

Universidade Federal de Viçosa
Centro de Ciências exatas e Tecnológicas
Departamento de Engenharia Elétrica e de Produção
Curso de Engenharia Elétrica

**Redes Neurais Artificiais Aplicadas no Auxílio ao Diagnóstico de
Eletrocardiogramas**

Daniel Cruz Cavaliere

Viçosa
Minas Gerais - Brasil
Dezembro de 2005

Daniel Cruz Cavalieri

**Redes Neurais Artificiais Aplicadas no Auxílio ao Diagnóstico de
Eletrocardiogramas**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à
Universidade federal de Viçosa para a obtenção dos
créditos referentes à disciplina Monografia e
Seminário do curso de Engenharia Elétrica.

Professor David Calhau Jorge - Orientador

Viçosa
Minas Gerais - Brasil
Dezembro de 2005

*Aos meus pais Elide
e Elizier e ao meu irmão
Leandro.*

Agradecimentos

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer ao meu orientador David Calhau Jorge por toda a atenção dedicada, e por acreditar no desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores do curso de engenharia elétrica, que durante todos os anos passaram um pouco de sua vasta experiência e ajudaram na minha formação. Em especial ao professor Tarcísio de Assunção Pizziolo, que durante toda a minha graduação sempre acreditou no meu potencial, me ajudando nas horas mais difíceis.

Aos amigos de graduação, agradeço pela convivência e pelo apoio inquestionável.

Gostaria de agradecer a Karla Barbosa, Antonio Ribeiro Jr. e Alexandre Santos Brandão por sempre fazerem parte de minha vida acadêmica e pessoal.

Agradeço profundamente a minha mãe Elide Maria e ao meu irmão Leandro Cavaliéri que sempre me apoiaram e com muito amor incentivaram minha formação. Em especial ao meu pai, Elizier Cavaliéri, que faleceu recentemente, mas que tenho certeza está me assistindo agora.

E agradeço a Deus por ter me dado oportunidade e capacidade de estudar na Universidade Federal de Viçosa no curso de Engenharia Elétrica.

Redes Neurais Artificiais Aplicadas no Auxílio ao Diagnostico de Eletrocardiogramas

Resumo: O presente trabalho tem como objetivo a criação de um sistema de Reconhecimento Automático de Eletrocardiogramas (RAE), utilizando para isso técnicas de processamento de sinais e Redes Neurais Artificiais (RNA's). A filtragem do eletrocardiograma (ECG) é realizada pela aplicação de filtros digitais desenvolvidos em software matemático específico. Estes filtros têm como principal função eliminar os ruídos provenientes da aquisição do sinal e ruídos de linha de base inerentes do sinal. Filtrado o sinal, este é normalizado e rotinas para detecção do intervalo R-R nas amostras de ECG são aqui implementadas com o intuito de diminuir o tamanho do vetor de entrada, que contém informações suficientes para a classificação de um distúrbio do coração. Na etapa de extração de características, utilizaram-se os Coeficientes de Predição Linear (LPC's). Os coeficientes são normalizados e utilizados para o treinamento e validação das RNA's. Utilizou-se RNA's do tipo feedforward com uma camada de entrada, uma intermediária e uma de saída, treinadas com o algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM). Além disso, técnicas como Regularização Bayesiana (BR) e estruturas com duas camadas ocultas foram utilizadas com a finalidade de comparação com o método aqui adotado. Após estas etapas, o sistema foi capaz de diagnosticar quatro distúrbios: arritmia sinusal (AS), fibrilação atrial (FA), arritmia supraventricular (ASV) e ritmo sinusal normal (RSN). Um total de 72 pacientes foi selecionado aleatoriamente, sendo 18 amostras de cada classe, e usados para o treinamento e validação das RNA's. Utilizando-se estas técnicas associadas à rede neurais artificiais chegou-se a resultados surpreendentes, com um índice de acerto superior a 97% num total de 34 amostras de ECG utilizadas para o teste do sistema. Concluindo o método usado mostrou-se potencialmente aplicável para a classificação de distúrbios do coração.

Palavras-chave: eletrocardiogramas, processamento digital de sinais, reconhecimento de padrões, redes neurais artificiais.

Lista de Figuras

Fig. 2. 1 - Corte do coração.....	3
Fig. 2. 2 - Célula cardíaca em repouso com o meio extracelular	4
Fig. 2. 3 - Processo de despolarização da célula cardíaca.....	5
Fig. 2. 4 - Célula cardíaca repolarizada.....	5
Fig. 2. 5 - Potencial desprendido de uma célula cardíaca na despolarização e repolarização	5
Fig. 2. 6 - A onda PQRST característica da onda de ECG	6
Fig. 2. 7 - (a) Triângulo de Einthoven; (b) técnica para derivar o vetor cardíaco (no centro do triângulo).....	9
Fig. 2. 8 - Derivação Bipolar: (a) derivação I; (b) derivação II; (c) derivação III.....	9
Fig. 2. 9 - Terminal central de Wilson [19].....	11
Fig. 2. 10 - (a) terminal central de Wilson; (b) a (d) derivações aumentadas aVR, aVL e aVF.....	12
Fig. 2. 11 - Ligações utilizadas para a determinação de aVR e V_R na derivação de Goldberger.....	13
Fig. 2. 12 - Derivações precordiais.....	15
Fig. 3.1 - Estrutura neural de uma camada (<i>layer</i>) de McCulloch e Pitts	20
Fig. 3.2 - Arquitetura da Rede MLP.....	21
Fig. 3.3 - Estrutura de rede <i>feedforward</i> com camadas múltiplas.....	22
Fig. 3.4 - Estrutura de rede <i>feedback</i> com camadas múltiplas	22
Fig. 5. 1 - Diagrama de pólos e zeros do filtro <i>notch</i>	28
Fig. 5. 2 - Respostas do filtro <i>Notch</i> . (a) resposta em magnitude; (b) resposta em fase.....	29
Fig. 5. 3 - Respostas do filtro Passa-baixas. (a) resposta em magnitude; (b) resposta em fase.....	29
Fig. 5. 4 - Respostas do filtro Passa-altas (a) resposta em magnitude; (b) resposta em fase.....	30
Fig. 5. 5 - Processo de normalização. (a) sinal original; (b) sinal após normalização.	31
Fig. 5. 6 - Eventos no eletrocardiograma.....	32
Fig. 5. 7 - Resultado de elevar o sinal da Fig. 5.5 (b) ao quadrado.....	32
Fig. 5. 8 - Sinais R-R obtidos a partir das marcações de ondas R do sinal da Fig. 5.5 (b).....	34
Fig. 5. 9 - Exemplos de extra-sístoles.....	35
Fig. 5. 10 - Determinação dos valores que caracterizam os intervalos quartis.....	37
Fig. 6.1 - Diagrama de bloco que representa todo o processo de análise e diagnóstico de ECG's	40
Fig. 7.1 - Sinal de ECG filtrado pelos filtros do tipo FIR e IIR.....	41
Fig. 7.2 - Resultado da detecção das ondas R.....	42
Fig. 7.3 - Intervalo R-R encontrado no sinal de ECG.....	43
Fig. 7.4 - Sinal de ECG com Extra-sístoles (a), e após a utilização de <i>outliers</i> (b).	44
Fig. 7.5 - Comportamento dos erro médios quadráticos característicos numa sessão de treinamento de RNA's	47
Fig. A.1 - Diagrama do processo de aquisição, processamento e análise do ECG proposto neste trabalho.....	52
Fig. A.2 - Diagrama de blocos de um sistema para aquisição de sinal de ECG.....	54

Lista de Tabelas

Tabela 7.1 - RNA treinada pelo algoritmo LM com 8 coeficientes LPC.....	45
Tabela 7.2 - RNA treinada pelo algoritmo LM com 10 coeficientes LPC.....	45
Tabela 7.3 - RNA treinada pelo algoritmo LM com 12 coeficientes LPC.....	46
Tabela 7.4 - Diagnósticos encontrados pela RAE com 8 LPC's.....	48
Tabela 7.5 - Diagnósticos encontrados pela RAE com 10 LPC's.....	48
Tabela 7.6 - Diagnósticos encontrados pela RAE com 12 LPC's.....	48
Tabela A.1 - Codificação dos ECG's e número de neurônios na camada oculta para o sistema RAE.....	53
Tabela A.2 - Tabela de especificações de um eletrocardiógrafo típico para a finalidade de diagnóstico.	55
Tabela B. 1 - RNA treinada pelo algoritmo BR para 8 LPC's.....	56
Tabela B. 2 - RNA treinada pelo algoritmo BR para 10 LPC's.....	57
Tabela B. 3 - RNA treinada pelo algoritmo BR para 12 LPC's.....	57
Tabela B. 4 - Diagnósticos encontrados pela RAE utilizando o algoritmo BR com 8 LPC's.....	58
Tabela B. 5 - Diagnósticos encontrados pela RAE utilizando o algoritmo BR com 10 LPC's.....	58
Tabela B. 6 - Diagnósticos encontrados pela RAE utilizando o algoritmo BR com 12 LPC's.....	59
Tabela B. 7 - RNA treinada pelo algoritmo LM com duas camadas intermediárias.....	59
Tabela B. 8 - Diagnósticos encontrados pela RAE utilizando o algoritmo LM com 2 camadas intermediárias e 8 LPC's.	60
Tabela C.1 - Função para filtragem, normalização e energia do sinal.	61
Tabela C.2 - Algoritmo para determinar os intervalos R-R.....	62
Tabela C.3 - Função para exclusão de <i>outliers</i> da serie de intervalos R-R.	62
Tabela C.4 - Algoritmo para encontrar os LPC's do ECG.	63
Tabela C.5 - Algoritmo implementado para o treinamento das RNA's.	63
Tabela C.6 - Algoritmo do programa principal.	64
Tabela C.7 - Algoritmo para implementar o sistema de reconhecimento automático de ECG's.....	66

Abreviações

RNA	Redes Neurais Artificiais
ECG	Eletrocardiograma
FA	Fibrilação Atrial
ASV	Arritmia Supraventricular
RSN	Ritmo Sinusal Normal
AS	Arritmia Sinusal
MIT	<i>Massachusetts Institute of Technology</i>
SA	Nodo Sino-Atrial
AV	Nodo Átrio-Ventricular
MLP	<i>Multi Layer Perceptron</i>
SLP	<i>Single Layer Perceptron</i>
MSE	<i>Mean Square Error</i>
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i>
FIR	<i>Finite Impulse Response</i>
LPC	<i>Linear Prediction Coefficient</i>
LM	<i>Levenberg-Marquardt</i>
RAE	Reconhecimento Automático de Eletrocardiogramas
BR	<i>Bayesian Regularization</i>

Sumário

LISTA DE FIGURAS	IV
LISTA DE TABELAS.....	V
ABREVIACÕES	VI
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	2
2 O ELETROCARDIOGRAMA	3
2.1 O CORAÇÃO E O CICLO CARDÍACO.....	3
2.2 O SINAL DE ECG	7
2.3 DERIVAÇÕES.....	8
2.4 DISTÚRBIOS DO CORAÇÃO.....	15
3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	19
3.1 INTRODUÇÃO	19
3.2 DEFINIÇÃO	19
3.3 PRINCIPAIS ARQUITETURAS DE RNA'S	21
3.4 TOPOLOGIA DAS RNA'S	21
3.5 APRENDIZADO DAS RNA'S.....	22
3.6 ALGORITMO DE RETROPROPAGAÇÃO (BACK-PROPAGATION).....	23
4 BASE DE DADOS.....	26
5 ANÁLISE E PROCESSAMENTO DO SINAL DE ECG	27
5.1 REDUÇÃO DE RUÍDO	27
5.2 NORMALIZAÇÃO DO SINAL DE ECG	30
5.3 DETECÇÃO DOS COMPLEXOS QRS	31
5.4 O SINAL R-R.....	34
6 RNA'S APLICADAS NA ANÁLISE DO ECG.....	38
6.1 RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE ECG'S	40
6.2 DIAGRAMA DE BLOCOS DO SISTEMA	40
7 RESULTADOS E DISCUSSÕES	41
7.1 PROCESSAMENTO DO SINAL DE ECG	41
7.2 REDES NEURAIS.....	44
7.3 SISTEMA RAE.....	47
8 CONCLUSÕES.....	50
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	51
ANEXO A - EXEMPLO DE APLICAÇÃO.....	52
A.1 DESENVOLVIMENTO	52
A.2 O ELETROCARDIOGRAFO.....	53
ANEXO B - DIFERENTES ALGORITMOS E ESTRUTURAS DE TREINAMENTO.....	56
B.1 REGULARIZAÇÃO BAYESIANA	56
B.2 RNA'S COM DUAS CAMADAS INTERMEDIÁRIAS	59
B.3 OBSERVAÇÃO DOS RESULTADOS.....	60
ANEXO C - CÓDIGO FONTE.....	61
C.1 PROCESSAMENTO DIGITAL DO SINAL DE ECG	61
C.2 DETERMINAÇÃO DOS INTERVALOS R-R	62
C.3 COEFICIENTES LPC.....	63
C.4 TREINAMENTO DAS RNA'S.....	63
C.5 PROGRAMA COMPLETO	64
C.7 SISTEMA RAE.....	65

1 Introdução

O reconhecimento de padrões é uma habilidade extremamente desenvolvida nos seres humanos e animais [1]. Pode-se dizer que padrões são os meios pelo qual o mundo é interpretado a partir da qual, elaboram-se atitudes e decisões. O grande desafio proposto neste século é o de desenvolver máquinas que sejam capazes de incorporar alguma forma de aprendizado e auxilie na tomada de decisões. Tarefas como: reconhecimentos da voz, de caligrafia e de texto estão em fase avançada de desenvolvimento, mas muito ainda precisa ser feito para que este desempenho se assemelhe ao do ser humano. Dentro deste contexto, impulsionado pela necessidade de diagnósticos precisos, técnicas de reconhecimento de padrões [2] e Redes Neurais Artificiais (RNA's) estão sendo cada vez mais aplicadas.

Neste trabalho específico destacaremos a análise e diagnóstico de eletrocardiogramas (ECG's). A cada ano, cerca de 140 mil pessoas morrem de doenças do coração no Brasil, segundo dados da OMS - Organização Mundial da Saúde. Segundo o Dr. Carlos Alberto Pastore, diretor do Serviço de Eletrocardiologia do Instituto do Coração do Hospital das Clínicas (Incor-HCFMUSP), cerca de 90% dessas mortes, inclusive as decorrentes de mal súbito, poderiam ser evitadas com o diagnóstico básico de um simples eletrocardiograma, seguido de tratamento e acompanhamento médicos adequados [23].

Embora centenário, o eletrocardiograma ainda é um quebra cabeça para a maioria dos médicos clínicos formados no País, assim como para enfermeiros e técnicos de diagnóstico. Apesar de bastante eficiente, as análises dos dados obtidos de ECG's feitas por médicos e especialistas exigem certo tempo e estudo já que o número de dados é bastante elevado e não-uniforme.

O presente trabalho explora um método de detecção automática de intervalos R-R, baseados nas amostras de ECG, associadas a técnicas de reconhecimento de padrões para a análise e auxílio no diagnóstico de ECG's, comparando-se os resultados obtidos com a avaliação feita por médicos especialistas. O intervalo RR serve aqui para representar o período decorrido entre dois batimentos do coração, contendo toda suas ondas características, como poderá ser visto posteriormente.

A classificação dos padrões é feita utilizando-se RNA's do tipo *feedforward*, treinadas com o algoritmo de *Levenberg-Marquardt*, *Regularização Bayesiana* e estruturas neurais com duas camadas intermediárias. Estas deverão ser capazes de diagnosticar pelo menos quatro tipos diferentes de ECG: Fibrilação Atrial (FA), Arritmia Supraventricular (ASV), Ritmo Sinusal Normal (RSN) e Arritmia Sinusal (AS).

Os algoritmos foram escritos na linguagem Matlab, e serão utilizados dados de ECG's obtidos de 72 pacientes do *Physiobank Database* na Internet (www.physionet.org/physiobank/database/#ecg).

Procurando tornar mais fácil o entendimento dos dados obtidos, são necessários também conceitos básicos de ECG's e de RNA's. Cada item será abordado melhor nos capítulos a seguir.

1.1 Organização do Trabalho

Para tornar mais claro o desenvolvimento deste trabalho, este foi dividido em 9 capítulos, onde basicamente cada capítulo descreve as ferramentas e teorias empregadas na aplicação de redes neurais artificiais para auxílio e análise de eletrocardiogramas.

Os capítulos 1, 2 e 3 fazem uma introdução teórica sobre RNA's e ECG's, dando alguns fundamentos básicos sobre a fisiologia do coração e sobre os neurônios artificiais.

Os capítulos 4, 5 e 6 discorrem sobre os métodos utilizados, apresentando a base de dados utilizados, descrevendo os tipos de ruídos presentes no sinal de ECG e as técnicas e filtros utilizadas para tornar esse sinal menos ruidoso. Além de apresentar as técnicas e algoritmos empregados para o treinamento e validação das RNA's.

O capítulo 7, por sua vez, apresenta os resultados obtidos em cada etapa do trabalho. Este capítulo também discute os resultados obtidos.

O capítulo 8 conclui o trabalho, discorrendo sobre as técnicas aqui desenvolvidas, apresentando ainda propostas para trabalhos futuros e compara os resultados desta com os de outras técnicas encontradas na literatura.

Após a conclusão, seguem as referências bibliográficas, que indicam os artigos e teses lidas e referenciadas ao longo do texto.

Finalmente, são apresentados os anexos contendo exemplo de aplicação, outros algoritmos de treinamento e o código fonte dos programas desenvolvidos ao longo do trabalho, os quais possibilitarão que outros pesquisadores e alunos utilizem a ferramenta.

2 O Eletrocardiograma

Antes de se conceituar a onda gerada pelo ECG, de forma que possa ser identificado como correto ou não, é necessário compreender um pouco sobre o funcionamento do coração e seu respectivo ciclo cardíaco.

2.1 O Coração e o Ciclo Cardíaco

O coração humano é dotado de um sistema excitador - condutor elétrico, capaz de gerar impulsos rítmicos que causam a contração periódica do músculo cardíaco, resultando no bombeamento sanguíneo [3]. O coração é subdividido em quatro câmaras: átrio esquerdo e direito e ventrículo esquerdo e direito (Fig. 2.1). São mostrados ainda a veia cava superior, responsável pelo fluxo sanguíneo, e o sistema de condução elétrico do coração: nodos sino-atrial ou sinusal (SA) e átrio-ventricular (AV), redes de Purkinje e feixe de His, que serão mais bem detalhados posteriormente.

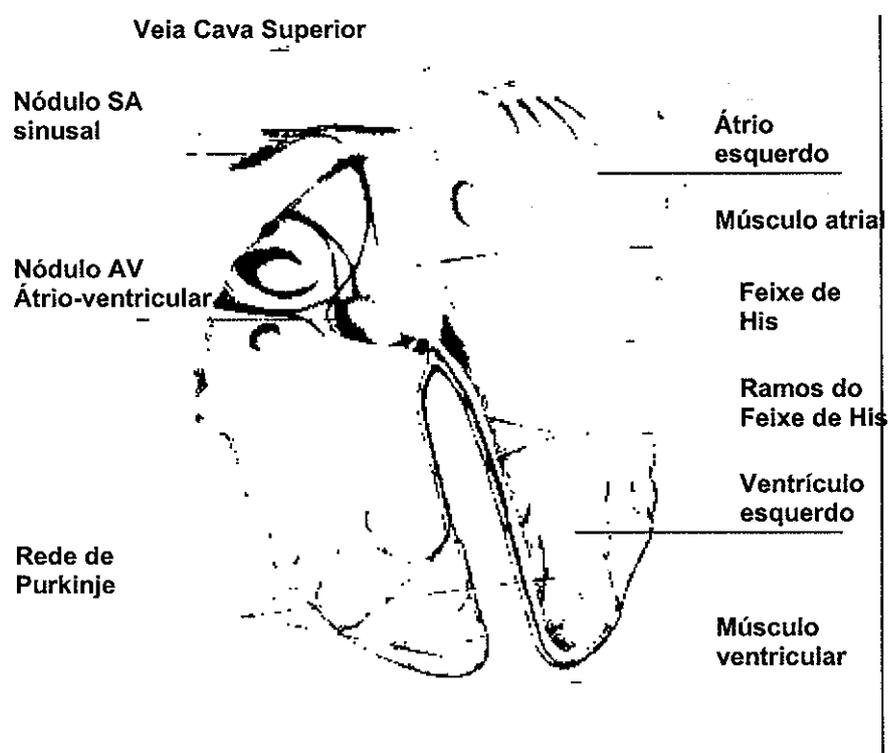


Fig. 2. 1 - Corte do coração [8].

A presença de válvulas entre cada um dos ventrículos e os átrios correspondentes garante um fluxo unidirecional do sangue [4].

