cenário 3) Comunicação entre unidade móvel de emergência (ambulância) e centro de monitoramento: na ocorrência de uma emergência, mensagens de alerta são enviadas a unidade móvel solicitando assistência ao paciente.



Figura 2-20 – a) Exemplo de monitoramento remoto; b) Exemplo de geração de alarmes.

2.7 Conclusões

O coração é um dos órgãos mais importantes do corpo humano, pois ele é o responsável pelo bombeamento de sangue para todo o organismo. Uma falha no seu funcionamento pode comprometer o envio de nutrientes para outros órgãos comprometendo suas funções. Uma maneira de verificar se o coração de um indivíduo está funcionando corretamente é pela análise de seu ECG. Atualmente, grande parte das análises dos ECG, em particular do Holter ou ECG ambulatorial, são feitas por profissionais especializados, mas essa análise consome muito tempo, pois esses registros são muito grandes e, além disso, este processo está sujeito à falhas humanas.

Desta forma seria muito útil um sistema automático de análise desses sinais para auxílio ao diagnóstico e que, além disso, em situações de urgência gerassem alarmes reduzindo o tempo de reação ao atendimento do paciente.

É nesse contexto que o Projeto Telecardio pretende explorar competências na área médica e tecnológica visando à melhoria da qualidade dos serviços voltados a pacientes cardíacos crônicos em regime domiciliar ou hospitalizados utilizando serviços móveis inteligentes no monitoramento de pacientes onde quer que ele esteja.

3 ALINHAMENTO TEMPORAL DINÂMICO

3.1 Introdução

O algoritmo *Dynamic Time Warping* (DTW) surgiu no final da década de 70 e foi a primeira técnica utilizada com sucesso no reconhecimento de palavras isoladas, tendo como ponto forte a capacidade de alinhar seqüências de sinais com durações diferentes.

DTW pode ser traduzido como alinhamento temporal dinâmico e essa técnica foi assim denominada porque dilata ou comprime o eixo temporal dos sinais analisados até conseguir alinhá-los da melhor forma. Vale ressaltar que o DTW tem um baixo custo computacional quando confrontado com outras técnicas utilizadas na comparação de sinais, como os Modelos Ocultos de Markov, por exemplo. Isso tornaria viável sua implementação em dispositivos móveis.

Devido a suas capacidades, o DTW é aplicado em várias áreas, tais como: bioinformática [42], medicina [43], robótica [44], química [45], reconhecimento de padrões [46] e até na música [47]. A seguir, descreveremos a técnica DTW adaptada ao problema de alinhamento de sinais ECG.

3.2 Alinhamento Temporal de Sinais ECG

Para se detalhar como é feito o alinhamento, supõe-se duas seqüências (X e Y) de vetores de parâmetros, onde cada uma corresponde a um batimento cardíaco:

$$\mathbf{X} = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_{T_x}\} \quad (3.1)$$

$$\mathbf{Y} = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_{T_y}\} \quad (3.2)$$

Cada um dos termos das seqüências, X_i e Y_j , correspondem, respectivamente, aos vetores de parâmetros i do conjunto \mathbf{X} e j do conjunto \mathbf{Y} , referentes à própria amplitude do sinal ECG. O tamanho da seqüência \mathbf{X} é T_x e o tamanho da seqüência \mathbf{Y} é T_y , e para melhor compreensão será considerado que os vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} são unidimensionais, facilitando, assim, uma análise gráfica do método [48]. Também será considerado que os parâmetros dos conjuntos \mathbf{X} e \mathbf{Y} são contínuos e que $T_x \leq T_y$, ou seja, o vetor \mathbf{Y} é maior que \mathbf{X} .

Na Figura 3-1 estão dois exemplos de sinais ECG, com diferentes tamanhos e formatos, representados pelas seqüências \mathbf{X} e \mathbf{Y} , onde $T_x = 66$ e $T_y = 79$.

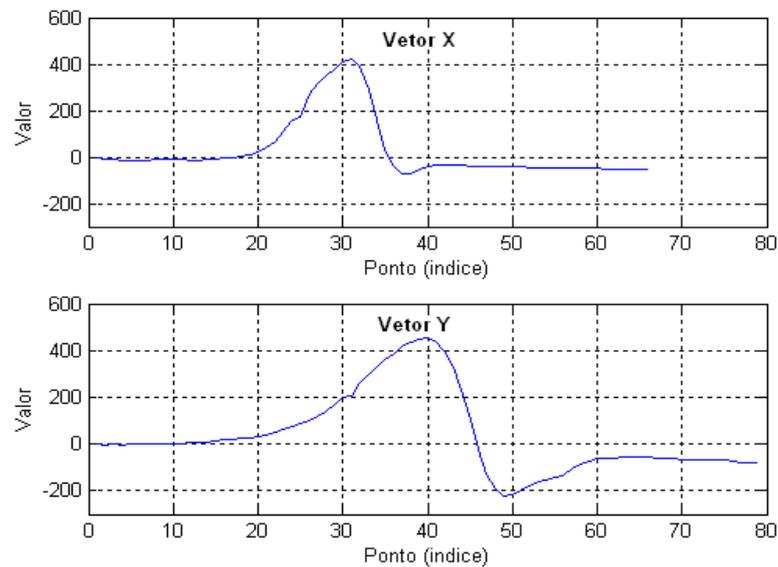


Figura 3-1 – Gráficos dos vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} .

Existem três opções para comparar os padrões dos vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} . A primeira forma seria comparar diretamente as duas seqüências, medindo-se a distância entre as janelas, $d(X_i, Y_i)$, onde $1 \leq i \leq T_x$. Sendo assim a distância total $D(X, Y)$ entre as duas seqüências ficaria representada pela área sombreada na (Figura 3-2) [49].

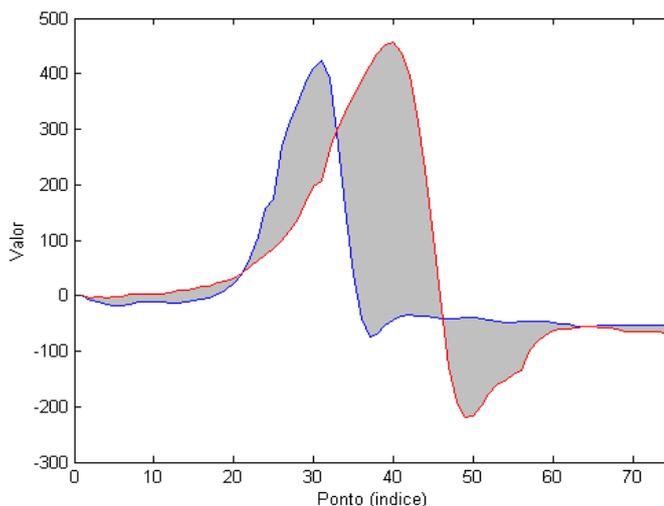


Figura 3-2 – Comparação direta dos vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} .

O segundo método, conhecido como alinhamento linear [49], comprime linearmente a maior seqüência, no caso \mathbf{Y} , tornando $T_y = T_x$. Em seguida, calcula-se a distância total $D(X,Y)$ (área sombreada na Figura 3-3).

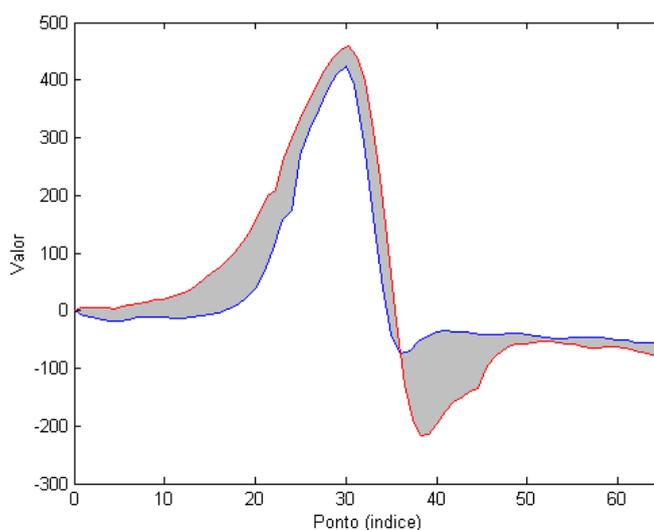


Figura 3-3 – Alinhamento linear dos vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} .

O terceiro método é denominado alinhamento temporal dinâmico, que comprime e dilata de forma não-linear as seqüências \mathbf{X} e \mathbf{Y} , medindo sua distância ao longo do eixo temporal [49]. Pode-se verificar visualmente que a distância acumulada total (área sombreada na Figura 3-4) é menor se comparados com as outras dos métodos apresentados anteriormente [48].

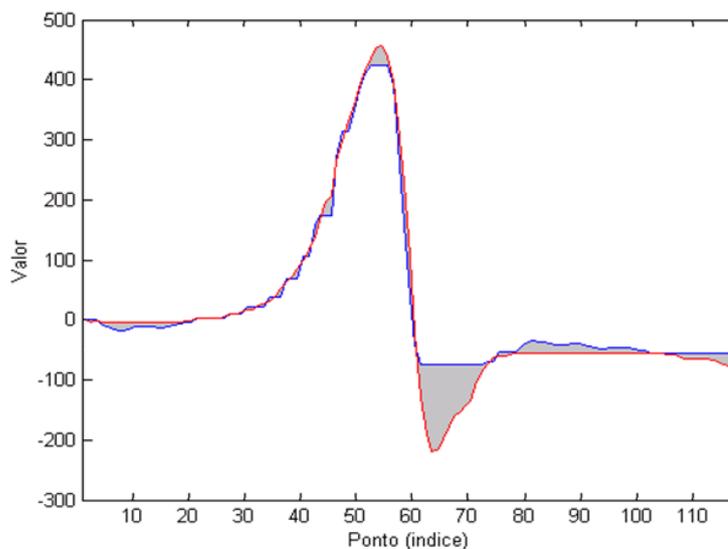


Figura 3-4 – Alinhamento temporal dinâmico dos vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} .

Para realizar-se a comparação, as seqüências \mathbf{X} e \mathbf{Y} são posicionadas segundo a direção dos eixos x e y do plano cartesiano, respectivamente. Em seguida é traçado o caminho de alinhamento (Figura 3-5), onde a inclinação do caminho de alinhamento é uma medida da compressão de \mathbf{X} ao ser comparado com \mathbf{Y} .

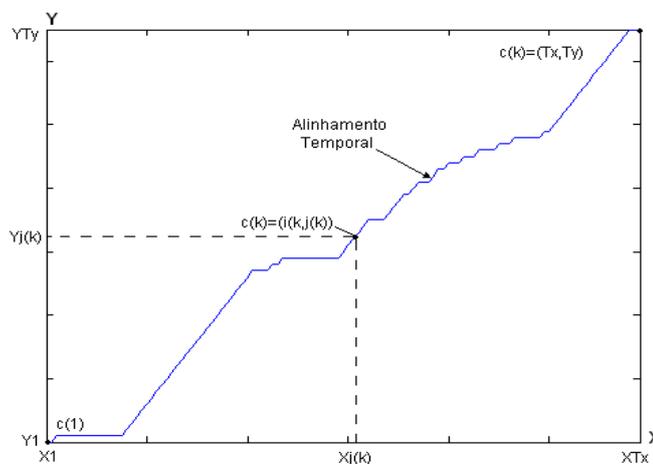


Figura 3-5 – Caminho do alinhamento temporal dinâmico.

Por exemplo, um passo vertical significa que dois pontos de \mathbf{Y} são emparelhados com um mesmo ponto de \mathbf{X} e vice-versa. Nesse processo, o sinal é distorcido (Figura 3-4) de forma que são associados os pontos que promovam menor distância total no caminho.

Na comparação das seqüências são formados conjuntos de pares $c(k)=(i(k), j(k))$, indicando os elementos de \mathbf{X} e de \mathbf{Y} que são emparelhados no alinhamento. O caminho do alinhamento temporal resultante será formado então pela seqüência [50]:

$$F = \{c(1), c(2), c(3), \dots, c(K)\} \quad (3.3)$$

Assim, a distância total é a soma ponderada de todas as distâncias euclidianas locais entre os elementos de \mathbf{X} e \mathbf{Y} ao longo do caminho de alinhamento, que pode ser expressa como:

$$D(X, Y, F) = \frac{\sum_{k=1}^K d(c(k)) \cdot w(k)}{\sum_{k=1}^K w(k)}, \quad (3.4)$$

onde K é o comprimento total do caminho e $w(k)$ é o peso que pondera diferenciadamente cada medida de distância local, sendo função da inclinação de cada passo do caminho imediatamente anterior a k . A idéia de $w(k)$ é penalizar os pontos que se afastam da diagonal principal.

Então, o problema a resolver no DTW consiste em achar o caminho ótimo (Figura 3-5) que minimize a função distância total $D(X, Y, F)$ (APÊNDICE A), dadas as restrições de coincidência dos pontos terminais, continuidade e monotonicidade [50]:

- Monotonicidade;

$$i(k) - i(k-1) \geq 0 \quad (3.5)$$

$$j(k) - j(k-1) \geq 0 \quad (3.6)$$

- Continuidade;

$$i(k) - i(k-1) \leq 1 \quad (3.7)$$

$$j(k) - j(k-1) \leq 1 \quad (3.8)$$

- Coincidência dos pontos terminais;

$$\text{No ponto inicial: } i(1) = j(1) = 1 \quad (3.9)$$

$$\text{No ponto final: } i(K) = T_x \text{ e } j(K) = T_y \quad (3.10)$$

Assim, a partir dessas restrições, pode-se expressar o par $c(k-1)$ com um dos pares do conjunto dado por:

$$c(k-1) = \begin{cases} (i(k), j(k)-1) \\ (i(k)-1, j(k)-1) \\ (i(k)-1, j(k)) \end{cases} \quad (3.11)$$

O denominador da expressão (3.4) é o fator de normalização da distância total em relação aos comprimentos de \mathbf{X} e \mathbf{Y} , numa tentativa de medir a diferença, ou a semelhança, entre sinais, independentemente de sua duração. Assim, pode-se definir $w(k)$ de duas maneiras [50]:

- Simétrica:

$$w(k) = [i(k) - i(k-1)] + [j(k) - j(k-1)] \quad (3.12)$$

O que conduz a:

$$\sum_{k=1}^K w(k) = Tx + Ty \quad (3.13)$$

- Assimétrica:

$$w(k) = i(k) - i(k-1) \quad (3.14)$$

Assim:

$$\sum_{k=1}^K w(k) = Tx \quad (3.15)$$

Consequentemente, a distância mínima total ao alinhar os dois padrões, utilizando a definição simétrica é:

$$D(X, Y) = \frac{\min \sum_{k=1}^K d(c(k)).w(k)}{Tx + Ty} \quad (3.16)$$

Para selecionar o melhor caminho de alinhamento, pode-se tratar (3.16) como uma seqüência de K processos de decisão. Definindo-se $G(c(K))$ como a mínima distância de $D(X, Y)$ sem o denominador $Tx + Ty$, e tomando-se (3.13) e (3.16) pode-se deduzir (APÊNDICE B) a equação geral para os processos decisórios de busca do melhor caminho a cada passo segundo a equação abaixo:

$$G(c(k)) = \min \begin{cases} G(i, j-1) + d(X_i, Y_j) \\ G(i-1, j-1) + d(X_i, Y_j) \\ G(i-1, j) + d(X_i, Y_j) \end{cases} \quad (3.17)$$

3.3 Conclusões

O DTW é um método não-paramétrico que realiza uma análise determinística de vetores de parâmetros. Ele compara diretamente dois sinais parametrizados, a partir do alinhamento temporal, eliminando, assim as diferenças de duração dos mesmos.

Experiências [8] [9] [10] indicam que o método é muito eficiente na comparação de sinais de ECG. A diferença temporal entre duas seqüências de ECG é minimizada pela deformação do eixo do tempo de um vetor até que a máxima verossimilhança com o outro vetor seja alcançada. Assim é possível a classificação de diversos batimentos contidos em um ECG.

4 SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO DE BATIMENTOS CARDÍACOS

4.1 Introdução

Este capítulo detalha o programa de identificação automática de arritmias cardíacas, proposto neste trabalho, baseado numa abordagem de classificação não supervisionada e adaptada a cada indivíduo, o qual utiliza o método do DTW descrito no capítulo 3. No desenvolvimento do sistema, denominado SDTW, foram utilizadas diversas abordagens para tratar os diferentes problemas encontrados. Detalhes dessas abordagens, suas deficiências, as inovações propostas e o desempenho do sistema a partir de experimentos num banco de dados de ECG são apresentados a seguir.

4.2 Extração de Parâmetros de um Sinal ECG

Para classificação dos batimentos cardíacos de um ECG devem-se extrair parâmetros que melhor caracterizem o sinal. Nessa etapa, também chamada de processamento do sinal, são realizados os procedimentos iniciais da classificação dos ECG. Nas seções a seguir serão explicadas as fases que compõem a extração de parâmetros.

4.2.1 Segmentação do ECG

A segmentação de um ECG é uma das etapas mais importantes do processo de classificação, pois, caso ela não seja bem feita, pode comprometer todo o processo. Geralmente a segmentação é feita por meio de detecção dos complexos QRS de todo

ECG. Existem diversos métodos de detecção do complexo QRS que realizam essa tarefa com muita eficácia [5] [51] [52]. Esse problema não vai ser abordado nesse trabalho, pois a base que dispomos já contém as marcações do complexo QRS, eliminando a necessidade de detectá-los. Vale ressaltar que o SDTW não depende da precisão na detecção do QRS já que o alinhamento feito pelo DTW elimina possíveis erros nessa etapa.

4.2.2 Distância RR

A distância RR é definida pela distância entre as ondas R de dois batimentos consecutivos (Figura 4-1). O pico da onda R, na maioria dos casos, é fácil de ser detectado, já que sua amplitude é muito maior que as do restante do sinal. Por fim, a distância RR serve como referência para o cálculo da frequência cardíaca, já que por meio dela conseguimos saber o tempo que se passou entre um batimento e outro.

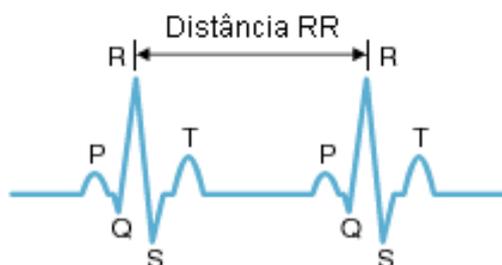


Figura 4-1 – Distância RR em um sinal ECG.

4.2.3 Janelas de um sinal ECG

As janelas geralmente são definidas, em um sinal ECG, de acordo com a localização dos picos da onda R e das distâncias entre os batimentos adjacentes. Uma janela ECG (Figura 4-2) indica a localização do batimento cardíaco, ou seja, indica onde será seu início e seu final. Dependendo do tipo de aplicação, as janelas podem ser

definidas de diferentes formas, podendo apresentar tamanhos fixos ou variáveis e podem abranger todo ou apenas parte do sinal.

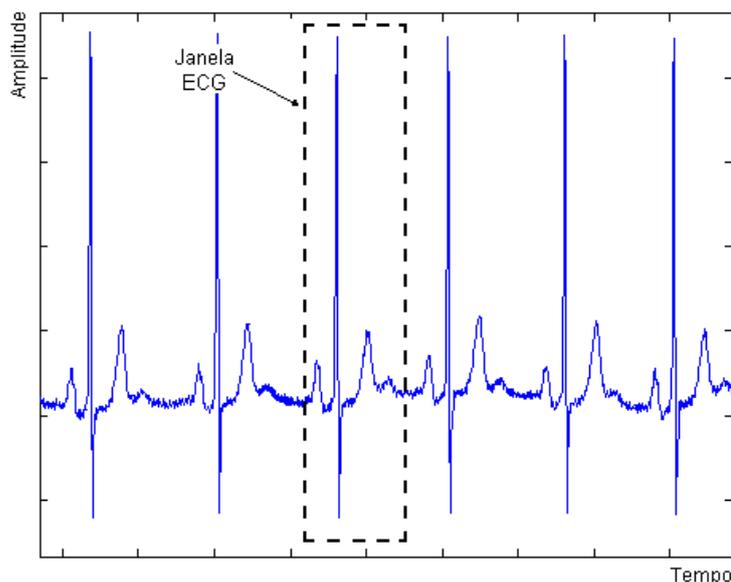


Figura 4-2 – Exemplo de uma janela ECG.

