

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROJETO DE GRADUAÇÃO**

**CLASSIFICAÇÃO NÃO-SUPERVISIONADA
DE SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA**

ROGÉRIO OLIVEIRA DE AGUIAR

**VITÓRIA – ES
FEVEREIRO / 2006**

ROGÉRIO OLIVEIRA DE AGUIAR

**CLASSIFICAÇÃO NÃO-SUPERVISIONADA
DE SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA**

Parte manuscrita do Projeto de Graduação do aluno Rogério Oliveira de Aguiar, apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, para obtenção do grau de Engenheiro Eletricista.

**VITÓRIA – ES
FEVEREIRO / 2006**

ROGÉRIO OLIVEIRA DE AGUIAR

**CLASSIFICAÇÃO NÃO-SUPERVISIONADA
DE SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA**

COMISSÃO EXAMINADORA:

Prof. D. Sc. Teodiano Freire Bastos Filho
Orientador

Dr. Ing. Rodrigo Varejão Andreão
Co-orientador

Prof. D. Sc. Evandro Ottoni Teatini Salles
Examinador

Prof. D. Sc. José Geraldo Mill
Examinador

Vitória - ES, 14, fevereiro, 2006.

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, irmãos, familiares e amigos, pela grande ajuda que me deram ao longo desses anos.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Rodrigo Varejão pelas orientações que me deu no desenvolvimento desse trabalho e pela enorme paciência, atenção que teve comigo nesse período.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Vista Posterior do Coração.....	17
Figura 2.2 – O Tecido Excito - Condutor do Coração.....	19
Figura 2.3 – Ciclo Cardíaco.....	20
Figura 2.4 – Potencial de Ação do coração.	24
Figura 2.5 – Monitor Holter.....	27
Figura 2.6 – Sinal ECG com traços característicos.	28
Figura 2.7 – As 12 derivações de um ECG padrão.....	30
Figura 2.8 – Plano frontal das derivações periféricas.....	31
Figura 2.9 – Sinal ECG nas 12 derivações principais.	33
Figura 2.10 – Mudança de eixo da TV com a salva de seis ESV.....	34
Figura 2.11 – Direção anormal da onda de despolarização na TV.....	35
Figura 2.12 – Fibrilação Atrial.	36
Figura 2.13 – Flutter Atrial.....	36
Figura 2.14 – Focos múltiplos da Fibrilação Atrial.....	36
Figura 2.15 – Foco único do Flutter Atrial.....	37
Figura 2.16 – Bradicardia Sinusal.	37
Figura 2.17 – Foco isolado no átrio.	38
Figura 2.18 – Taquicardia Atrial.	38
Figura 2.19 – Fibrilação Ventricular.	39
Figura 3.1 – Gráficos dos vetores X e Y	41
Figura 3.2 – Comparação direta dos vetores X e Y	42
Figura 3.3 – Alinhamento linear dos vetores X e Y	42
Figura 3.4 – Alinhamento temporal dinâmico dos vetores X e Y	43
Figura 3.5 – Caminho do Alinhamento temporal dinâmico.	43
Figura 4.1 – Distância RR em um sinal ECG.....	48
Figura 4.2 – Exemplo de uma janela ECG.	49
Figura 4.3 – Sobreposição de janelas devido a um batimento prematuro.	50
Figura 4.4 – Janela variável se adapta ao batimento prematuro.	50
Figura 4.5 – Ruídos em um sinal ECG.....	52

Figura 4.6 – Deslocamento da linha de base.	53
Figura 4.7 – Sinal ECG e seu equivalente normalizado.	54
Figura 4.8 – Sinal ECG e sua derivada.	55
Figura 4.9 – Resposta em frequência do filtro utilizado no pré-processamento.	55
Figura 4.10 – Exemplo do funcionamento do método das Comparações Sucessivas.	59
Figura 4.11 – Comparação entre batimentos anormais em diferentes canais.	60
Figura 4.12 - Diagrama de blocos do Classificador para três classes.	61
Figura 4.13 – Diagrama de Blocos do Sistema Classificador.	63
Figura 4.14 – Elementos da Matriz Confusão.	65
Figura A.1 - Calculo da matriz Custos e definição do caminho ótimo.	72
Figura D.1 – Batimentos Normais em diferentes derivações.	78
Figura D.2 – Batimentos Normais e de Fusão em diferentes derivações.	78
Figura D.3 – Batimentos Normais e Ventriculares em diferentes derivações.	79
Figura D.4 – Batimentos Normais e Supraventriculares em diferentes derivações. .	79

LISTA DE TABELA

Tabela 4.1 – Agrupamento de classes segundo a AAMI.....	57
Tabela 4.2 – Divisão em duas classes.....	57
Tabela 4.3 – Divisão em três classes.	57
Tabela C.1 – Registros da base QT.	78
Tabela C.2 – Descrição dos Símbolos de Classificação dos Batimentos.	78

SIMBOLOGIA

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

glossário

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 (Dynamic Time Warping)
ECG	Eletrocardiograma
FP	Falsos Positivos
FN	Falsos Negativos
N	Batimento normal do coração
P	Onda resultante da excitação elétrica atrial de um batimento normal
PP	Valores Preditivos Positivos
QRS	Onda resultante da excitação elétrica ventricular de um batimento normal
RL	Derivação da perna direita
Se	Sensibilidade
T	Onda resultante da repolarização ventricular (retorno ao estado de repouso)
V₁ a V₆	Derivações precordiais

SUMÁRIO

DEDICATÓRIA.....	I
AGRADECIMENTOS	II
LISTA DE FIGURAS.....	III
LISTA DE TABELA	V
SIMBOLOGIA.....	VI
RESUMO.....	XI
1 INTRODUÇÃO	12
1.1 O Coração	12
1.1.1 Anomalias no Coração	12
1.2 – Eletrocardiograma.....	13
1.3 – Estado da Arte.....	13
1.4 – Objetivo.....	14
1.5 - Estrutura da Monografia.....	15
2 ELETROCARDIOGRAFIA E AS ARRITMIAS CARDIACAS	16
2.1 Introdução	16
2.2 Músculo Cardíaco	16
2.2.1 O Ciclo Cardíaco	19
2.2.2 Doenças Cardíacas Coronarianas	21
2.2.2.1 Problemas causados pelas DCC	21
2.2.2.2 Outros Problemas do Coração.....	22
2.3 Atividade Elétrica no Coração	23
2.3.1 Eletrocardiografia.....	26
2.3.2 Holter.....	27
2.3.3 Componentes de um Sinal de ECG Normal.....	28
2.3.4 Derivações de um ECG	29
2.3.4.1 Derivação Bipolar	30
2.3.4.2 Derivação Unipolar	32
2.3.4.3 Derivações precordiais	32
2.3.4.4 Formato do ECG nas diferentes derivações	33

2.4	Arritmias Cardíacas	34
2.4.1	Taquicardia Ventricular.....	34
2.4.2	Flutter e Fibrilação Atrial	35
2.4.3	Bradicardia Sinusal.....	37
2.4.4	Taquicardia Atrial.....	37
2.4.5	Fibrilação Ventricular.....	38
2.5	Conclusões	39
3	ALINHAMENTO TEMPORAL DINÂMICO	40
3.1	Introdução	40
3.2	Alinhamento Temporal de Sinais ECG	40
3.3	Conclusões	46
4	SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO DE BATIMENTOS CARDÍACOS ...	47
4.1	Introdução	47
4.2	Extração de Parâmetros de um Sinal ECG	47
4.2.1	Segmentação do ECG.....	47
4.2.2	Distância RR.....	48
4.2.3	Janelas de um sinal ECG	48
4.2.3.1	Janela Fixa.....	49
4.2.3.2	Janela Variável	50
4.2.4	Ruídos no ECG.....	51
4.2.4.1	Deslocamento da linha de base	52
4.2.4.2	Normalização do sinal	53
4.2.4.3	Derivada do ECG	54
4.3	Classificação dos Batimentos Cardíacos	56
4.3.1	Base de Dados	56
4.3.2	Classes de Batimentos	57
4.3.3	Determinação do Batimento de Referência.....	58
4.3.4	Comparação entre Dois Canais	59
4.3.5	Medidor de Frequência Cardíaca	60
4.3.6	Classificador	61

4.3.7 Atualizador de Referência	62
4.3.8 Diagrama de blocos	62
4.4 Experimentos	63
4.4.1 Análise de Desempenho	64
4.4.1.1 Matriz Confusão	65
4.4.1.2 Percentual de Acerto Global	65
4.4.1.3 Sensibilidade e Valor Preditivo Positivo.....	66
4.5 Análise dos Resultados	68
4.6 Conclusões	69
5 CONCLUSÕES	70
5.1 Considerações Finais	70
5.2 Trabalhos Futuros	70
APÊNDICE A.....	72
APÊNDICE B.....	74
APÊNDICE C.....	76
APÊNDICE D.....	79
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	81

RESUMO

O alinhamento temporal dinâmico é uma técnica de alinhamento não linear, com baixo custo computacional, que compara de vetores com diferentes tamanhos e formas de onda. Com base nessa técnica foi desenvolvido um sistema que classifica batimentos cardíacos de acordo com informações do ECG. Ele é um sistema não supervisionado e automático de classificação podendo ser usado, no contexto ambulatorial, no auxílio de diagnóstico de doenças cardíacas.

1 INTRODUÇÃO

1.1 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 à 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 tem a função de levar o sangue para os pulmões, a outra é o átrio e o ventrículo esquerdos que têm o trabalho de bombear o sangue enriquecido de oxigênio para todas as 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.

1.1.1 Anomalias no Coração

Existem diversos tipos de anomalias no coração, que vão desde defeitos congênitos, que ocorrem quando o coração ou seus vasos sangüíneos não se desenvolvem normalmente antes do nascimento, até as doenças cardíacas coronarianas (DCC). As coronárias são pequenos vasos sangüíneos 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 de marcapasso do coração, mas também a problemas de condução, etc. Essas arritmias são o foco de

estudo deste trabalho, pois podem ser facilmente identificadas através do eletrocardiograma.

1.2 – 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.

1.3 – 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.

Patrick Hamilton utiliza em [4] a filtragem casada adaptativa (Adaptive Matched Filtering) para detecção do complexo QRS. Esse tipo de filtragem melhora a relação sinal-ruído, que é um dos primeiros problemas que se deve resolver quando se trabalha com ECG.

Técnicas de detecção do complexo QRS vêm sendo melhoradas, e no trabalho [5] 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.

Outros trabalhos [6] [7] [8] utilizaram o Dynamic Time Warping para classificação dos quadros ECG. Esse algoritmo, muito utilizado em reconhecimento de padrões vocais, vem sendo muito estudado em sinais ECG devido a algumas características semelhantes as dos sinais vocais. O DTW é utilizado pela necessidade de se fazer um alinhamento temporal dos sinais devido à inconstância de seus tamanhos.

Philip Chazal *et al* utiliza em [9] os coeficientes de Wavelet e o método de discriminante linear para fazer a classificação dos batimentos de diferentes bancos de dados, já em [10] ele utiliza uma classificação supervisionada, fazendo a detecção manual dos batimentos, e um classificador estatístico baseado na morfologia, nos intervalos dos batimentos e nas distâncias R-R dos batimentos.

Como trabalho mais recente e muito eficiente podemos citar [11], que usa as cadeias ocultas de Markov (HMM) para a detecção, segmentação e classificação dos batimentos. Além disso, ele utiliza dois canais para efetuar essa classificação com mais precisão, obtendo ótimos desempenhos nos índices de sensibilidade e dos valores dos preditivos positivos.

1.4 – Objetivo

Este projeto tem o objetivo de criar um programa de identificação automática de arritmias cardíacas, baseado numa abordagem de classificação não supervisionada e adaptada a cada indivíduo utilizando a técnica do DTW.

Um sistema de classificação é denominado não supervisionado quando é feito a divisão dos batimentos em diferentes grupos de acordo com a morfologia dos mesmos. Em seguida, a cada grupo de batimentos será então associado a um tipo de arritmia.

Por outro lado, a classificação é automática quando 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 são divididos em classes.

O algoritmo é testado em um banco de dados de ECG internacional e sua classificação deve ser igual ou mais próxima possível da classificação feita por um especialista que analisou os mesmos dados previamente.

1.5 - Estrutura da Monografia

No capítulo 2 desse trabalho é feita uma introdução sobre a anatomia e fisiologia do coração, além de técnicas de medição de sinais cardiolétricos. Além disso, são relacionados alguns tipos anomalias que podem existir no coração e mostrar sua relação com arritmias cardíacas.

No terceiro capítulo é detalhado o algoritmo utilizado na comparação de batimentos cardíacos, o DTW.

No quarto capítulo é descrito todo o projeto do sistema responsável pela classificação dos batimentos cardíacos, dando-se destaque aos pontos mais importantes e as inovações propostas. Este capítulo contém, ainda, a análise dos resultados obtidos e as discussões sobre os problemas encontrados e possíveis soluções.

O ultimo capítulo apresenta a conclusão do projeto e as perspectivas de continuação do mesmo.

Esta monografia possui, ainda, um conjunto de apêndices. No Apêndice A está explicado como é feito o cálculo do caminho ótimo do DTW. No Apêndice B está a dedução matemática desse mesmo cálculo. A base de registros de ECG do QT Database está exposta no Apêndice C. Finalmente, no Apêndice D estão alguns exemplos de diferentes classes de batimentos cardíacos encontrados na base QT.