O coração é formado por três tipos principais de músculo cardíaco: o músculo atrial, o músculo ventricular e as especializadas fibras musculares excitatórias e condutoras. Os tipos atrial e ventricular do músculo contraem-se de forma muito semelhante à do músculo esquelético, mas a duração de sua contração é bem maior. Por outro lado, as fibras especializadas, excitatórias e condutoras, só se contraem de modo muito fraco, pois contém poucas fibrilas contráteis; ao contrário, apresentam ritmicidade e velocidade de condução variável, formando um sistema excitatório para o coração [5] [6].

A contração dos músculos cardíacos ocorre devido à presença de um fluxo constante de moléculas de sódio e potássio nas mesmas, formando os chamados dipolos elétricos. Ou seja, a célula cardíaca em repouso (polarizada) é rica em potássio, e apresenta-se negativa em relação ao meio externo que é positivo e rico em sódio, como mostrado na Fig. 2.2.

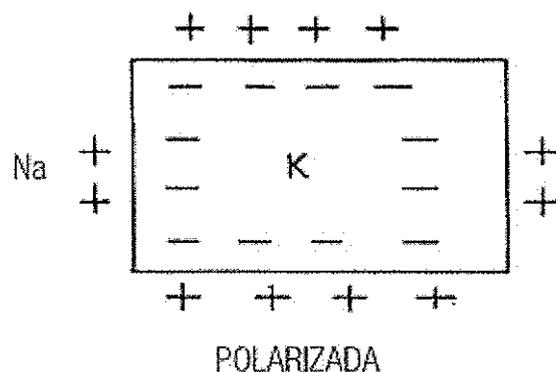


Fig. 2. 2 - Célula cardíaca em repouso com o meio extracelular [19].

Quando ocorre a ativação de uma célula miocárdica característica (atrial ou ventricular), ocorrem trocas iônicas e inverte-se a polaridade da célula, que é mantida nesta polaridade, originando na superfície da célula uma região despolarizada e outra ainda em repouso, gerando uma frente de onda de despolarização - repouso, resultando, portanto, em um dipolo equivalente. À medida que se propaga a ativação, há uma tendência progressiva da parte intracelular da membrana ficar positiva, enquanto que a parte extracelular ficará gradativamente negativa. Desta forma um dipolo (- +) será formado com intensidades diferentes e se propagará, formando um limite móvel entre a parte estimulada e a parte ainda em repouso, como mostra a Fig. 2.3.

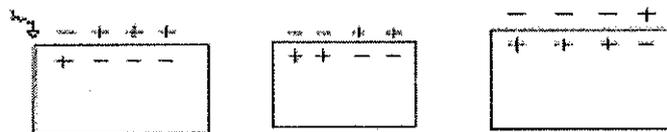


Fig. 2. 3 - Processo de despolarização da célula cardíaca [19].

A célula totalmente despolarizada fica com sua polaridade invertida. A repolarização fará com que a célula volte às condições basais como se verifica na Fig. 2.4.

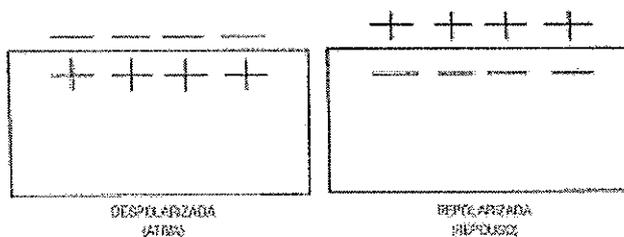


Fig. 2. 4 - Célula cardíaca repolarizada [19].

Em uma única célula, a despolarização e a repolarização começam no mesmo ponto. Mas, no coração como um todo, sucede que, apesar da despolarização dos ventrículos começar no endocárdio, é o epicárdio quem primeiro termina de se repolarizar. Dentre as explicações dadas para tal fenômeno, destaca-se que o endocárdio é mantido em regime de pressão mais alta que o epicárdio, enquanto que este é mais bem irrigado e apresenta temperatura ligeiramente superior a do endocárdio.

A Fig. 2.5 mostra o potencial desprendido por uma célula cardíaca na realização da despolarização e repolarização, respectivamente.

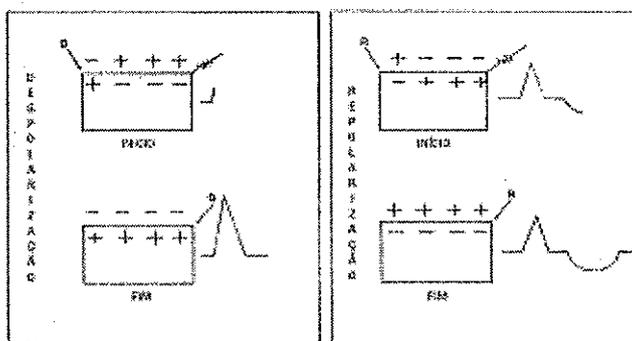


Fig. 2. 5 - Potencial desprendido de uma célula cardíaca na despolarização e repolarização [19].

Cada tipo de tecido exibe um potencial de ação característico. A soma resultante destes é o sinal de ECG propriamente dito. Em outras palavras, o estímulo elétrico se

origina nas células marca-passo do nó SA. A despolarização elétrica caminha pelo músculo atrial e chega ao nó AV, onde sofre um retardo fisiológico. Este retardo é que vai originar a contração sequencial do átrio e ventrículo de forma harmônica [4], caracterizando a onda de ECG.

Dentro deste contexto, o ciclo cardíaco nada mais é do que a seqüência de eventos repetitivos de contração (despolarização) e relaxamento (polarização) dos músculos dos átrios e ventrículos do coração, que geram as ondas PQRST, características das ondas de ECG como caracterizado na Fig. 2.6.

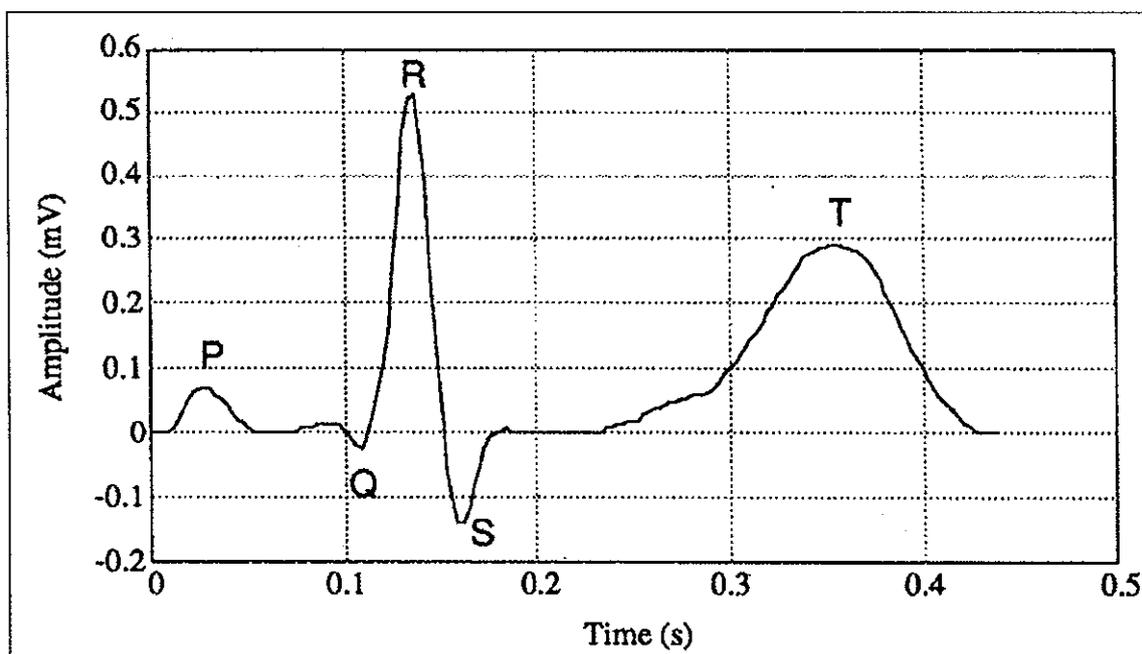


Fig. 2. 6 - A onda PQRST característica da onda de ECG [4].

A onda P é gerada pela despolarização auricular. Em seguida, o intervalo PQ, região isoeletrica, é gerado pelo atraso no nó AV. A onda QRS representa a contração dos músculos dos ventrículos. A onda T ocorre quando há a repolarização dos ventrículos [4].

Sabe-se também que o ritmo cardíaco varia a cada batimento, em torno de um valor médio, modulado pelos sistemas simpático e vagal. Assim, a série formada pelos intervalos entre ondas R consecutivas, ou intervalos RR, constitui uma fonte de informações preciosa, obtida por método não invasivo, sobre o sistema nervoso autônomo e seus componentes: sistema respiratório, sistema termoregulador, sistema vaso motor e sistema renal [7]. De outra maneira, a variabilidade da frequência cardíaca e mais facilmente observada em intervalos RR, daí a importância em se determinar os intervalos RR inerentes dos ECG's de pacientes que realizaram o exame, como veremos posteriormente.

2.2 O Sinal de ECG

Com base nos conceitos anteriores, o eletrocardiograma é simplesmente o registro extracelular das variações do potencial elétrico do músculo cardíaco em atividade.

As ondas de despolarização e repolarização que se propagam ao longo das fibras cardíacas podem ser consideradas dipolos em movimento como momentos dipolares variáveis. Estes dipolos determinam campos elétricos variáveis que podem ser detectados pela medida da diferença de potencial através de eletrodos colocados na superfície cutânea.

A cada instante da atividade ventricular, a atividade elétrica do coração pode ser representada por um vetor, com origem no centro elétrico do coração. Este vetor representa a contribuição total de todas as áreas ativas do coração. A amplitude deste vetor é proporcional à quantidade de massa muscular ativada (contraída) e o sentido deste vetor (resultante) acompanha o espalhamento da frente de despolarização como mostraremos posteriormente utilizando o conceito das derivações.

Desta forma, os potenciais gerados pelo coração durante o ciclo sístole-diástole (contração-relaxamento) podem ser registrados aplicando-se eletrodos em diferentes posições do corpo. Na prática, existem locais padronizados onde os eletrodos de registro são colocados, de acordo com orientações pré-estabelecidas. Na realidade, o que se mede é a diferença de potencial elétrico entre dois pontos no campo elétrico gerado pelo dipolo elétrico cardíaco ao longo do ciclo cardíaco. Os pontos de medida são escolhidos e padronizados, originando as várias derivações.

Normalmente são colocados cinco eletrodos à superfície corporal: um em cada punho, um em cada tornozelo e um móvel que pode ser colocado na superfície torácica sucessivamente em seis posições diferentes. Por convenção, o eletrodo do punho direito recebe o nome de R (right), o punho esquerdo de L (left) e o do tornozelo esquerdo de F (foot). O eletrodo do tornozelo direito é ligado ao fio terra.

Estes eletrodos podem ser ligados entre si de 15 maneiras diferentes. Todavia, somente 12 são utilizadas na prática médica. Cada uma destas ligações é conhecida como uma derivação do eletrocardiograma [5] [6].

Vale ressaltar também que existem três tipos de exames de ECG, a saber:

- Simples ou de Repouso: consiste na aplicação de eletrodos sobre o paciente deitado. É importante que o paciente esteja desprovido de materiais metálicos, que podem causar eventuais interferências na captação do fluxo elétrico a ser medido [4];
- ECG Dinâmico: consiste na utilização de um pequeno gravador conectado aos eletrodos. O paciente deverá portá-lo por vinte e quatro horas. Nesta modalidade de

ECG toda a atividade elétrica do coração do paciente é monitorada e gravada para posterior análise. O paciente deve anotar em um pequeno diário suas atividades durante o período de gravação, para que seja feita a confrontação de seus eventuais sintomas e/ou atividades com o desempenho de seu coração. É um exame muito útil na detecção de arritmias e processos obstrutivos em artérias coronárias [4];

- ECG de Esforço: segue os mesmos princípios de aplicação de eletrodos, porém é realizado com o paciente em atividade física. Antigamente era realizado com o paciente subindo e descendo degraus de escada. Atualmente é realizado em uma esteira ergométrica ou em bicicleta ergométrica. O objetivo é detectar possíveis alterações provocadas pelo aumento da solicitação cardíaca. Este exame destacou-se também por ser capaz de avaliar a pressão arterial durante o exercício, tornando esta modalidade de ECG em uma das mais completas avaliações do desempenho cardiovascular [4].

2.3 Derivações

O sistema padrão de 12 derivações inclui três colocações diferentes de eletrodos: derivação bipolar, derivação aumentada e derivação precordial, conceituadas a seguir.

2.3.1 Derivação Bipolar

Registram a diferença de potencial entre dois membros e foram introduzidas por Einthoven que imaginou o coração no centro de um triângulo equilátero cujos vértices estariam representados pelo braço direito (Right), braço esquerdo (Left), e perna esquerda (Foot). As Figs. 2.7(a), 2.7(b) e 2.8 mostram esquematicamente os três eletrodos e as derivações bipolares no triângulo de Einthoven. Essa orientação foi baseada na Segunda Lei de Kirchoff que diz que num circuito fechado, a soma das diferenças de potencial é igual a zero.

Neste triângulo, Einthoven inverteu a polaridade de DII a fim de obter registro positivo da onda R nas três derivações.

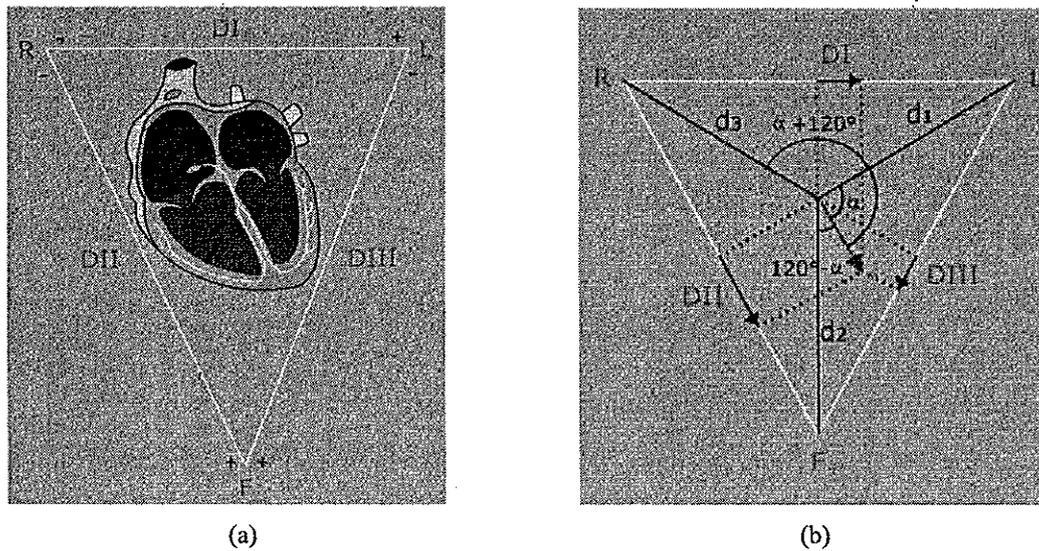


Fig. 2.7 - (a) Triângulo de Einthoven; (b) técnica para derivar o vetor cardíaco (no centro do triângulo) [19].

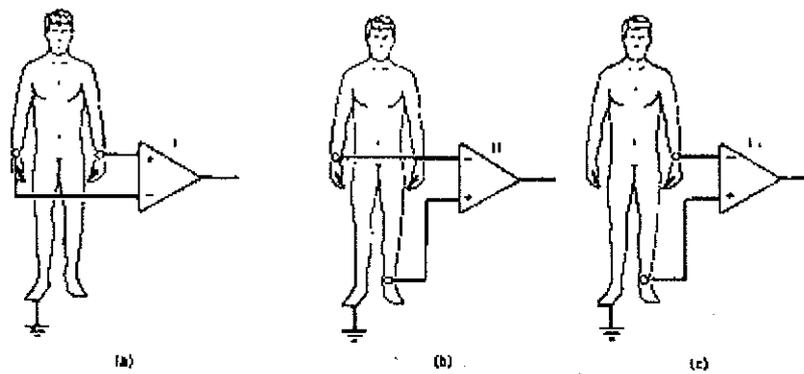


Fig. 2.8 - Derivação Bipolar: (a) derivação I; (b) derivação II; (c) derivação III [8].

As ligações feitas são, da Fig. 2.7(a):

$$\begin{aligned}
 DI &= V_L - V_R \quad (\text{braço esquerdo - braço direito}) \\
 DII &= V_F - V_R \quad (\text{perna esquerda - braço direito}) \\
 DIII &= V_F - V_L \quad (\text{perna esquerda - braço esquerdo})
 \end{aligned}
 \tag{2.1}$$

Pela Lei de Kirchoff e de (2.1), temos que:

$$DI + (-DII) + DIII = 0
 \tag{2.2}$$

Os potenciais V_L , V_R e V_F gerados nos vértices do triângulo são obtidos por geometria da Fig. 2.7(b):

$$\begin{aligned}
 V_R &= \frac{K \times M \times \cos(120^\circ + \alpha)}{d_3^2} \\
 V_F &= \frac{K \times M \times \cos(120^\circ - \alpha)}{d_2^2} \\
 V_L &= \frac{K \times M \times \cos(\alpha)}{d_1^2}
 \end{aligned}
 \tag{2.3}$$

Onde K e M representam os valores constantes da projeção do vetor cardíaco, e d a distância do centro do triângulo (coração) até uma de suas extremidades (membros).

Sabendo que,

$$\begin{aligned}
 d_1 &= d_2 = d_3 = d; \\
 \cos 120^\circ &= -1/2; \\
 \cos(120^\circ + \alpha) &= \cos 120^\circ \cdot \cos \alpha - \sin 120^\circ \cdot \sin \alpha; \\
 \cos(120^\circ - \alpha) &= \cos 120^\circ \cdot \cos \alpha + \sin 120^\circ \cdot \sin \alpha
 \end{aligned}
 \tag{2.4}$$

Podemos demonstrar que $V_R + V_L + V_F = 0$, como se segue:

$$V_L + V_R + V_F = \frac{K \times M}{d^2} [\cos \alpha + \cos(120^\circ + \alpha) + \cos(120^\circ - \alpha)] \tag{2.5}$$

Substituindo-se (2.4) em (2.5) obtemos:

$$V_L + V_R + V_F = \frac{K \times M}{d^2} [\cos \alpha - \cos \alpha] = 0 \tag{2.6}$$

2.3.2 Derivação Unipolar ou de Wilson

Antes de conceituarmos a derivação proposta por Goldberger, intitulada Derivação Aumentada, é necessário introduzirmos, anteriormente, a derivação proposta por Wilson, pois é nela que Goldberger tira o fundamento para elaborar sua proposta.

Wilson introduziu o chamado terminal central (T) cujo potencial é considerado zero. O potencial de cada ponto V_L , V_R e V_F é medido com referência ao terminal. O terminal de Wilson é obtido unindo-se os vértices do triângulo de Einthoven a um terminal central através de resistências iguais de $R = 5\text{ k}\Omega$, como ilustra a Fig. 2.9.

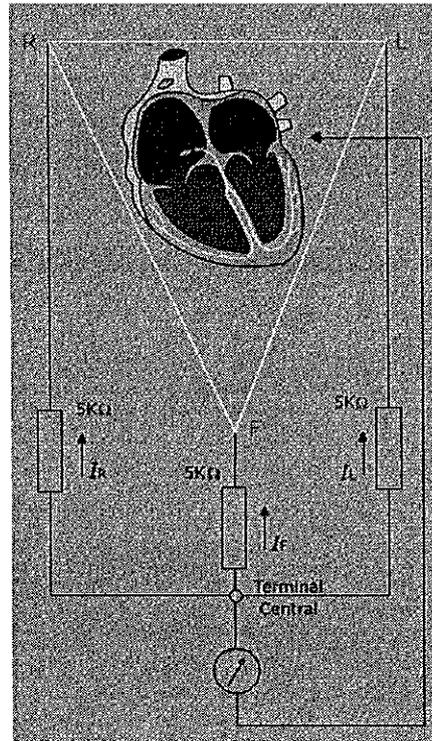


Fig. 2.9 - Terminal central de Wilson [19].

Aplicando-se a análise nodal no terminal central temos:

$$\frac{V_T - V_R}{R} + \frac{V_T - V_L}{R} + \frac{V_T - V_F}{R} = 0 \quad (2.7)$$

Rearranjando-se a eq. (2.7) obtemos:

$$V_T = \frac{V_R + V_L + V_F}{3} \quad (2.8)$$

Porém sabe-se, da eq.(2.6), que $V_R + V_L + V_F = 0$, então:

$$V_T = 0 \quad (2.9)$$

Demonstra-se assim que o potencial no terminal de Wilson é zero. Porém, este fornece registros de potenciais com amplitudes muito baixas, razão pela qual foi substituído na prática eletrocardiográfica pelas derivações aumentadas de Goldberger.