Para esse trabalho foram escolhidos quadros que abrangessem todo o batimento, pois, nos testes realizados, os melhores desempenhos foram obtidos procedendo dessa maneira. Isso se deve ao fato dos batimentos terem sido divididos em classes bem distintas, ou seja, que têm características bem diferentes entre si.

Um outro tipo de abordagem, voltado para a análise de apenas partes do batimento, é muito utilizada para divisão em classes de batimentos que se diferenciam apenas em características bem específicas, como, por exemplo, a taquicardia e fibrilação atriais, que tem sua onda P deformada.

4.2.3.1 Janela Fixa

A janela fixa tem uma definição simples. Para defini-la são escolhidos intervalos, de tamanhos fixos, que antecedem e sucedem a ocorrência de uma onda R. Esse método tem uma grande desvantagem, pois com esse tipo de janela podem ser perdidas informações importantes sobre o batimento ou ainda ter informações sobrepostas devido a mudanças na frequência cardíaca ao longo do ECG, que pode

passar, por exemplo, de 70 bpm (situação normal) para 120 bpm (esforço físico). Alguns tipos de arritmias também podem provocar mudanças temporárias na frequência cardíaca (Figura 4-3) e isso também irá fazer com que as distâncias RR sejam alteradas rapidamente.

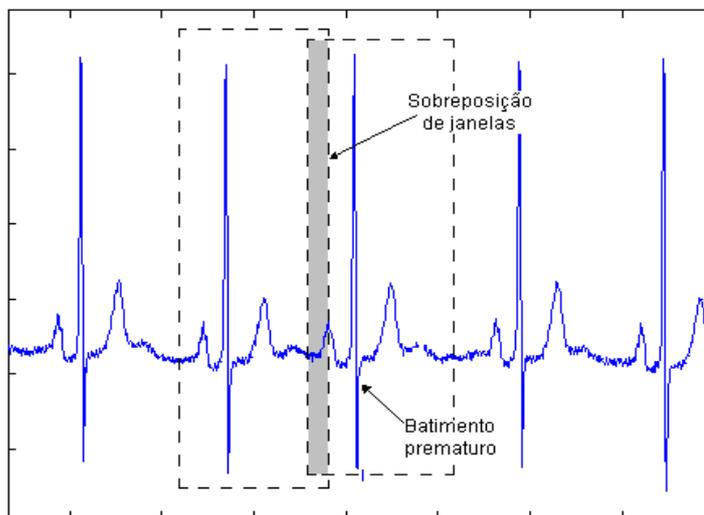


Figura 4-3 – Sobreposição de janelas devido a um batimento prematuro.

4.2.3.2 Janela Variável

A janela variável tem a grande vantagem de poder se adaptar não só a alteração da frequência cardíaca do paciente, como também evitando que arritmias provoquem sobreposição de janelas ou o espaçamento muito grande entre elas (Figura 4-4). As janelas variáveis podem ser definidas de diversas formas as quais vão depender do tipo de aplicação em que ela será utilizada.

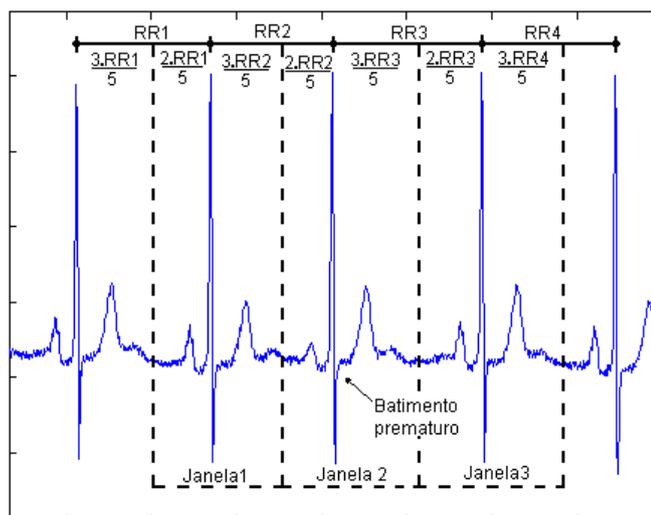


Figura 4-4 – Janela variável se adapta ao batimento prematuro.

Foram realizados diversos testes com diferentes tipos de janelas ao longo desse trabalho e, apesar da aparente desvantagem da janela fixa, os melhores resultados foram obtidos com uma janela que abrange apenas o complexo QRS dos batimentos. Isso para a divisão em duas classes de batimentos (seção 4.3.1), já que a principal diferença entre os batimentos Normais e Anormais é exatamente a morfologia do complexo QRS dos batimentos. Além de obter melhores resultados, a análise feita desta forma diminui o custo computacional, já que são comparadas apenas as partes mais importantes de cada batimento.

4.2.4 Ruídos no ECG

Todos os sistemas de aquisição de sinais bioelétricos estão sujeitos à interferência de ruídos, conhecidos também como artefatos, e com o eletrocardiograma não é diferente. Eles são provenientes de diversas fontes [53], tais como:

- Interferência da rede elétrica: consiste em um sinal senoidal com frequência em torno de 60 Hz, e é causado por indução eletromagnética nos condutores ou por efeitos eletrostáticos (Figura 4-5).

- Ruídos de alta frequência: são causados por indução eletromagnética nos condutores e são provenientes, por exemplo, de equipamentos elétricos e ondas de radiofusão.
- Artefatos de Movimento: causados por vibrações ou mudanças na interface eletrodo-pele provenientes de movimentos do paciente. Isso gera mudanças na linha de base do sinal (Figura 4-5).
- Ruídos eletromiográficos: são causados pelas contrações musculares do paciente, são na ordem de milivolts (Figura 4-5).
- Mudança da linha de base e amplitude modulada pela respiração: podem ocorrer mudanças na linha de base e variações na amplitude de cerca de 15%, causada pela respiração.

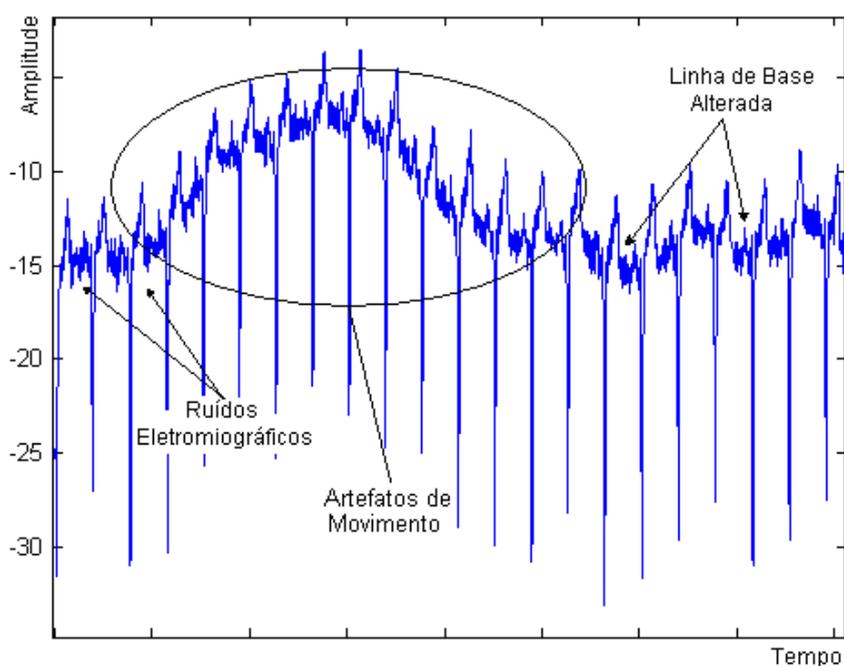


Figura 4-5 – Ruídos em um sinal ECG.

Existem diversas estratégias para evitar que esses ruídos atrapalhem a correta classificação dos batimentos cardíacos. Nas seções a seguir serão explicadas algumas delas.

4.2.4.1 Deslocamento da linha de base

O deslocamento da linha de base é um método bem simples para tratar os problemas de linha de base alterada (Figura 4-6) e até mesmo das oscilações senoidais. Depois da definição da janela, e conseqüentemente do tamanho do vetor a ser analisado, uma solução para acertar a linha de base seria subtrair de todos os elementos do vetor o valor da primeira posição deste (4.1). Assim:

$$V = \{V(1), V(2), V(3), \dots, V(n)\}$$

$$V_{deslocado} = \{V(1) - V(1), V(2) - V(1), V(3) - V(1), \dots, V(n) - V(1)\}, \quad 4.1$$

onde V é o vetor de amostras do sinal ECG de tamanho n .

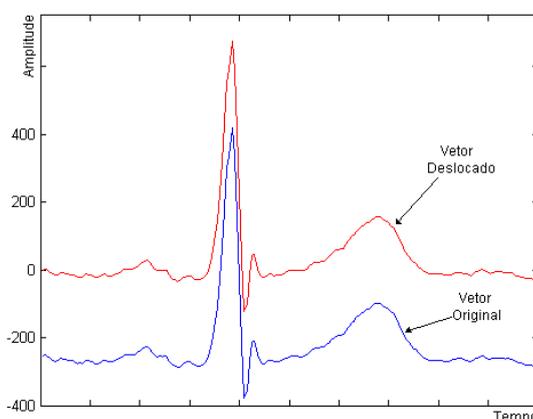


Figura 4-6 – Deslocamento da linha de base.

Os testes realizados no desenvolvimento do sistema mostraram que essa abordagem funciona muito bem na grande maioria dos casos. Ele apresenta pequenas falhas apenas em batimentos muito ruidosos, pois o ruído pode fazer com que o ponto inicial seja escolhido com uma amplitude bem diferente daquela da linha de base com baixa interferência do ruído.

4.2.4.2 Normalização do sinal

A normalização do sinal é uma abordagem interessante para eliminação das flutuações de amplitude. Essas flutuações podem ser provocadas por problemas no coração ou pela na própria aquisição do sinal.

Alguns trabalhos utilizaram a normalização em seus experimentos [7], mas nos testes realizados foi verificado uma queda no desempenho do algoritmo de classificação. Depois de algumas análises, conclui-se que a normalização pode provocar perdas de características importantes no sinal. Podemos verificar isso na (Figura 4-7), onde temos um batimento anormal que teve suas características (amplitude do complexo QRS) alteradas, diminuindo assim sua diferença com os sinais normais.

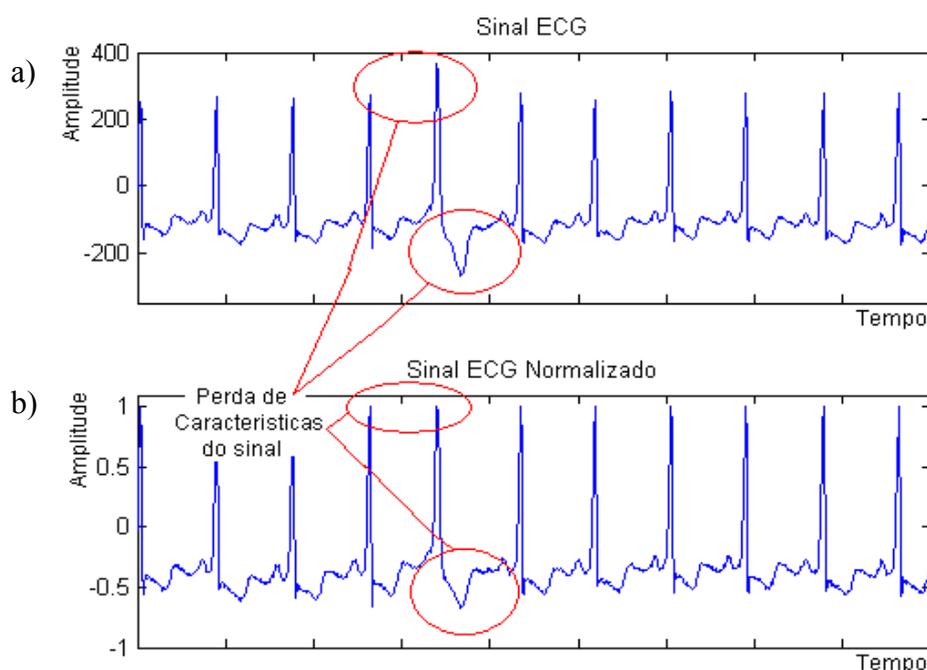


Figura 4-7 – a) Sinal ECG e seu equivalente normalizado. b) Seu equivalente normalizado.

4.2.4.3 Derivada do ECG

Um método muito eficiente de eliminar ruídos de um sinal é por meio da filtragem fora da faixa de frequência onde o sinal tem maior conteúdo espectral [4]. Neste trabalho, adotou-se uma filtragem passa-banda, que denominaremos neste trabalho de filtro derivada ou simplesmente derivada, que se trata de filtro passa-baixas com o cálculo da derivada do sinal ECG filtrado (Figura 4-8 e Figura 4-9). Esse filtro elimina os ruídos de alta e os de baixa frequência, inclusive o nível DC, e

mantém a faixa de frequência com a informação útil do sinal. A equação diferença que representa o filtro Infinite Impulse Response (IIR) adotado nesse trabalho é dada por [54]:

$$y[n] - 2y[n-1] + y[n-2] = x[n] - x[n-6] - 2(x[n-9] - x[n-15]) + x[n-18] - x[n-24], \quad (4.2)$$

onde $x[n]$ é o sinal de entrada do filtro e $y[n]$ é o sinal filtrado no instante n .

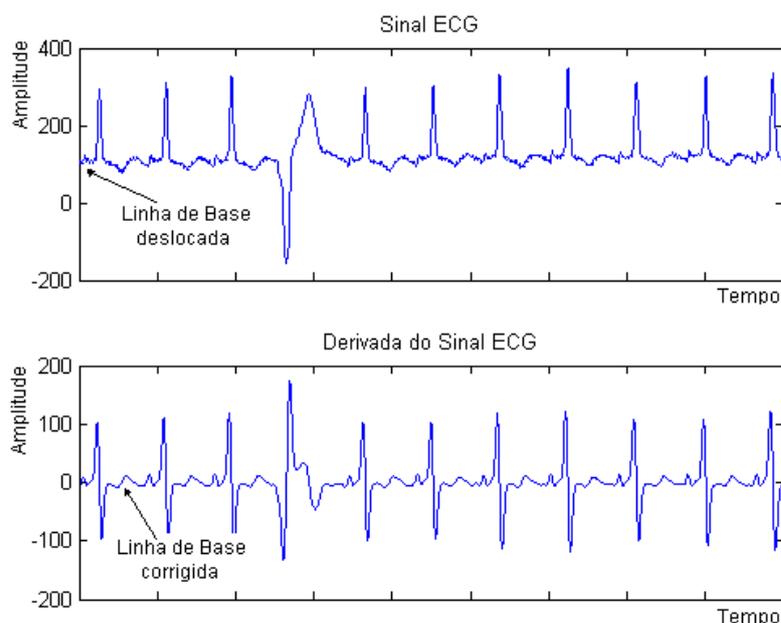


Figura 4-8 – Sinal ECG e sua derivada.

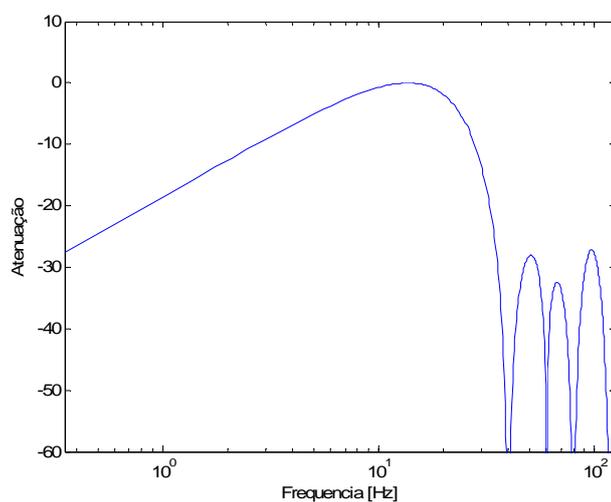


Figura 4-9 – Resposta em frequência do filtro utilizado no pré-processamento.

Vale ressaltar que a filtragem do sinal é a última etapa de extração de parâmetros. Ela também é chamada de pré-processamento, pois todo sinal ECG depois de filtrado apresenta um ganho em robustez, o que irá facilitar sua classificação.

4.3 Classificação dos Batimentos Cardíacos

O maior problema na classificação dos sinais ECG são suas características não-estacionárias, devido às variações dos batimentos cardíacos, que causam flutuações não-lineares no tempo. Uma consequência disso é o fato de a distância Euclidiana não poder ser aplicada diretamente para comparar a semelhança entre dois batimentos ECG devido à inconsistência de seus tamanhos.

A técnica de alinhamento linear, onde a diferença temporal dos quadros ECG é minimizada, é insuficiente quando se trata das grandes flutuações não-lineares dos quadros ECG. Por outro lado, a técnica DTW é um exemplo de algoritmo de alinhamento não-linear que faz a diferença temporal entre dois batimentos ser minimizada, pois o algoritmo deforma o eixo do tempo dos batimentos até que a máxima verossimilhança entre eles seja alcançada. Depois, é calculada uma medida de distância dos batimentos para, assim, ser feita sua classificação.

4.3.1 Base de Dados

A base de dados utilizada nos experimentos foi a *MIT-BIH Arrhythmia Database* que começou a ser distribuída em 1980, fruto do esforço conjunto do *Beth Israel Deaconess Medical Center* e do *Massachusetts Institute of Technology*. Essa base foi o primeiro conjunto de materiais de teste para avaliação de detectores de arritmias, e tem sido utilizado como base de pesquisa por mais de 500 instituições em todo o mundo.

A *MIT-BIH Arrhythmia Database* contém 48 registros, de dois canais, com duração de 30 minutos cada e com taxa de amostragem de 360 Hz. Os registros foram obtidos de diferentes pacientes e foram analisados por médicos especializados que, além de indicarem a localização do complexo QRS, classificaram manualmente os batimentos de acordo com sua morfologia em 13 tipos diferentes (APENDICE C).

4.3.2 Classes de Batimentos

A *Association for the Advancement of Medical Instrumentation* (AAMI) [55] [56] recomenda a combinação das 13 diferentes classes, definidas pela *MIT-BIH Arrhythmia Database*, em cinco grupos de batimentos (Tabela 4-1) (APENDICE D). Nesse projeto, foram implementados dois classificadores, o primeiro divide os batimentos em duas classes (Tabela 4-2) distintas e o segundo em três (Tabela 4-3).

Classes Segundo a AAMI	Batimentos agrupados
Normal (N)	N, E, j, R
Ventricular (V)	V
Supraventricular (S)	S, A, a, J
Fusão (F)	F
Desconhecido (Q)	/, f, Q

Tabela 4-1 – Agrupamento de classes segundo a AAMI.

Classes Formadas	Classes da AAMI
Normais (N)	N, S
Anormais (A)	V, F, Q

Tabela 4-2 – Divisão em duas classes.

Classes Formadas	Classes da AAMI
Normais (NN)	N
Prematuros (S)	S
Anormais (A)	V, F, Q

Tabela 4-3 – Divisão em três classes.

4.3.3 Determinação do Batimento de Referência

Um dos grandes problemas que surgiram no começo do trabalho foi o de determinação do batimento de referência do registro de ECG de um determinado paciente da base. Com a intenção de implementar um sistema de classificação não-supervisionado, esbarramos no problema de termos que determinar a referência

manualmente, o que tornaria o sistema semi-supervisionado. Por este motivo, foi desenvolvido um método original de determinação automática do batimento de referência que, em testes práticos, se mostrou muito eficaz.