2 ELETROCARDIOGRAFIA E AS ARRITMIAS CARDIACAS

2.1 Introdução

Neste capítulo será explicada a importância do coração para o corpo humano, dando 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.

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). 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].

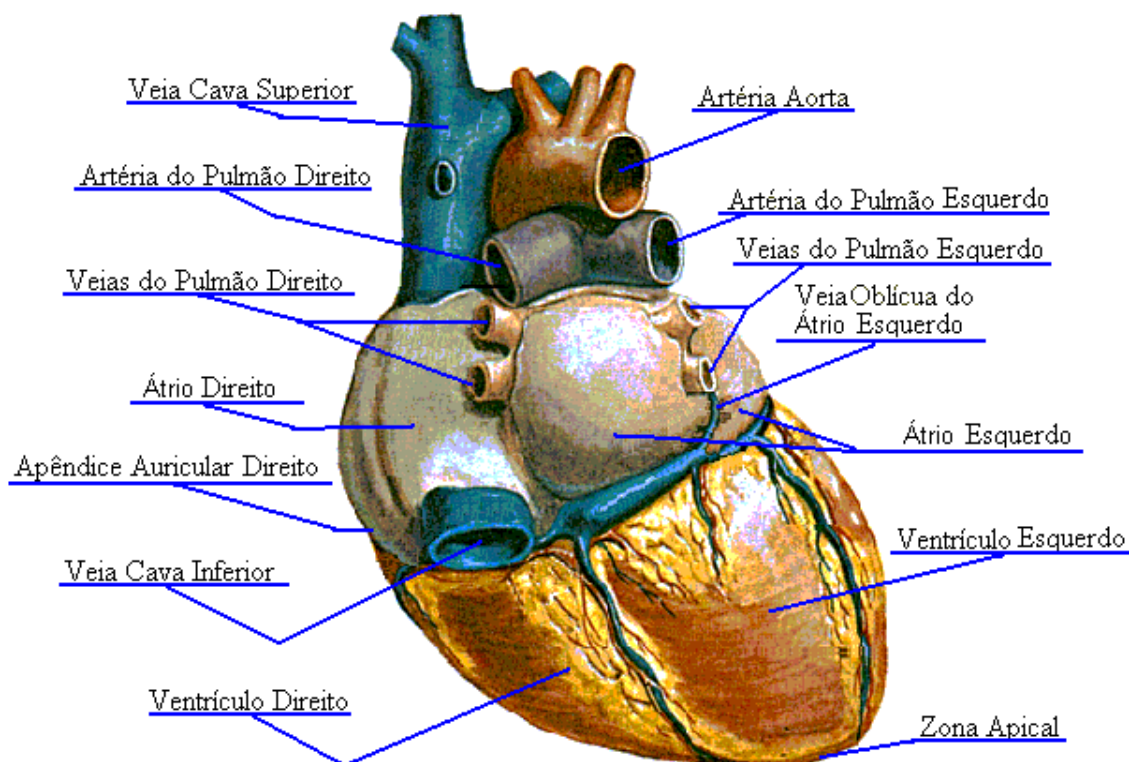


Figura 2.1 – Vista Posterior do Coração.
 Fonte: <http://www.merck.com/>

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 valvula mitral; entre o átrio direito e o ventrículo direito está a valvula 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 valvula 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 valvula 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.

Ademais destes componentes anatômicos, o coração possui ainda uma estrutura denominada **tecido excito - condutor** que é o responsável pela geração e condução do impulso elétrico que ativa todo o órgão para o seu funcionamento mecânico. 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) [2].

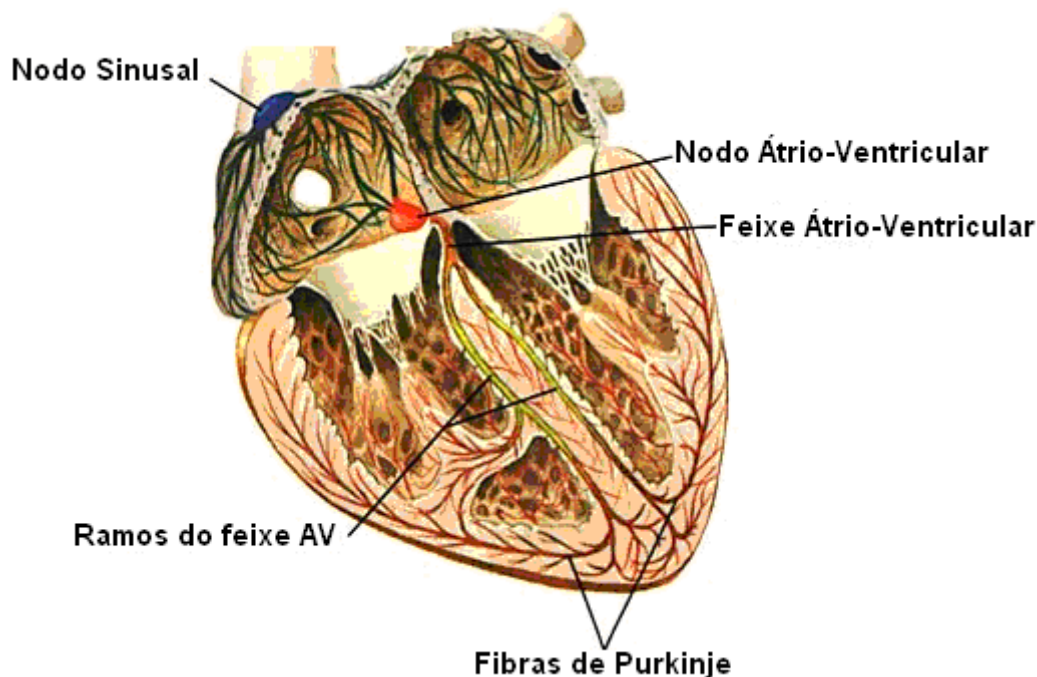


Figura 2.2 – O Tecido Excito - Condutor do Coração.
 Fonte: <http://www.accessexcellence.org/>

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) [12]:

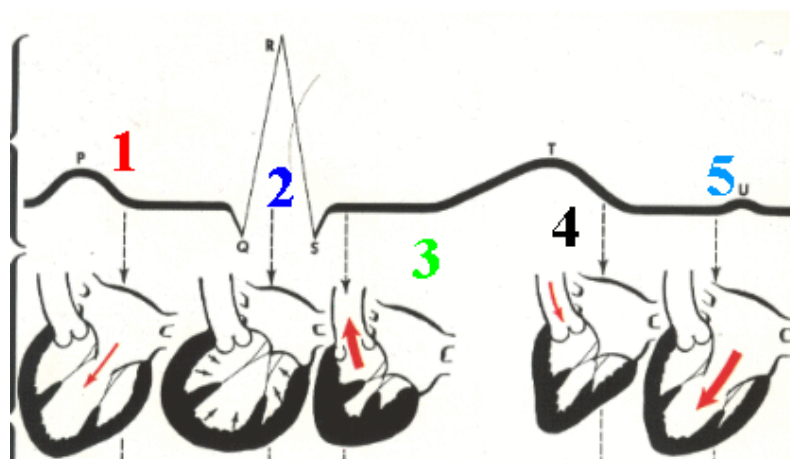


Figura 2.3 – Ciclo Cardíaco.

Fonte: <http://www.icb.ufmg.br/>

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 [12].

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 [13]. 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 [14]:

- **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.

2.2.2.2 Outros Problemas do Coração

Alguns problemas do coração que afetam a população e que devem ser citados são [14]:

- **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.

2.3 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 das demais estruturas do tecido condutor, devido a propriedades eletrofisiológicas da membrana celular, o potencial de repouso automaticamente se inverte, recuperando-se alguns milissegundos 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), 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. 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.

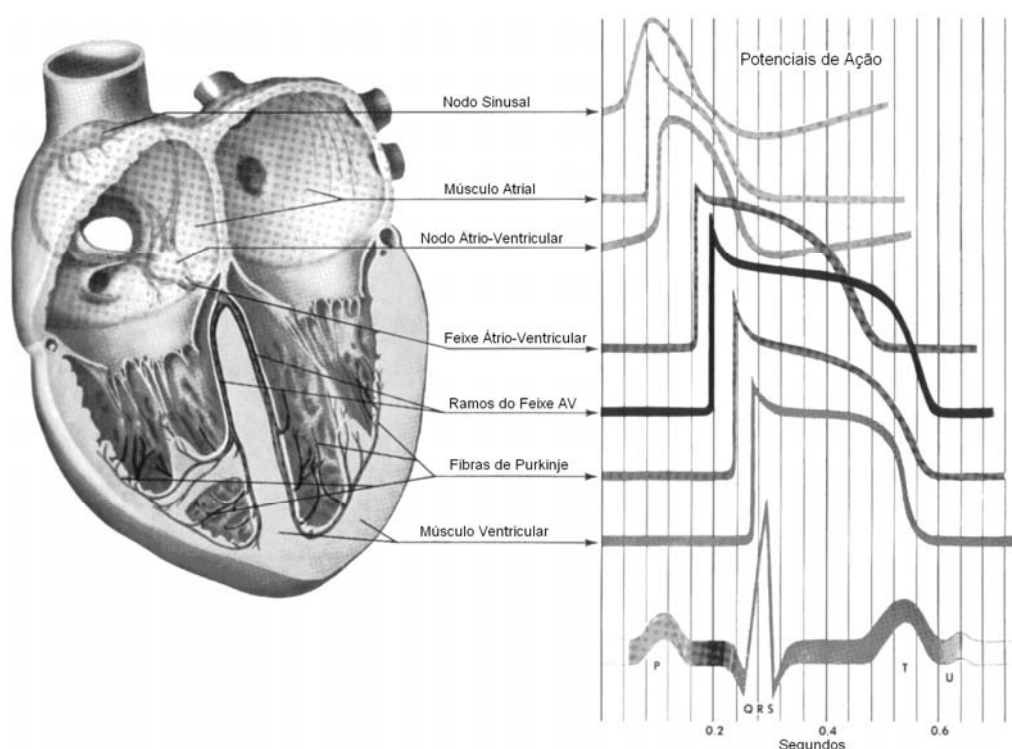


Figura 2.4 – Potencial de Ação do coração.
 Fonte: Webster.

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].

2.3.1 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 em movimento, chamado de eletrocardiograma (ECG). Esses impulsos são medidos pelo eletrocardiógrafo, que nada mais é do que um galvanômetro (aparelho que mede a diferença de potencial entre dois pontos) que mede pequenas intensidades de corrente que recolhe a partir de dois eletrodos. 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 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. Alguns destas modificações são facilmente identificáveis e associadas a doenças.

2.3.2 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) teve um grande crescimento na última década. Ela fornece informações confiáveis e clinicamente significativas da atividade cardíaca do indivíduo durante sua rotina diária [15].

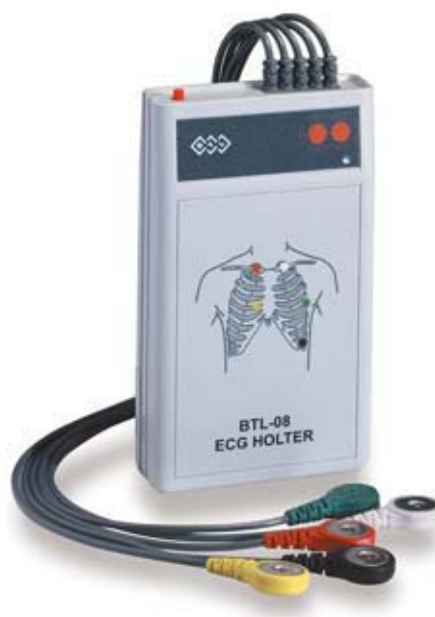


Figura 2.5 – Monitor Holter.
Fonte: EUROTEC, <http://www.medi-eurotec.cz>

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.

2.3.3 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).

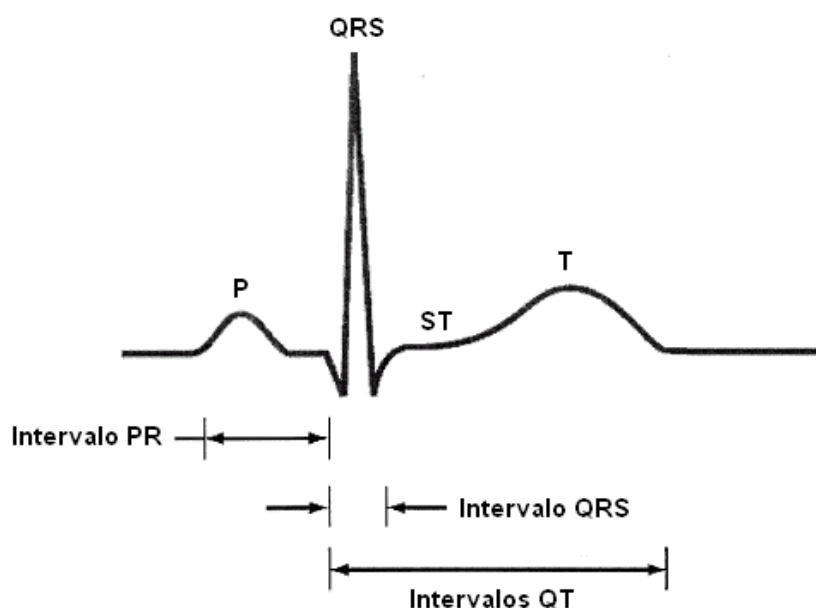


Figura 2.6 – Sinal ECG com traços característicos.
Fonte: Universidade de Viena, <http://www.univie.ac.at>

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 do átrio esquerdo. Ela é arredondada, monofásica e tem amplitude entre 0,25 e 0,3 mV [16].