2.3.3 Derivações Aumentadas ou de Goldberger

Com o intuito de amplificar o sinal registrado, Goldberger modificou o terminal de Wilson ligando apenas dois vértices do triângulo de Einthoven através de resistências iguais e desconectando o vértice correspondente ao membro cujo potencial seria medido, como mostra a Fig. 2.10 abaixo.

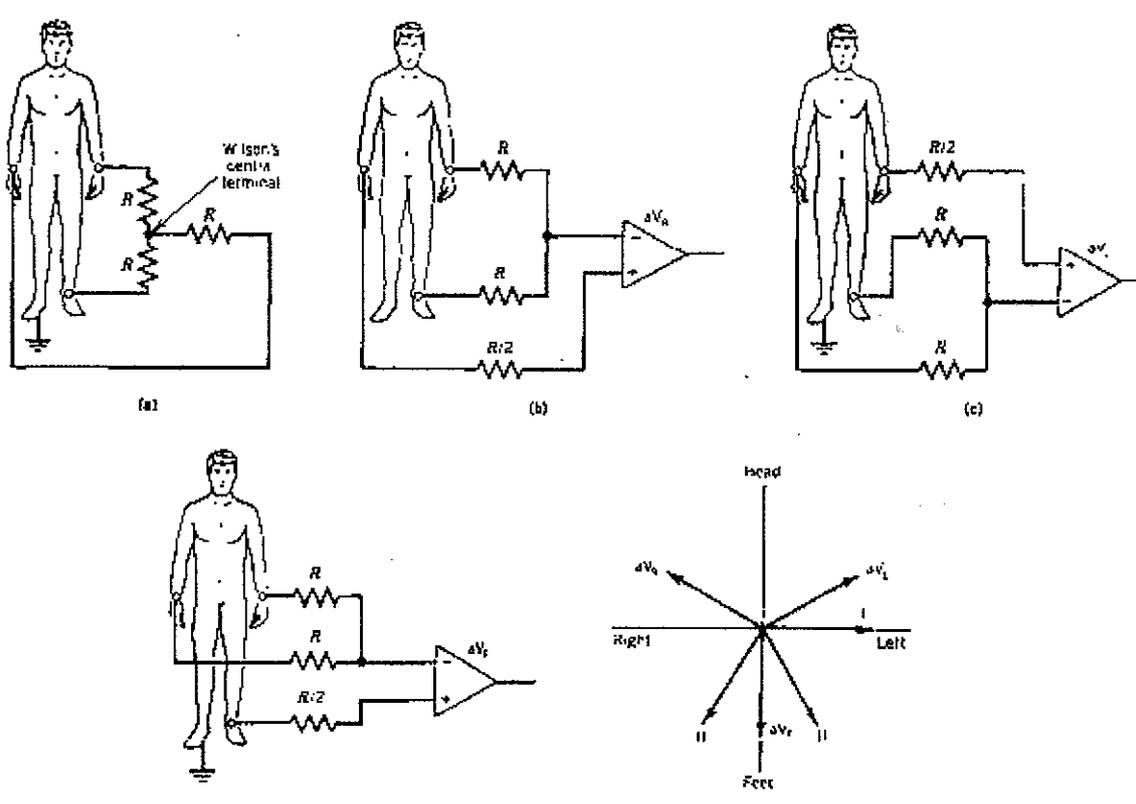


Fig. 2. 10 - (a) terminal central de Wilson; (b) a (d) derivações aumentadas aV_R , aV_L e aV_F [8].

Com estas modificações, Goldberger conseguiu ampliar em 50% os registros em relação aos obtidos por Wilson. Como exemplo, vamos demonstrar que as derivações ampliadas aV_R valem $3/2$ das derivações unipolares correspondente V_R .

Dada a figura:

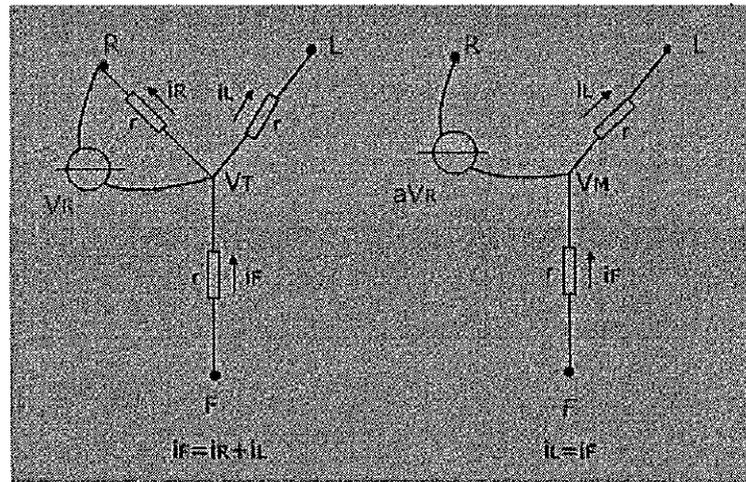


Fig. 2. 11 - Ligações utilizadas para a determinação de aVR e V_R na derivação de Goldberger [19].

Temos pela Lei de Ohm e da Fig. 2.11 que, para a determinação de V_R :

$$VR = V_R - V_T \quad (2.10)$$

Onde VR é tensão lida pelo voltímetro disposto na figura acima.

Substituindo-se a eq. (2.8) em (2.10) e rearranjo os termos, obtemos:

$$VR = \frac{2V_R - V_L - V_F}{3} \quad (2.11)$$

Para a determinação de aVR retiramos o resistor que une o terminal central ao eletrodo conectado no braço direito do paciente. E assim, temos que:

$$aVR = V_R - V_M \quad (2.12)$$

Sabe-se que:

$$I_L = \frac{V_M - V_L}{R} \quad \text{e} \quad I_F = \frac{V_F - V_M}{R} \quad (2.13)$$

E que:

$$I_L = I_F \quad (2.14)$$

Portanto, substituindo-se a eq. (2.13) em (2.14) obtemos:

$$\begin{aligned} V_M - V_L &= V_F - V_M \\ V_M &= \frac{V_F + V_L}{2} \end{aligned} \quad (2.15)$$

Substituindo-se a eq. (2.15) na (2.12) e rearranjando seus termos, encontramos:

$$aVR = \frac{2V_R - V_F - V_L}{2} \quad (2.16)$$

Dividindo-se a eq. (2.16) pela eq.(2.11) obtemos:

$$\frac{aVR}{VR} = \frac{2V_R - V_F - V_L}{2} \times \frac{3}{2V_R - V_F - V_L} = \frac{3}{2} \quad (2.17)$$

Portanto, da eq. (2.17), vem que:

$$aVR = \frac{3}{2} \cdot VR \quad (2.18)$$

O processo realizado para determinar o valor da derivação aumentada neste caso é o mesmo utilizado para a determinação das derivações restantes: aVL e aVF.

2.3.4 Derivações Precordiais

São obtidas unindo-se o terminal de Wilson (T) onde o eletrodo negativo é colocado. O eletrodo explorador, positivo, é colocado sucessivamente sobre as seis posições da superfície torácica como ilustra a Fig. 2.12.

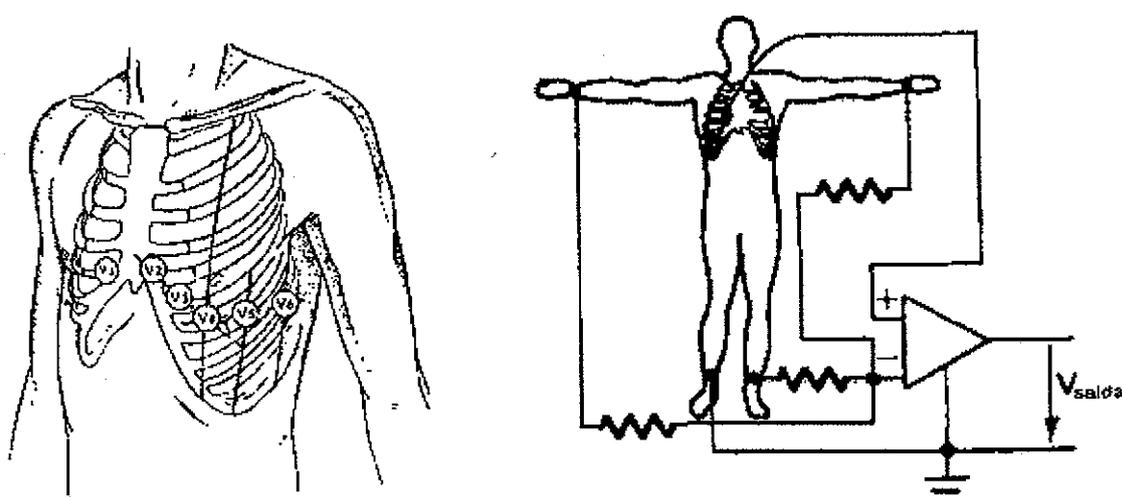


Fig. 2. 12 - Derivações precordiais [19].

As posições precordiais são:

- Quarto espaço intercostal, à direita do esterno (V1);
- Quarto espaço intercostal, à esquerda do esterno (V2);
- A meio caminho entre os pontos V2 e V4 (V3);
- Quinto espaço intercostal esquerdo, na linha clavicular média (V4);
- Quinto espaço intercostal esquerdo, na linha axilar anterior (V5);
- Quinto espaço intercostal esquerdo, na linha axilar média (V6).

2.4 Distúrbios do Coração

Dentro deste item iremos conceituar, de maneira sucinta, os principais distúrbios patológicos do ritmo cardíaco, classificando-os, do ponto de vista eletrofisiológico, como:

- Distúrbios de frequência: taquicardias e bradicardias sinusais;
- Distúrbios primários da ordem de ativação: mudanças de marcapasso dominante e bloqueios de condução;
- Arritmias: extra-sístoles, "flutter" e fibrilação.

Nos dois primeiros casos (distúrbios de frequência e de ordem de excitação) há uma mudança de ritmo. Já nas arritmias propriamente ditas existe uma quebra de ritmo, com aparecimento de atividade desordenada [9].

2.4.1 Distúrbios de Frequência

Taquicardia e bradicardia significam, respectivamente, aumento e diminuição da frequência cardíaca. Quando a ordem de excitação não está alterada, diz haver taquicardia ou bradicardia sinusal [9].

Os limites de frequência além dos quais se caracteriza uma condição patológica, para adultos em atividade física média, são:

- o TAQUICARDIA: acima de 100 batimentos / min (em repouso);
- o BRADICARDIA: abaixo de 60 batimentos / min (em repouso).

2.4.2 Distúrbios Primários da Ordem de Ativação

Dentre os distúrbios da ordem de excitação, a mudança de marcapasso dominante freqüentemente se acompanha de uma alteração da frequência cardíaca. No caso de simples mudança do marcapasso por parada do marcapasso sinusal, o novo sítio de marcapasso pode ser o nódulo AV. Ocorre assim um chamado "ritmo nodal" em que o batimento se propaga simultaneamente ao átrio e ao ventrículo. O ritmo nodal pode aparecer na parte baixa do nódulo (em que caso o QRS precede a onda P) ou na parte alta do nódulo (onda P precede o QRS), ou ainda na parte média do nódulo AV (a onda P aparecerá sobreposta ao complexo QRS). Esta conceituação de tipos de ritmo nodal é mais ou menos empírica e deve corresponder na realidade a ocorrência de marcapasso no início do feixe de His (ritmo nodal baixo), no tecido de condução atrial do seio coronário (feixe do anel sino-atrial); ritmo nodal alto) e no nódulo AV (ritmo nodal médio). Pode também ocorrer a mudança do marcapasso para um sítio do átrio ou do ventrículo onde há um foco irritativo. Esses marcapassos ectópicos (fora do lugar) disparam mais rapidamente que o nódulo AS provocando taquicardias atriais ou ventriculares, possibilitando presença de ataques paroxísticos, e degenerar em arritmias graves.

Freqüentemente a mudança do marcapasso se deve ao bloqueio completo da condução em algum ponto entre o marcapasso sinusal e o ventrículo. Este bloqueio pode

ocorrer entre o marcapasso sinusal e o átrio (bloqueio sino-atrial), entre este e o nódulo AV ou feixe de His (bloqueio nodal), ou ainda ao longo do feixe de His, antes de sua bifurcação. Nesses casos, o marcapasso sinusal comanda os tecidos acima do bloqueio; e o marcapasso mais rápido existente abaixo do bloqueio comanda o restante do coração. A ocorrência de bloqueio completo de condução no feixe de His gera uma situação clínica desfavorável devido à baixa frequência intrínseca dos marca passos abaixo da lesão. A correção pode ser feita à custa de estimulação elétrica do coração com a implantação de um “marcapasso artificial” (estimulador). Os bloqueios de condução são de três tipos [9]:

- o Bloqueio de 1º grau - aumento do tempo de condução;
- o Bloqueio de 2º grau - bloqueio parcial, com passagem de um ou mais batimentos de uma série;
- o Bloqueio completo - não passa batimento algum.

2.4.3 Arritmia

Dentre as arritmias (desordens em que não há obediência de um ritmo estável), as mais comuns são as extra-sístoles, o “flutter” e a fibrilação. Extra-sístoles são batimentos que aparecem fora do ritmo esperado e que podem originar-se no próprio marcapasso sinusal ou em qualquer outro local (extra-sístoles sinusais, atriais, nodais, ventriculares). Extra-sístoles ocasionais não são indicações de doenças cardíacas. Já a ocorrência de extra-sístoles freqüentes, especialmente atriais e ventriculares, são sinal de hiperirritabilidade geral do miocárdio ou de foco irritativo. Um foco irritativo pode disparar sozinho em alta frequência provocando taquicardia ventricular, por exemplo. A taquicardia ventricular é em si uma situação desfavorável do ponto de vista clínico, porque o enchimento dos ventrículos fica prejudicado e o gasto de energia pelo miocárdio aumenta significativamente. Além disso, ocorre o perigo de evolução para “flutter” e, depois, fibrilação sobrevivendo à morte se não houver pronta reversão da situação.

“Flutter” é uma situação inicial de desorganização do batimento cardíaco. Caracteriza-se pela alta frequência de repetição da ativação (acima de 300/min) e pela forma anômala e às vezes variável das ondas registradas no ECG. Do ponto de vista funcional o “flutter” se deve ao estabelecimento de um caminho circular de onda excitatório, que é percorrido repetidamente sem necessitar intervenção de um “marcapasso” para a sua manutenção. O “flutter” atrial parece dever-se à propagação em círculo em torno das veias cavas. No “flutter” se origina freqüentemente de um episódio de taquicardia atrial

e ventricular (foco ectópico). Na taquicardia os potenciais de ação se sucedem de modo que a despolarização de um ciclo ocorre durante um período refratário relativo do ciclo precedente nas células de PA mais longo. Nestes caminhos, então, a propagação se fará com menor velocidade.

Na fibrilação, o circuito único observado no "flutter" se quebra em múltiplos circuitos locais, de modo que a excitação do miocárdio perde a sua unicidade. Durante o "flutter" a câmara inteira (ventrículo ou átrio) é excitada a cada circuito. Na fibrilação, cada pequena área recircula dentro de si própria, há tempos e freqüências diferentes de outras áreas: é a desorganização final do batimento, e caracteriza-se no ECG pela total falta de fixação de forma de onda, com oscilações de alta freqüência, de intensidade e polaridade variável. A fibrilação se origina do "flutter" porque a alta freqüência deste faz com que se acentuem as pequenas diferenças de duração de período refratário existentes entre os pontos contíguos do coração [9].

É importante observar neste caso, que as patologias relacionadas nos itens anteriores são tratadas de maneira geral. Para o desenvolvimento do trabalho os distúrbios patológicos foram subdivididos em quatro, todos baseados nas características patológicas descritas, porém, ocorrendo em diferentes partes do coração, o que faz com que recebam diferentes classificações.

3 Redes Neurais Artificiais

Após o conhecimento básico sobre ECG's, tem-se a seguir uma etapa de implementação e treinamento das redes neurais artificiais. No entanto, um prévio conhecimento básico destes é fornecido no item seguinte com o intuito de facilitar o entendimento das técnicas utilizadas neste trabalho.

3.1 Introdução

RNA é um sistema que utiliza modelos matemáticos baseados nos princípios de processamento da rede biológica de neurônios capazes de aprender, memorizar e generalizar determinadas situações e problemas a elas apresentadas. Texto adaptado de [12] [13].

As RNA's são sistemas adaptativos com capacidade de aprendizado através de algoritmos. O processo utilizado pela RNA para encontrar soluções vai desde a classificação, que é a utilização de valores de entrada para responder com a saída mais adequada, passando pela predição, que é a determinação de características para representar a informação fornecida, e chegando finalmente à otimização de processos, ou seja, encontrar a melhor solução para o problema proposto.

As RNA's podem ser utilizadas para aprender através de exemplos e generalizar a informação aprendida, sendo possível a classificação de dados desconhecidos que possuam características semelhantes à informação presente na etapa de treinamento.

3.2 Definição

Estima-se que existam mais de cem bilhões de neurônios no córtex cerebral, e que cada um deles envie informações para milhares de outros a eles conectados, formando o que conhecemos como redes neurais biológicas. O principal objetivo das RNA's é tentar simular as principais atividades realizadas pelas redes neurais biológicas, implementando o seu comportamento básico e sua dinâmica.

O desenvolvimento da Neurobiologia na década de 1940 permitiu que alguns pesquisadores como McCulloch e Pitts tentassem criar modelos matemáticos que representassem as redes de neurônios biológicos. O modelo proposto constou de n terminais

de entrada de informações x_1, x_2, \dots, x_n , para representar os dendritos e simplesmente um sinal de saída y , para representar o axônio. De forma semelhante ao neurônio biológico, o neurônio artificial faz a soma ponderada do produto dos pesos da entrada e uma função de transferência é aplicada sobre a função de ativação, limiar pré-definido, para gerar a saída, como ilustra a Fig. 3.1. Os pesos são a intensidade da força sináptica e podem ser fixos ou treináveis implementando as ligações entre as unidades e a intensidade com que o sinal é transmitido de um neurônio ao outro.

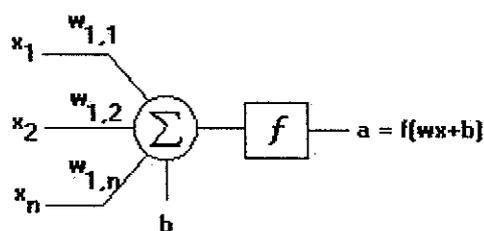


Fig. 3. 1 - Estrutura neural de uma camada (*layer*) de McCulloch e Pitts [12].

A saída y do neurônio pode ser equacionada por:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_i + b\right) \quad (3.1)$$

Onde n é o número de entradas, w_i é o peso associado à entrada x_i , f é a função de ativação utilizada e b é a entrada de polarização, que permite uma soma ponderada das entradas não nulas quando a soma das entrada é zero.

No entanto, em 1969 Minsky e Papert apontaram limitações deste modelo. Estas limitações eram relacionadas ao fato de que uma rede com a estrutura apresentada só podia implementar funções linearmente separáveis, ou seja, aquelas que se podem separar por meio de uma reta.

Então em 1986, Rumelhart, Hinton e Williams desenvolveram o *Multi Layer Perceptron* (MLP), ou seja, mais de um *layer* na rede, permitindo assim a implementação de transformações não-lineares. No mesmo ano eles criaram o algoritmo *Back-propagation*, que até hoje é bastante utilizado e foi a melhor escolha para o desenvolvimento do trabalho proposto, e que será explicado posteriormente.

3.3 Principais Arquiteturas de RNA's

Os tipos de estruturas neurais comumente encontradas são:

- a) *Single Layer Perceptron* (SLP): Consiste em uma camada de entrada e uma de saída (Fig. 3.1). Este modelo foi utilizado nos estudos iniciais de RNA's, porém foi abandonado por não permitir variações não-lineares na entrada.
- b) *Multi Layer Perceptron* (MLP): possui uma camada de entrada, uma ou mais camadas escondidas, também denominadas ocultas, e uma camada de saída (Fig. 3.2). Este modelo pode lidar com classificações mais complexas, ou seja, permite criar redes neurais para resolver problemas não-lineares.