O método, denominado de comparações sucessivas, consiste em primeiramente determinar o número N de batimentos que serão analisados. Neste trabalho, adotou-se $N = 60$, pois, os testes mostraram que esta quantidade de batimentos foi suficiente para a localização de um batimento normal. Assim, o algoritmo emprega o DTW para comparar os N primeiros batimentos, cada qual com o seu posterior, salvando as *distâncias ótimas* em um vetor, chamado *vetor ótimo* de tamanho $N-1$.

Depois de comparados todos os batimentos é feita a soma a cada 5 posições consecutivas do *vetor ótimo*, obtendo, assim, o *vetor de distâncias acumuladas* com tamanho $N - 4$. Por fim, para obtenção da referência é feita uma busca do menor valor (somatória das distâncias) desse vetor. A partir do menor valor, identifica-se a seqüência de 5 batimentos consecutivos que o geraram. O batimento central desta seqüência será o batimento referência, pois o mesmo tende a ser o mais estável da seqüência.

A idéia desse método é achar o intervalo do sinal ECG onde existem os cinco batimentos mais semelhantes (Figura 4-10). A partir disso, é bem provável, que a seqüência encontrada seja formada apenas por batimentos normais. Depois de achada a seqüência, será selecionado como referência o batimento central da mesma. Desta forma, pode-se supor que, terá sido escolhido o batimento mais estável e com menos interferência de batimentos anormais que possam estar nas proximidades.

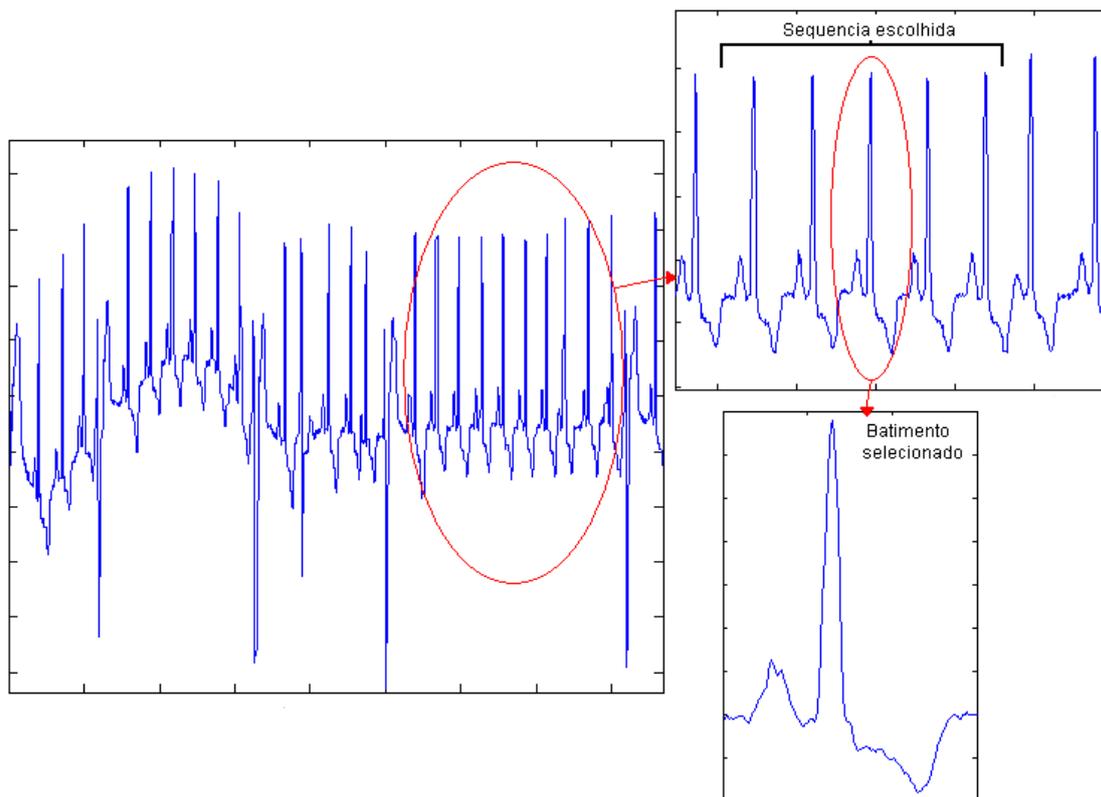


Figura 4-10 – Exemplo do funcionamento do método das Comparações Sucessivas.

Esse método foi testado em mais de 30 registros ECG e, em todos eles, inclusive em registros muito ruidosos e com grande número de batimentos anormais, obteve-se um excelente desempenho, pois em todos testes realizados foram selecionados batimento com o complexo QRS desejado, ou seja, foram sempre escolhidos, como referência, amostras de batimentos pertencentes ao grupo dos normais. Além disso, esse método se mostrou muito rápido apresentando um baixo custo computacional quando comparado com a técnica do k-medias, que também pode ser utilizada para esse fim.

4.3.4 Comparação entre Dois Canais

Inicialmente, nosso sistema foi concebido para analisar apenas um canal de ECG para fazer a classificação dos batimentos cardíacos. Entretanto, durante os experimentos, foi percebido que essa abordagem tem certas limitações, pois certos

tipos de batimentos, que são facilmente detectados em um determinado canal, não se diferenciam muito dos batimentos normais em outros canais (Figura 4-11).

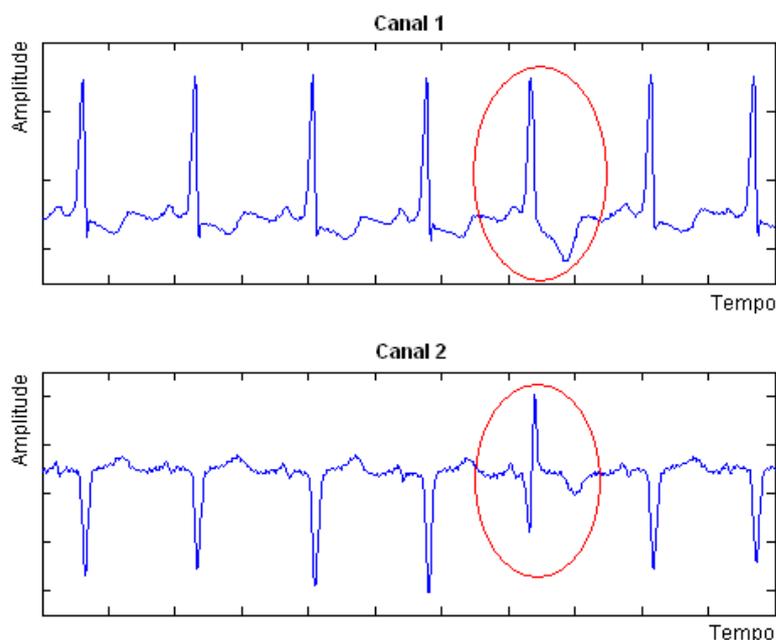


Figura 4-11 – Comparação entre batimentos anormais em diferentes canais.

Utilizando a metodologia de classificação por meio da fusão de dois canais foi obtido um desempenho bem superior do que para o caso de se utilizar apenas um canal. A fusão de canais foi baseada no seguinte critério: quando um batimento for classificado como normal em um canal e no outro como anormal, a classificação final será que a dada pelo segundo canal, ou seja, caso um dos dois canais identifique um batimento como anormal, essa será a classificação dada pelo algoritmo. Podendo desta forma, aumentar-se a sensibilidade do classificador na identificação de eventos anormais.

4.3.5 Medidor de Frequência Cardíaca

O medidor de frequência cardíaca grava o tamanho dos N últimos batimentos normais que ocorreram em um vetor, depois é tirada a média desse vetor e com a equação 4.3 é possível saber a frequência cardíaca F_c atual.

$$F_c = (T_x / TA) \times 60, \quad (4.3)$$

onde T_x é o tamanho do vetor analisado e TA é a taxa de amostragem.

Com esse medidor foi possível utilizar outro critério de divisão de batimentos em classes bastando para isso comparar a distância RR do batimento com a frequência

calculada. Assim, podemos saber se o batimento foi prematuro, isso poderá indicar outra classe de batimento.

4.3.6 Classificador

O classificador funciona da seguinte forma: dado um batimento b , calcula-se a distância ótima d em relação ao batimento de referência utilizando o DTW. Depois é comparado o valor de distância d com o limiar τ_c , dado por:

$$\tau_c = (T_x \times T_y / w) \times c_1, \quad (4.4)$$

onde T_x e T_y são os tamanhos dos vetores analisados, w é o tamanho do caminho ótimo e c_1 é uma constante de proporcionalidade.

4.3.7 Atualizador de Referência

O atualizador de referência, como o nome já diz, foi desenvolvido para que, ao longo do tempo, a referência fosse atualizada. Isso se fez necessário devido a flutuações do sinal e pelo fato da frequência cardíaca se alterar ao longo do registro, o que levaria a classificação ser mal feita caso comparássemos um batimento com frequência de 120 bpm, por exemplo, com uma referência de 70 bpm.

Assim, a referência é atualizada sempre quando a distância ótima calculada pelo DTW for menor que o limiar τ_a :

$$\tau_a = c_3 \times \tau_c, \quad (4.5)$$

onde τ_c é o limiar de (4.4) e c_3 é uma constante de proporcionalidade.

Isso quer dizer que, quando c_3 for pequeno, a atualização se dará apenas quando tivermos um batimento muito semelhante com a referência, o que é muito importante porque, caso contrario, a referência poderia ser trocada por um batimento anormal. Esse método se mostrou muito eficaz, pois aumentou o desempenho do sistema nos testes realizados.

4.3.8 Diagrama de blocos

O diagrama de blocos do sistema está na (Figura 4-12). Levando-se em conta que todos os blocos nele contidos foram explicados em seções anteriores, será feito apenas um resumo de seu funcionamento.

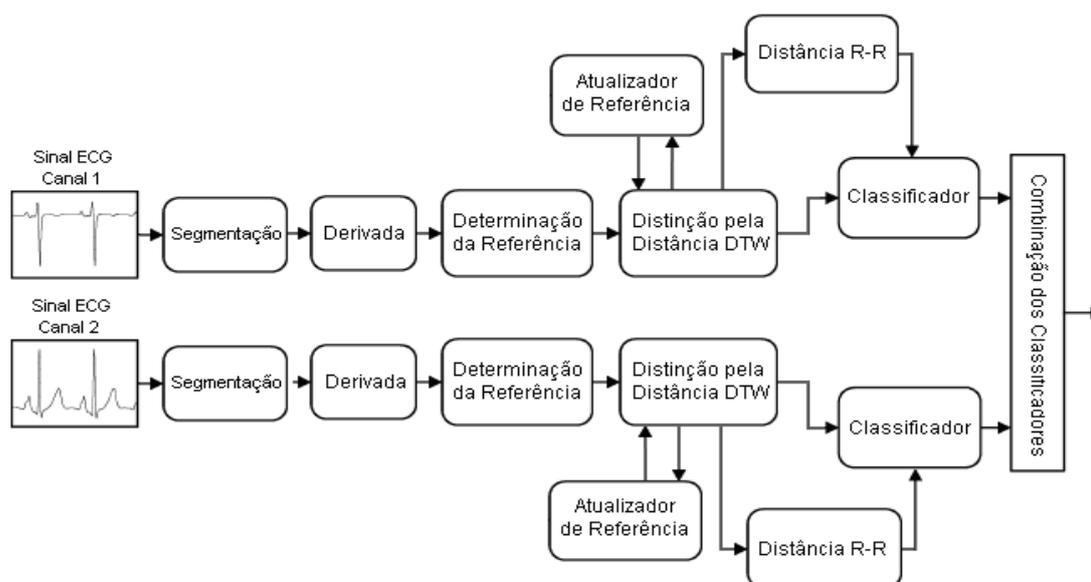


Figura 4-12 – Diagrama de Blocos do Sistema Classificador.

Os dados dos dois canais ECG chegam ao sistema onde primeiramente são segmentados. Depois os sinais são pré-processados por meio do filtro de derivação. Após o cálculo da derivada dos sinais são extraídas suas referências para, aí sim, começarem a ser classificados.

Os batimentos são agrupados em duas classes (N – normais e A – anormais) de acordo com suas distâncias ótimas, e caso haja uma semelhança muito grande entre o batimento analisado e a referência, o mesmo assumirá o papel de referência (atualizador de referência).

A classe dos batimentos normais é novamente dividida (N – normais e S – prematuros), de acordo com a distância entre os picos das ondas RR. Por fim, é feita a combinação da classificação feita em cada canal e, em seguida, é gerado um resultado final. A combinação é feita pela operação booleana OR, onde caso um batimento seja classificado como A em um dos dois canais a classificação final do batimento será anormal (A).

4.4 Experimentos

Os experimentos foram divididos em duas fases: a de *aprendizagem* e a de *testes*. Para a base de aprendizagem foram selecionados registros que tivessem uma grande variedade de tipos de batimentos. Assim, o sistema seria testado nos mais diferentes casos. Para a base de testes foram escolhidos oito registros e em cada um deles foram analisados os 1200 primeiros batimentos, totalizando 9600 batimentos, sendo: 8581 normais, 620 ventriculares, 263 de fusão, 136 supraventriculares.

Na base de *aprendizagem* foram feitos exaustivos testes visando melhorias e ajustes no sistema, como também a análise da precisão dos resultados das inovações propostas e de algumas estratégias utilizadas por outros grupos de estudo. Além disso, foi nessa fase que foram feitos os ajustes finos dos limiares de decisão (distância ótima, distância RR, atualizador de referência, medidor de frequência, etc.). Pode-se destacar que essa fase foi muito útil para o melhor entendimento do ECG, pois o trabalho prático permite entender melhor suas peculiaridades.

A fase de *testes* consiste em testar os ajustes, que foram implementados na *aprendizagem*, em uma base bem maior e mais rica de informações. Ela é composta de 34 registros, totalizando 74320 batimentos, sendo destes 69409 normais, 3352 ventriculares, 1170 supraventriculares e 389 de fusão. É nessa base que será analisado o desempenho do sistema.

Vale destacar que dos 48 registros contidos da MIT-BIH Database, 8 foram utilizados na base de *aprendizagem* e 34 na base de *testes*, totalizando 42 registros, os outros 6 registros foram excluídos pois 4 deles eram de pacientes com marcapasso e os outros 2 eram registros onde um ou os dois canais do registros têm uma relação sinal ruído muito baixa impossibilitando uma correta classificação dos batimentos (seção 4.5).

Foram realizados experimentos dividindo os batimentos cardíacos em duas e três classes. Porém, os resultados para a divisão em três classes não foram satisfatórios, com precisão dos resultados muito aquém do esperado, pois o critério de divisão escolhido (distância RR) não foi suficiente para diferenciar os batimentos

normais (N) dos prematuros (P). Desta forma, a precisão dos resultados do sistema foi analisado para a divisão em duas classes para depois serem identificados os batimentos prematuros por meio da lógica Fuzzy (capítulo 5).

4.4.1 Análise da Precisão dos Resultados

Os exames diagnósticos são utilizados para prevenção ou quando há suspeita de uma determinada doença. Por exemplo, o médico que suspeita de uma doença cardíaca séria pode recomendar a realização de um cateterismo cardíaco. Este exame é caro, pode produzir efeitos colaterais e é desconfortável. No entanto, as informações por ele obtidas são importantes, confiáveis e a necessidade de sua realização sobrepõe-se a todos esses problemas.

Com o avanço da tecnologia foram surgindo novos exames, que são cada vez mais caros, podendo causar desconforto na sua realização e até mesmo gerar algum risco ao paciente. Desta forma, o médico deve pesar os custos e os riscos de um exame contra a confiabilidade das informações que ele provê. Podemos analisar essa confiabilidade de várias maneiras, pois, dependendo do tipo de análise, podemos ter a falsa impressão que um exame é muito preciso. Nas seções a seguir serão explicadas algumas formas de interpretar as informações fornecidas por determinado exame.

4.4.1.1 Matriz de Confusão

Uma forma de organizar os resultados de um sistema é por meio da matriz de confusão. Ela permite a avaliação do desempenho do sistema organizando os resultados em forma de uma matriz.

A matriz de confusão é uma matriz quadrada e é montada da seguinte forma: a diagonal principal é composta dos valores representando a quantidade de diagnósticos corretos (DC). As colunas da matriz, desconsiderando os elementos da diagonal, contêm os valores das classificações dadas a eventos que não ocorreram, são os falsos positivos (FP). Nas linhas da matriz, também desconsiderando os elementos da

diagonal, estão os falsos negativos (FN), ou seja, eventos verdadeiros que não foram detectados (Figura 4-13).

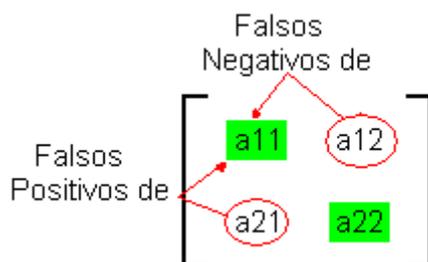


Figura 4-13 – Elementos da Matriz Confusão.

4.4.1.2 Percentual de Acerto Global

O percentual de acerto global de um sistema nada mais é que a proporção entre a quantidade de batimentos classificados corretamente pelo algoritmo e a quantidade de batimentos analisados. Esse critério de análise de precisão dos resultados pode nos dar uma visão parcial de como anda nosso classificador, mas pode produzir também uma falsa impressão do seu real funcionamento.

Um grande problema desse critério é que o algoritmo pode obter um ótimo percentual de acerto para uma determinada classe que tenham muitas amostras de batimentos, elevando assim a quantidade de acertos, e não ter uma boa precisão dos resultados em classes que tenham poucas amostras. Suponhamos a classificação de 5000 batimentos em duas classes, normais e anormais, tendo a seguinte matriz de confusão como resposta do algoritmo:

$$\begin{bmatrix} \text{N} & & \\ & 4700 & 20 \\ & 180 & 100 \\ & & & \text{A} \end{bmatrix}$$

Analisando a matriz de confusão, vemos que o percentual de acerto foi de $(4700+100)/5000 = 0.96$ ou 96%. Esse percentual, a primeira vista, pode levar a falsa impressão que o algoritmo está funcionando muito bem, mas se analisarmos que ele classificou 180 batimentos como anormais, quando na verdade eles são normais ($100/180 = 35,7\%$), verifica-se, então, que esse critério de análise não é suficiente.

4.4.1.3 Sensibilidade e Valor Preditivo Positivo

As medidas de sensibilidade e de valor preditivo positivo são outros critérios de análise que podem nos informar melhor sobre o desempenho do sistema. Como sabemos, não existe um exame absolutamente preciso. Algumas vezes, o resultado de um exame é incorretamente dado como anormal numa pessoa que não apresenta a doença (resultado falso-positivo). Algumas vezes, o resultado de um exame é incorretamente dado como normal numa pessoa que apresenta a doença (resultado falso-negativo).

Então, os exames devem ser avaliados de acordo com sua sensibilidade, ou seja, a probabilidade de seus resultados serem positivos quando existe uma doença, e seus valores de preditivos positivos, a probabilidade de seus resultados serem negativos quando não existe uma doença. Esses dois critérios estão de acordo com [55].