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 [16].

2.3.4 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). 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). [17].

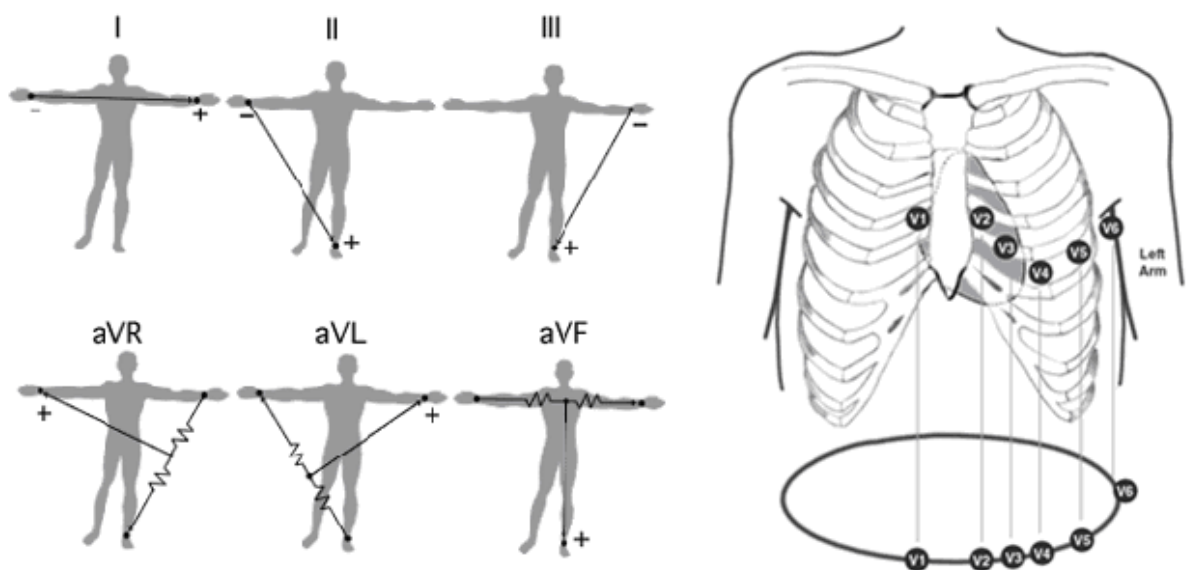


Figura 2.7 – As 12 derivações de um ECG padrão.
 Fonte: <http://nobelprize.org/>

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

2.3.4.1 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 [17].

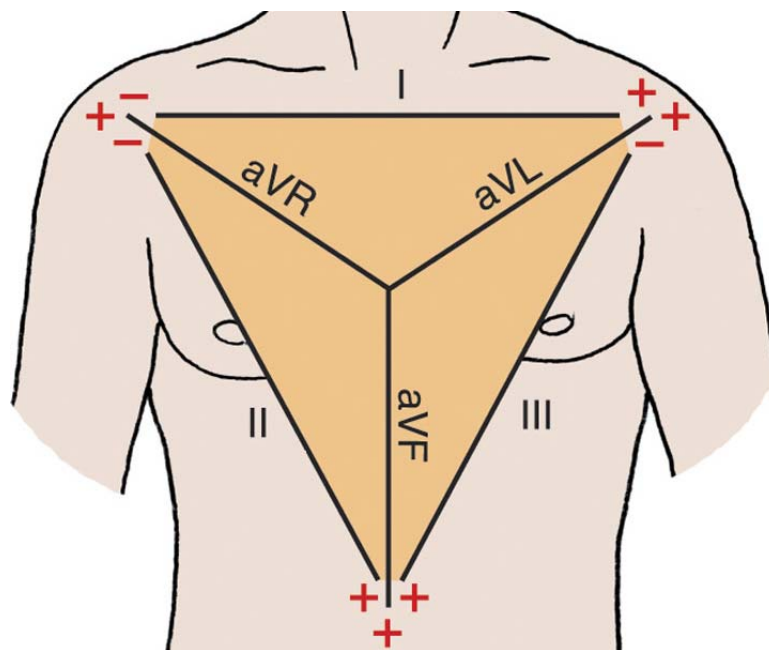


Figura 2.8 – Plano frontal das derivações periféricas.
 Fonte: Lippincott Williams & Wilkins

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 Kirchhoff.

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 [17].

2.3.4.2 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 [17].

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).

2.3.4.3 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 [17].

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: eqüidistante 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);

2.3.4.4 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):

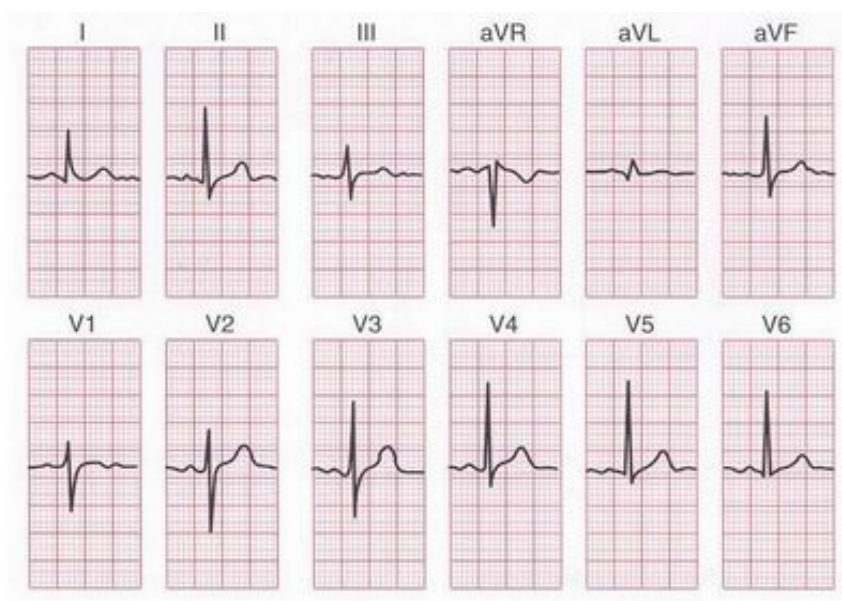


Figura 2.9 – Sinal ECG nas 12 derivações principais.
Fonte: <http://www.americanheart.org/>

2.4 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) [18]. O Massachusetts Institute of Technology [19] disponibiliza um banco de dados com diversos tipos de arritmias. A seguir serão descritas as mais importantes.

2.4.1 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 frequência maior que 120 batimentos por minuto (Figura 2.10). 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 [20].

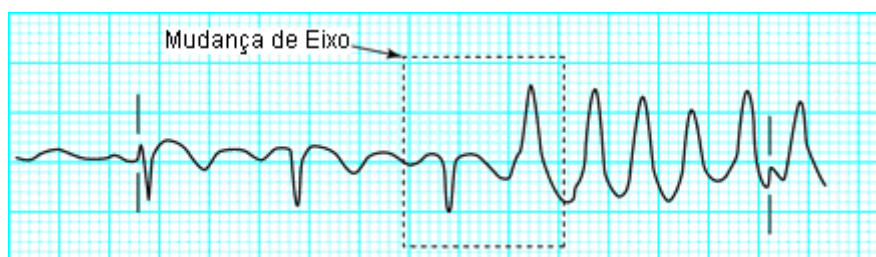


Figura 2.10 – Mudança de eixo da TV com a salva de seis ESV.
Fonte: <http://bmj.bmjournals.com>

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 "pipocar". 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 este ritmo rápido continuar, o corpo não receberá sangue e oxigenação suficientes.

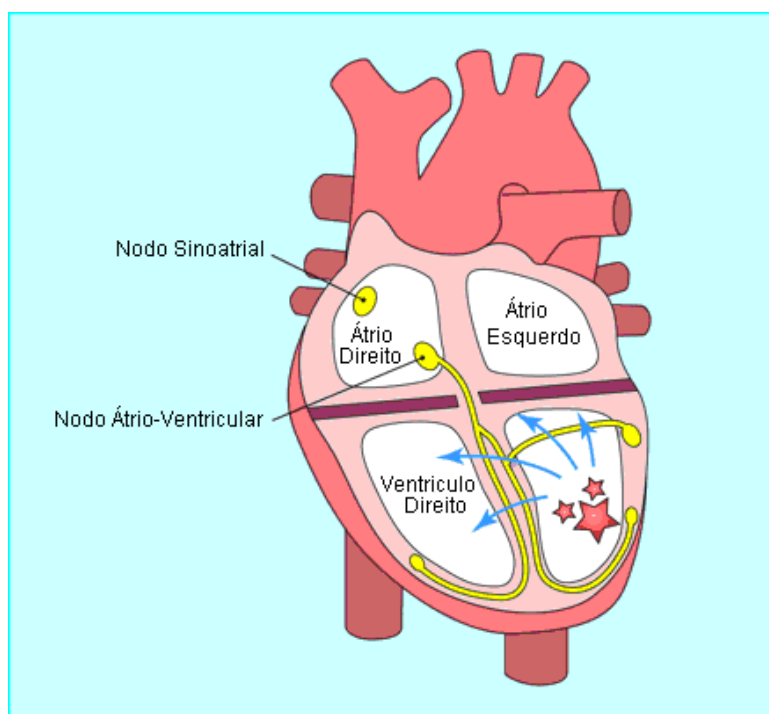


Figura 2.11 – Direção anormal da onda de despolarização na TV.
Fonte: <http://bmj.bmjournals.com>

2.4.2 Flutter e Fibrilação Atrial

A fibrilação e o flutter atrial são arritmias que tem como características padrões de descargas elétricas muito rápidas que fazem com que os átrios contraiam de modo extremamente rápido e, por consequência, 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) [20].



Figura 2.12 – Fibrilação Atrial.

Fonte: <http://bmj.bmjournals.com>

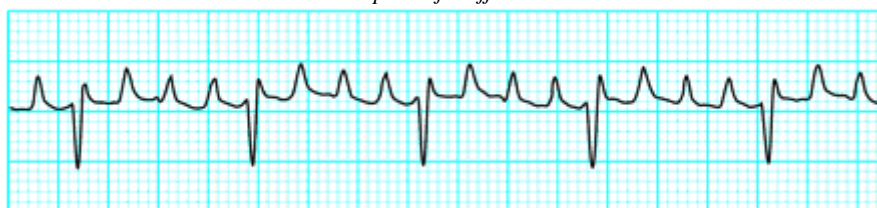


Figura 2.13 – Flutter Atrial.

Fonte: <http://bmj.bmjournals.com>

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). 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 [20].

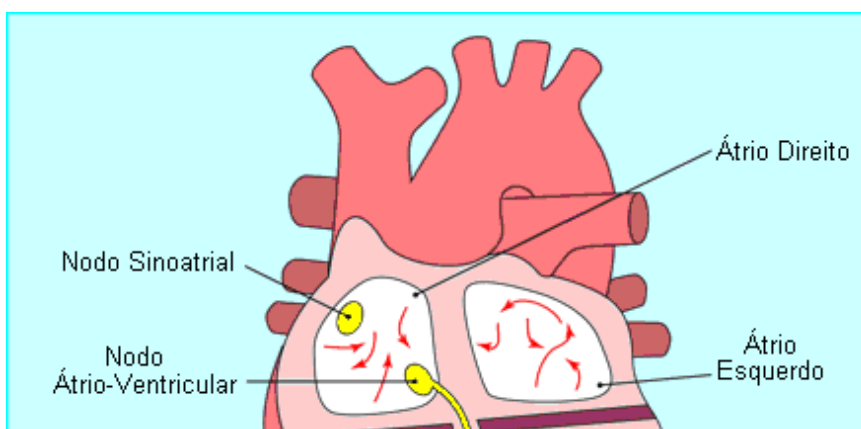


Figura 2.14 – Focos múltiplos da Fibrilação Atrial.

Fonte: <http://bmj.bmjournals.com>

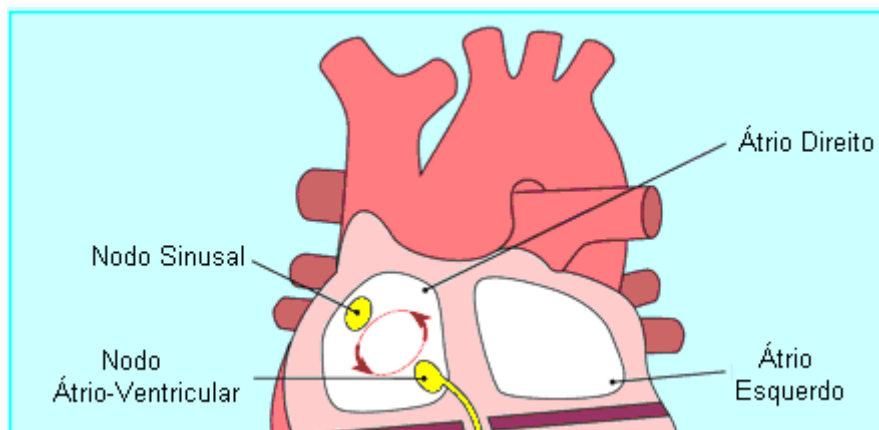


Figura 2.15 – Foco único do Flutter Atrial.