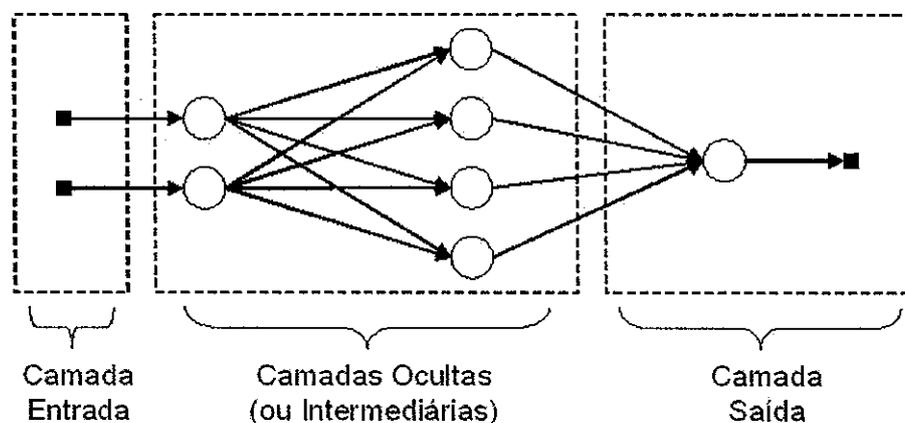


Fig. 3. 2 - Arquitetura da Rede MLP [12].

3.4 Topologia das RNA's

Assim como as RNA's podem ser classificadas quanto a sua estrutura; camada única ou múltiplas camadas, elas também podem ser classificadas quanto às suas conexões. Aqui são mostradas as principais e as abordadas no escopo deste trabalho.

3.4.1 Redes Neurais Diretas (*Feedforward*)

São estruturas neurais onde a saída de um neurônio de uma dada camada realiza conexões com neurônios das camadas seguintes e não com os das camadas antecessoras, como mostrada na Fig. 3.3 [12].

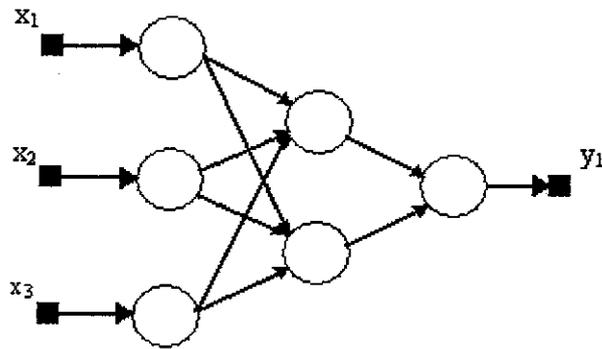


Fig. 3.3 - Estrutura de rede *feedforward* com camadas múltiplas.

3.4.2 Redes com Realimentação (*Feedback*)

São aquelas cuja saída do neurônio de camadas intermediárias atua tanto em neurônios de camadas antecessoras quanto posteriores (Fig. 3.4).

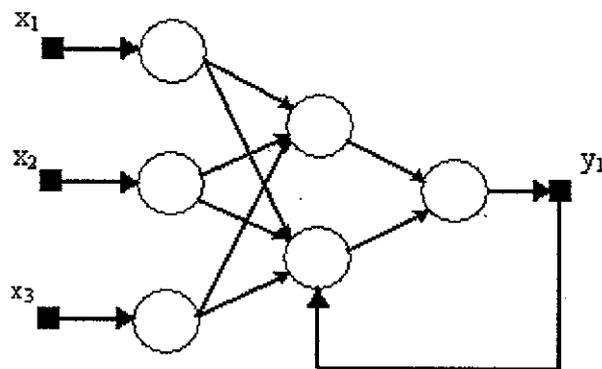


Fig. 3.4 - Estrutura de rede *feedback* com camadas múltiplas.

3.5 Aprendizado das RNA's

A principal propriedade das RNA's é a habilidade de aprender seu ambiente e com isso melhorar seu desempenho [14]. Isso é feito através de processo iterativo de ajuste aplicado a seus pesos. O aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas.

Outro fator importante é a maneira pela qual uma rede neural se relaciona com o ambiente. Nesse caso, existem vários paradigmas de aprendizado, mas abordaremos apenas os utilizados neste trabalho.

Assim, segundo a retroação da saída, o aprendizado pode ser classificado em:

- a) Aprendizado supervisionado: toda vez que for apresentada à rede uma entrada, deverá ser verificado a saída obtida, gerada a partir dos pesos que a rede possui, e verificar se esta confere com a saída desejada àquela entrada. Essa iteratividade é realizada pelos algoritmos de aprendizado até que a taxa de acerto esteja dentro de uma faixa considerada satisfatória, ou a minimização da função de erro quadrático médio (MSE - *mean square error*), definida pela equação (3.2).

$$mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (3.2)$$

Onde:

N = número de neurônios na camada intermediária;

t = erro desejado;

a = erro obtido.

Essa forma de aprendizado é bastante conhecida e possui respostas satisfatórias quando aplicadas a problemas reais.

- b) Aprendizado não-supervisionado: neste caso, a rede não necessita conhecer as saídas, ela trabalha apenas com as entradas, usando para isso, seus próprios critérios para classificá-las. Esse tipo de rede utiliza os neurônios como classificadores, e os dados de entrada como elementos para classificação. Este tipo de aprendizado é bastante utilizado como detector de características.

3.6 Algoritmo de Retropropagação (*Back-propagation*)

O algoritmo de retropropagação foi desenvolvido por Paul Werbos em 1974 e redescoberto independentemente por Parker (1982) e Rumelhart (1986). Desde sua redescoberta ele tem sido muito utilizado como um algoritmo de aprendizado para redes diretas e de múltiplas camadas, que são as estruturas neurais adotadas neste trabalho. O algoritmo de retropropagação é uma regra de aprendizado supervisionado, ou seja, apresenta-se à rede um exemplo e verifica-se a saída da rede comparando-a com uma saída esperada, o que resulta em um erro. Calcula-se o gradiente deste erro com relação aos valores dos pesos, que é atualizado na direção da diminuição deste erro. O processo de redução gradativa do erro, que acompanha a minimização, denomina-se convergência. O

processo de aprendizagem prossegue até que algum critério seja estabelecido, como por exemplo, o erro quadrático médio citado anteriormente.

A retropropagação tem passos para frente (*forward*) e para trás (*backward*). A fase *forward* é utilizada para que seja encontrada uma saída a partir dos valores de entrada de um dado padrão. A fase *backward* compara esta saída com a saída desejada e retorna atualizando os valores dos pesos das conexões dos neurônios da estrutura.

No entanto, existe uma grande dificuldade de encontrar uma solução viável dada a presença de mínimos locais que apresentam características semelhantes às do mínimo absoluto, todavia resultam em respostas equivocadas e geralmente incorretas. Para tanto, existem formas de se evitar a presença de mínimos locais, dentre elas destacam-se a regularização e a parada precoce.

A regularização envolve a modificação da função de desempenho (3.2). A modificação é realizada se adicionado um novo termo que consiste da soma dos quadrados dos pesos da rede neural (w), definido por:

$$msw = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (w_i)^2 \quad (3.3)$$

Assim, o erro quadrático médio da regularização será dado por:

$$msereg = \gamma * mse + (1 - \gamma) * msw \quad (3.4)$$

Onde γ é a razão de desempenho.

Usando esta função de desempenho implicará em uma diminuição dos pesos da rede, e irá fazer com que a resposta da rede não sofra um superajuste (*overfitting*).

O problema com a regularização é a determinação de um valor ótimo para a razão de desempenho γ . Se este parâmetro for muito grande podemos ter um superajuste. Se for muito pequeno, a RNA pode não ajustar adequadamente os dados de treinamento. Assim em 1992 David Mackay desenvolveu uma rotina que determina automaticamente a regularização dos parâmetros, denominado regularização Bayesiana, que determina, após cada iteração, o valor de γ .

Outro método utilizado para melhorar a generalização das RNA's é chamado de parada precoce (*early stopping*). Esta técnica é dividida em três grupos. O primeiro grupo são as amostras de treinamento, as quais são usadas para computar o gradiente e ajustar os pesos da rede. O segundo grupo são os dados para validação. O erro de validação é

monitorado durante o processo de treinamento. O erro de validação normalmente diminui durante a fase inicial de treinamento, assim como o erro de treinamento. No entanto, quando a rede começa a superajustar os dados, o erro de validação começa a aumentar. Quando este atinge um certo número de iterações, o treinamento é interrompido, e os pesos para o mínimo erro na validação são retornados. O terceiro grupo é constituído das amostras de teste, que deverão ser apresentadas posteriormente à RNA treinada [12] [14] [15].

4 Base de Dados

Como citado anteriormente, as doenças cardiovasculares constituem uma das principais causas de mortalidade na sociedade moderna. Com o intuito de definir critérios para análise de sinais de ECG, que permitam a comparação entre diferentes algoritmos, foi criado o *Physiobank Archive Index*. Este banco de dados encontra-se na Internet (<http://www.physionet.org/physiobank/database/#ecg>) e é composto por sinais fisiológicos reais utilizados em pesquisas biomédicas.

Para o desenvolvimento deste trabalho, foram utilizados os sinais de ECG de pacientes isquêmicos contidos no banco de dados do *MIT (Massachusetts Institute of Technology)* presente no *Physiobank*. Ao todo, o *MIT* possui 166 arquivos, com duração entre 10 e 24 horas cada, registrados em dois tipos de derivações de ECG, derivação I e II. Estes arquivos correspondem à monitoração por Holter de 166 indivíduos, homens com idade entre 26 e 45 anos e mulheres com idade entre 20 e 50 anos com diagnósticos de Fibrilação Atrial (FA), Arritmia Supraventricular (AV), Ritmo Sinusal Normal (RSN) e Arritmia Sinusal (AS). A aquisição destes sinais foi feita com uma amostragem de 128, 250, 128 e 360 amostras por segundo, respectivamente, e com amplitude que varia entre 100 μ V e 1 mV. Assim, seguindo este critério de classificação dos distúrbios, o presente trabalho utilizou apenas 72 amostras de ECG's obtidas por derivação bipolar, com 60 segundos de duração cada, para formar o banco de dados.

Posteriormente, utilizaram-se 10 outras amostras de ECG do *MIT* para testar o sistema de reconhecimento automático de ECG's (RAE), formado pelas RNA's treinadas com os sinais supracitados.

5 Análise e Processamento do Sinal de ECG

Adquirido o conhecimento teórico básico sobre o ECG, pode-se agora analisar o sinal de ECG, descrevendo os principais ruídos presentes e as técnicas utilizadas para tornar o sinal menos ruidoso.

Este capítulo apresenta também a técnica utilizada para a detecção do complexo QRS e a posterior marcação do intervalo RR, imprescindível para o desenvolvimento deste trabalho.

5.1 Redução de Ruído

Segundo Carvalho [10], o sinal elétrico gerado pelo ECG é de baixíssima amplitude, na ordem de 1 mV_{pp} . Assim, esse sinal sofre distorção causada pela interferência do campo magnético resultante da oscilação de 60 Hz da rede elétrica da sala onde o exame é realizado. Além disso, o ECG pode ser afetado pelo ruído muscular se o paciente não estiver em repouso. Outra distorção presente é a oscilação na linha de base, causada pelo potencial de meia célula dos sensores utilizados no paciente, que pode variar com o tipo de exame realizado.

Este trabalho implementa uma das técnicas mais simples para se remover os ruídos presentes no sinal: a filtragem. Foram apresentados três modelos: um filtro *notch* para remoção do ruído da rede de 60 Hz, um passa-altas para remoção do ruído da linha de base e um filtro passa-baixas para remoção do ruído muscular.

Cabe explicitar que os filtros aqui utilizados são do tipo IIR (*Infinite Impulse Response*), e por isso não garantem fase linear na banda passante. Essa não linearidade não é desejável, por isso utilizou o processo de filtragem "*forward and reverse*" [10]. Isso significa que o sinal de ECG é filtrado duas vezes, uma para frente gerando distorção de fase no sinal, e a outra para trás gerando essa mesma distorção com sentido contrário. Assim consegue-se filtro com fase zero.

Comparado aos filtros do tipo FIR (*Finite Impulse Response*), os filtros IIR podem conseguir as especificações desejadas do projeto com pólos relativamente baixos (da ordem de 4 a 6). Assim, poucos parâmetros desconhecidos necessitam ser computados e armazenados, conduzindo a uma complexidade mais baixa do projeto e da execução.

5.1.1 Filtro *Notch*

Segundo Tavares [11], um sinal de ECG proveniente de um sistema de aquisição possui ruídos da ordem de 60 Hz, e harmônicas de 120 Hz, 180 Hz, 240 Hz, etc. Assim, um filtro digital *notch* foi implementado distribuindo-se pólos e zeros estrategicamente sobre o círculo unitário [10]. Foi usado sobre o círculo unitário um zero em 60 Hz e em cada uma de suas harmônicas. Este procedimento é suficiente para eliminar o ruído de 60 Hz, porém o filtro passa a atuar como um passa-baixas, o que não se deseja. Para minimizar este efeito, foram usados pólos próximos a cada um dos zeros (Fig. 5.1), de forma que quanto mais perto do círculo unitário, menor o efeito passa-baixas do filtro. Essa distância pode ser ajustada variando-se a largura de banda (*bandwidth*) do filtro.

As repostas de magnitude e fase do filtro *notch* utilizados podem ser visualizados na Fig. 5.2.

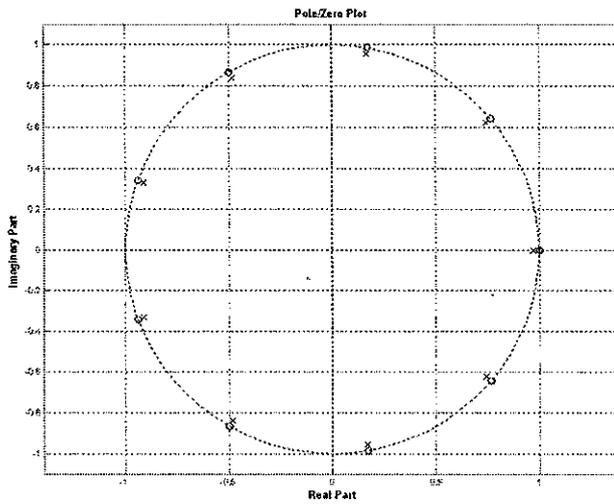


Fig. 5. 1 - Diagrama de pólos e zeros do filtro *notch*.

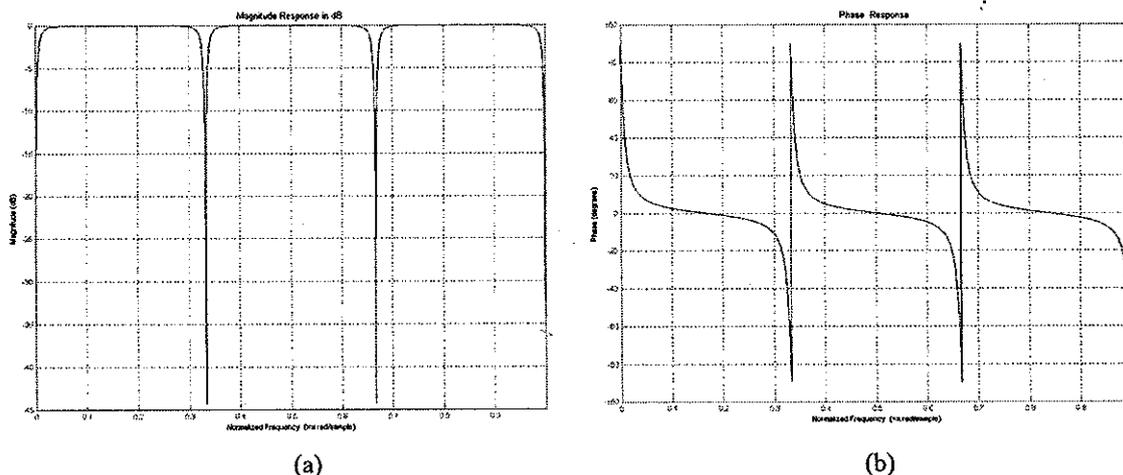


Fig. 5.2 - Respostas do filtro *Notch*. (a) resposta em magnitude; (b) resposta em fase.

5.1.2 Filtro Passa-baixas

O próximo passo é a remoção do ruído muscular, que tem componente a partir de 20 Hz [10]. Para eliminar esse ruído deve-se aplicar um filtro passa-baixas com frequência em torno de 35 Hz. Usando valores próximos de 20 Hz pode-se filtrar também o sinal de ECG, fazendo com que seu sinal fique distorcido. Porém, com valores muito superiores pode não se conseguir a filtragem desejada.

O filtro utilizado para a remoção do ruído muscular é um Butterworth passa-baixas de 2ª ordem e foi utilizada uma frequência de corte de 38 Hz.

As respostas de magnitude e fase do filtro em questão estão representadas na Fig. 5.3 a seguir.

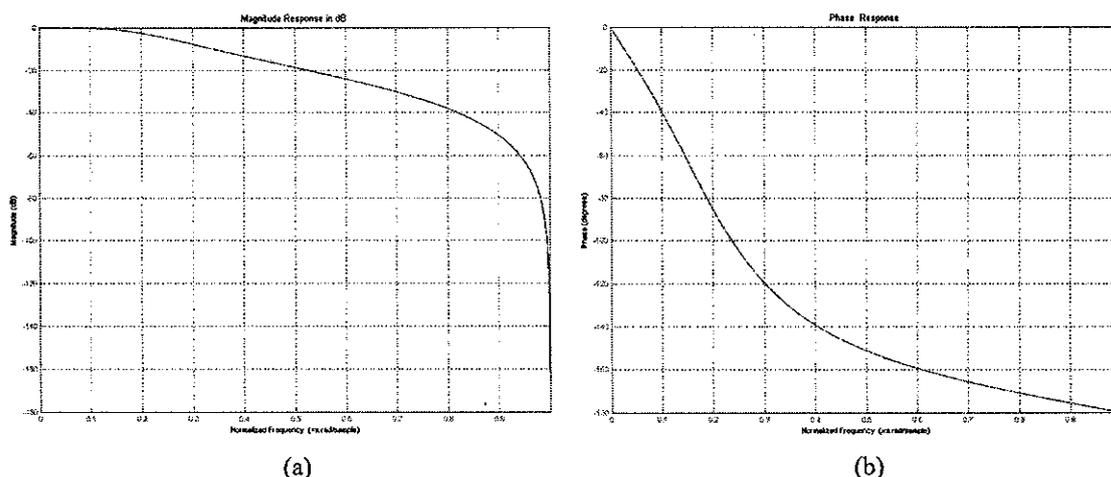


Fig. 5.3 - Respostas do filtro Passa-baixas. (a) resposta em magnitude; (b) resposta em fase.

5.1.3 Filtro Passa-Altas

A próxima etapa do processo é a remoção da oscilação da linha de base. Como essa oscilação é de baixa frequência [10], esse processo foi feito utilizando-se um filtro passa-altas com frequência de corte em torno de 0.1 Hz. Neste caso utilizou-se um filtro Butterworth de 4ª ordem com frequência de corte de 0.2 Hz.

As repostas de magnitude e fase do respectivo filtro são mostradas na figura abaixo.

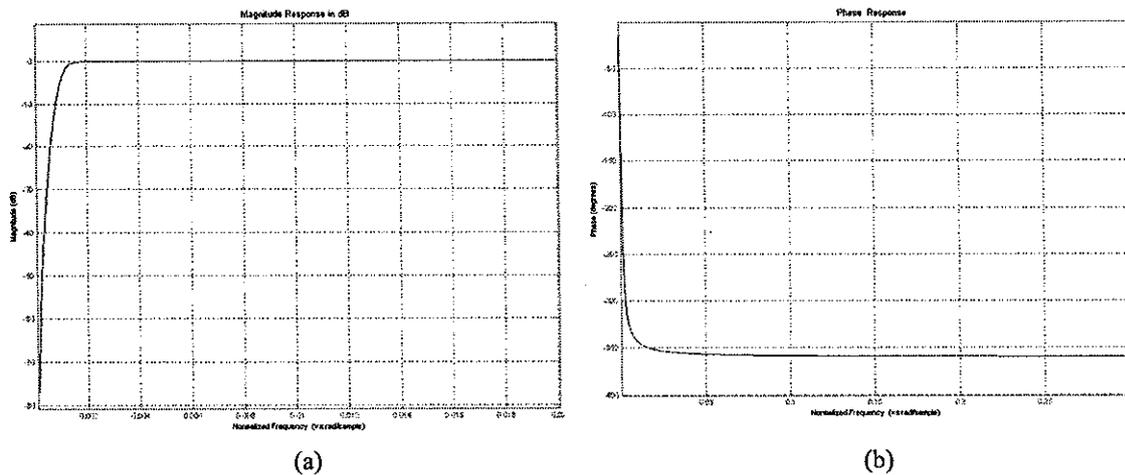


Fig. 5. 4 - Respostas do filtro Passa-altas (a) resposta em magnitude; (b) resposta em fase.

5.2 Normalização do Sinal de ECG

Após a etapa de filtragem faz-se a normalização dos sinais de ECG visando enquadrá-los entre os limites unitários.