1. Um exame muito sensível dificilmente deixa de detectar uma doença em pessoas que a apresentam. Contudo, ele pode indicar erroneamente a presença da doença em pessoas saudáveis. Por isso, utiliza-se o valor preditivo positivo:

$$PP = \frac{DC}{DC + FP} \quad (4.6)$$

2. Um exame muito específico apresenta uma chance mínima de indicar a presença da doença em pessoas saudáveis. Entretanto, ele pode não detectar a doença em algumas pessoas que a apresentam. Por causa disso, emprega-se a medida de sensibilidade que é calculada pela seguinte fórmula:

$$Se = \frac{DC}{DC + FN} \quad (4.7)$$

Vamos analisar a sensibilidade (Se) e o valor preditivos positivos (PP) da matriz confusão obtida na fase de *aprendizagem* do sistema, onde foi utilizada a divisão dos batimentos em duas classes, normais e anormais:

$$\begin{bmatrix} 8848 & 33 \\ 97 & 851 \end{bmatrix}$$

Assim, a partir da matriz acima, obtivemos que: Se = [98,91% ; 96,26%] e PP = [99,62% ; 89,76%]. Analisando esses números vemos que o sistema se saiu muito bem em termos de Se, ou seja, é bem provável que ele identifique os batimentos de uma dada classe. Já o valor de PP mostrou que ele diagnostica, erroneamente, batimentos prematuros em pacientes que não o tem.

4.5 Análise dos Resultados

O resultado obtido pelo sistema de classificação na base de *testes* para duas classes de batimentos é apresentado a seguir na forma de matriz de confusão:

$$\begin{bmatrix} 70197 & 563 \\ 387 & 3178 \end{bmatrix}$$

As sensibilidades e os valores preditivos positivos obtidos a partir das matrizes confusão são: Se = [99,45% ; 84,95%] e PP = [99,20% ; 89,14%]. Com taxa de acerto global de 98,72%.

Os resultados obtidos pelo sistema foram muito bons, com níveis altos de Sensibilidade e Valores Preditivos Positivos, além de uma ótima taxa de acerto global. Apesar disso, deve-se sempre tentar melhorar o desempenho buscando soluções para problemas encontrados. Analisando os registros que obtiveram classificações feita de forma errada, verificou-se que alguns registros têm uma relação sinal/ruído muito baixa como, por exemplo, o registro rotulado como 200 na *MIT-BIH Arrhythmia Database*, onde determinados trechos são de difícil análise (Figura 4-14).

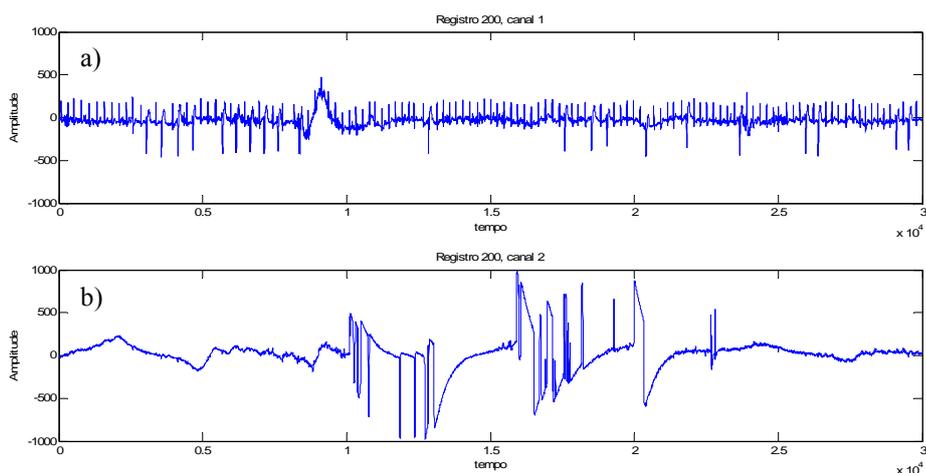


Figura 4-14 - a) Sinal do canal A. b) Sinal com baixa relação sinal/ruído do canal B.

Neste exemplo, podemos ver que o canal 2 está com baixa relação sinal/ruído [4] em grande parte do registro, e isso fez com que o sistema classificador errasse na divisão de classes, já que ele fornecesse o resultado com base na análise dos dois canais. Uma solução para esse problema seria acrescentar ao sistema um módulo que desconsiderasse a classificação de determinado canal quando este apresentasse baixa relação sinal/ruído, mas esse problema será discutido na seção 7.2.

4.6 Conclusões

Os testes mostraram que é possível fazer um sistema não-supervisionado de classificação automática de batimentos cardíacos. O sistema proposto realiza a comparação dos batimentos utilizando a técnica do DTW. Além disso, ele utiliza dois canais do ECG para realizar essa comparação via estratégia de fusão dos resultados de classificação de cada canal.

Apesar de obter ótimo desempenho para a divisão dos batimentos em duas classes, quando o número de classes é aumentado para três, o classificador não realiza essa divisão de forma satisfatória. Isto porque para localizar os batimentos prematuros foi utilizado um limiar fixo na análise da distância RR dos batimentos, o que gerou muitos erros de classificação. Desta forma, será discutido no capítulo 5 uma possível solução para este problema.

5 BATIMENTOS PREMATUROS E A LOGICA FUZZY

5.1 Introdução

Apesar dos testes realizados no sistema dividindo os batimentos em duas classes apresentarem ótimos resultados (seção 4.5), o desempenho do sistema classificador reduz de forma considerável quando aumentamos o número de classes para três. Na tentativa de aumentar o número de classes, foi desenvolvido um segundo estágio do classificador (Figura 5-1) onde todos os batimentos classificados como normais, na divisão em duas classes, são divididos em dois grupos: os normais (NN), que são os batimentos que indicam o correto funcionamento do coração; e os prematuros (S), que são os batimentos onde o QRS é prematuro, ou seja, sua ocorrência se dá em um intervalo de tempo menor que o da média dos batimentos, podendo, com isso, apresentar ou não onda P visível.

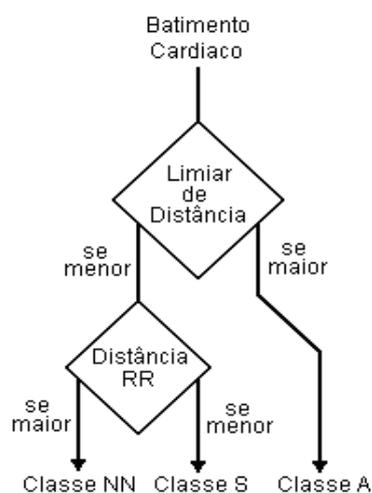


Figura 5-1 – Classificador com 2 estágios.

5.2 Batimento Prematuro

Inicialmente, para subdividir a classe dos batimentos normais (N) em duas classes distintas, NN e S, foi desenvolvido um algoritmo que analisa o instante da ocorrência dos complexos QRS (intervalo RR) e compara com o tempo médio da

ocorrência dos n últimos batimentos classificados como NN. Desta forma, se um batimento ocorre antes de certo limiar de tempo o mesmo será classificado como pertencente à classe S. Vale ressaltar, que o valor RR médio é atualizado ao longo de todo registro, o que possibilita calcular a frequência cardíaca média de um determinado trecho do registro. Depois de diversas análises do valor que deveria ter esse limiar foi determinado o valor que obteve o melhor desempenho: caso o batimento ocorra em até 84% da distância RR média dos batimentos normais esse batimento será classificado com S.

Definido o limiar, foram realizados testes para uma divisão em três classes, obtendo precisão nos resultados muito abaixo do esperado, sendo Se de 79%, 91,3% e 98,5% e PP de 99,9%, 15,9% e 49,5% para as classes NN, P e A, respectivamente.

Como os índices de sensibilidade e de valores preditivo positivos caem a valores indesejáveis quando definimos um limiar fixo para identificá-los, foi feito um estudo aprofundado de suas características para, assim, definir estratégias para sua classificação. Para exemplificar a complexidade de identificação desses batimentos foram analisados os dois casos a seguir:

1. **Registro 201**: O início do registro 201 da MIT-BIH database possui a seqüência de batimentos apresentados na Figura 5-2.

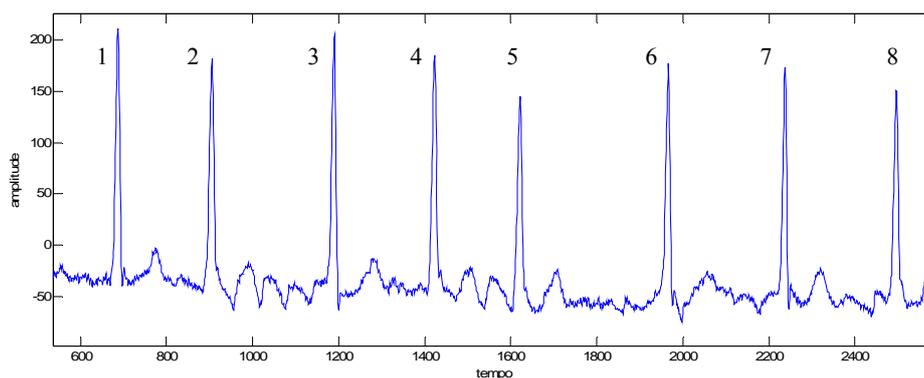


Figura 5-2 – Trecho do registro 201.

Nessa seqüência, todos os batimentos foram classificados como N pelo especialista. Porém, analisando a seqüência, percebe-se uma grande variabilidade em suas distâncias RR. A média de ocorrência entre os batimentos nesse trecho de ECG foi de um batimento a cada 256,2 pontos coletados, ou

seja, 84,3 BPM. Porém, quando calculamos as distâncias entre os batimentos da Figura 5-2 encontramos os valores mostrados na Tabela 5-1:

Batimento analisado	Distância RR	Frequência Cardíaca Instantânea	Proporção em relação à Frequência Cardíaca (%)	Rotulo do especialista
2	219	98,63	118,38	N
3	284	76,05	90,21	N
4	233	92,70	109,95	N
5	199	108,54	128,74	N
6	344	62,79	74,47	N
7	271	79,70	94,53	N
8	259	83,39	98,91	N

Tabela 5-1– Análise do trecho do registro 201

Analisando os resultados, verificou-se que o batimento 5 poderia ter sido classificado como prematuro, já que ele ocorreu em uma frequência 28,74% maior que a frequência cardíaca média. Porém, ele foi classificado como normal pelo médico.

2. **Registro 209:** Já no registro 209 da MIT-BIH database temos a sequência de batimentos da Figura 5-3.

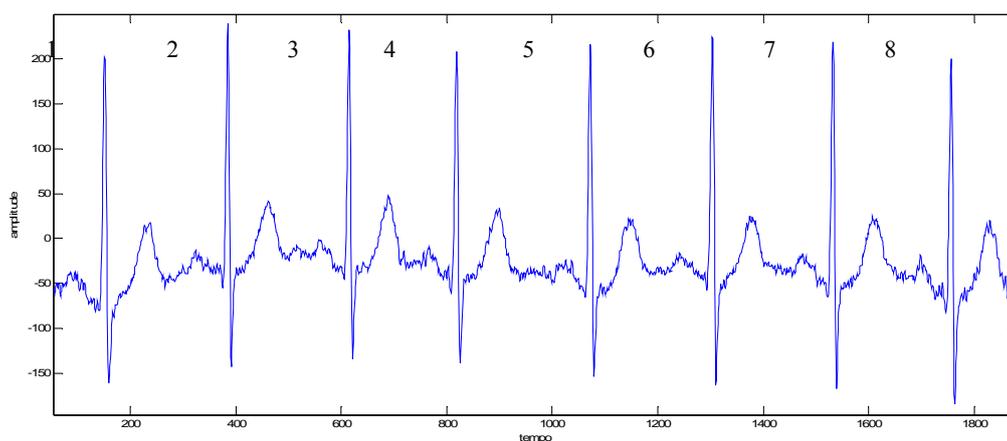


Figura 5-3 – Trecho do registro 209

Nessa sequência, o batimento 4 é classificado como prematuro (S) e os outros foram classificados como N pelo médico. A média de ocorrência dos

batimentos N nesse trecho de ECG foi de um batimento a cada 232,7 pontos, o que equivale a 92,8 BPM. Analisando as distâncias RR dos batimentos da Figura 5-3 temos os valores apresentados na Tabela 5-2:

Batimento analisado	Distância RR	Frequência Cardíaca Instantânea	Proporção em relação à Frequência Cardíaca (%)	Rotulo do especialista
2	233	92,70	99,86	N
3	230	93,91	101,20	N
4	204	105,88	114,10	P
5	253	85,37	92,00	N
6	231	93,51	100,76	N
7	229	94,32	101,64	N
8	224	96,43	103,91	N

Tabela 5-2 – Análise do trecho do registro 209.

Neste caso temos o batimento prematuro (número 4) ocorrendo a uma frequência 14,1% maior que o período da frequência cardíaca média. Voltando ao caso anterior, referente ao trecho do registro 201, temos o batimento número 5 classificado como normal ocorrendo com uma frequência 28% maior que a frequência cardíaca média. Então o batimento número 4 do registro 209 poderia, ou deveria, ser classificado como normal se fosse utilizado como critério de classificação a análise feita no registro 201. Por outro lado, o batimento 5 do registro 201 poderia ter sido classificado como prematuro se usássemos o critério do registro 209.

Na MIT-BIH database exemplos como esse acontecem com certa frequência, ou seja, batimentos que ocorrem prematuramente sendo classificados como normais e vice-versa. Vale ressaltar que em ambos os casos a morfologia dos batimentos é muito semelhante com a dos seus vizinhos, o que dificulta ainda mais a distinção entre um batimento normal e do prematuro.

Conclui-se que essa divisão não pode ser feita com um limiar fixo, pois esse processo de decisão é de natureza nebulosa, ou seja, as fronteiras de divisão não são definidas de forma abrupta e sim de acordo com uma vizinhança que esteja próxima a um valor de referência da classe.

Desta forma, optou-se por trabalhar em um espaço Fuzzy, dando pesos para os diferentes intervalos de ocorrência de cada batimento. Assim, teremos batimentos classificados como prematuros, quase prematuros, próximos de normais, muito prematuros, normais, etc. Com isso, será possível a análise de outras características específicas de cada batimento cardíaco, para que possamos classificá-los o quão pertencente de determinada classes ele é.

5.3 Lógica Fuzzy

A lógica Fuzzy ou lógica nebulosa abrange um conjunto de conceitos e metodologias que permitem processar informações subjetivas [57]. Do ponto de vista prático, esta lógica tem como objetivo o desenvolvimento de métodos simples e robustos para aproveitar ativamente os dados imprecisos, qualitativos e vagos, geralmente descartados pelas abordagens tradicionais.

Segundo [57]: “Os seres humanos raramente usam números para resolver problemas”. Assim, modelar frases e estimativas humanas através de formalismos matemáticos não é um procedimento facilmente realizado. A partir destas observações, conclui-se que quando a complexidade do sistema aumenta, a habilidade para tornar as proposições precisas diminui até um limiar que está fora do alcance.

A lógica nebulosa permite obter maior generalidade, maior poder de expressão, habilidade de modelar problemas complexos, modelar o conhecimento de sistemas especialistas, manipular incertezas e reduzir complexidades de problemas [58] [59].

5.3.1 Conjuntos Nebulosos

Na teoria de conjuntos clássica, o conjunto (*crisp*) é definido de tal modo como se dividisse os indivíduos de determinado conjunto universo em dois grupos: 1-membros (esses que certamente pertencem ao conjunto) e 2-não-membros (esses que certamente não fazem parte do conjunto). Uma acentuada distinção de não ambigüidade existe entre os membros e não membros da classe ou categoria

representada pelo conjunto *crisp* [60]. A teoria de conjuntos *crisp* é a mais utilizada, porém muitas categorias (por exemplo, em idioma natural), como as classes de pessoas altas, carros caros, números muito maiores do que 1, não exibem esta característica binária (verdadeiro ou falso). Ao invés disso, os seus limites parecem vagos, e a transição de membro para não membro é gradual ao invés de abrupta [60].

O termo conjunto nebuloso foi introduzido em 1965 por Lotfi Zadeh [57], como um novo caminho para representar a incerteza na vida cotidiana. Os conjuntos nebulosos, também chamados conjuntos Fuzzy, permitem representar conceitos vagos, expressos em linguagem natural, tais como, pequeno, quente, bom, ruim, dentre outros.

5.3.2 Conceitos Básicos

Uma noção básica da teoria de conjuntos é a pertinência de um elemento a um determinado conjunto. Assim, sendo x um elemento pertencente a um conjunto A , representado por $x \in A$. Uma forma de se indicar essa pertinência pode ser feita através da função de pertinência (*membership function*) $\mu_A(x)$, cujo valor indica se o elemento x pertence ou não ao conjunto A . Por exemplo, no seguinte caso, $\mu_A(x)$ é uma função de pertinência binária ou *crisp*, sendo a sua pertinência dada por um valor em $\{0,1\}$:

$$\begin{aligned} \mu_A(x) &= 1, \text{ se } x \in A \\ \mu_A(x) &= 0, \text{ se } x \notin A \end{aligned} \quad (5.1)$$

Mas, no seguinte caso, $\mu_A(x)$ é uma função de pertinência nebulosa, pois associa para cada elemento x , pertencente a A , um número real $\mu_A(x)$ no intervalo $[0,1]$, indicando o grau de pertinência do elemento x ao conjunto A [61]. Quanto mais o valor de $\mu_A(x)$ se aproximar de 1, maior será seu grau de pertinência ao conjunto A .

$$\begin{aligned} \mu_A(x) &\geq 0, \text{ se } x \in A \\ \mu_A(x) &= 0, \text{ se } x \notin A \end{aligned} \quad (5.2)$$

Desta forma, um conjunto nebuloso pode ser definido matematicamente, nomeando a cada possível elemento no conjunto universo um valor que representa seu grau de pertinência, correspondendo ao grau para o qual aquele elemento é semelhante

ou compatível com o conceito representado pelo conjunto nebuloso. Devido aos conjuntos nebulosos representarem a pertinência total e a não pertinência total indicadas pelos valores de 1 e 0, respectivamente; pode-se considerar o conjunto *crisp* como um caso específico de conjunto nebuloso, para o qual são permitidos somente estes dois graus de pertinência [60].

5.3.3 Peso e Normalização

O peso de um conjunto nebuloso é o maior grau de pertinência alcançado por algum elemento no conjunto [60]. A normalização de um conjunto de números (ou de uma função) é encontrada ao dividir cada número do conjunto pela diferença entre o maior e o menos número do conjunto, tornando-se o maior número igual a 1 [62]. Por exemplo, um conjunto de possíveis distâncias RR podem ser dadas por (150, 210, 240, 300) é normalizado para (0.5, 0.7, 0.8 e 1.0) se for dividido cada número por 300.

Portanto, um conjunto nebuloso é chamado normalizado quando pelo menos um de seus elementos atinge o máximo grau de pertinência possível. Se a faixa dos graus de pertinência é um intervalo fechado entre 0 e 1, por exemplo, então pelo menos um elemento deve ter um grau de pertinência de 1 para o conjunto nebuloso ser considerado normalizado [60]. Claramente, isto implicará que o peso do conjunto nebuloso seja igual a 1.

5.3.4 Tipos de Funções de Pertinência

Na maioria das aplicações práticas, as funções de pertinência são dos tipos: gaussiana, triangulares, trapezoidais, crescentes ou decrescentes. A Figura 5-4 apresenta estes cinco tipos de funções de pertinência.

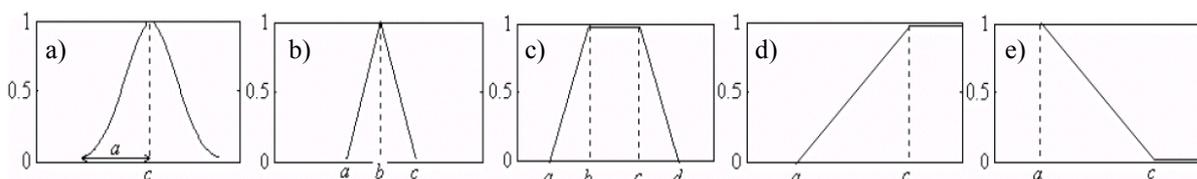


Figura 5-4 – Funções Pertinência: a) Gaussiana; b) Triangular; c) Trapezoidal; d) Crescentes; e) Decrescente

5.3.5 Conjunto Nebuloso x Probabilidade

Conjunto nebuloso é freqüentemente indicado incorretamente como alguma forma de probabilidade. Apesar do fato de poderem assumir valores semelhantes, é importante perceber que os graus de pertinência não são probabilidades. Uma diferença imediatamente aparente é que a adição de probabilidades em um conjunto universal finito tem de ser igual a 1, enquanto não há nenhuma exigência desta para graus de pertinência. O exemplo a seguir relatado por [63] esclarece a diferença entre conjunto nebuloso e probabilidade.