Fonte: <http://bmj.bmjournals.com>

2.4.3 Bradicardia Sinusal

A bradicardia sinusal é a ocorrência de frequência cardíaca abaixo de 60 batimentos por minuto. Ela é originada no nodo sinusal e tem como característica o aumento da distância entre as ocorrências dos batimentos (Figura 2.16).



Figura 2.16 – Bradicardia Sinusal.

Fonte: <http://www.ccs.uel.br/>

2.4.4 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). 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 [20].

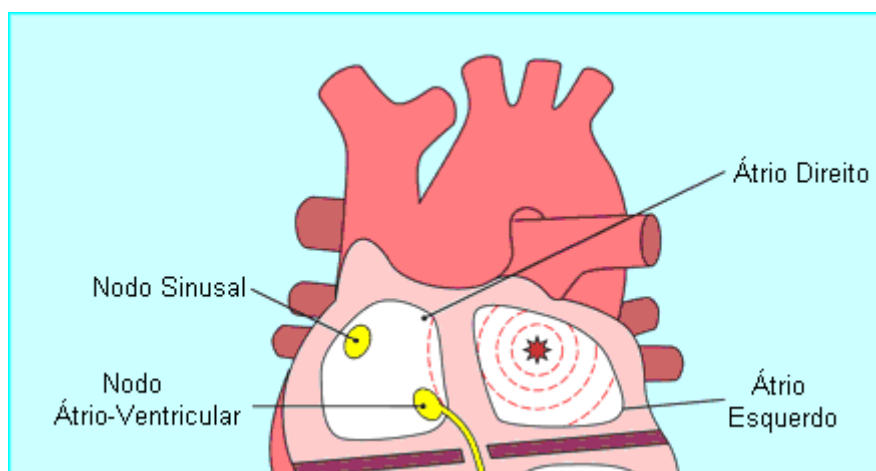


Figura 2.17 – Foco isolado no átrio.
Fonte: <http://bmj.bmjournals.com>

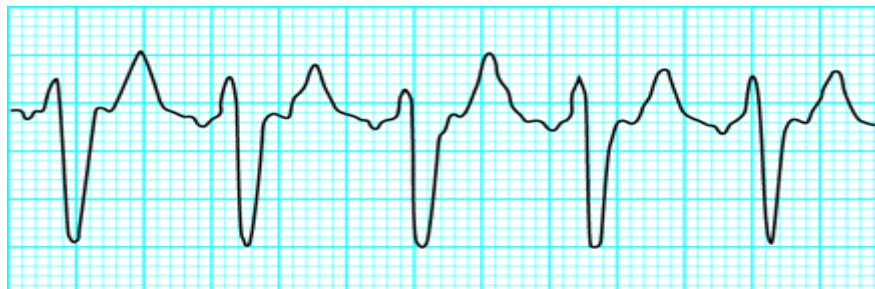


Figura 2.18 – Taquicardia Atrial.
Fonte: <http://bmj.bmjournals.com>

2.4.5 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. A FV é igual à 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.

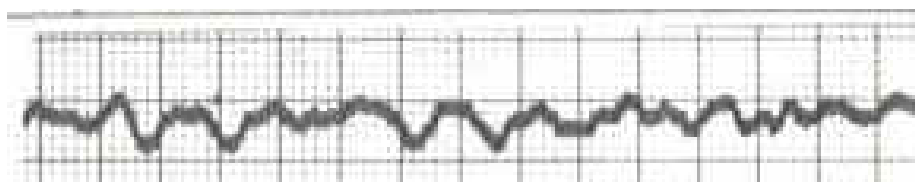


Figura 2.19 – Fibrilação Ventricular.

Fonte: <http://www.medicinaintensiva.com.br>

2.5 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 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 do ECG são feitas por profissionais especializados, mas essa análise consome muito tempo, pois no contexto ambulatorial esses registros são muito grandes, e esta sujeita à falhas humanas. Desta forma seria muito útil um sistema automático de análise desses sinais, que dispensasse o acompanhamento em tempo integral de um profissional.

3 ALINHAMENTO TEMPORAL DINÂMICO

3.1 Introdução

O 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 em alinhar seqüências de sinais com durações diferentes.

DTW pode ser traduzido como alinhamento temporal dinâmico e essa técnica foi assim denominada porque dilata de diferentes formas o eixo temporal dos sinais analisados até conseguir alinha-los da melhor forma. Vale resaltar 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, medicina, robótica, química, finanças, reconhecimento de gestos, tracking e até na astronomia [21]. 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:

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

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

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 [22]. 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 $T_y = 79$.

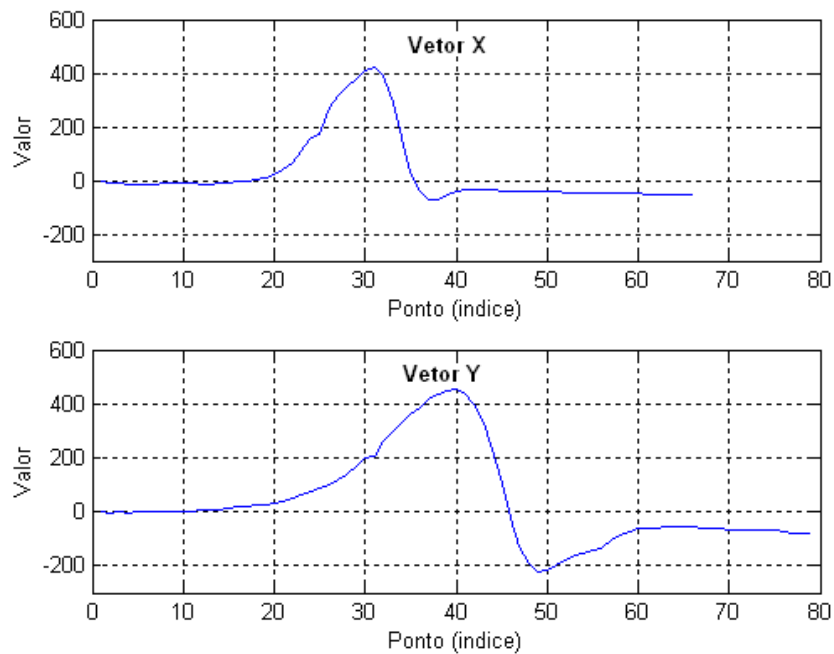


Figura 3.1 – Gráficos dos vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} .

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) [23].

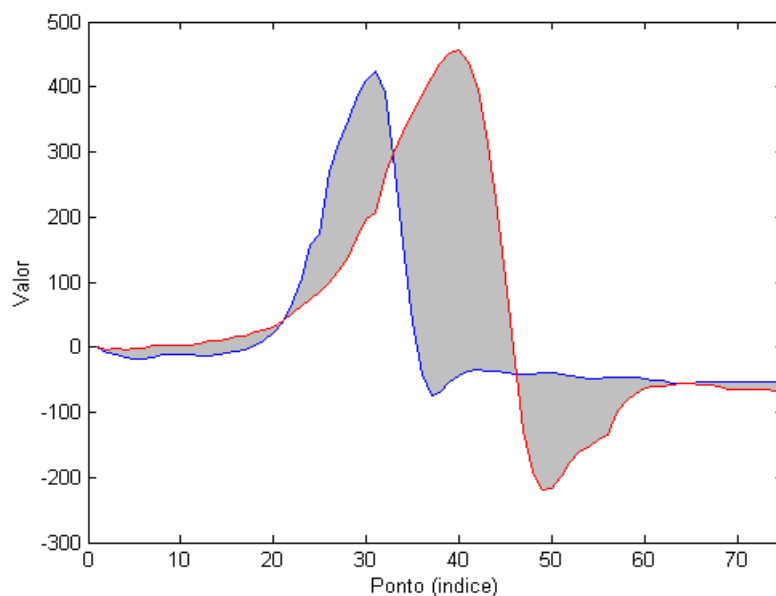


Figura 3.2 – Comparação direta dos vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} .

O segundo método, conhecido como alinhamento linear, comprime linearmente a maior sequência, 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).

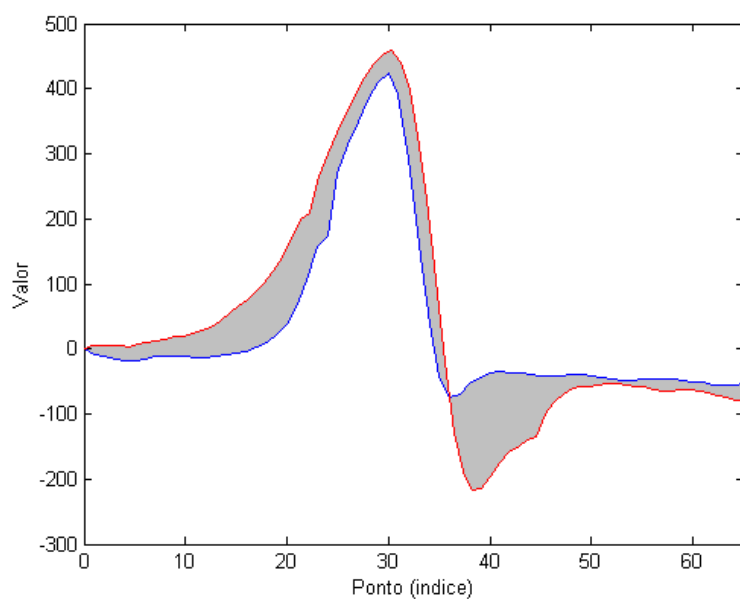


Figura 3.3 – Alinhamento linear dos vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} .

O terceiro método é denominado alinhamento temporal dinâmico, que comprime e dilata de forma não-linear as sequências \mathbf{X} e \mathbf{Y} , medindo sua distância ao longo do eixo temporal. 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 [22].

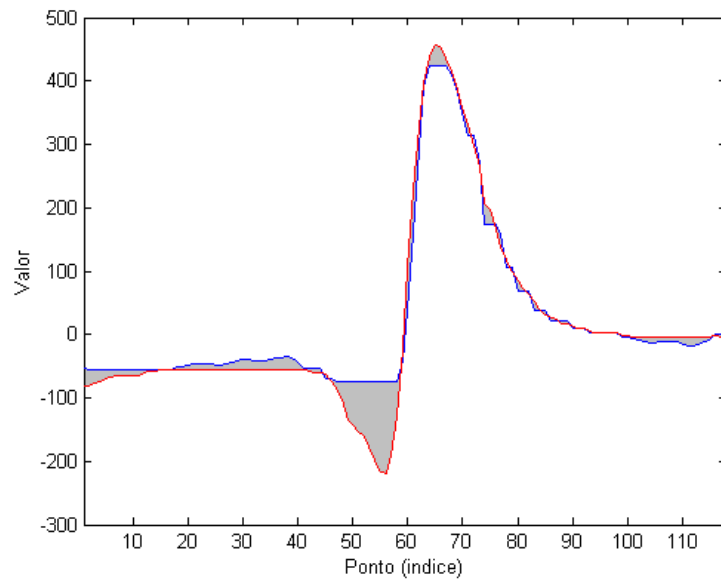


Figura 3.4 – Alinhamento temporal dinâmico dos vetores \mathbf{X} e \mathbf{Y} .

Para realizar-se a comparação entre as seqüências \mathbf{X} e \mathbf{Y} são posicionados 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} . Por exemplo, um passo vertical significa que dois quadros de \mathbf{Y} são emparelhados com um mesmo quadro 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.

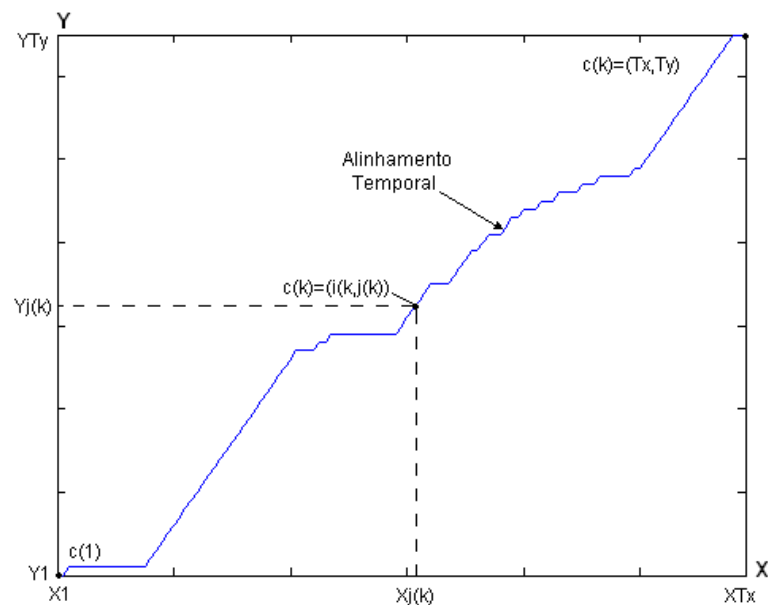


Figura 3.5 – Caminho do Alinhamento temporal dinâmico.

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 [24]:

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

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 [24]:

- 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 [24]:

- 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:

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

Para selecionar o melhor caminho de alinhamento, pode-se tratar (3.16) como uma sequência de K processos de decisão. Definindo-se $G(c(K))$ como a mínima distância de $D(X, Y)$ sem o denominador $Tx + Ty$, e tornando-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:

$$G(c(k)) = \min \begin{cases} G(i, j-1) + d(X_i, Y_j) \\ G(i-1, j-1) + 2.d(X_i, Y_j) \\ G(i-1, j) + d(X_i, Y_j) \end{cases} \quad (3.17)$$

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 indicam que o método é muito eficiente na comparação de sinais 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 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 [4] [11]. 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.