Um método de normalizar a amostra seria encontrar o maior valor em módulo do sinal e, posteriormente, efetuar a divisão de todos os elementos do vetor por este valor [12].

A equação abaixo descreve esta operação:

$$y(n) = \frac{x(n)}{\max\|x(n)\|} \quad (5.1)$$

A Fig. 5.5 mostra o resultado de um sinal de ECG após a implementação da normalização.

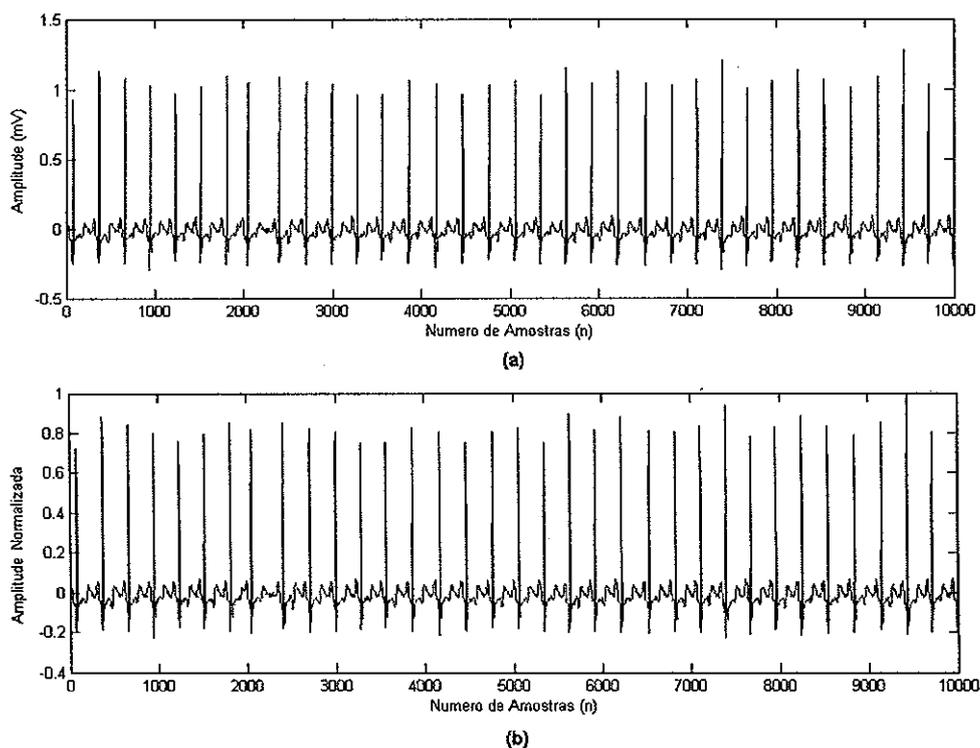


Fig. 5.5 - Processo de normalização. (a) sinal original; (b) sinal após normalização.

5.3 Detecção dos Complexos QRS

Com o ECG filtrado e normalizado a próxima etapa do trabalho é determinar o complexo QRS e a seguir buscar seu pico, que geralmente corresponde à onda R.

O sistema nervoso autônomo controla o ritmo do coração, estando ligado diretamente no nódulo sino-atrial, localizado no átrio direito [10]. Como observado anteriormente, a onda P do sinal reflete a despolarização auricular ou a polarização dos átrios a partir da excitação do nódulo sino-atrial. Assim, a utilização destas ondas seria a melhor escolha para o estudo da atuação do sistema nervoso no coração. Porém, nota-se na Fig. 5.6 que a onda P possui amplitude baixa, sendo muitas vezes difícil distingui-la no ECG. Ao contrário, o complexo QRS possui amplitude bastante superior ao restante do sinal. Assim, a marcação dos intervalos R-R torna-se uma opção válida para representar o período decorrido entre dois batimentos cardíacos.

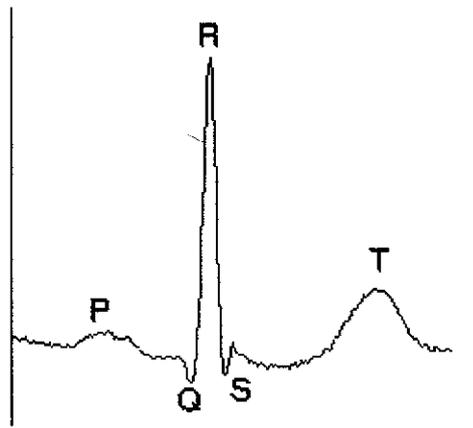


Fig. 5. 6 - Eventos no eletrocardiograma [10].

5.3.1 Cálculo da energia

A fim de enriquecer ainda mais as ondas de grande amplitude em comparação com as de baixa amplitude, o sinal apresentado na Fig. 5.5 (b) será elevado ao quadrado. Esse processo é realizado multiplicando-se ponto-a-ponto do sinal por ele mesmo. O sinal típico obtido pode ser visto na Fig. 5.7 abaixo, onde fica fácil perceber que já é possível usar um detector do complexo QRS.

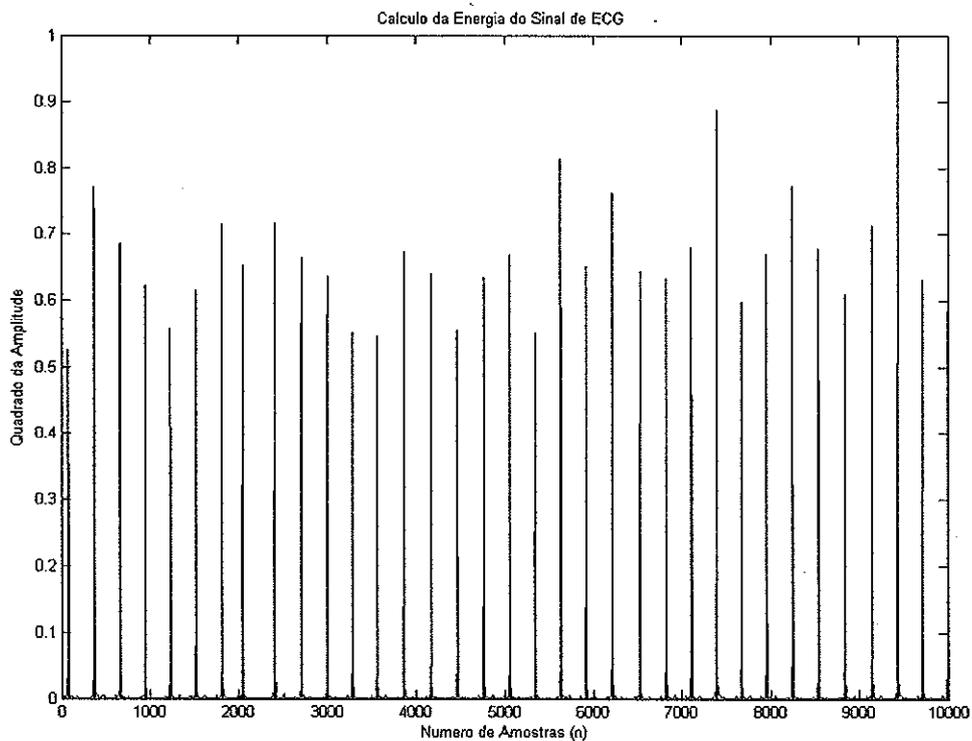


Fig. 5. 7 - Resultado de elevar o sinal da Fig. 5.5 (b) ao quadrado.

Vale ressaltar que alguns autores [10] realizaram, antes de aplicar o cálculo da energia do sinal, um pré-processamento utilizando filtro passa-faixas e diferenciação para destacar ainda mais o complexo QRS. Neste trabalho optou-se pela não utilização destas técnicas, pois a utilização direta do cálculo de energia mostrou-se bastante eficiente na determinação dos intervalos R-R. Porém, essas técnicas podem ser utilizadas em projetos futuros como tentativa de melhora do trabalho proposto.

5.3.2 Marcação da onda R

Com o ECG tratado e cada complexo QRS isolado e transformado praticamente em um pulso, pode-se usar o sinal da Fig. 5.7 para a marcação do pico da onda R. Porém, o processo de marcação do ponto R não é tão simples quanto pode aparentar.

Para a marcação do ponto R no ECG foi desenvolvido um algoritmo que busca o ponto máximo e sua respectiva posição no sinal de ECG analisado. Determinado este máximo o algoritmo zera os dados próximos ao ponto encontrado, evitando na próxima marcação encontrar um ponto de descida da onda R ao invés de seu topo. Na próxima busca o algoritmo procura picos cujo valor é maior que a média do sinal multiplicada por um ganho. Testes mostraram que um valor de 8.5 para esse ganho torna o algoritmo eficiente. Esse processo é realizado até que o ECG possua picos cujos valores estão abaixo da faixa delimitada anteriormente. Apesar de eficiente, alguns cuidados devem ser tomados com o algoritmo.

O principal deles é o tamanho da região que deverá ser zerada após a determinação de um pico da onda R. Usando uma região de busca muito pequena, pode-se marcar a subida da onda R já determinada como um pico R. Usando uma região muito grande, pode-se zerar uma possível onda R próxima ao pico marcado. O valor apropriado para essa região de busca deve ser aproximadamente a largura de um complexo QRS [10]. Baseando-se nisso, optou-se por usar uma região de 60 amostras, ou seja, zerar 30 amostras para frente e para trás do ponto marcado como pico da onda R, o que se mostrou eficiente, mesmo na presença de extra-sístoles.

Após a detecção da onda R, fica fácil determinar o intervalo R-R, que nada mais é que o intervalo entre duas ondas R. É a partir deste sinal que iremos encontrar padrões que serão utilizados no decorrer do trabalho.

5.4 O Sinal R-R

Com o intervalo R-R determinado, podemos plotar a amplitude de cada sinal R-R, dada em número de amostras (n), em função do número de intervalos encontrados no ECG (Fig. 5.8). Pode-se preferir também criar um gráfico com o valor do intervalo R-R em função do tempo, bastando para isso conhecer a frequência utilizada para aquisição do ECG. Neste caso, a amplitude do sinal R-R deve ser multiplicada por 1000 para converter os valores para milésimo de segundo. Assim, o gráfico do sinal R-R é facilmente construído, plotando a amplitude de cada intervalo R-R em função da posição no tempo do batimento cardíaco que conclui o intervalo.

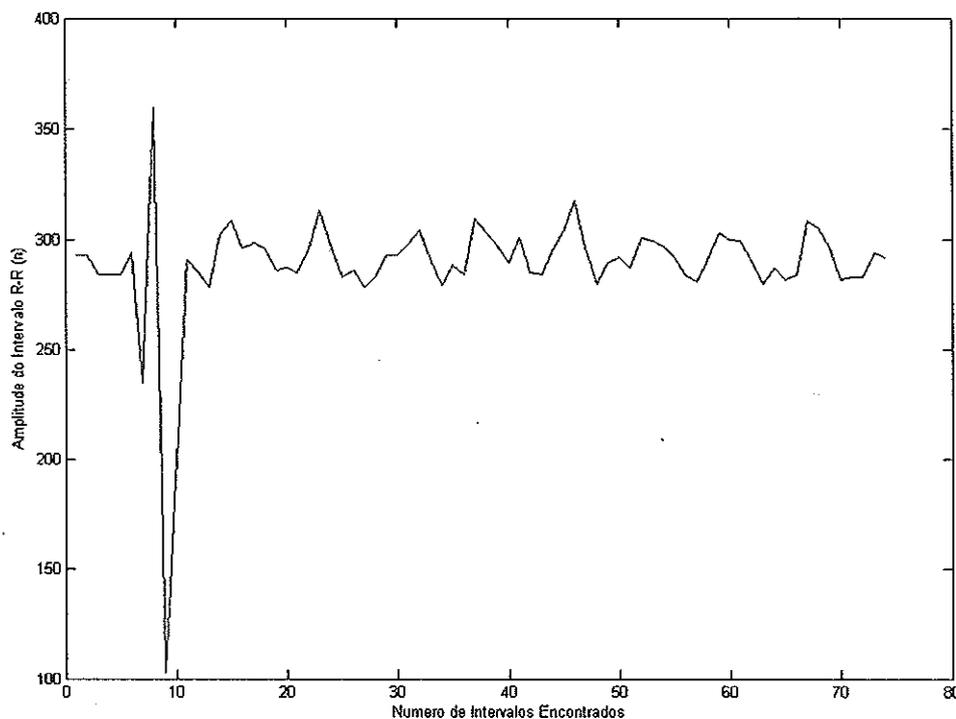


Fig. 5.8 - Sinais R-R obtidos a partir das marcações de ondas R do sinal da Fig. 5.5 (b).

Na figura acima as ondas de grande amplitude são batimentos ectópicos, ou seja, são batimentos prematuros e, no caso com pausa compensatória. Por isso ocorre um intervalo R-R bem longo seguido de um intervalo bem curto, que acaba em geral com batimento normal [10]. Os batimentos ectópicos são denominados também de extra-sístoles ventriculares ou extra-sístoles atriais, dependendo da região do coração que iniciou o processo de polarização prematuramente (Fig. 5.9). Sístole é a contração cardíaca em cada

batimento, extra-sístole, como o nome indica, é uma contração descompassada, em geral de menor intensidade, e não tem origem no nódulo sinoatrial.

Dependendo da intensidade e região as extra-sístoles podem desencadear taquicardia, fibrilação atrial e fibrilação ventricular. Porém, são geralmente isoladas e sem caráter patológico.

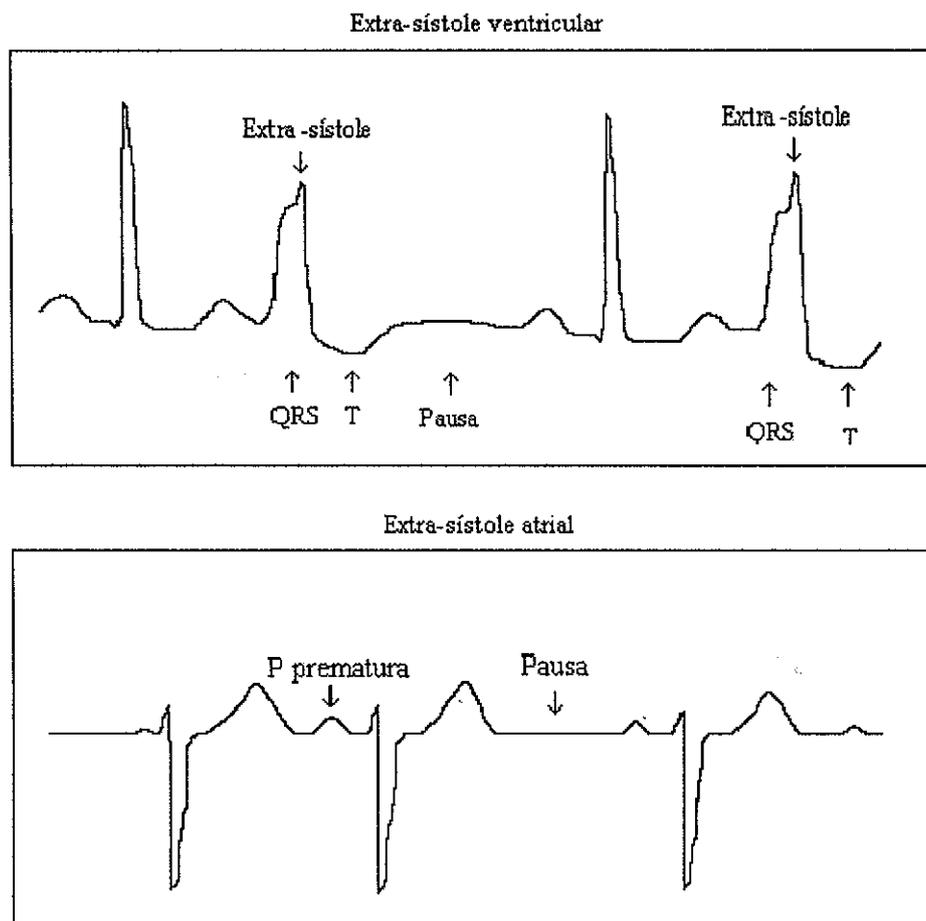


Fig. 5. 9 - Exemplos de extra-sístoles [20].

5.4.1 Análise dos Sinais R-R

Após marcar as ondas R e determinar os respectivos intervalos R-R dos ECG's é necessário verificar se a marcação foi feita corretamente, pois a determinação errada de um intervalo R-R prejudica o treinamento das RNA's que serão criadas posteriormente. Assim, uma inspeção visual nos gráficos que contêm as amplitudes dos sinais R-R pode ser feita eliminando-se aqueles intervalos cuja amplitude está fora dos valores comuns. Porém, dependendo do número de ECG's analisadas este processo torna-se inviável.

É, portanto, utilizado um algoritmo com base estatística que detecta satisfatoriamente esses intervalos que devem ser descartados. Este consiste em marcar, na série de intervalos R-R, os *outliers* da série. Os *outliers* são aqueles elementos que apresentam um grande afastamento dos restantes ou são inconsistentes com eles. O seu distanciamento em relação a essas observações é fundamental para se fazer a sua caracterização. Estas observações são também designadas por observações “anormais”, “contaminantes” ou “extremas” [21].

Antes de se decidir o que deverá ser feito aos *outliers* é conveniente ter conhecimento das causas que levam ao seu aparecimento. Em nosso caso específico, estes são causados pela presença de extra-sístoles caracterizadas por batimentos cardíacos prematuros seguidos de pausa compensatória.

Assim, considera-se especificamente como *outliers* as amostras que estão fora da faixa delimitada pela equação (5.2). Ou seja, elementos muito menores que o 1º quartil ($Q_{0,25}$) - batimentos prematuros - ou muito maiores que o 3º quartil ($Q_{0,75}$) - pausas compensatórias [10].

$$Q_{0,25} - \frac{3}{2}Q_{0,50} \leq x[n] \leq Q_{0,75} + \frac{3}{2}Q_{0,50} \quad (5.2)$$

Os *quartis* ou *quantis*, assim como a mediana representa o valor que divide um conjunto de dados em duas partes iguais, são os valores que dividem o conjunto de dados em quatro partes. Esses valores são representados por $Q_{0,25}$, $Q_{0,50}$ e $Q_{0,75}$ e denominados primeiro, segundo e terceiro quartis, respectivamente. O segundo quartil é também denominado intervalo interquartil e é igual à mediana [22]. Na Fig. 5.10 abaixo as linhas tracejadas indicam o 1º (Fig. 5.10a) e o 3º (Fig. 5.10c) quartil e a linha continua indica o 2º quartil (Fig. 5.10b) do conjunto de intervalos R-R da Fig. 5.8 obtida anteriormente.

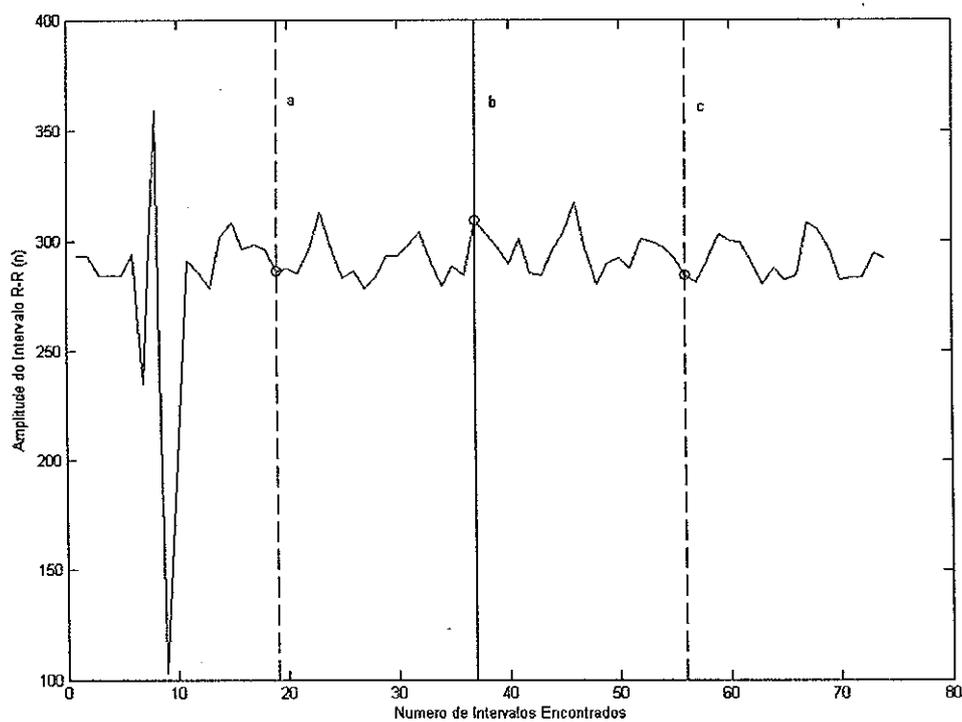


Fig. 5. 10 - Determinação dos valores que caracterizam os intervalos quartis.