“Considerando que L = conjunto de todos os líquidos e o subconjunto P = todos os líquidos potáveis. Se uma determinada pessoa estivesse sem beber há muito tempo e encontrasse duas garrafas A e B , marcadas com a seguinte informação: $\text{prob}(A \in P) = 0.91$ e $\text{memb}(B \in P) = 0.91$. Concluindo-se que esta pessoa deve beber a que escolher, qual seria a escolhida para se beber primeiro? A maioria das pessoas diria que B poderia conter, por exemplo, água de pântano; porém uma pertinência de 0.91 significa que os conteúdos de B são "bastante semelhantes" a líquidos perfeitamente potáveis (talvez, água pura). Por outro lado, a probabilidade de A ser potável = 0.91, simplesmente indica, que baseado em longas experiências nos conteúdos de A , é esperado que seja potável em aproximadamente 91% das tentativas, sendo que, em 9% das tentativas restantes, os conteúdos poderão ser mortais, isto é, aproximadamente 1 probabilidade em 10. Assim, a maior parte das pessoas optaria pela água de pântano da garrafa B . Continuando, então, ao examinar os conteúdos das garrafas A e B , descobre-se que A e B contém cerveja. Depois desta observação, o valor de pertinência para B não mudará, entretanto o valor da probabilidade deve, reduzir-se de 0.91 a 0. Este exemplo mostra que estes dois modelos possuem diferentes espécies de informação: pertinência nebulosa, que representa similaridades de objetos para definir propriedades imprecisas e probabilidade que diz respeito a informações de freqüências relativas.” [63]

5.3.6 Sistemas Fuzzy

Uma aplicação da lógica fuzzy é a construção de sistemas fuzzy, que são sistemas especialistas compostos de entrada e saída de dados numéricos, do método de fuzzificação, das regras fuzzy, da inferência fuzzy e do método de defuzzificação [64]. Na Figura 5-5 são mostrados estes componentes.

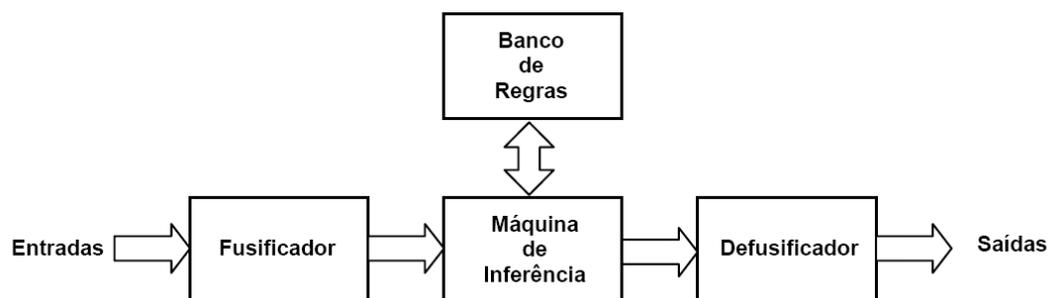


Figura 5-5 - Diagrama de Blocos de um Sistema Fuzzy

As entradas são valores numéricos que serão traduzidos em termos lingüísticos para serem usados no processo de inferência. A saída é um resultado numérico originado da inferência das regras sobre as entradas.

Regras fuzzy representam habilidades e conhecimento especialista [64]. Elas são expressas em sentenças SE-ENTÃO (IF-THEN) e são utilizadas na inferência para mapear o conjunto de entradas fuzzy para um conjunto de saídas fuzzy. Essas regras podem ser combinadas entre si através de conectivos lógicos como AND e OR. Já o mecanismo de inferência define a maneira de como as regras são combinadas, provendo uma base para tomada de decisões [65].

5.3.7 Fuzzyficação e Defuzzyficação

Na etapa de fuzzificação é realizada a análise do ambiente, pois é de extrema importância conhecer: o problema a ser manipulado; como o especialista trabalha e como ele entende sua realidade; qual a linguagem usada pelo especialista para tratar os problemas; quais as decisões e quando elas são tomadas. A partir da aquisição deste conhecimento, pode-se saber em qual contexto o sistema baseado em lógica nebulosa será aplicado.

Como geralmente os dados de entrada são valores resultantes de medidas ou observações, é necessário efetuar-se o mapeamento (fuzzificação) [61] destes dados para os conjuntos nebulosos de entrada relevantes. Desta forma, são definidos os conjuntos nebulosos, escolhendo qual o tipo de função de pertinência a ser adotada (triangular, gaussiano, etc.) e as variáveis lingüísticas. A fuzzificação então descreve a

transição de um sistema *crisp* para um sistema nebuloso, assinalando os valores de pertinência entre 0 e 1 para cada característica, sendo estes chamados de funções de pertinência.

Já a defuzzyficação consiste em obter a melhor representação para o conjunto de saída nebulosa, onde o valor da variável linguística de saída inferida pelas regras nebulosas será traduzido em um valor discreto. Pode-se dizer então que, a defuzzyficação é o processo inverso da fuzzyficação, transformando os valores nebulosos em *crisp*. Para seleccionar o método apropriado de defuzzyficação, pode-se utilizar um enfoque baseado no centro de área ou nos valores máximos que ocorrem da função de pertinência resultante [61].

5.4 Teoria Nebulosa na Classificação de Batimentos Prematuros

A teoria de conjuntos nebulosa considera a natureza heterogênea e imprecisa do mundo real e, pode ser utilizada juntamente com algoritmos de classificação supervisionada e não supervisionada [66]. Através da teoria nebulosa, as incertezas podem ser propagadas ao próximo nível lógico mais alto de um sistema que retém a informação, em vez de ser forçado a chegar prematuramente a uma decisão.

Devido a isto, a teoria nebulosa tem se destacado cada vez mais na área de processamento de imagens, pois proporciona uma ferramenta satisfatória na representação de incertezas que surgem em segmentação ou classificação, sendo possível através dela modelar a atividade de percepção dos seres humanos.

5.4.1 Estudo Estatístico

Para definição das funções pertinências dos conjuntos dos batimentos NN e S foi estudado o comportamento do especialista na classificação dos batimentos. Para isso foram utilizados os 34 registros da base de testes, com 65591 batimentos rotulados como NN e 1155 batimentos rotulados como S.

Foram comparados os valores das distâncias RR entre os batimentos NN consecutivos e a frequência cardíaca do trecho. O resultado normalizado em relação à frequência cardíaca (Seção 4.3.5) é apresentado na Figura 5-6.

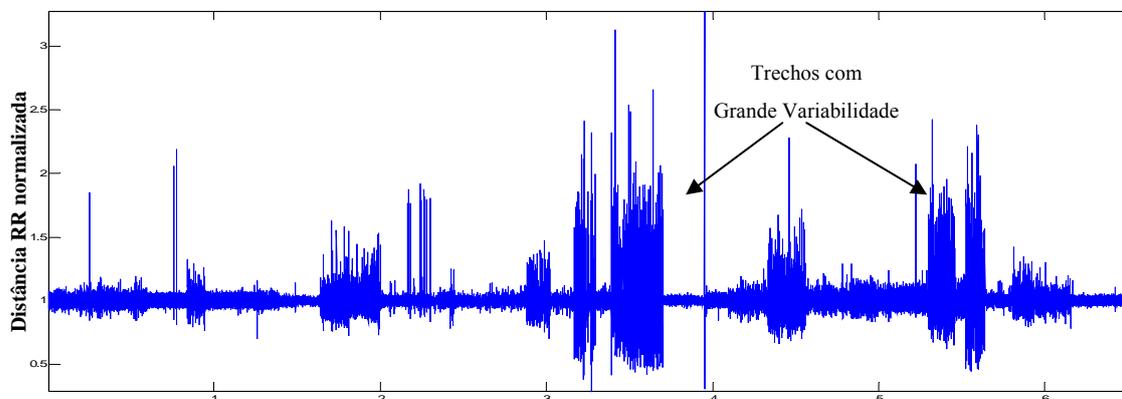


Figura 5-6 – Distâncias RR normalizadas dos batimentos normais (NN) da base de testes.

Analisando os resultados, verifica-se que a distância RR não apresenta muita variabilidade em grande parte dos registros, porém, em certos trechos essa variabilidade atinge valores muito altos. Esse tipo de variabilidade dificulta em muito a classificação dos batimentos S, pois em alguns casos a distância RR varia de 50% a mais de 150% da distância RR média. Vale destacar que alguns desses trechos são registros inteiros, já que o gráfico foi gerado combinando as distâncias RR de vários registros seqüencialmente. O registro 203 é um exemplo de registro com uma grande variabilidade, conforme mostrado na Figura 5-7:

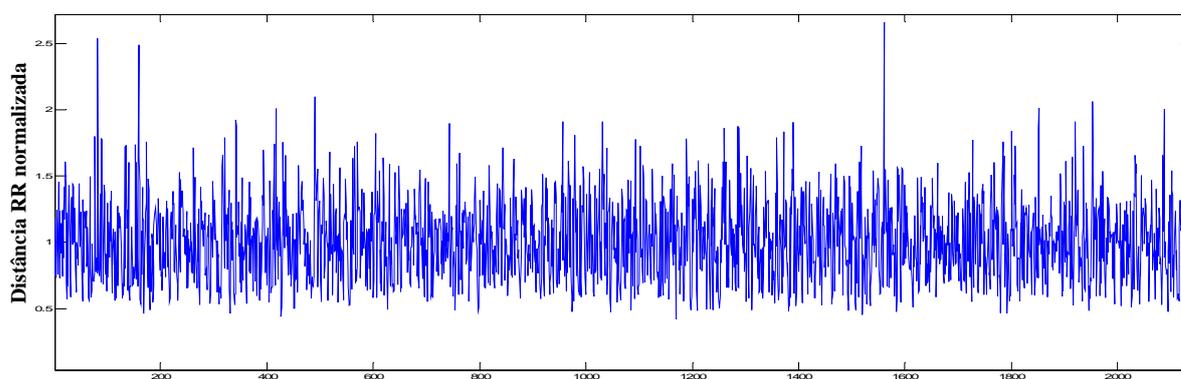


Figura 5-7 – Variabilidade das Distâncias RR dos batimentos normais (NN) do registro 203.

Já as distâncias RR dos batimentos prematuros também apresentam grande variabilidade (Figura 5-8). Essas variabilidades apresentadas pelos dois tipos de

batimentos tornam necessária a utilização da lógica nebulosa no processo de classificação.

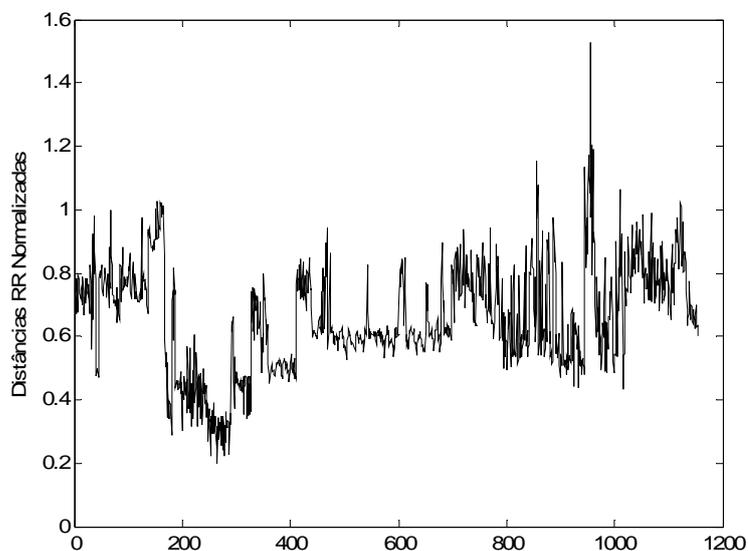


Figura 5-8 – Distâncias RR normalizadas dos batimentos prematuros (S) da base de testes.

Para escolha das funções pertinência que irão representar os conjuntos Fuzzy deve-se analisar a distribuição estatística (na forma de histograma) das distâncias RR das duas classes de batimentos (Figura 5-9).

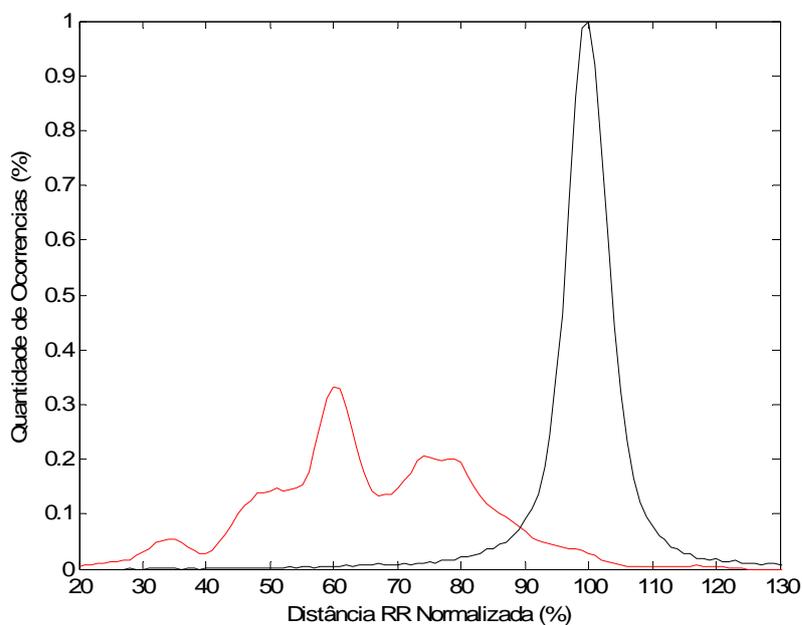


Figura 5-9 – Distribuição das Distâncias RR dos batimentos NN (preto) e P (vermelho).

No gráfico da Figura 5-9, apesar de normalizado, foi utilizada uma proporcionalidade arbitrária de 1:3 para melhor representar as classes de batimentos, já que, a classe de batimentos NN tem quase 60 vezes mais exemplos do que a classe dos prematuros. Nele foi possível verificar que a ocorrência dos batimentos prematuros começa a declinar a cerca de 80% da distância RR e que os batimentos NN ocorrem, em sua maioria entre 90 e 110% da mesma.

Por fim, foi feita uma análise nas ocorrências dos batimentos NN e S da Figura 5-10 para construção das funções de pertinência. Para isso foram gerados os gráficos com o somatório das ocorrências de cada classe em função da distância RR, sendo que o gráfico da classe dos batimentos NN foi obtido integrando-se as ocorrências de 0 ao valor máximo de RR e o gráfico da classe dos batimentos P foi obtido integrando-se as ocorrências do valor máximo de RR a 0.

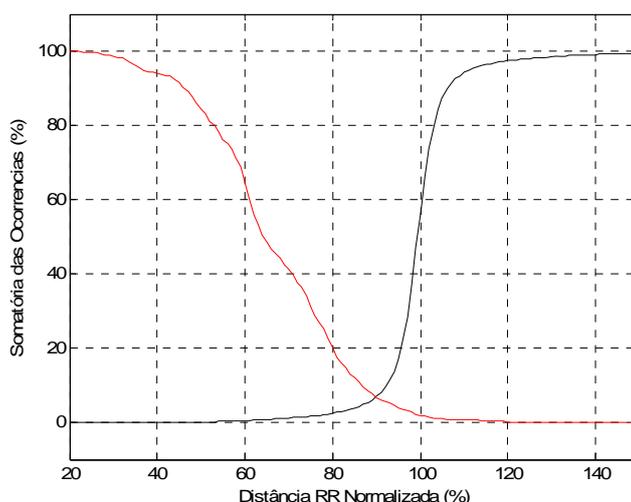


Figura 5-10 – Somatória das Distâncias RR dos batimentos NN (preto) e S (vermelho).

Para escolha da função pertinência (Figura 5-11) foi feito um estudo nas curvas da Figura 5-10. Analisando o ponto de interseção entre as duas curvas, tem-se que este ponto corresponde a distância RR igual a 90% da distância RR média. Verifica-se ainda que menos de 10% dos batimentos normais e mais de 90% dos batimentos prematuros estão à esquerda do ponto de interseção. Conseqüentemente, o ponto de interseção foi encolhido como sendo de pertinência 0,5 para cada classe.

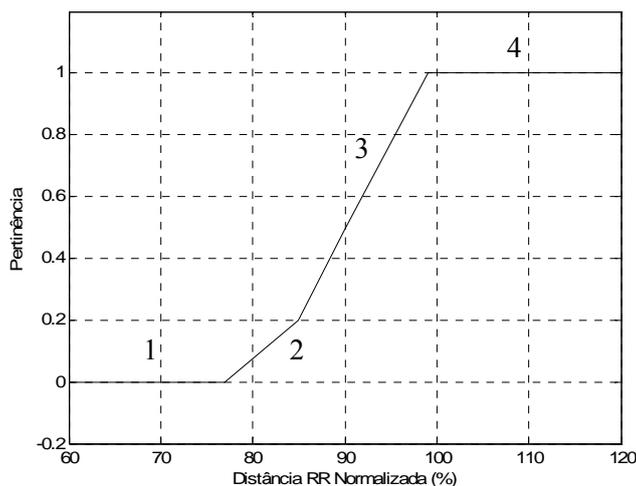


Figura 5-11 – Função de Pertinência.

Em seguida, deve-se definir os limiares de pertinência iguais a 0 e 1. Por meio da análise do gráfico da Figura 5-10 foram escolhidos pontos onde ocorreram menos de 2% do total de batimentos NN e S, conforme apresentado na Figura 5-12. Estes pontos correspondem a RR normalizado igual a 77% da distância RR normalizada para a classe NN e 99% pra a classe de batimentos S. A escolha do valor de 2% não foi aleatória, mas foi por volta desse valor que a curva dos batimentos prematuros se estabiliza próximo ao zero e a curva dos batimentos NN começa uma trajetória crescente. Assim foi criado o segmento de reta número 3 na Figura 5-11.

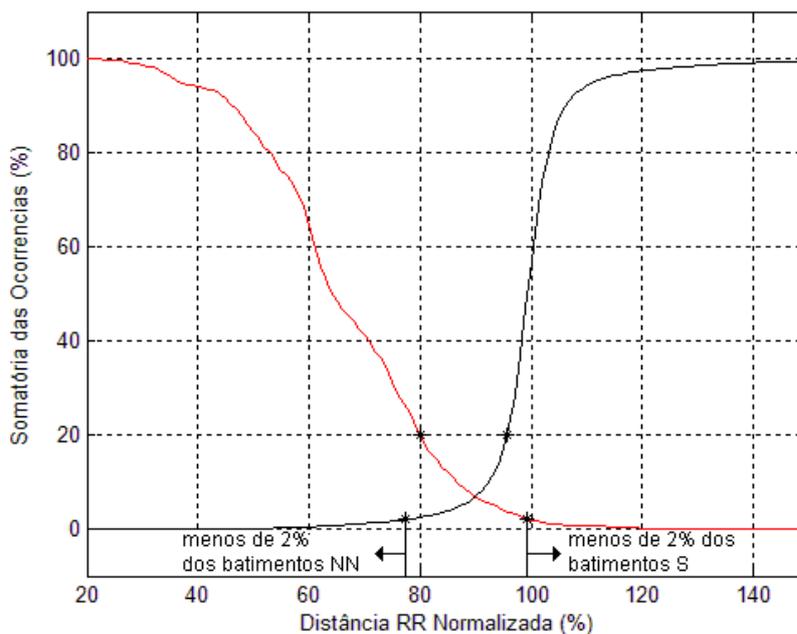


Figura 5-12 – Somatória das Distâncias RR dos batimentos NN (preto) e S (vermelho).