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.

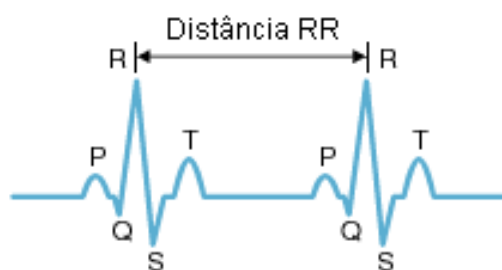


Figura 4.1 – Distância RR em um sinal ECG.

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.

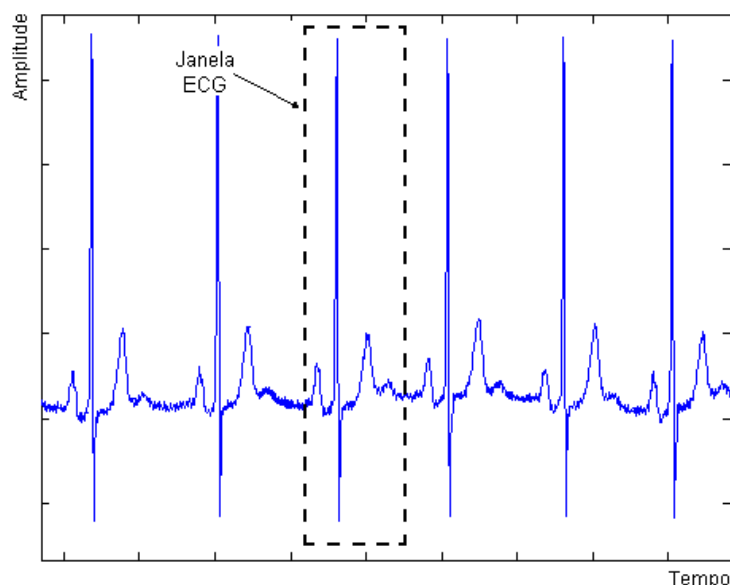


Figura 4.2 – Exemplo de uma janela ECG.

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 a grande vantagem de possuir 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.

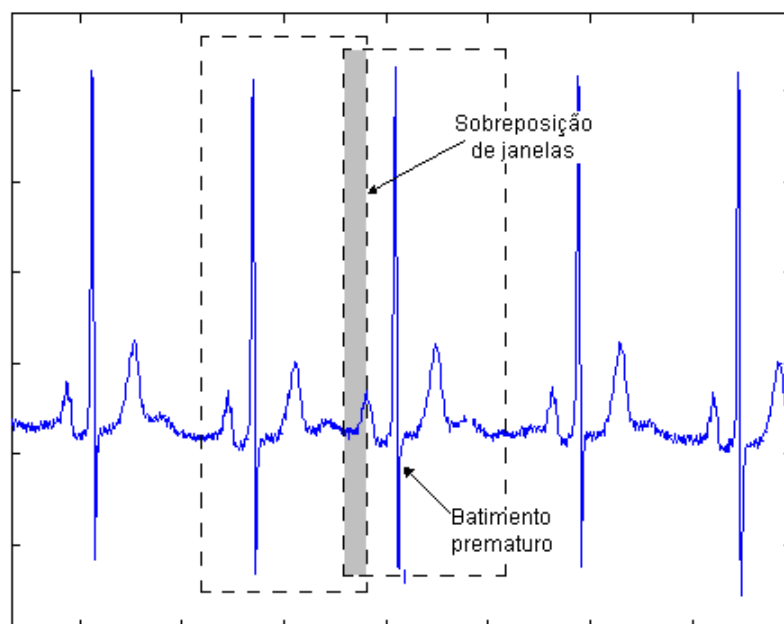


Figura 4.3 – Sobreposição de janelas devido a um batimento prematuro.

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).

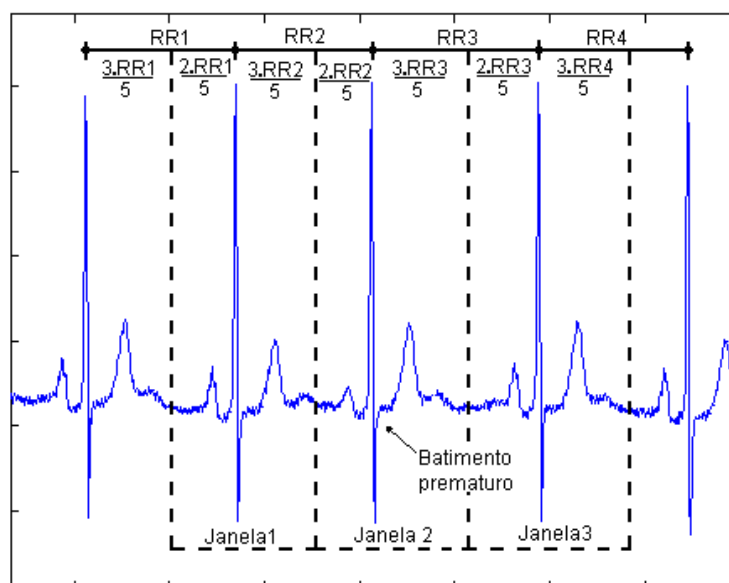


Figura 4.4 – Janela variável se adapta ao batimento prematuro.

As janelas variáveis podem ser definidas de diversas formas as quais vão depender do tipo de aplicação em que ela será utilizada. Para sua escolha, no sistema desenvolvido, foram feitas diversas análises com diferentes tamanhos de janelas, e resultados práticos mostraram que, quando trabalhamos com somente duas classes de batimentos, deve-se utilizar o máximo de informações de cada batimento.

Assim, foi escolhida uma janela que abrangesse $2/5$ (dois quintos) do intervalo RR anterior ao batimento e $3/5$ (três quintos) do intervalo RR posterior. Em um ECG normal, o intervalo que vai do início da onda P (primeira variação de amplitude de um batimento) até o pico R equivale a um pouco menos que dois quintos de RR, o que garante a abrangência da onda P. Foi verificado também, que o intervalo que vai da ocorrência do pico R até o período isoelétrico depois da onda T, é um intervalo pouco menor que três quintos do RR posterior. Assim, na grande maioria dos casos, conseguimos obter uma janela que tenha o máximo de informação de um batimento cardíaco.

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 eletrocardiógrafo não é diferente. Eles são provenientes de diversas fontes [25], 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.

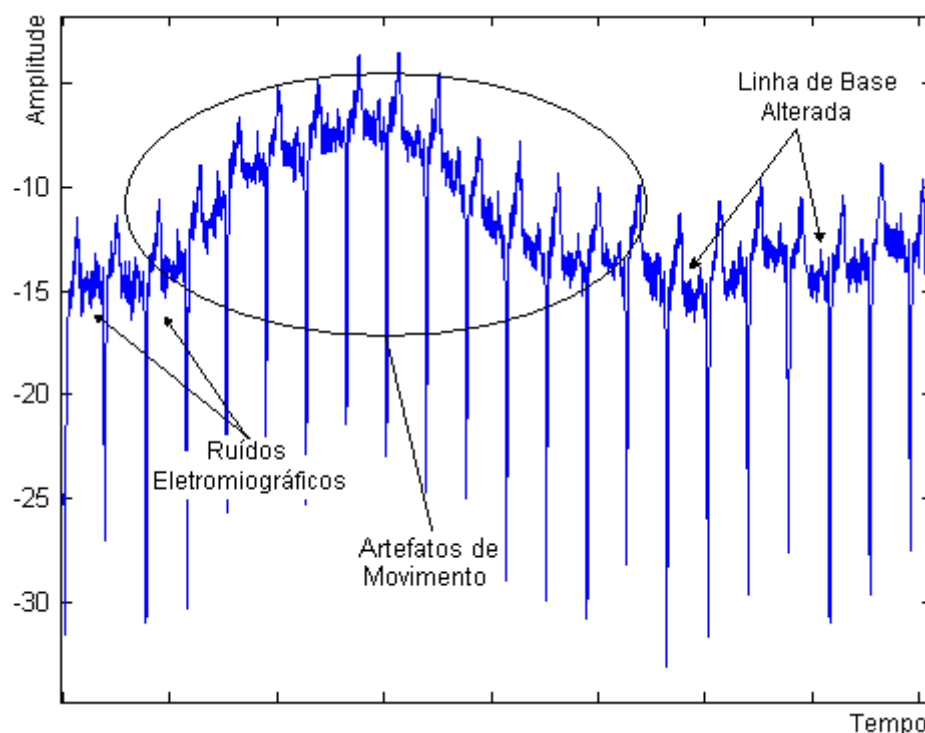


Figura 4.5 – Ruídos em um sinal ECG.

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 consequentemente do tamanho do vetor a ser

analisado, basta 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 .

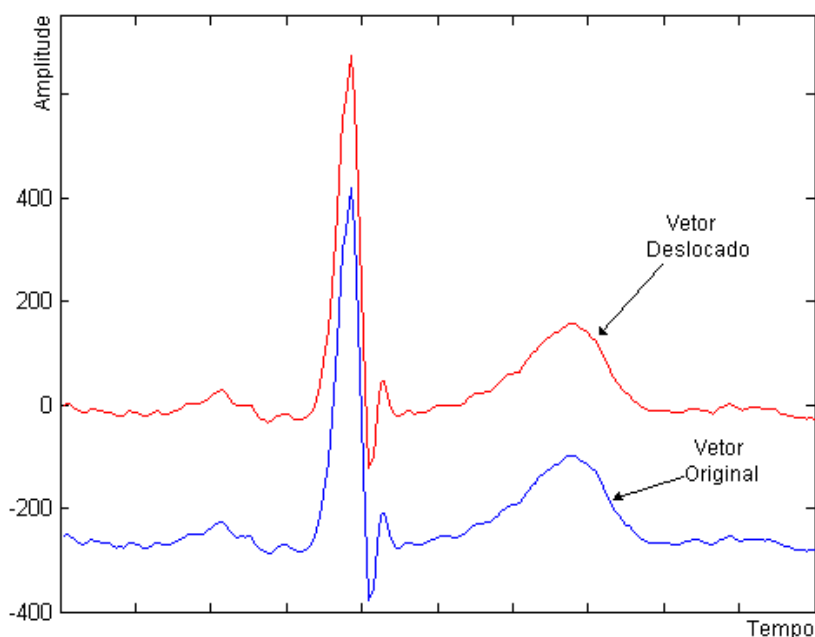


Figura 4.6 – Deslocamento da linha de base.

Testes 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 [5], 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.

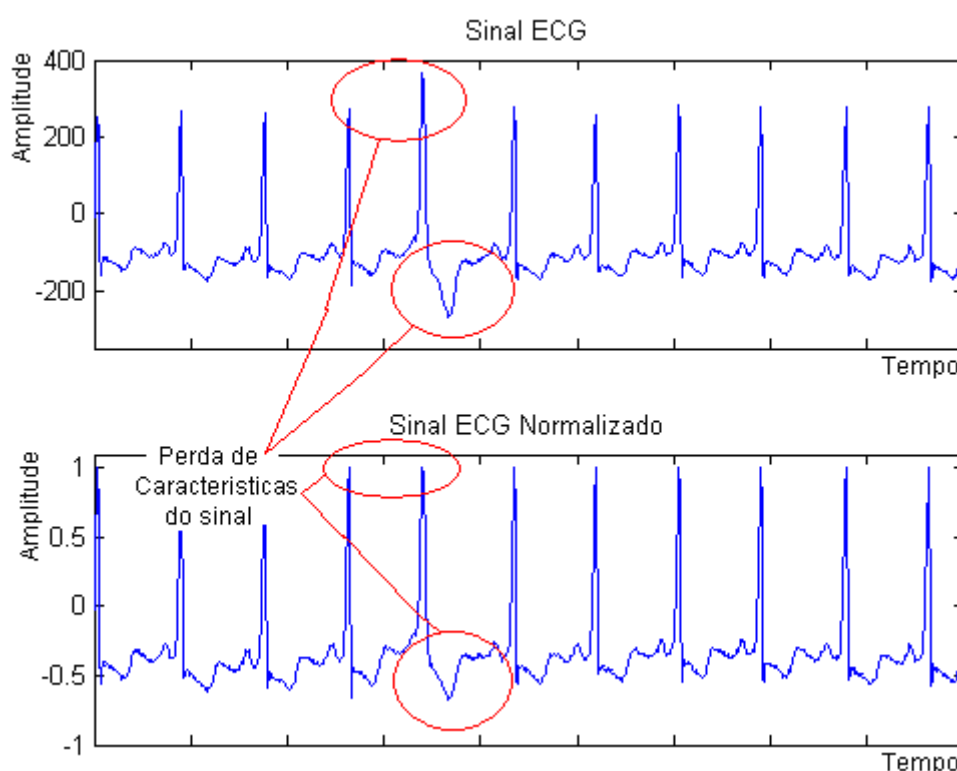


Figura 4.7 – Sinal ECG e seu equivalente normalizado.