Com a implementação desse algoritmo, a probabilidade de se utilizar sinais R-R para o treinamento das RNA's livres de intervalos errados e extra-sístoles é bastante alto, garantindo rapidez na convergência do erro médio e qualidade no treinamento.

6 RNA's Aplicadas na Análise do ECG

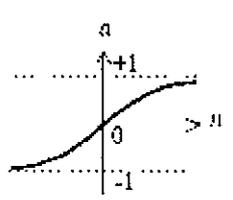
Após a etapa de processamento do sinal de ECG e conhecendo-se alguns conceitos básicos sobre RNA's, pode-se achar que já possuímos todas as informações relevantes para o reconhecimento de padrões. Porém, mesmo com o sinal processado e o intervalo R-R determinado, este ainda contém milhares de elementos no vetor de dados, o que torna inviável criar uma estrutura neural com tantas entradas.

Posteriormente, coeficientes de predição linear (LPC - *Linear Prediction Coeficients*) são utilizados com o objetivo de reduzir o vetor de entrada de dados sem perder as principais informações características dos ECG's. A idéia da predição linear é que uma amostra de ECG pode ser representada por uma combinação linear de amostras de ECG passadas [12]. O presente trabalho utilizou LPC's de 8ª, 10ª e 12ª ordem. Após a determinação dos LPC's estes foram normalizados na faixa de -1 e 1, com o objetivo de proporcionar uma convergência mais rápida na etapa de treinamento das RNA's.

Com isso, a camada de entrada da rede estará definida. Na camada oculta o número de neurônios foi pré-estabelecido em 8, 10, 12 e 14, com o objetivo de se determinar a melhor escolha entre as combinações possíveis. A camada de saída apresenta um único neurônio cuja resposta é positiva para o diagnóstico a ser reconhecido e negativo para os demais diagnósticos. Utilizou-se uma estrutura neural para cada distúrbio associado.

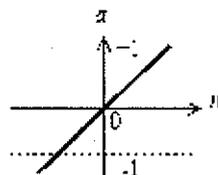
Na camada intermediária (oculta) utilizaram-se funções de ativação sigmóide tangente hiperbólico dada pela equação 6.1. Já na camada de saída utilizaram-se funções lineares para as funções de ativação dos neurônios (6.2).

$$a(n) = \tanh(n) = \frac{1 - e^{-2n}}{1 + e^{-2n}}$$



(6.1)

$$a(n) = n$$



(6.2)

Para a etapa de treinamento da estrutura neural foram utilizados os algoritmos de *back-propagation* de Levenberg-Marquardt (LM) e, posteriormente, a Regularização Bayesiana (BR) para fins de comparação. É difícil determinar qual algoritmo de treinamento será mais rápido para solucionar um dado problema. Isto depende de muitos

fatores, incluindo a complexidade do problema, o número de entradas, o número de pesos na rede e o erro global. Neste trabalho optou-se pelo algoritmo LM, pois este possui rapidez de convergência quando o problema de reconhecimento apresenta linearidade. Porém, o mesmo apresenta um intenso consumo de memória computacional, o que exige computadores avançados. O algoritmo LM é baseado no método de Newton, o qual utiliza o Jacobiano da função erro para ajuste dos pesos durante um ciclo [12]. O esforço computacional acontece quando o algoritmo aproxima a matriz Hessiana (H) pelo Jacobiano, como mostra a equação 6.3.

$$H = J^T J \quad (6.3)$$

Onde J é a matriz Jacobiana que contém a primeira derivada do erro da rede com os respectivos pesos.

As atualizações dos pesos foram realizadas em até 200 ciclos ou então quando o erro quadrático médio (MSE) atingisse um valor inferior a 10^{-6} , valores estes escolhidos empiricamente.

Foram utilizadas 18 amostras de ECG's para cada distúrbio conhecido, neste caso quatro distúrbios diagnosticados: arritmia supraventricular (AV), fibrilação atrial (FA), ritmo sinusal normal (RSN) e arritmia sinusal (AS). Totalizando 72 amostras de ECG. De cada padrão foram extraídos os LPC's e posteriormente separados aleatoriamente para o treinamento e validação da estrutura neural. Utilizou-se para o treinamento 2/3 das amostras de cada padrão e 1/3 para a validação e teste da rede, ou seja, de cada 18 amostras, 12 foram utilizadas par treinamento e 6 para validação. O treinamento foi realizado separadamente para cada padrão, ou seja, foi realizado o treinamento para cada distúrbio diagnosticado. Na validação foram apresentadas 6 amostras de ECG verdadeiras perante o padrão treinado e 18 amostras falsas. Com isso, a RNA poderia ser considerada apta para diagnosticar os distúrbios escolhidos neste trabalho.

Além das etapas de treinamento e validação, foi realizada uma etapa de teste que consiste em mostrar para a RNA treinada amostras de ECG's nunca vistas. Nessa etapa ocorre o *Reconhecimento Automático de Eletrocardiograma (RAE)*.

6.1 Reconhecimento Automático de ECG's

Nesta etapa do processo foram criadas estruturas neurais com as RNA's que apresentaram melhores respostas para cada padrão e cada número de LPC's, ou seja, foram criados três sistemas RAE, escolhendo-se a que apresentou melhores diagnósticos.

Ao todo foram apresentadas para cada estrutura 10 amostras de ECG's não utilizadas na etapa de treinamento ou na etapa de validação, previamente diagnosticados por médicos especialistas.

O banco de dados para teste é constituído de 3 pacientes com diagnóstico de FA, 3 com AS, 3 com ASV e 1 paciente com ECG normal. Todas as amostras possuem as mesmas características das amostras utilizadas para treinamento e validação das RNA's.

6.2 Diagrama de Blocos do Sistema

Assim, todos os passos percorridos neste trabalho podem ser agora ilustrados pelo diagrama de blocos da Fig. 6.1, como se segue.

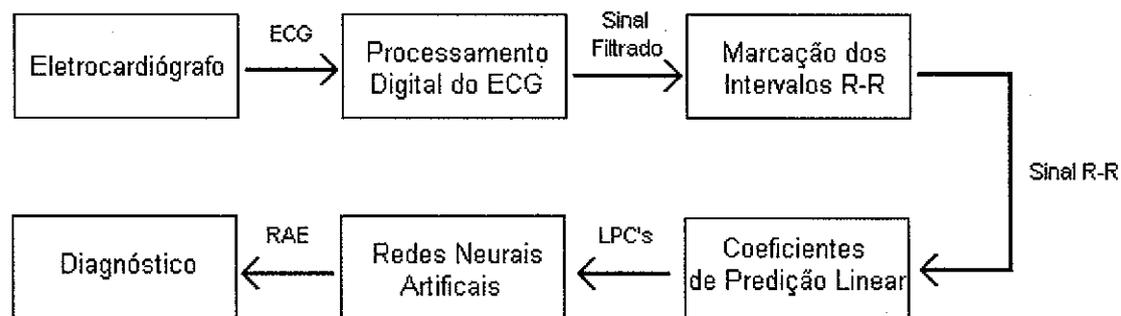


Fig. 6.1 - Diagrama de bloco que representa todo o processo de análise e diagnóstico do ECG's.

7 Resultados e Discussões

7.1 Processamento do sinal de ECG

O tipo de filtro utilizado foi o filtro tipo IIR, como já citado anteriormente. A escolha deste em vez de filtros FIR é devido ao menor esforço computacional com que ocorre a filtragem. Porém é necessário realizar filtragem para frente e para trás (*forward* e *reverse*) devido a não garantia de linearidade de fase na banda passante. A Fig. 7.1 ilustra as respostas obtidas pelos filtros IIR e FIR.

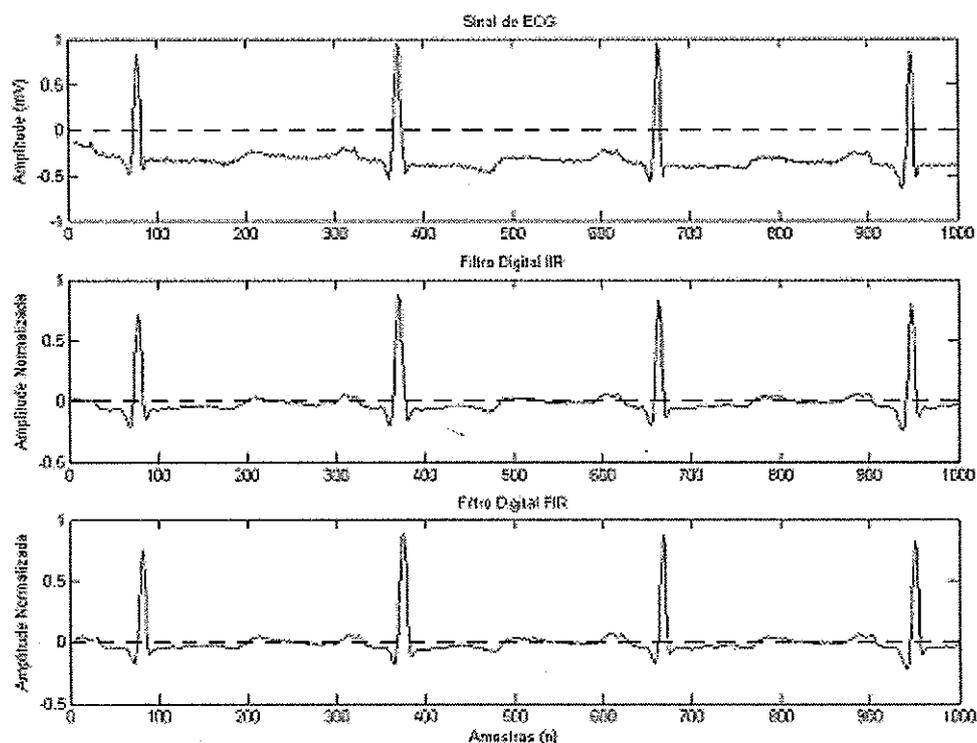


Fig. 7.1 - Sinal de ECG filtrado pelos filtros do tipo FIR e IIR.

Nota-se na figura que a amostra de ECG pós-processada apresenta amplitude bem definida como também atenuação dos ruídos e eliminação da tensão de *off-set*, comprovando a eficiência dos filtros digitais. Visualmente a diferença é sutil, no entanto para efeitos computacionais o filtro do tipo IIR mostrou-se melhor.

Foram testados outros tipos de filtros como o de Fourier, porém, os resultados não se mostraram superiores o suficiente para sua implementação, já que o esforço computacional do mesmo é ainda maior que o do filtro FIR.

Para a marcação dos intervalos R-R foi utilizado o cálculo da energia do sinal, que consiste em elevar-se cada amostra ao quadrado, destacando assim o complexo QRS. Esta técnica mostrou-se eficiente tanto para a marcação de sinais com picos positivos, quanto para sinais com picos negativos, presentes em alguns distúrbios como a fibrilação atrial. Outro detalhe importante na técnica apresentada é o tamanho da região em torno do pico R que seria zerada. Se esta fosse muito grande poderia influenciar na marcação e detecção de um pico R próximo. E se fosse muito pequena poderia ocorrer marcação de vários picos R na descida do complexo QRS. Assim, testes mostraram que uma região de 30 amostras para frente e para trás do ponto máximo do complexo é ideal. A Fig. 7.2 apresentada abaixo mostra a detecção do pico R em sinal de ECG, utilizando-se a técnica supracitada.

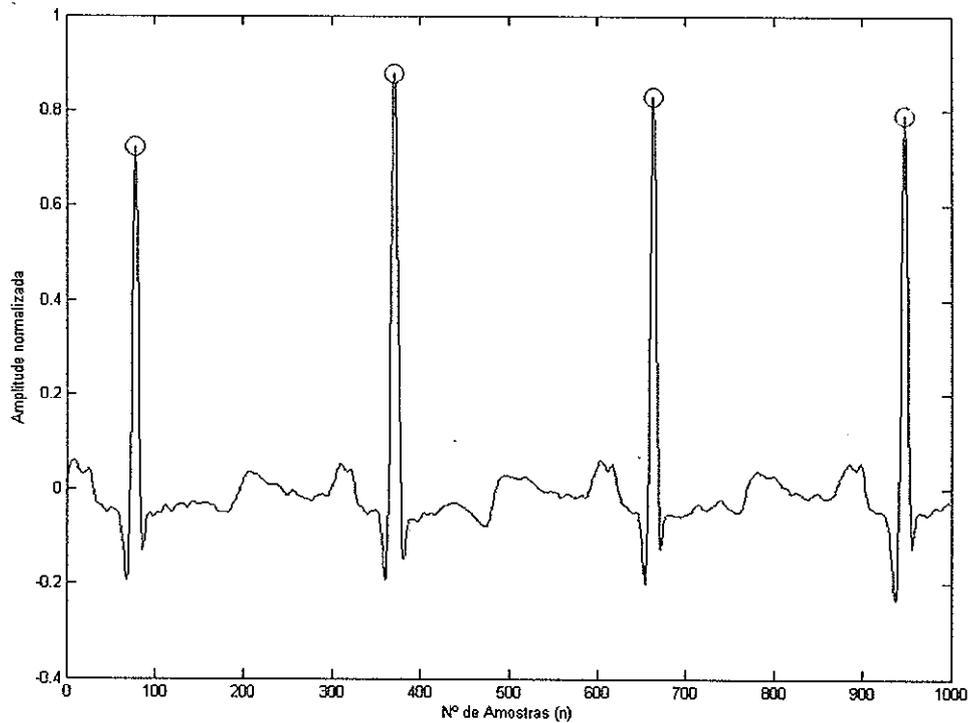


Fig. 7. 2 - Resultado da detecção das ondas R.

Com o pico R determinado é possível encontrar o intervalo R-R do ECG, como mostra a Fig. 7.3.

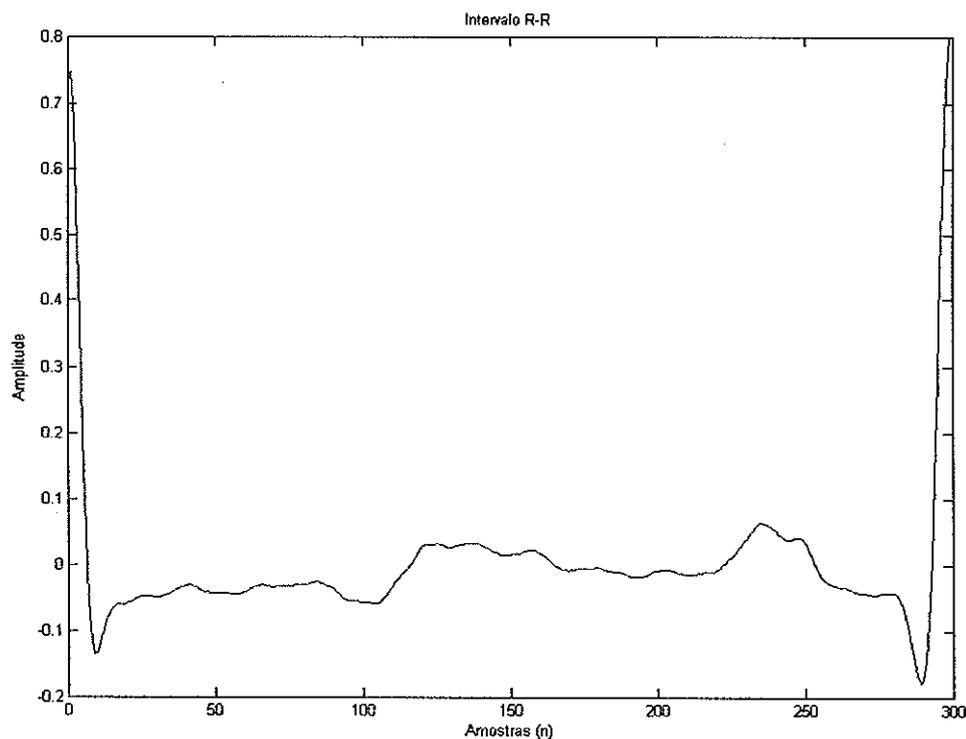


Fig. 7. 3 - Intervalo R-R encontrado no sinal de ECG.

Apesar da marcação dos intervalos ser precisa em quase todos os sinais de ECG's, mesmo na presença de extra-sístoles, o algoritmo marcou alguns intervalos erroneamente. Para isso, utilizou técnicas estatísticas denominadas *outliers* para a exclusão destes. Estas se mostraram bastante eficientes, eliminando não só os sinais R-R errados, como os intervalos com extra-sístoles, que não influenciam significativamente no diagnóstico dos distúrbios do coração (Fig. 7.4).

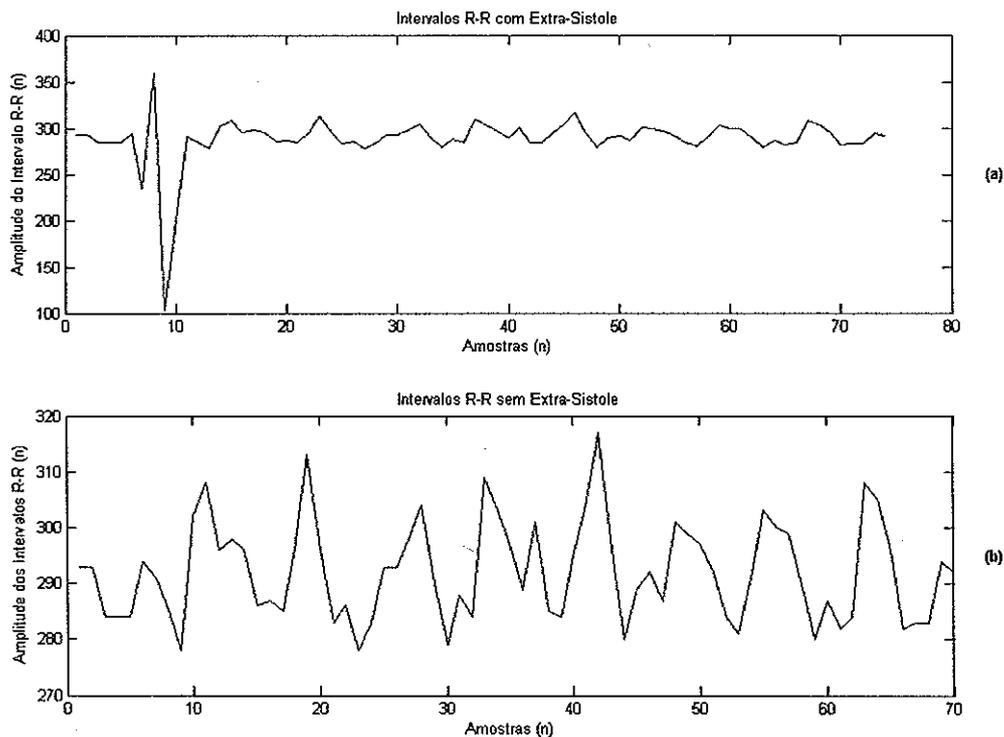


Fig. 7. 4 - (a) Sinal de ECG com Extra-sístoles e (b) após a exclusão dos *outliers*.

7.2 Redes Neurais

Com os intervalos R-R bem definidos foram realizados os treinamentos das RNA's, avaliadas com base nos seguintes aspectos:

- a) Erro: é o percentual de amostras que foram identificadas para um dado padrão, mas que na verdade pertencem à outra classe [12];
- b) Equívoco: é o percentual de amostras que obteve dois ou mais diagnósticos por parte das RNA's, sendo, portanto considerado de outra classe [12].

Neste trabalho, o equívoco é visto como uma forma de auxiliar o médico responsável, alertando que aquela amostra de ECG, que possui dois ou mais diagnósticos, deve ser analisada de maneira mais cuidadosa. Portanto, o equívoco não é uma característica ruim das RNA's treinadas.

As tabelas 7.1, 7.2 e 7.3 a seguir apresentam o número de diagnósticos errados ou equivocados de cada estrutura neural, tanto na etapa de treinamento quanto na etapa de validação, em função do número de neurônios na camada oculta.

Levenberg-Marquardt 8 coeficientes LPC					
Nº de neurônios na camada oculta	distúrbio	treinamento		validação	
		erro	equivoco	erro	equivoco
8	RSN	0	0	0	0
	ASV	1	0	0	0
	FA	1	2	0	0
	AS	0	0	1	1
10	RSN	0	1	0	0
	ASV	0	2	1	0
	FA	0	1	0	0
	AS	0	0	0	0
12	RSN	1	0	0	0
	ASV	0	1	1	0
	FA	1	1	0	0
	AS	0	0	0	0
14	RSN	1	0	0	1
	ASV	1	2	0	0
	FA	1	0	0	0
	AS	1	0	0	1

Tabela 7.1 - RNA treinada pelo algoritmo LM com 8 coeficientes LPC.