Por meio da análise do comportamento das distâncias RR dos batimentos NN verifica-se que depois da ocorrência dos 20% primeiros batimentos a curva assume uma trajetória ascendente muito forte e nesses mesmos 20% a curva dos batimentos S está se tornando cada vez mais horizontal. Então, neste ponto, foi traçado o segmento de reta número 2 na Figura 5-11 para representar esta situação.

Este segmento de reta foi necessário para que a aproximação da curva das ocorrências dos batimentos normais fosse melhor representado. Ou seja, apesar de não ser muito visível no gráfico Figura 5-10, devido a sua normalização, o conjunto dos batimentos NN é cerca de 60 vezes maior que o conjunto S, desta forma, 20% dos batimentos NN representam um grupo maior que os do batimentos S.

Com isso, temos definida a função de pertinência, onde os segmentos de reta 1 e 4 representam pertinências 0 e 1, respectivamente e as retas 2 e 3 indicam a variação da pertinência de acordo com a distância RR normalizada. Os significados lingüísticos dessas pertinências são:

- Pertinência 0: Batimento Prematuro;
- Pertinência maior que 0 até 0,2: Batimento quase Prematuro;
- Pertinência maior que 0,2 até 0,5: Batimento pouco Prematuro;
- Pertinência maior que 0,5 até 0,8: Batimento pouco normal;
- Pertinência maior que 0,8 e menor que 1: Batimento quase normal;
- Pertinência 1: Batimento Normal.

5.5 Conclusões

Neste capítulo foi discutido o problema da classificação dos batimentos prematuros. A maior dificuldade deve-se ao fato de que os batimentos classificados como prematuros por um especialista muitas vezes não seguem um padrão lógico, ou que essa lógica não tenha sido identificada. O fato é que muitos batimentos prematuros

têm frequência cardíaca iguais ou até maiores que os normais. Além disso, na grande maioria dos casos, também não há diferença de morfologia.

Outra hipótese que também deve ser considerada no problema dos batimentos prematuros é o fato de possível existência de erros na base *MIT-BIH Arrhythmia Database*. Mas essa hipótese não foi considerada neste trabalho, pois, o objetivo foi reproduzir experimentos realizados por outros grupos de pesquisa neste tema.

A solução proposta neste trabalho foi utilização da lógica Fuzzy, pois ela tenta modelar estimativas humanas através de formalismos matemáticos, o que não é um procedimento fácil de ser realizado. Porém, mesmo com todo esse estudo, parte dos batimentos das duas classes (NN e S) não será classificada com o mesmo rótulo dado pelo especialista, isto se deve a subjetividade que o último utilizou nessa classificação.

Outra estratégia que pode ser utilizada é a construção de um modelo que utilize mais variáveis de entrada. Algumas variáveis candidatas já foram identificadas, como por exemplo, formato das ondas P e T, a análise do comportamento da vizinhança do batimento, além da distância RR dos batimentos vizinhos, pois estes fatores também podem afetar o cenário de decisão.

6 GERAÇÃO DE RELATÓRIOS COM RESULTADOS

6.1 Introdução

Um Sistema de Classificação de Batimentos Cardíacos pode ser muito útil no auxílio ao diagnóstico médico. Porém, para que o especialista tire o máximo proveito dessa grande quantidade de informações, deve-se desenvolver uma interface que mostre o comportamento do coração do paciente de maneira resumida, destacando trechos do período de monitoramento. Essa interface será um relatório resumindo o comportamento do coração do paciente durante um dado período de observação. Nesse relatório deverão constar itens, tais como:

1. A Frequência cardíaca ao longo do registro;
2. Batimento que melhor represente um grupo e/ou uma seqüência de batimentos.
3. Tipos (N ou A) dos batimentos, além de sua respectiva sensibilidade (Se) e valores preditivos positivos;
4. A variabilidade dos batimentos (Prematuros);
5. Indicação dos pontos mais críticos do registro (ocorrência de muitos batimentos A e P, variações bruscas da frequência cardíaca, etc.);
6. Outras informações relevantes para o especialista.

Com exceção do segundo item (que será discutido na seção 6.2), todos os outros são fornecidos pelo SDTW e a organização de suas informações não é complexa, bastando para isso organizar as variáveis de saída do algoritmo de acordo com a necessidade do especialista.

6.2 Alinhamento de Sinais

Com objetivo de estimar um batimento cardíaco que melhor caracterize um grupo de batimentos de uma mesma classe, foi proposto um algoritmo baseado no

DTW que alinhasse vetores de dados, de forma a minimizar uma função custo para, desta forma, ser calculada a média dos vetores alinhados.

Esse vetor, que representará o batimento cardíaco dominante de uma sequência e/ou grupo, e será utilizado no auxílio à leitura de longos registros de eletrocardiograma, já que, será possível indicar como determinado trecho está se comportando apenas com um único batimento.

6.2.1 Metodo de Alinhamento Baseado no DTW

O sistema de alinhamento proposto, chamado de MKDTW, utiliza o algoritmo do DTW para dilatar de forma não linear dois vetores de dados de forma a minimizar o erro quadrático entre os dois. Inspirado no algoritmo do K-médias, o MKDTW realiza o alinhamento de um conjunto de vetores de forma a minimizar uma função custo utilizando o algoritmo DTW.

O sistema apresentado, ao contrário do algoritmo K-médias, não faz uma seleção aleatória inicial do representante da classe. Nele, foi desenvolvido um pré-localizador do batimento dominante. Foi desenvolvido um algoritmo, baseado no método de Comparações Sucessivas, para achar um o pequeno grupo de vetores mais semelhantes entre si, e neste grupo é escolhido o vetor que será a amostra inicial.

De posse do vetor inicial, será feito o alinhamento de cada vetor pertencente ao grupo com o vetor inicial. Para isso, foi necessário modificar o algoritmo do DTW restringindo alguns caminhos de busca e criando novos caminhos (Figura 6-1). Com esta restrição nos caminhos de busca, forçou-se o vetor de referência a dar um passo em cada interação fazendo com que ele não seja deformado, diferentemente do vetor comparado, que vai ser dilatado até ser alinhado ao vetor inicial.

Com o vetor inicial podendo dar apenas um passo e o vetor comparado dando de um a três passos foi necessário que se fizesse a sobre-amostragem do vetor comparado permitindo assim que ele fosse reduzido de forma a melhor se “encaixar” no vetor inicial. Vale ressaltar que não foi permitido que o caminho de busca andasse apenas na horizontal ou vertical, o que significa que a cada interação cada um dos

vetores dê pelo menos um passo, isso evita deformações muito bruscas em algum vetor descaracterizando totalmente o mesmo.

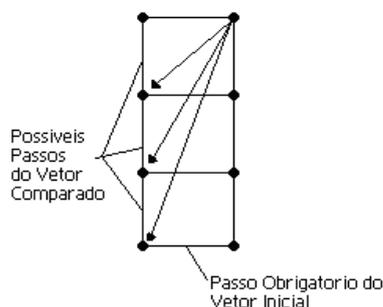


Figura 6-1 – Caminhos de Busca Possíveis.

O MKDTW funciona da seguinte maneira: é definido um vetor inicial por meio de comparação entre os vetores do grupo; os vetores restantes são sobre-amostrados para que possam ser alinhados; é utilizado o DTW modificado para alinhar os vetores e os resultados são guardados assim como o custo (distância euclidiana) de cada alinhamento; é calculado o custo total das interações e a média dos vetores alinhados, desta forma essa média irá substituir o vetor inicial no próximo loop de alinhamento; em cada interação do alinhamento são executados os mesmos passos, sobre-amostragem, alinhamento e calculo da nova média e do custo total das interações; por fim o MKDTW considera como vetor médio do grupo o vetor médio da interação que atender o critério de convergência.

Os critérios de convergência são três: o primeiro calcula o quanto o custo total de cada interação variou, quando essa variação for menos que 1% do último valor esse critério foi atendido (Figura 6-2). O segundo critério verifica a amplitude do vetor médio do grupo, ele tem que estar numa faixa de 15%, para mais ou para menos, da média da amplitude máxima dos vetores do grupo.

Vale ressaltar que esse critério funciona bem no caso do ECG onde o sinal tem a forma de um impulso, para outros tipos de sinais determinam-se outros critérios. O último critério é o número de iterações e ele determina um número máximo de iterações possíveis evitando assim que o algoritmo entre em *loop* infinito.

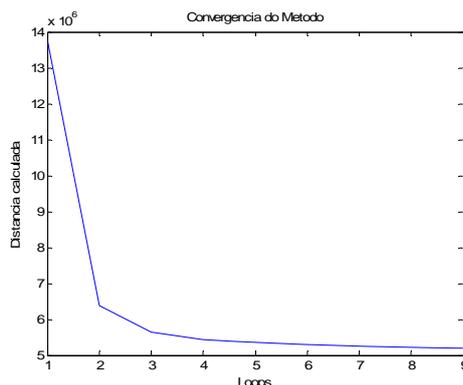


Figura 6-2 – Convergência do Método.

6.2.2 Self Modeling Registration

A técnica de Self-Modeling Registration (SMR) é uma poderosa ferramenta desenvolvida pelo Departamento de Bioestatísticas da Universidade de Zurique na Suíça [11]. O objetivo do SMR é similar a aqueles das tradicionais áreas da estatística, porém com certas peculiaridades da área biomédica já que os sinais analisados apresentam uma grande variabilidade no tempo, pois são gerados de processos físicos e biológicos que ocorrem em períodos diferentes que variam de acordo com fisiologia de cada indivíduo.

O SMR é uma técnica semiparamétrica de registro que trabalha em cima das distorções dos sinais e permite a uma solução a um grande número de problemas de alinhamento. A idéia principal é combinar as *Warping functions* como uma combinação linear de um pequeno número de componentes. Basicamente, cada um desses componentes será estimado dos próprios vetores de dados, daí o nome “*self-modeling*”.

$$x_i(t) = a_i s(v_i(t)) + \varepsilon_i(t), \quad t \in [0, T], 1 \leq i \leq N, \quad (6.1)$$

onde, x_i é o sinal formado pela distorção temporal v_i no sinal raiz s multiplicado por uma constante de proporcionalidade a_i acrescido de uma distorção em amplitude ε_i [67].

Os sinais analisados são compostos por uma série de distorções temporais de um sinal raiz. Logo, o objetivo do algoritmo é a busca por esse sinal. Essa técnica se assemelha ao DTW já que são feitas distorções no eixo temporal dos sinais de modo a

minimizar uma função custo, porém essa função é em função da forma final do sinal e sim em relação ao seu *caminho ótimo* (seção 3.2). Desta forma é o alinhamento é feito de acordo a primeira derivada do sinal já que ele tenta alinhar as formas de onda contidas em cada sinal para, assim, estimar o sinal raiz.

6.2.3 Resultados

O algoritmo foi testado no trecho inicial (primeiros 100 batimentos) do registro 106 da base de dados *MIT-BIH Arrhythmia Database*. Este trecho (Figura 6-3) apresenta uma grande variação de amplitude das ondas R e aquelas de maior amplitude tendo um valor até duas vezes maior que os batimentos de menor amplitude. Além dessa variação, o registro apresenta uma grande variação na linha de base o que também dificulta a análise dos vetores. Porém, não foi utilizada nenhuma filtragem para redução do ruído, pois a intenção é de realizar os testes na pior condição possível.

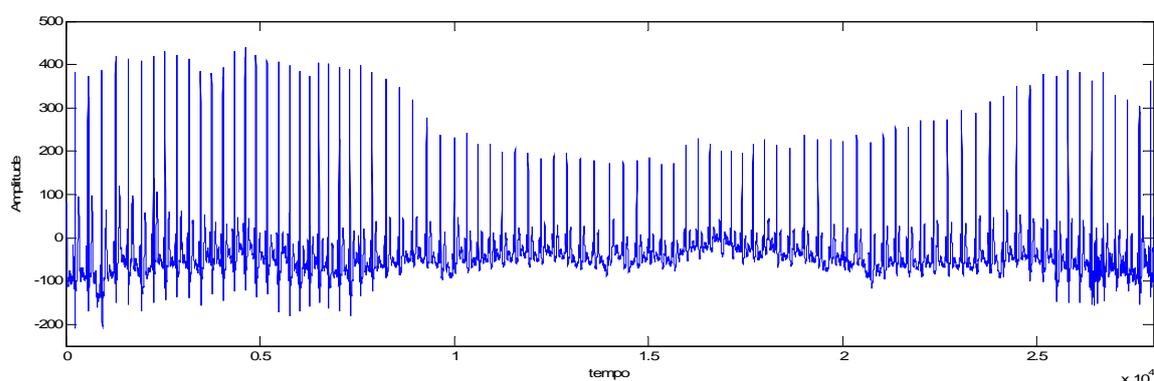


Figura 6-3 – Trecho do ECG utilizado.

Na definição dos vetores de dados de cada batimento, ou seja, na segmentação do registro, foi utilizado um gerador randômico de diferentes estágios para que vetores percam a sincronia, dificultando ainda mais o processo de alinhamento dos vetores. Desta forma foi gerado um conjunto de 100 vetores (Figura 6-4) que foi utilizado nos testes.

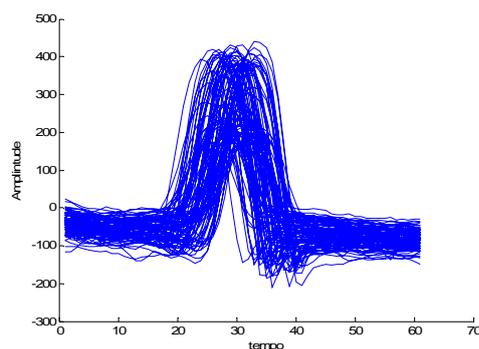


Figura 6-4 – Grupo de Batimentos Utilizados no Teste

O método do MKDTW foi testado com os registros na Figura 6-3. Depois de quatro interações foi determinado o batimento da Figura 6-5.a) como representante do grupo. Na Figura 6-5.b) estão dispostos o representante calculado (preto), a média aritmética de todos os batimentos (vermelho) e um exemplo de um batimento do registro (azul). Analisando a morfologia de cada um verifica-se que a média aritmética dos vetores tem uma amplitude bem pequena e uma largura grande, se diferenciando muito de um batimento cardíaco normal. Já o representante calculado pelo MKDTW manteve as características mais importantes para análise de um ECG, como duração e morfologia do complexo QRS o que não aconteceu com a média aritmética.

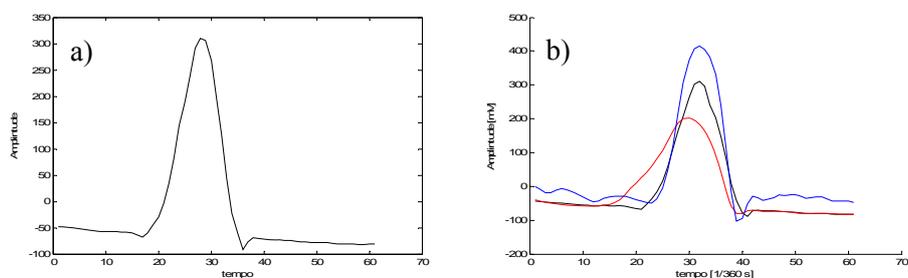


Figura 6-5 – a) Representante do Grupo de Batimentos. b) Representante (preto), média aritmética (vermelho) e exemplo de batimento (azul).

Os mesmos testes foram realizados com o SMR e os resultados estão apresentados na, com o representante calculado na Figura 6-6.a) e na Figura 6-6.b) estão dispostos o mesmo representante calculado (preto) com a média aritmética de todos os batimentos (vermelho) e um exemplo de um batimento do registro (azul). Analisando os resultados pode-se observar que o representante calculado teve um complexo QRS um pouco mais largo e, além disso, não é possível distinguir tão claramente a onda S.

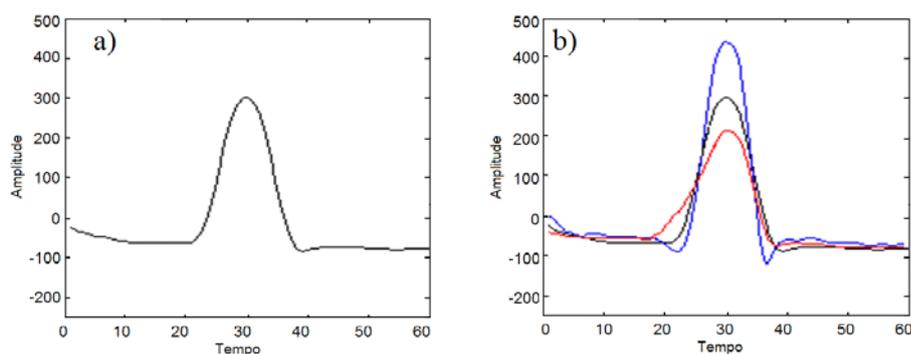


Figura 6-6 – a) Representante do Grupo de Batimentos. b) Representante (preto), média aritmética (vermelho) e exemplo de batimento (azul).

Apesar de manter as principais características de um batimento normal o resultado apresentado pelo MKDTW tem o pico da onda R mais fino do que o batimento normal, que tem uma forma arredondada (Figura 6-5.b), o que não aconteceu com o SMR, que teve uma forma mais arredondada porém com uma amplitude menor.

Esses resultados mostram que uma grande variação na amplitude pode causar distorções nos resultados dos dois algoritmos, o MKDTW com a onda R se afinando mais rápido e o SMR com atenuação da onda S e com maior duração do QRS. Este problema pode ser resolvido quando normalizamos os vetores de testes (Figura 6-7.a).

No caso do MKDTW o vetor dominante (Figura 6-7.b, preto) tem uma forma quase idêntica quando comparado com um batimento do registro (Figura 6-7.b, azul), mantendo todas suas principais características, tais como largura, morfologia e amplitude do QRS. Na Figura 6-7.c observa-se que o resultado do SMR foi muito semelhante ao do MKDTW com largura, morfologia e amplitude do QRS compatíveis com o exemplo de batimento (azul).

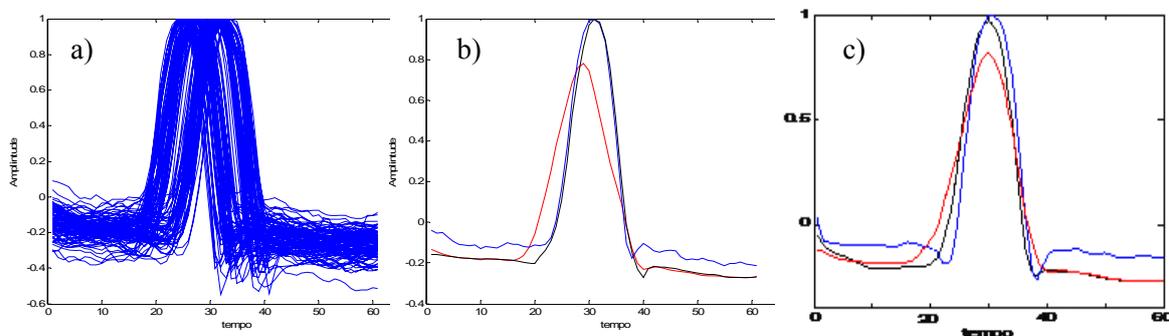


Figura 6-7 – a) Vetores Normalizados. b) Representante do MKDTW (preto), média aritmética (vermelho) e exemplo de batimento (azul). c) SMR (preto), média aritmética (vermelho) e exemplo de batimento (azul).

6.2.4 Discussão

A técnica do SMR foi inicialmente estudada para resolver o problema do alinhamento dos sinais. Apesar de ser uma técnica muito precisa cujos resultados são uma solução para o problema encontrado ela exige um custo computacional muito alto. Desta forma, o método MKDTW se mostrou mais eficiente (baixo custo computacional e resultados semelhantes), quando comparado ao SMR, para achar um representante de um grupo de vetores.