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. Neste trabalho, adotou-se uma filtragem passa-banda, que denominaremos neste trabalho de filtro derivada ou simplesmente derivada, o qual combinada um filtro passa-baixa com

o cálculo da derivada do sinal ECG filtrado (Figura 4.8 e Figura 4.9), eliminando assim os ruídos de alta e os de baixa frequência, inclusive o nível DC, e mantendo a faixa de frequência com a informação útil do sinal. A equação a diferença que representa o filtro IIR adotado nesse trabalho é dada por [26]:

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

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

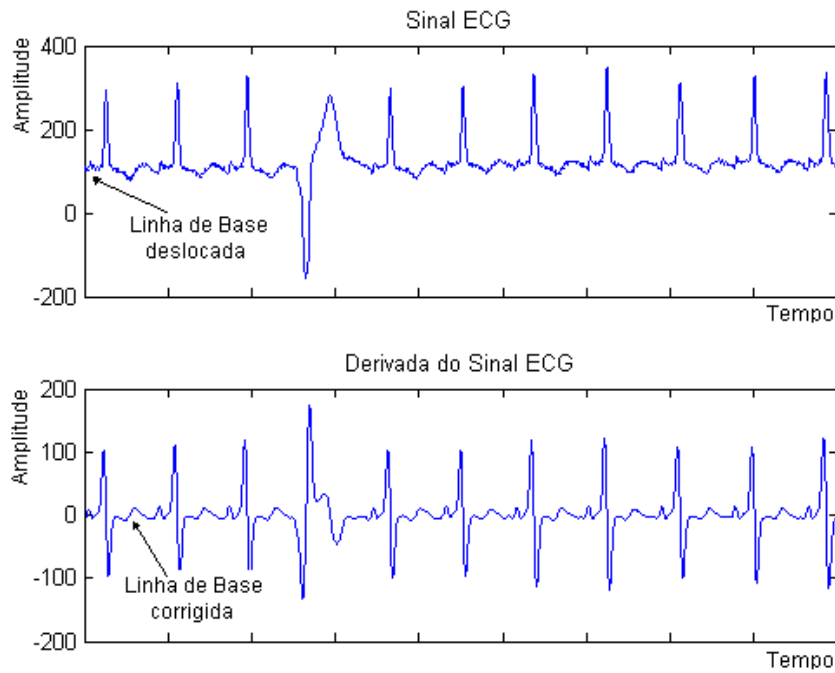


Figura 4.8 – Sinal ECG e sua derivada.

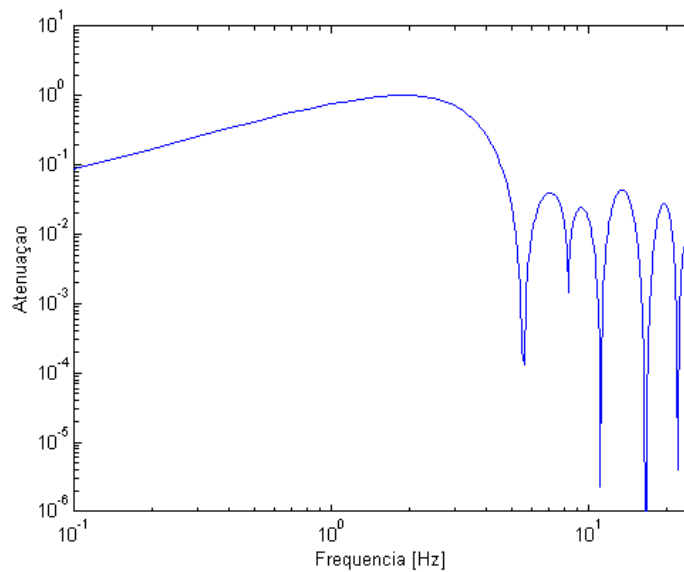


Figura 4.9 – Resposta em frequência do filtro utilizado no pré-processamento.

A última etapa de extração de parâmetros é a derivação do sinal. 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. Isso significa que a distância Euclidiana não serve 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 de casamento DTW é um exemplo de algoritmo de alinhamento não-linear que faz a diferença temporal entre dois batimentos ser minimizada, pela deformação do 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 QT Database é a base de dados onde foram extraídos os sinais ECG utilizados nos experimentos. Ela tem diferentes sinais que foram retirados do Physionet Bank [27], onde estão incluídas as bases do MIT-BIH Arrhythmia Database, da European Society of Cardiology ST-T Database e de várias outras bases de ECG coletadas no Boston's Beth Israel Deaconess Medical Center.

Essa base contém 105 registros, de dois canais, com taxa de amostragem de 250 Hz e com 15 minutos de duração cada. 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) [28] [29] recomenda a combinação das 13 diferentes classes, definidas pela QT 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 (N)	N
Prematuros (P)	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 ter 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 $N = 60$. 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 . Depois de comparados todos os batimentos é feita a soma a cada 5 posições consecutivas do *vetor ótimo*, obtendo, assim, o *vetor 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 sequência de 5 batimentos consecutivos que o geraram. O batimento central desta sequência será o batimento referência, pois o mesmo tende a ser o mais estável da sequência.

A idéia desse método é achar o intervalo do sinal ECG onde existem os 5 batimentos mais semelhantes (Figura 4.10). A partir disso, é bem provável, que a sequência encontrada seja formada apenas batimentos normais. Depois de achada a sequência, 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.

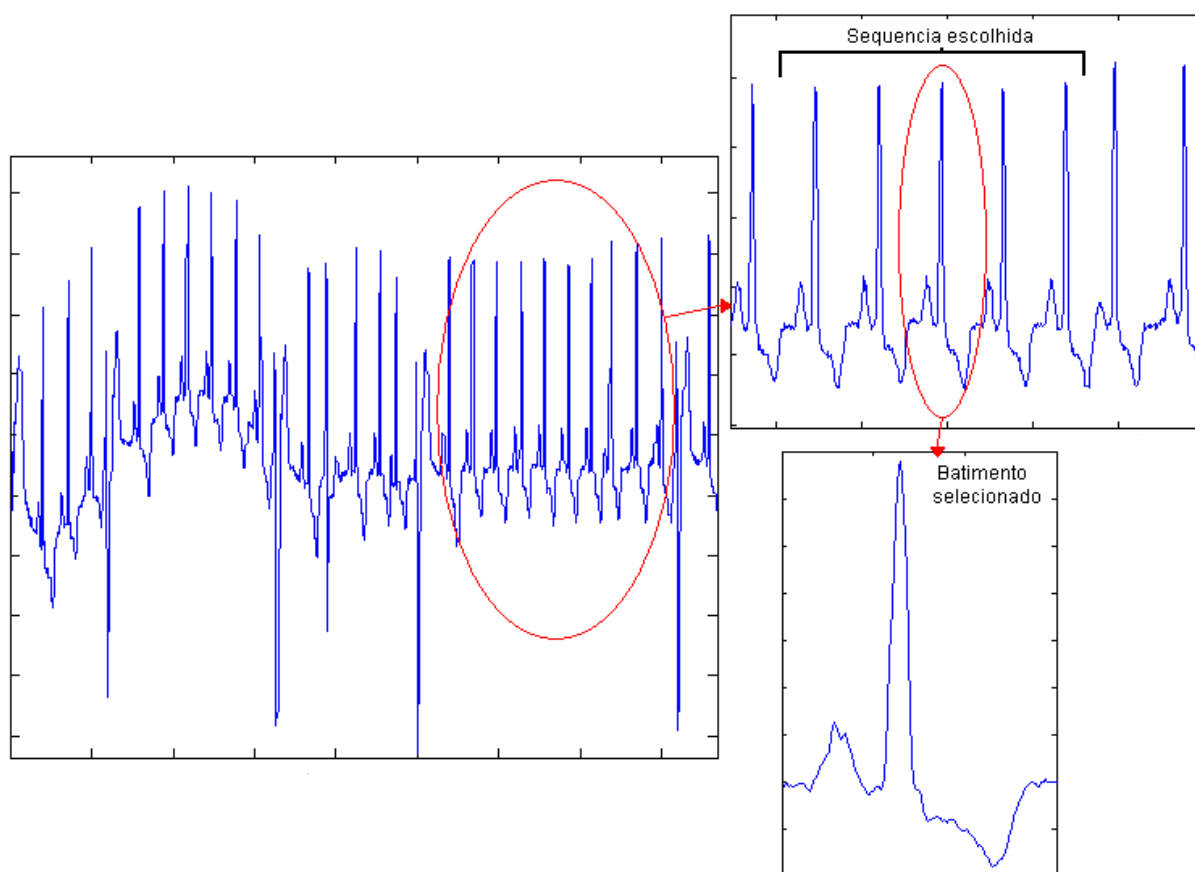


Figura 4.10 – Exemplo do funcionamento do método das Comparações Sucessivas.

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, teve-se um excelente desempenho, sempre escolhendo, como referência, ótimas amostras de batimentos normais. Além disso, esse método se mostrou muito rápido apresentando um baixo custo computacional quando comparado com a técnica do k-medias, que também é 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).

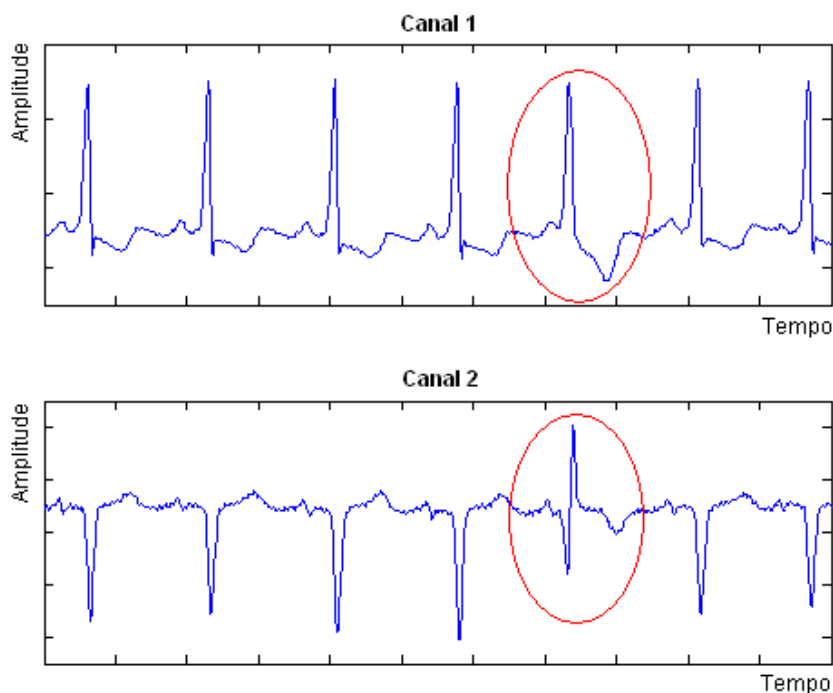


Figura 4.11 – Comparação entre batimentos anormais em diferentes canais.

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.

4.3.5 Medidor de Frequência Cardíaca

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

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 um limiar, dado por:

$$\tau_c = (T_x \cdot T_y / w) \cdot c_1, \quad (4.3)$$

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.

Desta forma os batimentos são divididos em duas classes, normais ou anormais. Para se efetuar a divisão em três classes é feita uma comparação entre a distância das ondas R com a frequência cardíaca atual dos batimentos classificados como normais. Caso essa distância seja menor que um limiar:

$$\tau_r = c_2 \cdot Fc, \quad (4.4)$$

onde Fc é a frequência cardíaca atual e c_2 é uma constante de proporcionalidade.

Assim, a esse batimento será classificado como prematuro (P) e, caso contrário, o batimento será classificado como normal (Figura 4.12).

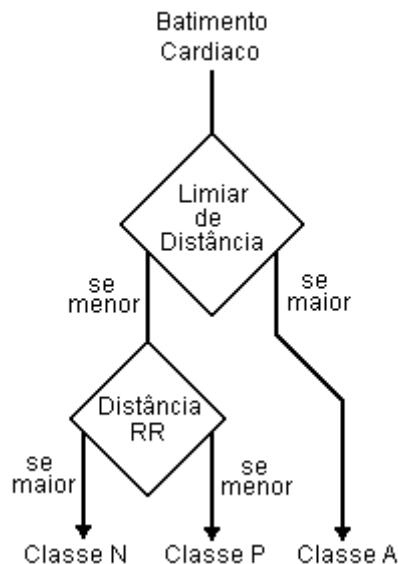


Figura 4.12 - Diagrama de blocos do Classificador para três classes.

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 bmp, por exemplo, com uma referência de 70 bmp.

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

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

onde τ_c é o limiar de (4.3) 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 4.13). Levando-se em conta que todos os blocos nele contidos foram explicados em seções anteriores, será feito apenas um resumo de seu funcionamento.

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 ai 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 P – 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.