Levenberg-Marquardt 10 coeficientes LPC					
Nº de neurônios na camada oculta	distúrbio	treinamento		validação	
		erro	equivoco	erro	equivoco
8	RSN	0	1	0	0
	ASV	1	1	0	0
	FA	0	0	1	0
	AS	1	0	0	0
10	RSN	0	0	0	1
	ASV	1	1	0	0
	FA	1	1	0	0
	AS	0	0	1	0
12	RSN	0	0	0	1
	ASV	0	0	0	1
	FA	0	2	0	0
	AS	0	0	0	0
14	RSN	0	2	0	0
	ASV	0	1	0	0
	FA	0	0	0	0
	AS	0	0	0	0

Tabela 7.2 - RNA treinada pelo algoritmo LM com 10 coeficientes LPC.

Levenberg-Marquardt 12 coeficientes LPC					
Nº de neurônios na camada oculta	distúrbio	treinamento		validação	
		erro	equivoco	erro	equivoco
8	RSN	0	0	0	1
	ASV	0	1	0	0
	FA	1	0	0	1
	AS	1	1	0	0
10	RSN	1	0	0	0
	ASV	1	1	0	0
	FA	1	0	0	1
	AS	0	0	1	0
12	RSN	0	1	0	0
	ASV	0	2	1	0
	FA	1	0	0	0
	AS	0	0	1	0
14	RSN	0	0	0	1
	ASV	0	1	1	0
	FA	1	0	0	0
	AS	0	0	1	0

Tabela 7.3 - RNA treinada pelo algoritmo LM com 12 coeficientes LPC.

As linhas destacadas apresentam as melhores respostas de cada padrão para cada número de coeficientes LPC, variando-se o número de neurônios na camada oculta. Nota-se que algumas tabelas apresentaram resultados semelhantes. Neste caso, as melhores estruturas neurais foram selecionadas com base no teste das mesmas, também se levando em consideração o erro e o equívoco cometidos por estas.

Foi possível verificar também que o aumento dos parâmetros efetivos da RNA não é critério que determina melhora, sendo que o aumento destes muitas vezes leva ao sobre-treinamento da rede. O aumento dos parâmetros acarreta também um maior esforço computacional tendo como principal consequência uma demora na convergência do erro das RNA's treinadas.

Além disso, utilizaram-se outras estruturas neurais e algoritmos de treinamento para comparação com o método utilizado, como é mostrado no apêndice B.

A figura 7.5 apresenta o comportamento típico do erro médio quadrático das RNA's com 8 neurônios na camada escondida e 8 LPC's durante a sessão de treinamento para diagnóstico de pacientes isquêmicos. Nota-se que no melhor dos casos a RNA necessitou apenas de 22 ciclos para atingir um erro médio de $1,45309e-13$ para o diagnóstico de pacientes com AS.

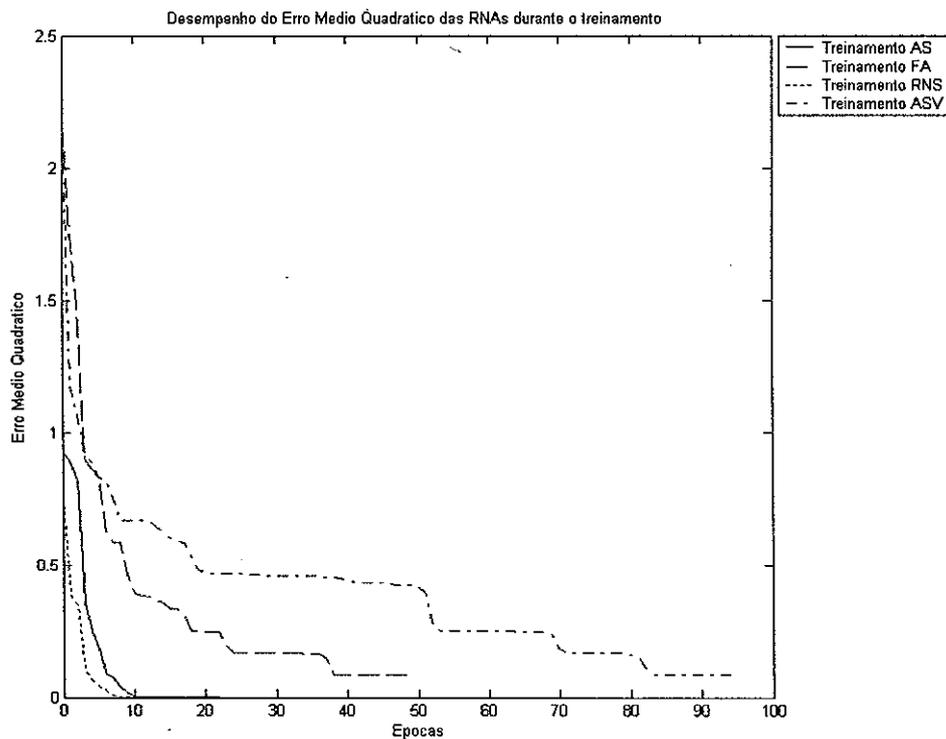


Fig. 7.5 - Comportamento dos erro médios quadráticos característicos numa sessão de treinamento de RNA's com 8 neurônios na camada escondida e 8 LPC's, utilizadas nos diagnósticos de distúrbios.

7.3 Sistema RAE

A partir das melhores RNA's encontradas nas etapas de treinamento e validação foram criados os sistemas RAE, cujas respostas encontradas são mostradas nas tabelas 7.4, 7.5 e 7.6 a seguir. O diagnóstico classificado como "não identificado" significa que a RNA não obteve nenhuma resposta perante o ECG apresentado. Para o caso onde ocorre duas ou mais marcação, significa que a RNA diagnosticou dois ou mais distúrbios.

RAE 8 coeficientes LPC					
Diagnóstico Médico	Diagnóstico das RNA's				
	FA	AS	RNS	ASV	Não ident.
FA					
FA					
FA					
AS					
AS					
AS					
RNS					
ASV					
ASV					
ASV					

Tabela 7.4 - Diagnósticos encontrados pela RAE com 8 LPC's.

RAE 10 coeficientes LPC					
Diagnóstico Médico	Diagnóstico das RNA's				
	FA	AS	RNS	ASV	Não ident.
FA					
FA					
FA					
AS					
AS					
AS					
RNS					
ASV					
ASV					
ASV					

Tabela 7.5 - Diagnósticos encontrados pela RAE com 10 LPC's.

RAE 12 coeficientes LPC					
Diagnóstico Médico	Diagnóstico das RNA's				
	FA	AS	RNS	ASV	Não ident.
FA					
FA					
FA					
AS					
AS					
AS					
RNS					
ASV					
ASV					
ASV					

Tabela 7.6 - Diagnósticos encontrados pela RAE com 12 LPC's.

Nota-se pela análise das tabelas 7.4, 7.5 e 7.6, que o sistema RAE formado pelas RNA's utilizando-se 8 LPC's acertou 100 % do diagnóstico das ECG's. O sistema RAE da tabela 7.6 também mostrou acerto significativo com índice de 90 %, ou seja, apresentou apenas um diagnóstico dúbio. Isso demonstra que um número menor de parâmetros efetivos na RNA, como corre no caso das redes utilizadas para formar o sistema RAE da tabela 7.4, apresenta uma generalização melhor dos diagnósticos, ou seja, seu treinamento apresentou, de maneira geral, um maior número de erros e equívocos, no entanto apresentou um acerto maior quando utilizadas as RNA's para compor o sistema.

O sistema RAE como qualquer outro sistema apresenta atraso inerente ao processamento dos cálculos realizados para a determinação da saída classificada. Neste trabalho o tempo de atraso gira em torno de 1,35 segundo. Esta medida foi realizada sem considerar o tempo de aquisição do sinal de ECG, apenas o tempo necessário para o processamento da amostra. Futuramente, um protótipo de eletrocardiógrafo (apêndice A) será desenvolvido para validar o sistema RAE, e assim, deverá se levar em consideração o tempo de aquisição do sinal.

Quando analisado o erro global, ou seja, o erro ou equívoco cometido pelo sistema levando-se em consideração as amostras de validação e de teste, o acerto mostrou-se superior a 97 % num total de 34 amostras. Isto representa apenas uma amostra com diagnóstico dúbio, ou seja, diagnosticada de maneira equivocada.

8 Conclusões

O presente trabalho não utilizou parâmetros clássicos empregados na maioria dos métodos automáticos de reconhecimento de padrões em sinais de ECG isquêmicos, como a determinação da onda P [18]. A metodologia adotada é semelhante à adotada por SOARES *et al.* [16], tendo-se optado por uma abordagem mais simplista, na qual a classificação de distúrbios fossem baseadas em características lineares presentes nos intervalos R-R do ECG.

A redução da quantidade e melhora na qualidade de elementos da amostra de ECG para um simples intervalo R-R, devido ao processamento e detecção de pico, respectivamente, agilizou o processo de extração de características através dos coeficientes de predição linear (LPC).

As RNA's demonstraram, de maneira geral, capacidade de encontrar padrões nos sinais estudados. A topologia *feedforward* com algoritmo *backpropagation*, de duas camadas ativas e uma intermediária, permitiu uma classificação satisfatória dos distúrbios a partir dos LPC's.

Os resultados globais, levando-se em consideração também os pacientes utilizados para validação, foram superiores a 97 % de acerto num total de 34 amostras, contra 100 % de acerto nos testes. Ou seja, de 34 amostras isquêmicas apresentas ao sistema desenvolvido, apenas uma foi diagnosticada de maneira equivocada. Estes resultados se mostraram superiores aos de sistemas mais sofisticados, como o apresentado em [16], que empregou metodologia semelhante.

Assim, este trabalho alcançou o objetivo de desenvolver um sistema que auxilie na análise e diagnóstico de eletrocardiogramas, além estimular a implementação real do sistema para atuar na medicina como uma interface auxiliar para médicos e especialistas.

Para trabalhos futuros é interessante projetar um eletrocardiógrafo digital (apêndice A.2) para compor o sistema de reconhecimento automático de ECG's. Pode-se também verificar técnicas diferentes de RNA's para reconhecimento de padrões, além de se utilizar um número maior amostras de ECG para melhoria do sistema.

Finalmente, vale destacar que todos os resultados são surpreendentes, visto que foram empregadas atitudes inovadoras na busca por um sistema capaz de auxiliar médicos e especialistas na análise de sinais de ECG.

Referências Bibliográficas

- [1] CASTRO, A. A. M. *Algoritmos Para Reconhecimento de Padrões*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Taubaté, (2001).
- [2] FERREIRA, M. F. *O Reconhecimento de Padrões*. Dissertação de Mestrado. Universidade de Brasília, (1994).
- [3] GUYTON, A. C. *Tratado de Fisiologia Médica*. 5ª. Ed. Rio de Janeiro, Interamericana, (1976).
- [4] COSTA, L. R. M., MENEZES L. R. A. X. *Sistema de Geração, Transmissão, Recepção e Armazenamento de Informações Médicas via Web - Centro Médico*. Projeto Final de Curso, Universidade de Brasília, (2005).
- [5] AIRES, M. M. *Fisiologia*. Ed. Guanabara Koogan, (1991).
- [6] GUYTON, A. C. *Tratado de Fisiologia Médica*. 10ª Ed. Guanabara Koogan, (1991).
- [7] GONZÁLEZ, M. A. G. *Estudio de la Variabilidad del Ritmo Cardíaco Mediante Técnicas Estadísticas, Espectrales y no Lineales*. Tese de Pós-Doutorado, Universidade Politécnica de Catalunha, (1998).
- [8] BUTTON, V. L. S. N. *Eletrocardiograma e Monitor Cardíaco*. Notas de aula, Universidade de Campinas, Departamento de Engenharia Biomédica.
- [9] BROBECK, J. R. *As Bases Fisiológicas da Prática Médica*. 9ª Ed. Guanabara Koogan, (1976).
- [10] CARVALHO, J. L. A., ROCHA, A. F. *Sistema para Análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca*. Relatório de Projeto Final de Graduação, Universidade de Brasília, abril de (2002).
- [11] TAVARES, M. C. *Algoritmo para Detecção Precisa da Contração Ventricular Cardíaca Visando Determinação da VRC Intra-operatória*. IV Congresso Brasileiro de Computação, São Paulo, (2004).
- [12] BRANDÃO, A. S. et al. *Redes Neurais Aplicadas ao Reconhecimento de Comandos de Voz*. Projeto de final de curso, Universidade federal de Viçosa, (2005).
- [13] ELIAS, G. S. et al. *Redes Neurais Aplicadas no Reconhecimento da Fala*. Trabalho final de graduação, Universidade de São Paulo, São Paulo, (1998).
- [14] ALMEIDA, M. A. F. *Introdução ao Estudo das redes Neurais Artificiais*. Curso de Pós-graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, dezembro de (2000).
- [15] The Mathworks, Inc. *Neural Network Toolbox, User's Guide for Use with Matlab*, 2000.
- [16] SOARES, P. P. S., NADAL, J. *Aplicação de uma Rede Neural Feedforward com Algoritmo de Levenberg-Marquardt para Classificação de Alterações do Segmento ST do Eletrocardiograma*. IV Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Instituto Tecnológico Aeronáutico, São José dos Campos - SP, julho de (1999).
- [17] Página acessada no dia 24 de novembro de (2005):
<http://produto.mercadolivre.com.br/MLB-34739736-eletrocardiografo-ecg-pc-para-computadornoidade-JM>
- [18] PILLA, V., LOPES, H. S. *Reconhecimento de padrões em sinais Eletrocardiográficos com Rede Neurofuzzy e Algoritmos Genéticos*. IV Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Instituto Tecnológico Aeronáutico, São José dos Campos - SP, julho de (1999).
- [19] Página acessada no dia 12 de dezembro de (2005):
<http://www.virtual.epm.br/material/tis/curr-bio/trab2003/g5/bipolares.html>
- [20] Página acessada no dia 12 de dezembro de (2005):
<http://www.hu.ufsc.br/~cardiologia/docs/esa.doc>
- [21] Página acessada no dia 14 de dezembro de (2005):
<http://www.ipv.pt/millennium/arq12.htm>
- [22] SPIEGEL, M. R. *Estatística*. 9ª Ed. McGRAW-HILL do Brasil, São Paulo (1976).
- [23] Página acessada no dia 12 de fevereiro de (2006):
http://www.crie.com.br/html/noticia_ijege.html

Anexo A - Exemplo de Aplicação

A.1 Desenvolvimento

Futuramente, um protótipo do sistema de reconhecimento automático de ECG poderá ser criado com o intuito de validar o trabalho aqui apresentado. O diagrama de blocos abaixo esboça o processo completo, desde a aquisição do sinal, feita por um eletrocardiógrafo específico, até o diagnóstico apresentado no computador e analisado por médicos e especialistas.

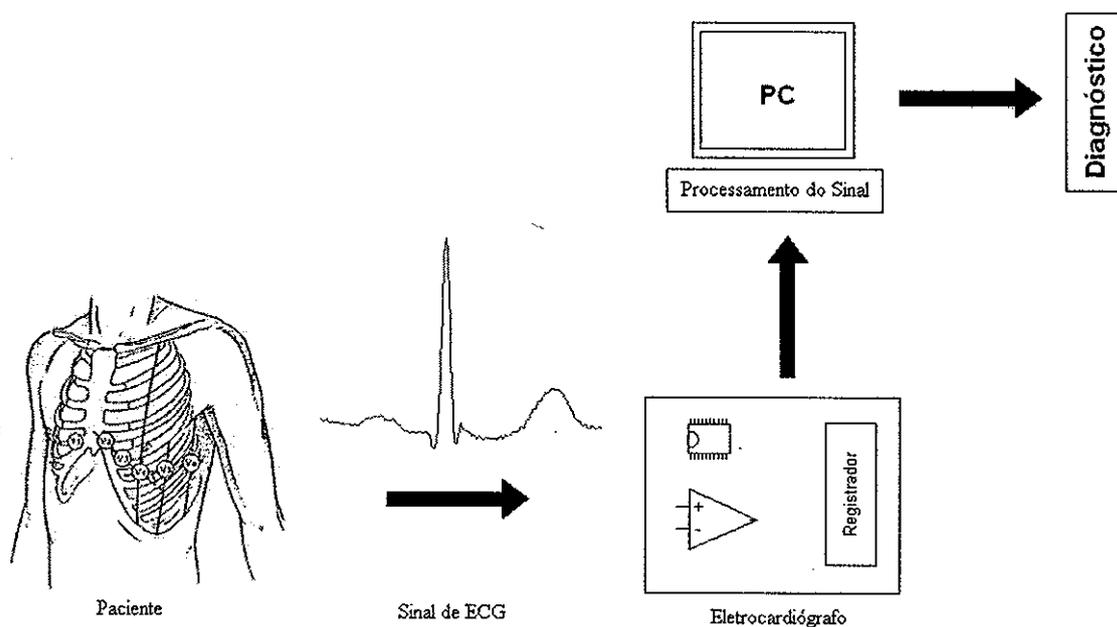


Fig. A. 1 - Diagrama do processo de aquisição, processamento e análise do ECG proposto neste trabalho.

Primeiramente é realizada a aquisição do ECG o qual é processado, filtrado e, posteriormente, classificado pelo sistema RAE determinado anteriormente. As RNA's excitadas geram códigos pré-estabelecidos que serão classificados de acordo com o padrão escolhido. A tabela A.1 apresenta os códigos e os números de neurônios na camada oculta (mco), escolhidos para cada padrão.

Distúrbios	nnc	Código
Fibrilação Atrial	10	0100
Arritmia Sinusal	12	1000
Arritmia Supraventricular	8	0001
Ritmo Sinusal Normal	8	0010

Tabela A. 1 - Codificação dos ECG's e número de neurônios na camada oculta para o sistema RAE.

Caso duas ou mais RNA's sejam sensibilizadas simultaneamente, a mensagem "ECG com dois ou mais diagnósticos" surgirá e a intervenção do médico é necessária para analisar melhor o sinal. Caso não seja sensibilizada nenhuma RNA, a mensagem "Distúrbio não identificado" será exibida e novamente é necessária intervenção médica.

Por fim, vale destacar que o médico ou especialista responsável terão acesso aos dados obtidos em tempo real, ou seja, estes serão visualizados pelo computador, sendo desnecessário o uso de papel especial utilizado para plotagem do ECG.

A.2 O Eletrocardiógrafo

Este trabalho também tem como proposta para projeto futuro a montagem de um eletrocardiógrafo digital, que irá realizar a aquisição do sinal de ECG e enviá-lo para o computador para posterior processamento e análise.

A montagem deste se faz necessária dado o preço de um eletrocardiógrafo, em torno de R\$ 3500,00 reais [17], com as especificações necessárias para o desenvolvimento deste trabalho. A montagem do eletrocardiógrafo ficaria em torno de R\$ 500 reais.

O eletrocardiógrafo é, tão somente, um amplificador de instrumentação, composto por um amplificador diferencial e diversos filtros de frequência. O amplificador do ECG deve aumentar a amplitude de um potencial entre dois eletrodos, sendo assim utilizado um amplificador operacional [4].

A função primária de um sistema de aquisição de ECG é amplificar o sinal elétrico do coração e rejeitar artefatos e ruídos biológicos e ambientais, utilizando-se normalmente amplificadores diferenciais. Num estágio posterior de amplificação, ajusta-se a resposta em frequência e a seguir o sinal registrado pode ser visualizado, digitalizado, processado, transmitido, etc.

O diagrama em blocos abaixo representa um sistema de 12 derivações para ECG diagnóstico. O sistema típico de 12 derivações utiliza um eletrodo em cada braço, um na

perna esquerda e seis nas posições precordiais. O circuito de perna direita é usado para reduzir interferência elétrica.

Fig. A. 2 - Diagrama de blocos de um sistema para aquisição de sinal de ECG [8].

Os eletrodos LL, LA e RA são conectados à rede de resistores conhecida como central de Wilson, a partir da qual obtém-se as derivações de membros I, II, III e as aumentadas aVL, aVR e aVF.

A isolação elétrica deve fornecer proteção ao paciente contra riscos de choque elétrico.

Na tabela A.2 a seguir são indicadas algumas das características desejadas para um eletrocardiógrafo:

Parâmetro	Especificação
Eletrodos disponíveis	RA, LA, LL, RL, V1 a V6
Derivações	I, II, III, aVR, aVL, aVF, V1 a V6
Impedância de entrada	> 2,5 M Ω a 10 Hz
Sensibilidade	20, 10 e 5 mm/mV
Faixa de Passagem	0,01 - 250 Hz (diagnóstico) 0,5 - 40 Hz (monitoramento)
Ruído	< 40 μ V pico a pico
Rejeição de modo comum	120 dB
Linearidade	Melhor que 5%
Proteção (sobretensão)	5 kV
Corrente de fuga	<10 μ A

Tabela A. 2 - Tabela de especificações de um eletrocardiógrafo típico para a finalidade de diagnóstico.