Foram realizados testes com as duas técnicas em um conjunto de batimentos com problemas de variação de amplitude, variação da linha de base, outros tipos de ruído além de uma falta de sincronismo na sua segmentação, e mesmo assim foi determinado um vetor que manteve as principais características dos vetores do grupo, o que confirma o bom desempenho do método. Quando eliminamos o problema da variação da amplitude obtemos um vetor com todas as características de um batimento ECG, inclusive eliminando grande parte do ruído que estava contido em todos os batimentos do registro.

Além disso, em um trabalho futuro, pode-se utilizar o MKDTW nesse mesmo sistema para executar a atualização do batimento de referência de maneira mais eficiente, incorporando as características de outros batimentos da mesma classe nesse batimento além da redução do nível de ruído.

6.3 Interface Gráfica Proposta

Com o sistema de classificação finalizado, temos uma ótima ferramenta que pode auxiliar o especialista na análise do funcionamento do coração do paciente. Mas apesar do sistema desenvolvido analisar diversos itens que podem ser muito útil nesse diagnóstico, de nada adianta para o especialista se essas informações não forem organizadas e de fácil acesso. Dito isto, foi proposta uma interface que facilite o acesso e interpretação dos dados gerados pelo sistema de classificação (Figura 6-8).

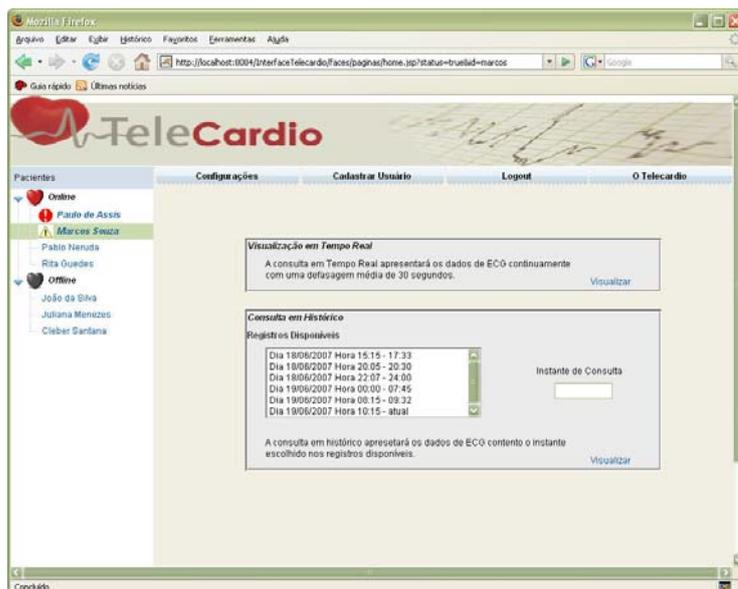


Figura 6-8 – Interface do Sistema de Classificação.

Desta forma, basta o médico acessar as informações do paciente que desejar para consultar ECG em tempo real o resumo do período correspondente (Figura 6-9). Vale ressaltar que o histórico do paciente é dividido de acordo com a semelhança entre os batimentos de determinados períodos. Por exemplo, caso o coração do paciente se comporte de forma normal (classificação feita pelo sistema) do período de 08h30min AM até as 10h15min AM é apresentada uma tela onde será informado o formato do batimento médio, além de outras informações que o médico achar necessário (seção 6.1).

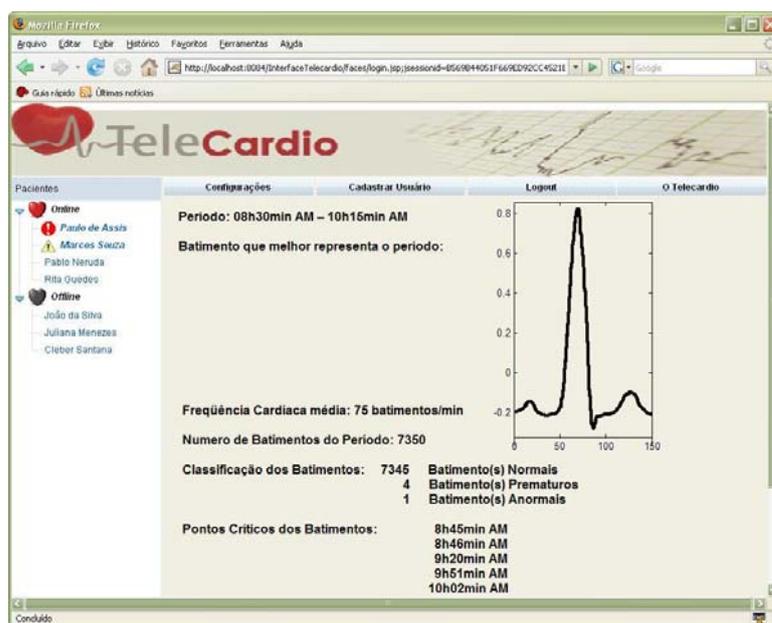


Figura 6-9 – Interface dos resultados apresentados pelo Sistema de Classificação.

7 CONCLUSÕES

7.1 Considerações Finais

Atualmente, muitas cidades enfrentam dificuldades devido à superlotação de leitos hospitalares e aos altos custos de internação. Com isso, vários grupos de pesquisas estudam soluções tecnológicas para este quadro. Neste contexto, o programa Telecardio propõe a fazer o monitoramento remoto da atividade elétrica do coração dos pacientes utilizando uma plataforma de suporte a aplicações móveis, mecanismos de análise de sinais eletrocardiográficos e geração automática de alarmes, melhorando o atendimento emergencial de pacientes crônicos.

O sistema de classificação de batimentos cardíacos apresentado neste trabalho realizará uma tarefa importante no projeto Telecardio, pois, além de possibilitar a geração de alarmes, com ele será possível que o médico analise de forma mais rápida o ECG do paciente. O classificador funciona de maneira automática e não supervisionada utilizando o DTW como ferramenta de comparação dos batimentos com tamanhos e formas diferentes.

A classificação de batimentos cardíacos é um tema estudado por vários grupos de pesquisa atualmente, mas, apesar disso, muitos problemas ainda são encontrados na realização dessa tarefa. Para lidar com esses problemas, o sistema desenvolvido neste trabalho utilizou uma abordagem original e alguns pontos que merecem destaques são apresentados a seguir:

- Para tornar o sistema não supervisionado foi desenvolvido um método inédito, também baseado no DTW, de identificação do batimento predominante em um determinado grupo de batimentos, chamado de Método das Comparações Sucessivas. Com ele foi possível identificar a morfologia do batimento predominante sem a necessidade de utilização de regras específicas para lidar com os diferentes canais utilizados na base de dados.

- O sistema desenvolvido é totalmente automático, pois ele realiza a classificação utilizando informações do ECG do próprio paciente, ao contrário de outros métodos que são dependentes de informações prévias de base de dados para criar suas regras de classificação.
- O problema da necessidade de detecção precisa do complexo QRS foi resolvido pela utilização do algoritmo DTW. Como ele deforma de forma não linear o eixo do tempo dos vetores de dados que estão sendo comparados, os possíveis erros na localização do QRS são corrigidos através do alinhamento temporal.
- Para identificação dos batimentos prematuros foi necessário lidar com o problema da classificação feita pelos especialistas muitas vezes não seguirem um padrão lógico, ou poderem ter sido feitas de forma errada. A solução proposta neste trabalho foi utilização da lógica Fuzzy, pois ela tenta modelar estimativas humanas através de formalismos matemáticos.
- Para determinar o batimento médio representante de uma classe de batimentos, foi desenvolvido um algoritmo específico para este fim que combina os algoritmos DTW e o K-médias. Com isso, foi possível reduzir o problema do custo computacional que outros algoritmos da literatura atual apresentam.

O sistema classificador foi testado na *MIT-BIH Arrhythmia Database* e os ótimos resultados alcançados validaram a estratégia proposta. No desenvolvimento do sistema foi utilizada uma *base de aprendizagem*, composta por 8 registros, e a validação foi realizada em uma *base de testes*, composta por 34 registros e quase 70000 batimentos analisados. Nela o sistema classificou os batimentos em dois grupos: os batimentos normais e anormais, obtendo-se sensibilidade de 99,37% e 82,89%, respectivamente e os valores preditivos positivos de 98,9% nos normais e 90,51%, nos anormais.

Por fim, foi proposta uma interface gráfica que apresenta o resultado da análise realizada pelo sistema de classificação, destacando-se as morfologias dos batimentos predominantes e outras informações importantes ao longo de um

determinado período. Para representar a morfologia predominante em um determinado grupo foi desenvolvido um algoritmo original de alinhamento de sinais baseado no DTW que realiza o cálculo do batimento médio a partir de um conjunto de batimentos.

7.2 Trabalhos Futuros

Os trabalhos futuros devem ser focados no estudo de estratégias capazes de conseguir a classificação dos batimentos nas cinco classes recomendadas pela AAMI. Para isso devem ser utilizadas outras estratégias como o desenvolvimento de sistemas de classificação que analisem as características específicas de cada tipo de derivação, pois certas anomalias só podem ser percebidas em determinados canais e um sistema de classificação específico para cada canal ajudaria a detecção das mesmas.

Na classificação de batimentos prematuros podem ser utilizadas outras estratégias, como a construção de um modelo que utilize mais variáveis de entrada. Algumas destas variáveis poderiam ser: o formato das ondas P e T ou a análise do comportamento dos batimentos da vizinhança do batimento analisado.

Pode-se incorporar também o algoritmo do MKDTW no sistema de atualização do vetor de referência, fazendo com que esse vetor não varie de forma muito abrupta quando foi atualizado, mas sim fazendo ele se adequar suavemente as mudanças do sinal ao longo do registro.

Além disso, faz-se necessário um algoritmo capaz de detectar trechos muito ruidosos que podem gerar erros no sistema de classificação. O sistema desenvolvido nesse trabalho não leva em consideração a relação sinal/ruído, fazendo a classificação dos batimentos mesmo quando esta relação é muito baixa, impossibilitando uma classificação de forma correta.

Por fim, para que o sistema de classificação possa funcionar em um dispositivo embarcado, tendo um tempo de execução mais rápido e funcionamento mais estável deve-se programar todos os algoritmos do sistema em linguagem C++.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] MERCK SHARP & DOHMME.: Website. Whitehouse Station, NJ, EUA, 2006. Disponível em: <<http://www.msd-brazil.com/>>. Acesso em: 10/01/2006.
- [2] ACCESS EXCELLENCE.: Site para Professores e Estudantes de Saúde e Biociência. The National Health Museum, Washington DC, EUA, 2006. Disponível em: <<http://www.accessexcellence.org/>>. Acesso em: 11/01/2006.
- [3] JUNQUEIRA, Luiz F.: **Considerações Básicas Sobre a Organização Estrutural e a Fisiologia do Aparelho Cardiovascular**. Laboratório Cardiovascular da Universidade de Brasília. Disponível em: <<http://www.unb.br/fs/clm/labcor/resfisio.htm>>. Acesso em: 10/01/2006.
- [4] CLIFFORD, G.; AZUAJE, F.; MCSHARRY, P.: **Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis**, 1ª Edição, Artech House, 2006.
- [5] ANDREÃO, R.V.; DORIZZI, B.; BOUDY, J.: **ECG Signal Analysis through Hidden Markov Models**, Dep. EPH, Institut National des Télécommunications, Evry, França, 2004.
- [6] ANDREÃO, R.V.; BOUDY, J.: **Combining Wavelet Transform and Hidden Markov Models for ECG Segmentation**, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Brasil/França, 2007.
- [7] HAMILTON, P.: **Open Source ECG Analysis**, In Computers in Cardiology, vol. 29, n° 1, pp. 101-104, IEEE 2002.
- [8] NOVÁK, D.; CUESTA-FRAU, D.: **Speech Recognition Methods Applied to Biomedical Signals Processing**, In Proc. EMBS IEEE, pp. 118-21, 2004.
- [9] HUANG, B.; KINSER, W.: **ECG Frame Classification Using Dynamic Time Warping**, Canadian Conference on Electrical & Computer Engineering, IEEE, 2002.
- [10] BYOUNG-KEE, Yi.; JAGADISH, H. V.; FALOUTSOS, C.: **Efficient Retrieval of Similar Time Sequences under Time Warping**, University of Maryland, EUA e AT&T Labs, 1998.

- [11] GERVINI, D.; GASSER, T.: **Self-Modeling Warping Functions**. Department of Biostatitics, University of Zürich, Suíça, Fevereiro 2004.
- [12] BOUNAOUND, S.; RIX, H.; MESTE, O.: **Integral Shape Averaging and Structural Average Estimation: A Comparative Study**. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 53, no. 10, Outubro 2005.
- [13] OSOWSKI, S.; LINH, T. H.: **ECG Beat Recognition Using Fuzzy Hybrid Neural Network**. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 48, no. 11, novembro 2001.
- [14] CHAZAL, P.; REILLY, R.: **Classification of the Electrocardiogram Using Selected Wavelet Coefficients and Linear Discriminants**, In Proc. ICASSP, Istanbul, Turquia, pp. 3590-93, 2000.
- [15] CHAZAL, P.: **Automatic Classification of the Heartbeats Using ECG Morphology and Heartbeat Interval Features**, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 51 , no 7, July 2004.
- [16] AGUIAR, R. O. ; ANDREÃO, R. V.; BASTOS FILHO, T. F.: **Classificação e Não Supervisionada de Sinais de Eletrocardiograma**. Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Espírito Santo. Monografia apresetada em Fevereiro de 2006.
- [17] AGUIAR, R. O.; ANDREÃO, R. V.; BASTOS FILHO, T. F.: **Classificação Automatica e Não Supervisionada de Sinais de Eletrocardiograma**. XX Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, CBEB 2006.
- [18] AGUIAR, R. O.; ANDREÃO, R. V.; BASTOS FILHO, T. F.: **Análise de Diferentes Técnicas de Classificação Não Supervisionada de Batimentos Cardíacos**. IV Congresso Latino-Americano de Engenharia Biomédica, CLAIB 2007.
- [19] AGUIAR, R. O.; ANDREÃO, R. V.; BASTOS FILHO, T. F.: **Estudo Comparativo de Abordagens de Classificação Não Supervisionada de Batimentos Cardíacos**. VIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, SBAI 2007.

- [20] HAVARD-MIT DIVISION OF HEALTH SCIENCES AND TECHNOLOGY. Cambridge, MA, EUA. Disponível em: < <http://ecg.mit.edu/>>. Acesso em: 21/09/2005.
- [21] MERCK & CO. Whitehouse Station, NJ, EUA. Disponível em: <<http://www.merck.com/>>. Acesso em: 11/12/2005.
- [22] ACCESS EXCELLENCE AT THE NATIONAL HEALTH MUSEUM. Washington, DC, EUA. Disponível em: <<http://www.accessexcellence.org/>>. Acesso em: 15/12/2006.
- [23] INSTITUTO DE CIÊNCIAS BIOLÓGICAS. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, MG, 2006. Disponível em: <<http://www.icb.ufmg.br/>>. Acesso em: 10/01/2006.
- [24] MINISTÉRIO DA SAÚDE DO BRASIL / FUNASA / CENEPI / Sistema de Informações de Mortalidade (SIM) e IBGE, ano 1999. Disponível em: <<http://tabnet.datasus.gov.br/>>. Acesso em: 05/01/2006.
- [25] WEBSTER UNIVERSITY. St. Louis, MO, EUA. Disponível em: <<http://www.webster.edu/>>. Acesso em: 05/01/2006.
- [26] EUROTEC. Praga, Republica Checa. Disponível em: <<http://www.eurotec.cz>>. Acesso em: 14/02/2006.
- [27] BAZETT H.C.: **An analysis of the time-relations of electrocardiograms.** Heart 1920: pg 353-370.
- [28] THE NOBEL FOUNDATION. Estocolmo, Suécia. Disponível em: <<http://nobelprize.org/>>. Acesso em: 21/01/2006.
- [29] THE SOCIETY FOR CARDIOLOGICAL SCIENCE AND TECHNOLOGY. Afiliada à British Cardiac Society. Registered Charity Number: 280183. Disponível em: <<http://www.scst.org.uk/>>. Acesso em: 09/01/2006.
- [30] LIPPINCOOT WILLIAMS & WILKINS. Philadelphia, PA, EUA. Disponível em: <<http://www.lww.com/index.html>>. Acesso em: 22/12/2005.
- [31] AMERICAN HEART ASSOCIATION. Dallas, TX, EUA. Disponível em: <<http://www.americanheart.org/>>. Acesso em: 29/12/2005.

- [32] GOLDMAN, L., BENNET, C.: **Cecil's Textbook of Medicine**. 21ª Edição, Philadelphia, W. B. Saunders Company, 1999.
- [33] PHYSIONET.: **MIT-BIH Arrhythmia Database**. Cambridge, EUA, 2006. Disponível em: <<http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>>. Acesso em: 13/01/2006.
- [34] BRITISH MEDICAL JOURNAL. **The General Medical Journal Website**. Stanford University, Inglaterra. Disponível em: <<http://bmj.bmjournals.com/>>. Acesso em: 25/01/2006.
- [35] CENTRO DE CIÊNCIAS E SAÚDE. Universidade Estadual de Londrina, Londrina, PR, Brasil. Disponível em: <<http://www.ccs.uel.br/>>. Acesso em: 13/01/2006.
- [36] RUBEL P., GOUAUX F. et al.: **Towards Intelligent and MÓbile Systems for Early Detection and Interpretation of Cardiological Syndromes**, Comp. in Cardiology, vol 28, n 1, 2001.
- [37] ANDREÃO, R. V. (2004) : **Segmentation de battements ECG par approche markovienne: application à la détection d'ischémies**. Tese de Doutorado, Dep. EPH, Institut National des Télécommunications, Evry, França, 2004.
- [38] TELECARDIO.: **Projeto Telecardio - Telecardiologia a Serviço do Paciente em Ambientes Hospitalares e Residenciais**. DI/DEE/UFES, Financiamento: FAPES, 2005.
- [39] CÁCERES, C., FERNÁNDEZ, A., OSSOWSKI, S.: **CASCOM - Context-Aware Health-Care Service Co-ordination in Mobile Computing Environments**, ERCIM News num. 60, 2005.
- [40] WEGDAM, M.: **AWARENESS: a project on Context AWARE NETWORKS and Services**, Proc.14th Mobile & Wireless Comm. Summit 2005, 19-23 June 2005, Germany, 2005.
- [41] CfPH: **CfPH - Centre for Pervasive Healthcare**. Department of Computer Science-University of Aarhus, Dinamarca<<http://www.pervasivehealthcare.dk/>> Acesso em: 10/04/2008.

- [42] RATANAMAHATANA, C. A.; KEOGH, E. **Making time-series classification more accurate using learned constraints**. Slides. In: SIAM International Conference on Data Mining (SDM '04). Disponível em: <<http://www.cs.ucr.edu/~eamonn/>>. Acesso em: 19/01/2006.
- [43] GARVRILA, D. M.; DAVIS, L. S.: **Towards 3-D Model-Based Tracking and Recognition of Human Movement: A Multi-View Approach**. In International Workshop on Automatic Face- and Gesture-Recognition. pp. 272-277, 1995.
- [44] TAPPERT, C.; DAS, S.: **Memory and Time Improvements in a Dynamic Programming Algorithm for Matching Speech Patterns**. IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Proc., Vol. ASSP-26, pp. 583-586, 1978.
- [45] GOLLMER, K.; POSTEN, C.; **Detection of Distorted Pattern Using Dynamic Time Warping Algorithm and Application for Supervision of Bioprocesses**. On-Line Fault Detection and Supervision in Chemical Process Industries, 1995.
- [46] KOVACS-VAJNA, Z. M.; **A Fingerprint Verification System Based on Triangular Matching and Dynamic Time Warping**. IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence, Vol.22, No.11, November, pp. 1266-1276, 2000.
- [47] HU, N.; DANNENBERG, R.B.; TZANETAKIS, G.; **Polyphonic Audio Matching and Alignment for Music Retrieval**. IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics (WASPAA '03), 2003.
- [48] MARQUES, Jorge S.: **Reconhecimento de Padrões Métodos Estatísticos e Neurais**, 1ª Edição, IST Press.
- [49] MYERS, C.; RABINER, L.; ROSEMBERB, A.: **Performance tradeoffs in Dynamic Time Warping Algorithms for Isolated Recognition**. IEEE, Trans. ASSP, no. 6, Dez. 1980.
- [50] SAKOE, H.; CHIBA, S.: **Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition**. IEEE Trans. On ASSP, vol. ASSP-26, no. 1, Fev. 1978, pp 43-49.