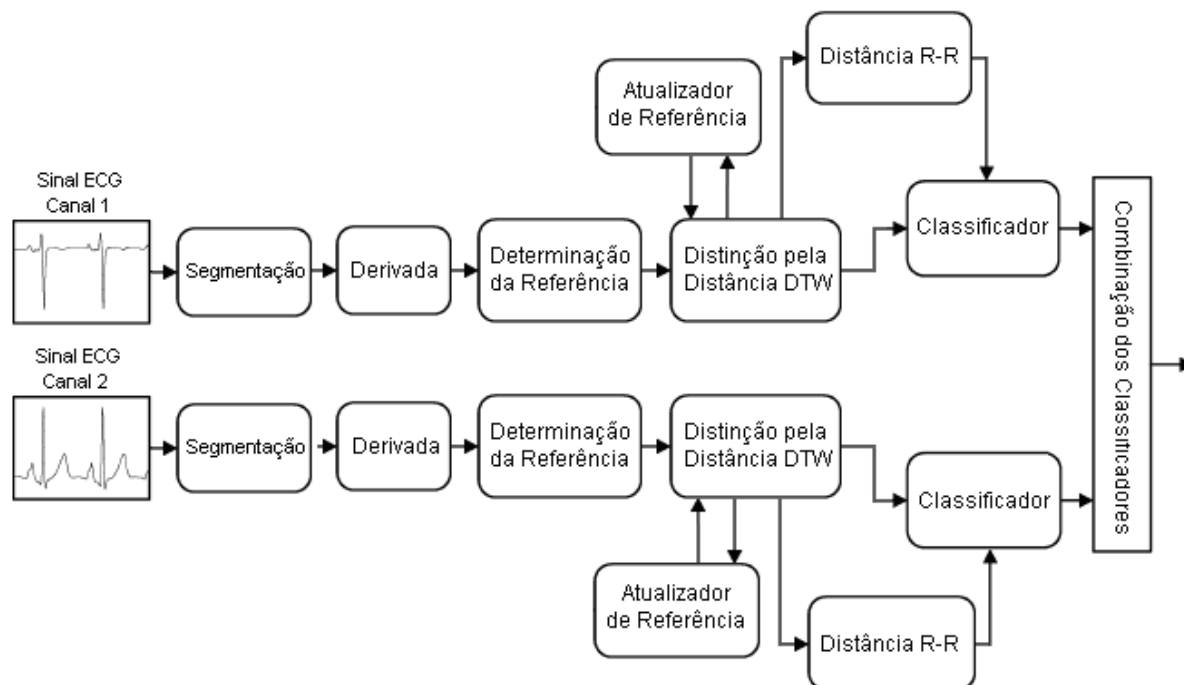


Figura 4.13 – Diagrama de Blocos do Sistema Classificador.

4.4 Experimentos

Os experimentos foram divididos em duas fases a de *aprendizagem* e a de *testes*. Para a base de aprendizagem foram selecionados alguns registros que tivessem uma grande variedade de tipos de batimentos. Assim, o sistema seria testado nos mais diferentes casos. Para essa base foram escolhidos os registros: sel213, sel223, sel15815, sel308 e sel872, e em cada um deles foram analisados os 750 primeiros batimentos, totalizando 3750 batimentos analisados, sendo: 3352 batimentos normais, 242 ventriculares, 103 de fusão, 29 atriais e 4 supraventriculares. Na base de *aprendizagem* foram feitos exaustivos testes visando melhorias e ajustes no sistema, como também a análise de desempenho 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 dos seguintes registros: sel100, sel114, sel14046, sel221, sel233, sel803, sel820, sel873, sel883, e sele0114, e tem o total de 9588 batimentos normais, 751 ventriculares, 27 atriais, 41 supraventriculares e 18 de fusão totalizando 10425 batimentos. É nessa base que será analisado o desempenho do sistema.

4.4.1 Analise de Desempenho

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 não é um bom exame de detecção porque é caro, pode produzir efeitos colaterais e é desconfortável. No entanto, quando uma doença deve ser avaliada, a necessidade de sua realização sobrepõe-se a todos esses problemas.

Qualquer exame, de detecção ou diagnóstico, apresenta algum risco. O risco pode ser apenas a necessidade de outros exames quando o resultado é anormal ou pode ser a possibilidade de lesão durante a sua realização. O médico deve pesar o risco de um exame contra a confiabilidade das informações que ele provê. Podemos analisar essa confiabilidade de varias formas, pois dependendo do tipo de análise podemos ter a falsa impressão que um exame é muito preciso. Nas seções a seguir serão explicadas algumas dessas análises.

4.4.1.1 Matriz Confusão

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

A matriz 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 4.14).

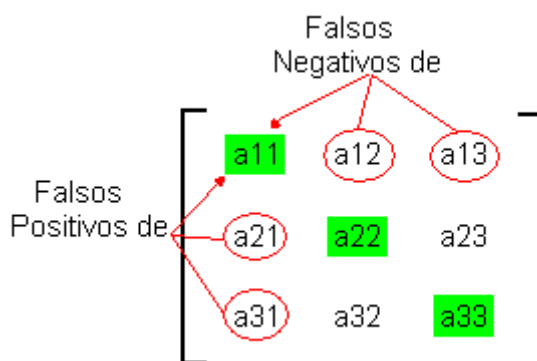


Figura 4.14 – Elementos da Matriz Confusão.

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 desempenho 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 ir tão bem em classes que tenham poucas amostras. Suponhamos a classificação de 5000 batimentos em duas classes, normais e anormais, tendo a seguinte matriz confusão como resposta do algoritmo:

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

Analisando a matriz 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 então de acordo com [30].

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 uma divisão em três classes, normais, prematuros e anormais:

	N		
	3210	3	42
		P	
	131	30	22
		A	
	11	0	281

Assim, a partir da matriz acima, obtivemos que: $Se = [0.957; 0.909; 0.815]$ e $PP = [0.986; 0.164; 0.962]$. 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

Os resultados obtidos pelo sistema de classificação na base de *aprendizagem* são apresentados a seguir na forma de matriz confusão:

$$\text{Para três classes: } \begin{bmatrix} \overset{N}{3210} & 3 & 42 \\ 131 & \overset{P}{30} & 22 \\ 11 & 0 & \overset{A}{281} \end{bmatrix}, \text{ Para duas classes: } \begin{bmatrix} \overset{N}{3366} & 8 \\ 19 & \overset{A}{337} \end{bmatrix}.$$

A análise da matriz para três classes foi feita no exemplo da seção anterior. Para a matriz confusão com duas classes, foram obtidos os seguintes valores: Se e PP:

$$\text{Se} = [0.9944; 0.9768] \text{ e } \text{PP} = [0.9976; 0.9466].$$

Foi utilizado o mesmo algoritmo na base de *testes*, e foram obtidos os seguintes resultados:

$$\text{Para três classes: } \begin{bmatrix} \overset{N}{6741} & 3 & 6 \\ 1219 & \overset{P}{231} & 3 \\ 576 & 19 & \overset{A}{582} \end{bmatrix}; \text{ Para duas classes: } \begin{bmatrix} \overset{N}{8254} & 8 \\ 535 & \overset{A}{583} \end{bmatrix}.$$

As sensibilidades e os valores preditivos positivos obtidos a partir das matrizes confusão são: para três classes, Se = [0.7897; 0.9130; 0.9848] e PP = [0.9987; 0.1590; 0.4945]; para duas classes, e Se=[0.9391; 0.9865] e PP=[0.9990; 0.5215].

Foi observado que, dos 10 registros analisados na *base de testes*, cinco obtiveram taxa de acerto bem próximos de 100%, outras três tiveram desempenhos bons, mas os registros sel14046 e sel883 obtiveram desempenhos muito ruins, fazendo com que os índices Se e PP ficassem muito baixos. Fazendo a matriz confusão para o caso de duas classes somente para os registros de pior desempenho, têm-se:

$$\text{Sele14046: } \begin{bmatrix} 906 & 0 \\ 267 & 27 \end{bmatrix} \text{ e sel883: } \begin{bmatrix} 683 & 0 \\ 166 & 0 \end{bmatrix}.$$

Pela análise dos resultados, concluiu-se que o resultado do registro sel883 apresentou um desempenho de classificação ruim porque, apesar de todos os seus batimentos terem sido classificados por cardiologistas como normais, no seu canal 2 existe uma grande flutuação da amplitude das ondas R, o que provocou grandes

diferenças na medida de distância entre os batimentos normais. Já no sele14046 existem diferenças nas ondas T, além de pequenas flutuações da amplitude no canal 1, que também causaram variações na distância ótima entre os batimentos normais. Esse problema apareceu somente na base de teste por conter registros com este tipo de alteração no batimento.

Computado o resultado global sem os resultados desses dois registros obtivemos a seguinte matriz confusão: $\begin{bmatrix} 6665 & 8 \\ 102 & 556 \end{bmatrix}$. Calculando os valores de Se e PP têm-se: Se = [0.9849 0.9858] e PP = [0.9988 0.8450], o que mostra um desempenho muito bom.

4.6 Conclusões

Verificou-se 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.

Na base de aprendizagem foram encontrados problemas de classificação em dois registros ECG. Análises concluíram que esses registros são realmente problemáticos, um deles apresentado grandes problemas de flutuação de amplitude e o outro foi obtido de um paciente com grave problema de isquemia. A análise dos resultados sem esses dois registros mostram que o sistema funciona muito bem, na divisão em duas classes, obtendo sensibilidade de 98,5% nos batimentos normais e 98,6% nos anormais. Já os percentuais de preditivos positivos foram de 99,9% nos batimentos normais e 84,5% nos anormais.

O desempenho para a divisão em três classes caiu devido sensibilidade do limiar RR dos diferentes registros. Esses limiares são muito variáveis. Por esse motivo faz-se necessário definir outros critérios para a correta diferenciação entre as classes.

5 CONCLUSÕES

5.1 Considerações Finais

Testes mostraram que o DTW é um algoritmo muito eficiente por fazer o alinhamento não-linear de vetores. Isso é feito por meio de deformações nos eixos na busca da distância mínima entre eles e com isso é possível fazer sua divisão em classes.

Com base nesse algoritmo foi desenvolvido um sistema não-supervisionado de classificação automática de batimentos cardíacos tendo em vista o auxílio dos médicos no diagnóstico de doenças no coração. Esse sistema classificou os batimentos da base de teste em dois subgrupos de forma eficiente obtendo, na classificação dos batimentos normais e anormais, sensibilidade de 98,5% e 98,6%, respectivamente e valores preditivos positivos de 99,9% nos normais e 84,5%, nos anormais. Porém, quando aumentamos o número de classes para três o sistema sofreu uma sensível queda de desempenho para uma das classes.

No desenvolvimento do sistema foram feitas algumas inovações, que os testes mostraram ser muito eficientes, como as técnicas das aproximações sucessivas e de atualização do batimento de referência. Também foram desenvolvidas e testadas técnicas de análise que outros grupos de estudos nessa área já utilizam. Algumas dessas técnicas melhoraram significativamente o desempenho do sistema o que nos motiva a desenvolver soluções para os problemas atuais, fazendo com que tenhamos um sistema mais abrangente e eficiente.

5.2 Trabalhos Futuros

Trabalhos futuros devem ser focados no estudo de estratégias capazes de conseguir a classificação dos batimentos nas cinco classes recomendadas pela AAMI.

Para isso pode ser aperfeiçoado o algoritmo do DTW por meio da introdução da janela de busca, o que ajudaria a diferenciar melhor os batimentos. Além disso, devem ser utilizadas outras técnicas e critérios mais rigorosos em conjunto com os já apresentados para que as características específicas de cada batimento sejam analisadas de forma mais eficiente.

Talvez a falta de uma normalização, que não foi um problema nos experimentos com a base de aprendizagem, fez com o sistema classificasse batimentos normais como anormais devido somente a variação de amplitude do batimento; batimentos isquêmicos apresentam grandes variações na onda T o que provocou os erros de classificação. Por isso, uma saída seria ajustar a janela somente em torno do QRS.

Para terminar, podem ser feitos sistemas de classificação específicos para cada tipo de derivação existente, pois as características de certas anomalias só podem ser percebidas em determinados canais e um sistema específico ajudaria a detecção das mesmas.

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.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 1 e da linha 1. 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 [31].

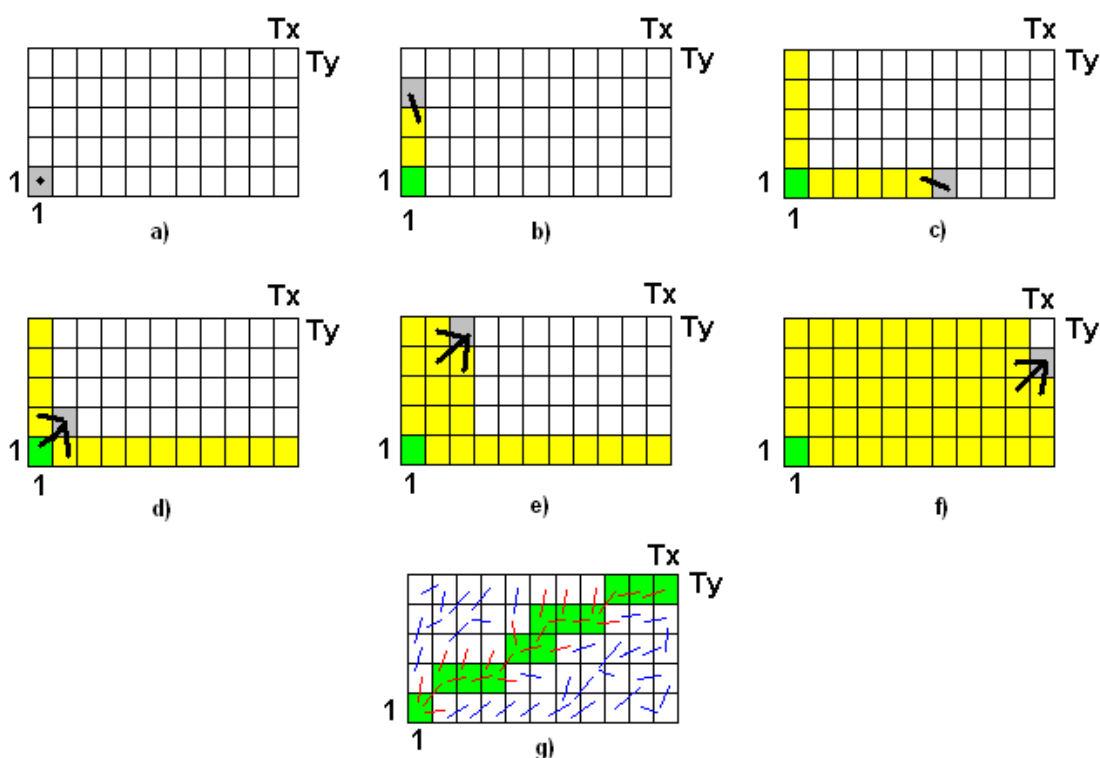


Figura A.1 - Cálculo da matriz Custos e definição do caminho ótimo.