Anexo B - Diferentes Algoritmos e Estruturas de Treinamento

Para fins de comparação e validação do método adotado foram utilizadas outras estruturas e algoritmos de treinamento de RNA's.

Utilizou-se especificamente o algoritmo de Regularização Bayesiana (BR - *Bayesian Regularization*) e estruturas neurais com duas camadas intermediárias, como se segue.

B.1 Regularização Bayesiana

Neste caso mudou-se apenas o algoritmo de treinamento das redes, mantendo-se os mesmos critérios adotados quando se utilizou o algoritmo de treinamento LM.

O algoritmo BR é uma modificação do algoritmo LM, tendo como principal vantagem um menor esforço computacional, apresentando, porém, uma menor agilidade de convergência para uma solução. Além de apresentar uma melhor generalização da solução quando esta se encontra entre 1 e -1.

Os resultados são mostrados nas tabelas B.1, B.2 e B.3 que se seguem.

Regularização Bayesiana 8 coeficientes LPC					
nnco	distúrbio	treinamento		validação	
		erro	equivoco	erro	equivoco
8	RSN	1	1	0	0
	ASV	1	1	0	0
	FA	4	0	0	0
	AS	2	0	0	0
10	RSN	0	3	0	1
	ASV	8	0	5	0
	FA	4	0	0	0
	AS	1	0	0	2
12	RSN	1	0	0	1
	ASV	6	0	5	0
	FA	5	0	0	0
	AS	3	0	1	0
14	RSN	1	1	0	1
	ASV	6	1	5	0
	FA	3	0	0	0
	AS	2	0	0	0

Tabela B. 1 - RNA treinada pelo algoritmo BR para 8 LPC's.

Regularização Bayesiana 10 coeficientes LPC					
nnco	distúrbio	treinamento		validação	
		erro	equivoco	erro	equivoco
8	RSN	0	2	1	1
	ASV	5	1	4	0
	FA	4	1	0	0
	AS	1	1	0	0
10	RSN	1	2	0	1
	ASV	8	0	5	0
	FA	4	0	0	0
	AS	2	0	0	0
12	RSN	1	2	1	0
	ASV	1	2	2	0
	FA	4	1	0	0
	AS	1	1	0	0
14	RSN	0	0	0	1
	ASV	1	0	1	0
	FA	3	1	0	0
	AS	1	2	0	0

Tabela B. 2 - RNA treinada pelo algoritmo BR para 10 LPC's.

Regularização Bayesiana 12 coeficientes LPC					
nnco	distúrbio	treinamento		validação	
		erro	equivoco	erro	equivoco
8	RSN	0	1	0	0
	ASV	0	1	1	0
	FA	4	0	1	0
	AS	2	0	0	0
10	RSN	0	2	0	0
	ASV	4	0	3	0
	FA	5	0	0	0
	AS	2	0	0	0
12	RSN	0	4	0	0
	ASV	3	2	4	0
	FA	4	1	1	0
	AS	1	0	0	1
14	RSN	1	1	0	0
	ASV	3	0	3	0
	FA	5	0	0	0
	AS	0	0	0	0

Tabela B. 3 - RNA treinada pelo algoritmo BR para 12 LPC's.

Novamente, as linhas em destaque mostram as melhores RNA's treinadas, com os LPC's constantes para cada padrão determinado.

Com os mesmos critérios adotados para o algoritmo LM também montou-se um sistema RAE com as melhores estruturas formadas com as melhores RNA's da tabela B.3 acima.

Os resultados podem ser vistos nas tabelas B.4, B.5 e B.6 abaixo.

RAE					
8 coeficientes LPC					
Diagnóstico Médico	Diagnóstico das RNA's				
	FA	AS	RNS	ASV	Não ident.
FA	■				
FA	■				
FA	■				
AS		■			
AS		■			
AS		■			
RNS			■		
ASV				■	
ASV				■	
ASV				■	

Tabela B. 4 - Diagnósticos encontrados pela RAE utilizando o algoritmo BR com 8 LPC's.

RAE					
10 coeficientes LPC					
Diagnóstico Médico	Diagnóstico das RNA's				
	FA	AS	RNS	ASV	Não ident.
FA	■				
FA	■				
FA	■				
AS		■			
AS		■			
AS		■			
RNS			■		
ASV			■	■	
ASV				■	
ASV			■		

Tabela B. 5 - Diagnósticos encontrados pela RAE utilizando o algoritmo BR com 10 LPC's.

RAE					
12 coeficientes LPC					
Diagnóstico Médico	Diagnóstico das RNA's				
	FA	AS	RNS	ASV	Não ident.
FA					
FA					
FA					
AS					
AS					
AS					
RNS					
ASV					
ASV					
ASV					

Tabela B. 6 - Diagnósticos encontrados pela RAE utilizando o algoritmo BR com 12 LPC's.

B.2 RNA's com Duas Camadas Intermediárias

Neste método manteve-se o algoritmo LM para treinamento das RNA's, porém, utilizaram-se duas camadas intermediárias na estrutura neural. Especificamente, utilizou-se como estrutura das redes duas camadas intermediárias com 8, 10 e 12 neurônios em cada camada oculta e 8 LPC's, sendo mantidas uma camada de saída e uma de entrada.

A tabela B.7 abaixo mostra o resultado obtido utilizando-se este método.

Levenberg-Marquardt					
8 coeficientes LPC - 2 Camadas Intermediárias					
nnc	distúrbio	treinamento		validação	
		erro	equivoco	erro	equivoco
8	RSN	1	0	0	0
	ASV	1	1	0	0
	FA	1	2	0	0
	AS	0	2	0	1
10	RSN	0	2	0	0
	ASV	1	1	0	0
	FA	1	1	0	0
	AS	0	0	0	1
12	RSN	1	1	0	0
	ASV	1	2	0	1
	FA	1	1	0	0
	AS	1	0	0	0

Tabela B. 7 - RNA treinada pelo algoritmo LM com duas camadas intermediárias.

De forma semelhante aos algoritmos anteriores, testou-se o sistema RAE formado pelas melhores RNA's da tabela B. 7.

RAE					
8 coeficientes LPC - 2 Camadas Intermediárias					
Diagnóstico Médico	Diagnóstico das RNA's				
	FA	AS	RNS	ASV	Não ident.
FA	■				
FA	■				
FA					■
AS		■			
AS		■			
AS		■			
RNS			■		
ASV					■
ASV				■	
ASV				■	

Tabela B. 8 - Diagnósticos encontrados pela RAE utilizando o algoritmo LM com 2 camadas intermediárias e 8 LPC's.

B.3 Observação dos Resultados

Com base nas tabelas apresentadas acima podemos concluir que ambos os métodos apresentaram respostas adequadas quando testados pelo sistema RAE. O algoritmo BR apresentou 100 % de acerto contra 80 % do algoritmo com duas camadas ocultas, num total de 10 amostras de ECG.

O algoritmo BR, apesar de obter ótimos resultados, apresentou erros e equívocos superiores aos encontrados pelo algoritmo LM. Isto demonstra uma maior generalização da resposta quando utilizamos Regularização Bayesiana como algoritmo de treinamento. Para que haja redução destes erros e equívocos, basta diminuir o MSE na ordem de 10^{-6} , porém, esta atitude teria como consequência uma perda de generalização, apresentando características semelhantes ao do sobre-treinamento.

As estruturas neurais com duas camadas ocultas também obtiveram respostas satisfatórias, porém, são muito mais complexas matematicamente e possuem esforço computacional superiores ao dos dois métodos anteriores, o que inviabiliza sua aplicação.

Anexo C - Código Fonte

Neste anexo são apresentados os códigos fonte desenvolvidos no decorrer do trabalho. Vale ressaltar que todos eles foram desenvolvidos no software Matlab[®], e são apresentados aqui com o intuito de que outros estudantes e pesquisadores possam utilizá-los em futuros trabalhos.

C.1 Processamento Digital do Sinal de ECG

Como citado anteriormente, o banco de dados foi formado utilizando-se sinais de ECG do Physiobank Database na Internet, sendo utilizados filtros específicos em seu processamento implementados no algoritmo dado pela tabela C.1 a seguir.

```
% Programa para filtragem e normalização dos dados
```

```
function [sinal_energia,sinal_filt] = filtragem(ecg,fs)
```

```
% filtro notch: fc = 60 Hz
```

```
fc = 60;
```

```
Q = 25;
```

```
w0 = fc/(fs/2);
```

```
bw = w0/Q;
```

```
ord = ceil(fs/fc);
```

```
[b,a] = iircomb(3,bw,'notch');
```

```
sinal01 = filtfilt(b,a,ecg);
```

```
% Filtro passa-faixa: 0.15 a 35 Hz
```

```
wn = [0.15 35]/(fs/2);
```

```
[bf,af] = butter(2,wn);
```

```
sinal_filt = filtfilt(bf,af,sinal01);
```

```
% Onda normalizada
```

```
maior = max(abs(minmax(sinal_filt')));
```

```
sinal_filt = sinal_filt/maior;
```

```
sinal_energia = sinal_filt.^2;
```

Tabela C. 1 - Função para filtragem, normalização e energia do sinal.

C.2 Determinação dos Intervalos R-R

Neste algoritmo, dado na tabela C.2, é implementada uma função que determina os intervalos R-R do sinal de ECG. Composto este algoritmo está a função que encontra os *outliers* da série de intervalos encontrados em cada sinal de ECG, apresentada na tabela C.3 abaixo.

<pre>% Programa para encontrar o intervalo R-R function [sinalRR,vetorRR] = intervaloRR(sinal_energia,sinal_filt,dados) aux = 1; m = 13; n = 14; [maxi,pos] = max(sinal_energia); matriz_pos(aux) = pos; med = mean(sinal_energia)*8.7; while maxi > med atras = pos - dados; frente = pos + dados; while atras < 1 dados = dados - 1; atras = pos - dados; end for k = atras:frente sinal_energia(k) = 0; end [maxi,pos] = max(sinal_energia); aux = aux + 1; matriz_pos(aux) = pos; end</pre>	<pre>j = length(matriz_pos); [d,ind] = max(matriz_pos); while d > 0 matriz_aux(j) = d; matriz_pos(ind) = 0; [d,ind] = max(matriz_pos); j = j - 1; end matriz_pos = matriz_aux; nintRR = length(matriz_pos); for j = 1 : nintRR - 1 vetcomp(j) = matriz_pos(j+1) - matriz_pos(j); end % Outliers [vetorRR,vetorpos] = outliers(vetcomp); m = vetorpos(13); n = m + 1; sinalRR = sinal_filt(matriz_pos(m):matriz_pos(n));</pre>
---	--

Tabela C. 2 - Algoritmo para determinar os intervalos R-R.

<pre>% Programa para excluir os outliers da serie de intervalos R-R function [vetorRRn,vetorpos] = outliers(vetorRR) dj = iqr(vetorRR); z1 = prctile(vetorRR,25); z2 = prctile(vetorRR,75); fx1 = z1 - 3/2*dj;</pre>	<pre>fx2 = z2 + 3/2*dj; vetorpos = find(fx1 <= vetorRR & vetorRR <= fx2); tam = length(vetorpos); for i = 1:tam pos = vetorpos(i); vetorRRn(i) = vetorRR(pos); end</pre>
---	--

Tabela C. 3 - Função para exclusão de *outliers* da serie de intervalos R-R.

C.3 Coeficientes LPC

Com o ECG filtrado, normalizado e com os intervalos R-R determinados partiu-se para a determinação dos LPC's, como mostra o algoritmo da tabela C.4.

```
% Programa para determinar os LPC's do ECG
```

```
function [sinalLPC] = extrailpc2(sinalRR,N)
```

```
% Predicao Linear da onda R-R
```

```
sinalAUX = abs(lpc(sinalRR,N));
```

```
sinalLPC = sinalAUX(2:end);
```

Tabela C. 4 - Algoritmo para encontrar os LPC's do ECG.

C.4 Treinamento das RNA's

Para o treinamento das RNA's foi desenvolvido o algoritmo apresentado na tabela C.5, como se segue.

```
% Programa para treinamento das RNA's
```

```
function [x,net,mi,ma] = treinamento(coeflpc,rede)
```

```
[coef_norm,mi,ma] = premnmx(coeflpc);
```

```
% Treinamento das RNA's
```

```
saida = [ones(1,18) -ones(1,54)];
```

```
erro_ini = 1;
```

```
erro_final = 1;
```

```
while (erro_final > 0.1) | (erro_ini > 0.2)
```

```
    aux1 = 0;
```

```
    aux2 = 0;
```

```
    indice = randperm(18);
```

```
    indice2 = 18 + randperm(54);
```

```
    entrada_tr = [coef_norm(:,indice(1:12))  
coef_norm(:,indice2(1:36))];
```

```
    entrada_val = [coef_norm(:,indice(13:18))  
coef_norm(:,indice2(37:54))];
```

```
    saida_tr = [saida(indice(1:12)) saida(indice2(1:36))];  
    net = newff(minmax(coef_norm),[8
```

```
1],{'tansig','tansig'},'trainlm');
```

```
    net.trainParam.epochs = 100;
```

```
    net = init(net);
```

```
    [net,tr] = train(net,entrada_tr,saida_tr);
```

```
    x = hardlims(sim(net,entrada_val))
```

```
    for j = 1:6
```

```
        if x(j) == -1
```

```
            aux1 = aux1 + 1;
```

```
        end
```

```
    end
```

```
    erro_ini = aux1/6;
```

```
    for k = 7:24
```

```
        if x(k) == 1
```

```
            aux2 = aux2 + 1;
```

```
        end
```

```
    end
```

```
    erro_final = aux2/17;
```

```
end
```

Tabela C. 5 - Algoritmo implementado para o treinamento das RNA's.

C.5 Programa Completo

Na tabela C.6 é apresentado o programa que realiza todas as funções anteriormente descritas.

<pre> % Programa que realiza todas as funcoes utilizadas neste trabalho clc, clear all; % Banco de Dados % Arrhythmia Database ad = {'100.dat','101.dat','102.dat','103.dat'; '105.dat','106.dat','107.dat','108.dat','109.dat'; '111.dat','112.dat','113.dat','115.dat','116.dat'; '117.dat','118.dat','119.dat','121.dat'}; % Atrial Fibrillation afd = {'04015.dat','04043.dat','04048.dat','04126.dat'; '04746.dat','04908.dat','04936.dat','05091.dat','05121.dat'; '05261.dat','05261.dat','06453.dat','06995.dat','07162.dat'; '07859.dat','07879.dat','07910.dat','08215.dat'}; % Normal Sinus nsr = {'16265.dat','16272.dat','16273.dat','16420.dat'; '16483.dat','16539.dat','16773.dat','16786.dat','16795.dat'; '17052.dat','17453.dat','18177.dat','18184.dat','19088.dat'; '19090.dat','19093.dat','19140.dat','19830.dat'}; % Supraventricular Arrhythmia sad = {'800.dat','801.dat','802.dat','803.dat'; '804.dat','805.dat','806.dat','807.dat','808.dat'; '809.dat','810.dat','811.dat','812.dat','820.dat'; '821.dat','822.dat','825_rae.dat','826_rae.dat'}; npac = 18; dados = 30; N = 8; </pre>	<pre> for i = 1:npac s1 = load(ad{i}); s2 = load(afd{i}); s3 = load(nsr{i}); s4 = load(sad{i}); sinal01(:,i) = s1(:,2); sinal02(:,i) = s2(:,2); sinal03(:,i) = s3(:,2); sinal04(:,i) = s4(:,2); % Filtragem dos Dados [sinal_energia01(:,i),sinal_filt01(:,i)] = filtragem(sinal01(:,i),360); [sinal_energia02(:,i),sinal_filt02(:,i)] = filtragem(sinal02(:,i),250); [sinal_energia03(:,i),sinal_filt03(:,i)] = filtragem(sinal03(:,i),128); [sinal_energia04(:,i),sinal_filt04(:,i)] = filtragem(sinal04(:,i),128); % Intervalos R-R [sinalRR01{i},vetorRR01{i}] = intervaloRR(sinal_energia01(:,i),sinal_filt01(:,i),dados); [sinalRR02{i},vetorRR02{i}] = intervaloRR(sinal_energia02(:,i),sinal_filt02(:,i),dados); [sinalRR03{i},vetorRR03{i}] = intervaloRR(sinal_energia03(:,i),sinal_filt03(:,i),dados); [sinalRR04{i},vetorRR04{i}] = intervaloRR(sinal_energia04(:,i),sinal_filt04(:,i),dados); % Coeficientes LPC [coeflpc01(:,i)] = extrailpc2(sinalRR01{i},N); [coeflpc02(:,i)] = extrailpc2(sinalRR02{i},N); [coeflpc03(:,i)] = extrailpc2(sinalRR03{i},N); [coeflpc04(:,i)] = extrailpc2(sinalRR04{i},N); end coeflpc = [coeflpc01 coeflpc02 coeflpc03 coeflpc04]; % Treinamento das RNA's [x,net,mi,ma] = treinamento(coeflpc); save ad net mi ma </pre>
---	---

Tabela C. 6 - Algoritmo do programa principal.

C.7 Sistema RAE

Determinadas as melhores RNA's foi criado um algoritmo para o sistema RAE. Este algoritmo, apresentado na tabela C.7, contém todos os dados relativos ao treinamento, validação e teste. Este programa tem como objetivos analisar, verificar e validar o sistema proposto neste trabalho.

<pre>% Reconhecimento Automatico de Padroes de ECG clc,clear all; % Lendo redes gravadas load ad MiMa_a = [mi ma]; r_arritmia = net; load afd MiMa_m = [mi ma]; r_atrial = net; load nsr MiMa_n = [mi ma]; r_normal = net; load sad MiMa_s = [mi ma]; r_supra = net; % Arrhythmia Database % fs = 360 ad = {'100.dat','101.dat','102.dat','103.dat'; '105.dat','106.dat','107.dat','108.dat','109.dat'; '111.dat','112.dat','113.dat','115.dat','116.dat'; '117.dat','118.dat','119.dat','121.dat'; '200_rae.dat','201_rae.dat','202_rae.dat'}; % Atrial Fibrillation % fs = 250 afd = {'04015.dat','04043.dat','04048.dat','04126.dat'; '04746.dat','04908.dat','04936.dat','05091.dat','05121.dat'; '05261.dat','05261.dat','06453.dat','06995.dat','07162.dat'; '07859.dat','07879.dat','07910.dat','08215.dat'; '08219_rae.dat','08378_rae.dat','08405_rae.dat'}; % Normal Sinus % fs = 128 nsr = {'16265.dat','16272.dat','16273.dat','16420.dat'; '16483.dat','16539.dat','16773.dat','16786.dat','16795.dat'; '17052.dat','17453.dat','18177.dat','18184.dat','19088.dat'; '19090.dat','19093.dat','19140.dat','19830.dat','17693_rae.dat'};</pre>	<pre>sad = {'800.dat','801.dat','802.dat','803.dat'; '804.dat','805.dat','806.dat','807.dat','808.dat'; '809.dat','810.dat','811.dat','812.dat','820.dat'; '821.dat','822.dat','825_rae.dat','826_rae.dat'; '842_rae.dat','827_rae.dat','828_rae.dat'}; fs = 128; tam = length(nsr); for i = 1:tam s = load(nsr{i}); ecg(:,i) = s(:,2); % Filtragem [sinal_energia(i),sinal_filt(i)] = filtragem(ecg(:,i),fs); % Intervalo RR sinalRR(i) = intervaloRR(sinal_energia(i),sinal_filt(i),30); % Coeficientes de predição linear N = 8; coeflpc(:,i) = extrailpc2(sinalRR(i),N); a = hardlims(sim(r_arritmia,tramnmx(coeflpc(:,i),MiMa_a(:,1),MiMa_a(:,2)))); m = hardlims(sim(r_atrial,tramnmx(coeflpc(:,i),MiMa_m(:,1),MiMa_m(:,2)))); n = hardlims(sim(r_normal,tramnmx(coeflpc(:,i),MiMa_n(:,1),MiMa_n(:,2)))); s = hardlims(sim(r_supra,tramnmx(coeflpc(:,i),MiMa_s(:,1),MiMa_s(:,2)))); saida(:,i) = [a;m;n;s]; out = num2str((saida(:,i)+1)/2); valor = bin2dec(num2str((saida(:,i)+1)/2)); switch valor case 1,</pre>
---	--

<pre>% Supraventricular Arrhythmia % fs = 128</pre>	<pre>disp('Supra') case 2, disp('Normal') case 4, disp('Atrial') case 8, disp('Arritmia') otherwise, disp('Comando nao identificado') end end</pre>
---	---

Tabela C. 7 - Algoritmo para implementar o sistema de reconhecimento automático de ECG's.