- [51] HAMILTON, P.; TOMPKINS, W.: **Adaptative Matched Filtering for QRS Detection**, In Proc. EMBS IEEE, Nova Orleans, EUA, pp. 147-8, 1988.
- [52] KÖHLER, B; HENNIG C; ORGLMEISTER, R: **The Principles of Software QRS Detection**. IEEE Engineering in Medicine and Biology. Vol. 2, pg 42-57 January/February 2002.
- [53] FRIESEN, G. M.; JANNETT, T. C.: **A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms**. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 37, no. 1, January 1990.
- [54] COAST, D. A.; STERN, R. M.: **An Approach to Cardiac Arrhythmia Analysis Using Hidden Markov Models**. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 37, no. 9, September 1990.
- [55] AAMI: **Testing and Reporting Performance Results of Cardiac Rhythm and ST Segment Measurement Algorithms**. Association for the Advancement of Medical Instrumentation, 1998.
- [56] AAMI: **Recommended Practice for Testing and Reporting Performance Results of Ventricular Arrhythmia Detection Algorithms**. Association for the Advancement of Medical Instrumentation, 1987.
- [57] ZADEH, L. A.: *Fuzzy Sets*. **Information And Control**, v.8, p. 338-353, Londres. 1965.
- [58] KLIR, G. J.; YUAN, B.: **Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications**. Londres: Prentice Hall P. T. R. 1995.
- [59] COX, E.: **The Fuzzy Systems Handbook: a practitioner's guide to building, using, and maintaining fuzzy systems**". Londres: Academic. 1994.
- [60] KLIR, G. J; FOLGER, T. A.: **Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information**. 1 ed. New Jersey: Prentice Hall, 1988.
- [61] SHAW, I. S.; SIMÕES, M. G.: **Controle e Modelagem Fuzzy**, 1. ed. São Paulo: Edgard Blücher Ltda. 1999.
- [62] KARTALOPOULOS, S. V.: *Fuzzy Logic*. In: **Understanting Neural Networks and Fuzzy Logic**. 1 ed. Piscataway: IEEE Press, 1996, p. 121-151.

- [63] BEZDEK, J. C.: A Review of Probabilistic, *Fuzzy*, and Neural Models for Pattern Recognition. In: CHEN, C.H. **Fuzzy Logic and Neural Network Handbook**, Estados Unidos: McGraw-Hill, 1996, p. 2.1-2.33.
- [64] KASABOV, N. K.: **Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering**, 2. ed. Londres: Massachusetts Institute of Technology, 1998.
- [65] MENDEL, J. M.: **Fuzzy Logic Systems for Engineerings: A Tutorial**, IEEE, 1995.
- [66] JENSEN, J. R.: **Thematic Information Extraction: Image Classification**. In: Introductory Digital Image Processing. 2 ed. New Jersey: Prentice Hall, 1996. p. 197-252.
- [67] BOUDAOUND, S; RIX, H; MESTE, O: **Integral Shape Averaging and Structural Average Estimation: A Comparative Study**. Laboratoire I3S, University of Nice-Sophia Antipolis, Franca 2005.
- [68] PIERRE, D. A.: **Optimization theory with application**. Dover Edition, Nova Iorque, EUA. Primeira edição, Janeiro 1986.

APÊNDICE A

Para calcularmos o caminho ótimo de um alinhamento de seqüências é utilizado o *princípio de programação dinâmica*. Inicialmente é calculada uma matriz com as distâncias ponto a ponto entre todos os elementos das seqüências a serem comparadas, formando, assim, uma *matriz das distâncias*. De posse desta, é calculada uma nova matriz, chamada de *matriz custos* que armazena as distâncias acumuladas dos caminhos possíveis até o elemento.

Para se calcular a matriz custos e, conseqüentemente, o caminho ótimo deve ser feita uma varredura na matriz das distâncias da seguinte forma (Figura A.7-1): Mantêm-se distância local entre os pares do ponto inicial (a). Em seguida, são calculadas as distâncias das extremidades da matriz, ou seja, da coluna um e da linha um.

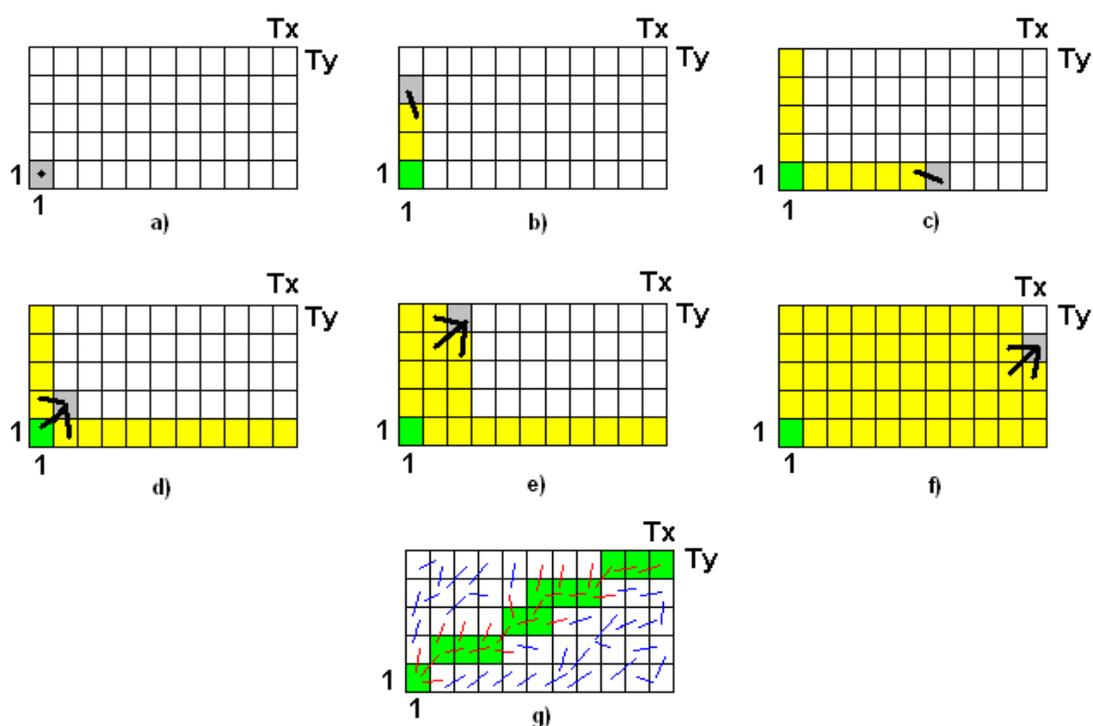


Figura A.7-1 - Cálculo da matriz Custos e definição do caminho ótimo.

As distâncias dos pontos da primeira coluna vão sendo calculadas e acumuladas (b) assim como as distâncias da primeira linha (c). O quadrado em cinza indica a posição do elemento que está sendo analisado, a linha preta indica a posição

do vizinho que está sendo calculado e o quadrado amarelo indica os elementos já calculados [68].

Depois do cálculo nos extremos, parte-se para o interior da matriz (d), onde as distâncias vão sendo calculadas ponto a ponto, coluna a coluna (e), até se chegar ao fim da matriz (f). Ao fim do processo, a matriz custos vai apresentar no ponto final (Tx,Ty) a distância mínima calculada no processo. Finalmente é feita uma varredura de trás para frente (g), seguindo os pontos de menor distância, formando, assim, o caminho ótimo (quadrados verdes).

APÊNDICE B

Seja $G(c(K))$ a distância mínima de (3.16) sem o denominador [49].

$$G(c(K)) = G(Tx, Ty) = \min_{c(1), \dots, c(K-1)} \sum_{k=1}^K d(c(k)).w(k) \quad (\text{B.1})$$

Pode-se expandir (B.1):

$$G(c(K)) = \min_{c(1), \dots, c(K-1)} \left[d(c(K)).w(K) + \sum_{k=1}^{K-1} d(c(k)).w(k) \right] =$$

$$\min_{c(K-1)} \left[d(c(K)).w(K) + \min_{c(1), \dots, c(K-2)} \sum_{k=1}^{K-1} d(c(k)).w(k) \right] \quad (\text{B.2})$$

Substituindo o segundo termo dentro dos colchetes por $G(c(K-1))$, obtém-se:

$$G(c(K)) = \min_{c(K-1)} [d(c(K)).w(K) + G(c(K-1))] \quad (\text{B.3})$$

Substituindo K por k , onde $1 \leq k \leq K$, consegue-se:

$$G(c(k)) = \min_{c(k-1)} [d(c(k)).w(k) + G(c(k-1))] \quad (\text{B.4})$$

Essa nova equação define o procedimento de cálculo, obedecendo à propagação dinâmica: “*Um critério ótimo tem a propriedade de que qualquer que seja o estado inicial e a decisão inicial, as decisões restantes devem constituir uma estratégia ótima com relação ao estado resultante da decisão anterior.*” [49].

Associando-se (B.4) com (3.13) e (3.14), chega-se à expressão final de $G(c(k))$:

$$G(c(k)) = \min \begin{cases} G(i, j-1) + d(X_i, Y_j) \\ G(i-1, j-1) + d(X_i, Y_j) \\ G(i-1, j) + d(X_i, Y_j) \end{cases} \quad (\text{B.5})$$

Onde $\min \{.\}$ é um operador que retorna o menor valor dos três elementos.

A função $G(c(k))$ representa a menor distância acumulada (não normalizada) até o par $c(k)$. Para se obter o menor caminho, a expressão (B.5) deve ser aplicada de forma iterativa, usando-se ainda a restrição de valor inicial $G(c(1)) = d(1,1)$ e valor final $i(K) = Tx$ e $j(K) = Ty$. Para se obter a distância mínima total $D(X, Y)$ normalizada, basta dividir $G(c(K))$ por $(Tx+Ty)$.

205	2571	-	-	3	-	-	-	71	11	-	-	-	-	-	-	-	-
207	-	1457	86	107	-	-	-	105	-	472	-	-	105	-	-	-	-
208	1586	-	-	-	-	-	2	992	373	-	-	-	-	-	-	-	2
209	2621	-	-	383	-	-	-	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-
210	2423	-	-	-	22	-	-	194	10	-	-	-	1	-	-	-	-
212	923	-	1825	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
213	2641	-	-	25	3	-	-	220	362	-	-	-	-	-	-	-	-
214	-	2003	-	-	-	-	-	256	1	-	-	-	-	-	-	-	2
215	3196	-	-	2	-	-	-	164	1	-	-	-	-	-	-	-	-
217	244	-	-	-	-	-	-	162	-	-	-	-	-	1542	260	-	-
219	2082	-	-	7	-	-	-	64	1	-	-	-	-	-	-	133	-
220	1954	-	-	94	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
221	2031	-	-	-	-	-	-	396	-	-	-	-	-	-	-	-	-
222	2062	-	-	208	-	1	-	-	-	-	-	212	-	-	-	-	-
223	2029	-	-	72	1	-	-	473	14	-	16	-	-	-	-	-	-
228	1688	-	-	3	-	-	-	362	-	-	-	-	-	-	-	-	-
230	2255	-	-	-	-	-	-	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-
231	314	-	1254	1	-	-	-	2	-	-	-	-	-	-	-	2	-
232	-	-	397	1382	-	-	-	-	-	-	-	1	-	-	-	-	-
233	2230	-	-	7	-	-	-	831	11	-	-	-	-	-	-	-	-
234	2700	-	-	-	-	50	-	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Tabela C.7-1 – Registros da base MIT-BIH Database.

Símbolo	Descrição
N	Normal
V	Extrassístole ventricular
A	Extrassístole atrial
a	Extrassístole atrial, condução aberrante
S	Extrassístole supraventricular
F	Fusão N+S
J	Extrassístole Juncional
/	Pacemaker
f	Fusão /+N
E	Batimento de escape atrial
j	Batimento de escape juncional
R	Bloqueio de ramo direito
Q	Não Classificado

Tabela C.7-2 – Descrição dos Símbolos de Classificação dos Batimentos.

APÊNDICE D

Algumas formas de batimentos cardíacos das 5 classes recomendadas pela *Association for the Advancement of Medical Instrumentation* (AAMI).

- Batimento Normal

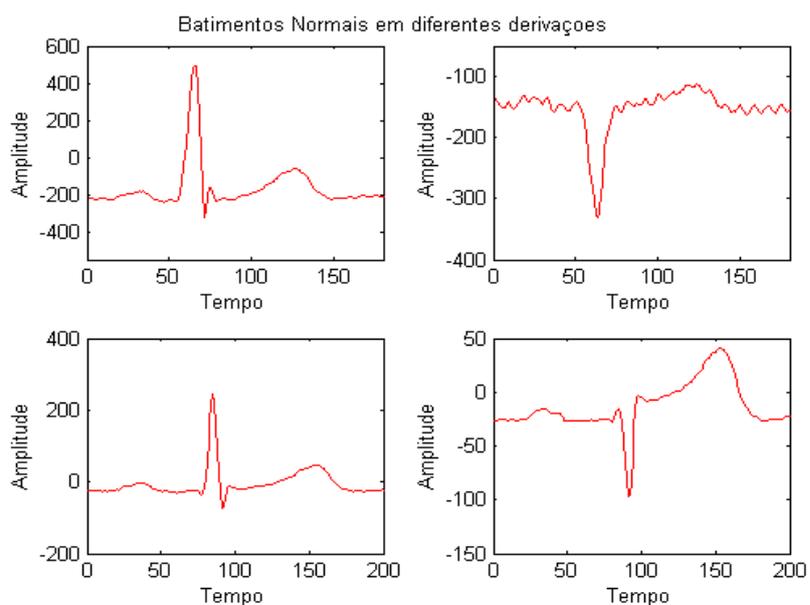


Figura D.1 – Batimentos Normais em diferentes derivações.

- Batimento de Fusão

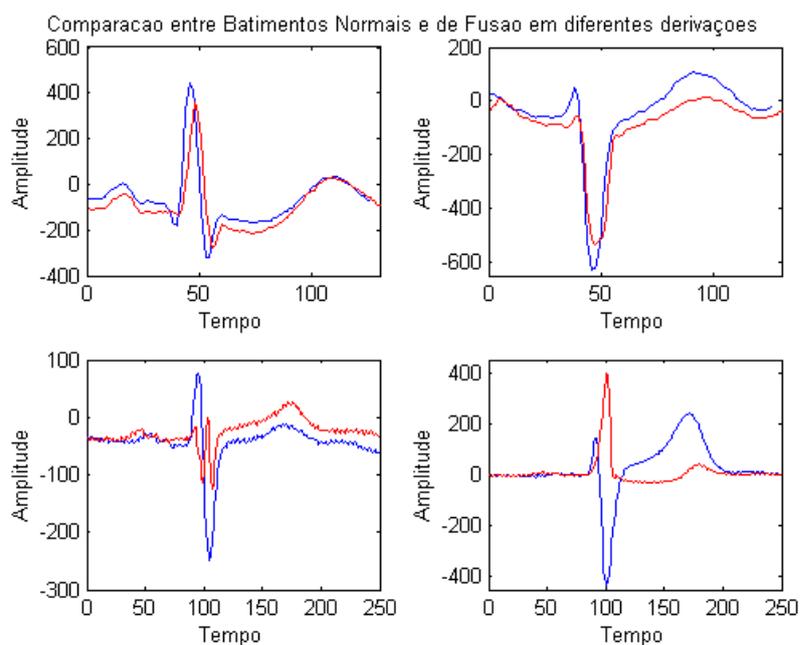


Figura D.2 – Batimentos Normais e de Fusão em diferentes derivações.

- **Batimento Ventricular**

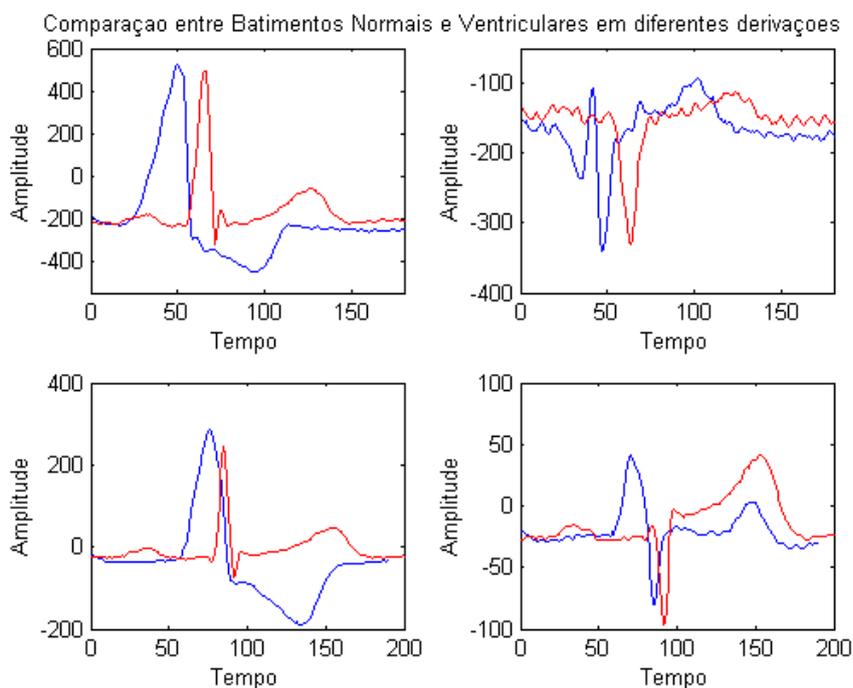


Figura D.3 - Batimentos Normais e Ventriculares em diferentes derivações.

- **Batimento Supraventricular**

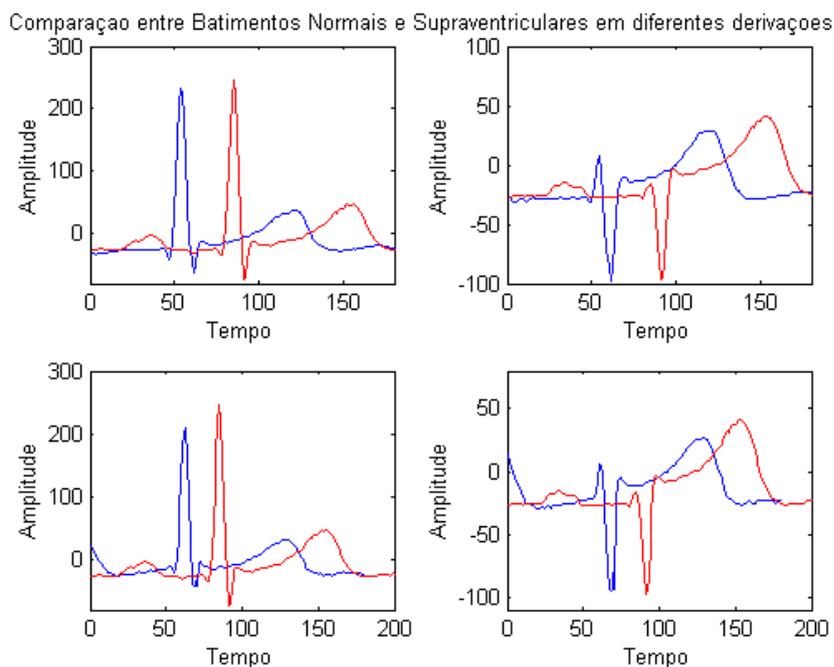


Figura D.4 – Batimentos Normais e Supraventriculares em diferentes derivações.