Depois do calculo 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 feito uma varredura de traz 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 [23].

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

Pode-se expandir (B.1):

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

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

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

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

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

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

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.*”.

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

$$G(c(k)) = \min \begin{cases} G(i, j-1) + d(X_i, Y_j) \\ G(i-1, j-1) + 2.d(X_i, Y_j) \\ G(i-1, j) + d(X_i, Y_j) \end{cases} \quad (\text{B.5})$$

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 distancia mínima total $D(X, Y)$ normalizada, basta dividir $G(c(K))$ por $(Tx+Ty)$.

sele0121	1425	8	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1436
sele0122	1415	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1415
sele0124	1121	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1121
sele0126	945	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	945
sele0129	670	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	671
sele0133	840	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	840
sele0136	809	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	809
sele0166	813	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	813
sele0170	897	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	897
sele0203	1236	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1246
sele0210	1063	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1063
sele0211	1575	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1575
sele0303	1044	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1045
sele0405	1216	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1216
sele0406	959	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	959
sele0409	1737	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1737
sele0411	1143	59	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1202
sele0509	998	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1028
sele0603	870	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	870
sele0604	1031	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1031
sele0606	1436	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1442
sele0607	1182	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1184
sele0609	1119	7	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1127
sele0612	751	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	751
sele0704	1094	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1094
Total	80707	1698	758	731	251	3	1847	306	9	2	1	679	3	86995

Tabela C.1 – Registros da base QT.

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.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

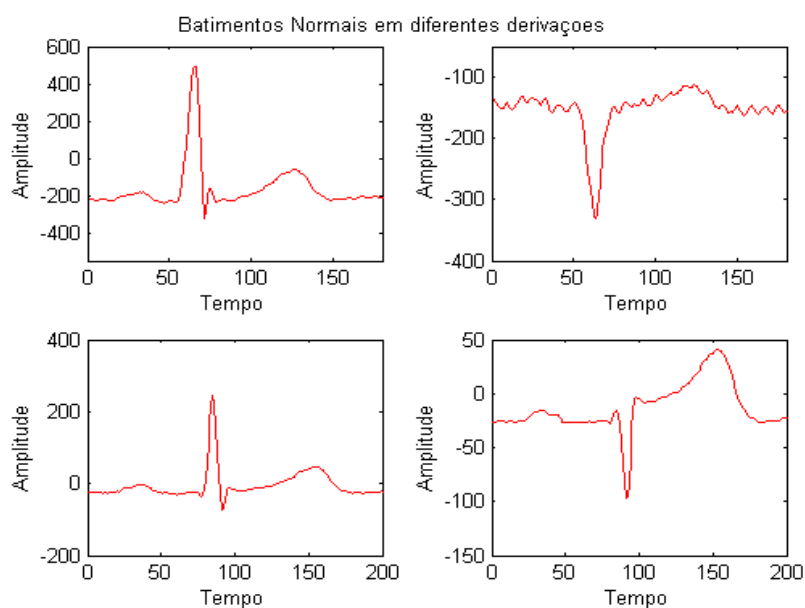


Figura D.1 – Batimentos Normais em diferentes derivações.

- Batimento de Fusão

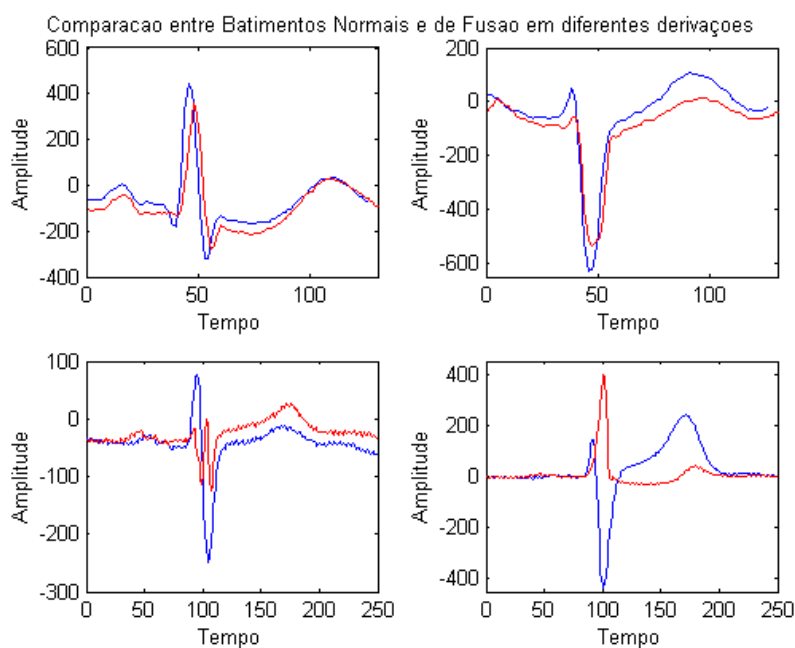


Figura D.2 – Batimentos Normais e de Fusão em diferentes derivações.

- Batimento Ventricular

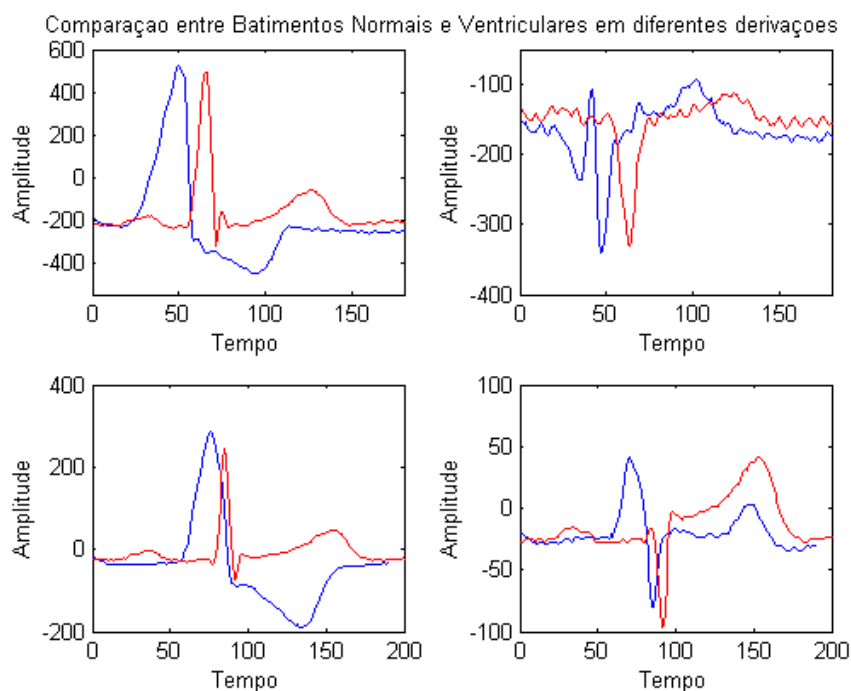


Figura D.3 - Batimentos Normais e Ventriculares em diferentes derivações.

- Batimento Supraventricular

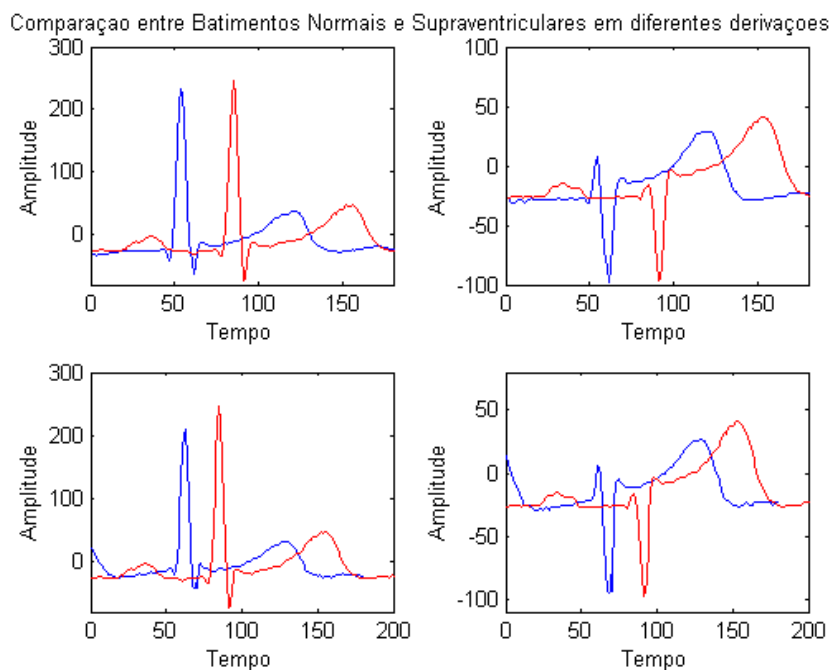


Figura D.4 – Batimentos Normais e Supraventriculares em diferentes derivações.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] MERCK SHARP & DOHME.: 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] HAMILTON, P.; TOMPKINS, W.: **Adaptive Matched Filtering for QRS Detection**, In Proc. EMBS IEEE, Nova Orleans, EUA, pp. 147-8, 1988.
- [5] HAMILTON, P.: **Open Source ECG Analysis**, In Computers in Cardiology, vol. 29, nº 1, pp. 101-104, IEEE 2002.
- [6] NOVÁK, D.; CUESTA-FRAU, D.: **Speech Recognition Methods Applied to Biomedical Signals Processing**, In Proc. EMBS IEEE, pp. 118-21, 2004.
- [7] HUANG, B.; KINSER, W.: **ECG Frame Classification Using Time Warping**, Canadian Conference on Electrical & Computer Engineering, IEEE, 2002.
- [8] 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.
- [9] CHAZAL, P.; REILLY, R.: **Classification of the Electrocardiogram Using Selected Wavelet Coefficients and Linear Discriminants**, In Proc. ICASSP, Istambul, Turquia, pp. 3590-93, 2000.
- [10] 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.

-
- [11] ANDREÃO, R.V.; DORIZZI, B.; BOUDY, J.: **ECG Signal Analysis through Hidden Markov Models**, Dep. EPH, Institut National des Télécommunications, Evry, França, 2004.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] ISTOÉ - GUIA DA SAÚDE FAMILIAR – **Doenças do Coração**, volume 6 (paginas 7 a 12, 2002)
- [15] WIKIPEDIA. The Free Encyclopedia, Wikimedia Projects, Janeiro de 2006. Disponível em: <<http://en.wikipedia.org/>>. Acesso em: 15/01/2006.
- [16] BAZETT H.C.: **An analysis of the time-relations of electrocardiograms**. Heart 1920: pg 353-370.
- [17] 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.
- [18] GOLDMAN, L., BENNET, C.: **Cecil's Textbook of Medicine**. 21ª Edição, Philadelphia, W. B. Saunders Company, 1999.
- [19] PHYSIONET.: **MIT-BIH Arrhythmia Database**. Cambridge, EUA, 2006. Disponível em: <<http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>>. Acesso em: 13/01/2006.
- [20] BRITISH MEDICAL JOURNAL.: **The General Medical Journal Website**. Stanford University, Inglaterra. Disponível em: <<http://bmj.bmjournals.com/>>. Acesso em: 25/01/2006.

-
- [21] 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.
- [22] MARQUES, Jorge S.: **Reconhecimento de Padrões Métodos Estatísticos e Neurais**, 1ª Edição, IST Press.
- [23] MYERS, C.; RABINER, L.; ROSEMBERB, A.: **Performance tradeoffs in Dynamic Time Warping Algorithms for Isolated Recognition**. IEEE, Trans. ASSP, no. 6, Dez. 1980.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] MOODY, G. B.; MARK, R. G.; GOLDBERGER, A. L.: **PhysioNet: A Web-Based Resource for the Study of Physiologic Signal**. IEEE Engineering in Medicine and Biology, vol. 20, nº 3, pp. 81-84, 200.
- [28] AAMI: **Testing and Reporting Performance Results of Cardiac Rhythm and ST Segment Measurement Algorithms**. Association for the Advancement of Medical Instrumentation, 1998.
- [29] AAMI: **Recommended Practice for Testing and Reporting Performance Results of Ventricular Arrhythmia Detection Algorithms**. Association for the Advancement of Medical Instrumentation, 1987.

-
- [30] ANSI/AAMI: **Testing and Reporting Performance Results of Cardiac Rhythm and ST Segmentation**. ANSI/AAMI EC 57-293, 37 p., Arlington: AAMI, 1998.
- [31] PIERRE, D. A.: **Optimization theory with application**. Dover Edition, 1986.