

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA



Metodologia para Classificação de Sinais
EMG para Controle de Próteses com
Baixo Esforço Computacional

Kety Rosa de Barros

Agosto de 2005

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Metodologia para Classificação de Sinais EMG para Controle de Próteses com Baixo Esforço Computacional

Kety Rosa de Barros

Texto da dissertação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Prof. Alcimar Barbosa Soares, PhD.

Orientador

Prof. Darizon Alves de Andrade, Ph.D.

Coordenador do curso de Pós-Graduação

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Metodologia para Classificação de Sinais EMG para Controle de Próteses com Baixo Esforço Computacional

Kety Rosa de Barros

Texto da dissertação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia, perante a banca de examinadores abaixo, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Banca Examinadora:

Prof. Alcimar Barbosa Soares, PhD - Orientador (UFU)

Prof. Edilberto Pereira Teixeira, Dr. - UNIMINAS

Prof. Keiji Yamanaka, Dr. - UFU

“Não sabendo que era impossível, ele foi lá e fez”.

Lao Tsé

*Aos meus pais, Jerusalino e Oneida.
Ao meus irmãos, Nancy e Nino, ao meu querido Thiago pelo carinho e
paciência que tem me dedicado.*

Agradecimentos

Agradeço a **Deus** pela vida. Aos meus queridos pais **Jerusalino e Oneida** pela minha formação pessoal e por sempre apoiarem a realização dos meus sonhos. Aos meus irmãos **Nancy e Nino**, aos meus sobrinhos **Jéssica, Jhonata, Pedro Henrique e João Vítor**, pelos momentos de alegria. Ao Pedro e à Fernanda por todo apoio e todo o incentivo.

Um muito obrigado a **Thiago Bruno Caparelli**, pelo carinho, pelo amor, pelo sorriso e força sempre presentes, pela sua incansável ajuda em todas as circunstâncias. Amo estar ao seu lado. Agradeço também a seus pais **Paulo e Alabibia** que me receberam com tanto carinho.

Aos meus amigos (irmãos) **Refferson e Rodrigo**, não consigo expressar com palavras a importância de vocês na minha jornada, nossa amizade será eterna.

Um muito obrigado também, aos queridos amigos do Biolab (Laboratório de Engenharia Biomédica): **Adeilson**, professor **Adriano, Adriano Andrade, Ailton, Ana Paula, Cristiano, Eduardo, Flávia, Gláucia, Guilherme, Jeovane**, professor **João Batista, Joaquim, José Geraldo, Karina, Letícia**, professor **Luciano, Lílian, Manço, Marcelle, Rogério, Saulo, Sérgio, Silva, Suzi, Thiago Finotti, Virgílio e Wilton**, cada um possui um lugar bastante especial em meu coração, vocês foram e são muito queridos, contribuíram muito para meu crescimento pessoal.

Um agradecimento especial aos meus amigos **Ângela e Fábio**, obrigada pela amizade incondicional e pelos momentos de alegria e descontração.

Obrigada **Marly e Marcilia**, pela dedicação e carinho.

Ao Prof. Dr. **Alcimar Barbosa Soares**, orientador deste trabalho, minha admiração e carinho, pelo exemplo de competência e integridade, obrigada pela paciência nesses cinco anos de trabalho e amizade.

Enfim, a todas as pessoas sem as quais a realização desse trabalho não seria possível, a todos vocês expresso a minha sincera gratidão.

Resumo

BARROS, Kety Rosa. Metodologia para *Classificação de Sinais EMG para Controle de Prótese com Baixo Esforço Computacional*. Uberlândia: FEELT-UFU, 2005, 90 p.

Este trabalho descreve o desenvolvimento de um sistema dedicado à análise de sinais emanados de contrações musculares, o sinal eletromiográfico (EMG). Foram realizados o estudo e desenvolvimento de métodos de extração e classificação desses sinais para que fossem reconhecidos por uma prótese de membro superior com quatro graus de liberdade. Para tal, sinais EMG provenientes dos grupos musculares tríceps e bíceps foram classificados em quatro padrões distintos: flexão e extensão de cotovelo, pronação e supinação de punho.

A classificação dos padrões foi feita através de uma rede neural artificial recebendo como entrada as características dos sinais eletromiográficos, extraídas através da detecção dos tempos de ativação e cálculo da integral abaixo da envoltória.

As análises foram feitas considerando 5 pares de eletrodos, sendo dois sobre o bíceps: na cabeça longa (B1) e cabeça curta (B2) e três sobre o tríceps: na cabeça longa (T1), cabeça curta (T2) e na cabeça medial (T3); e um eletrodo de referência localizado no acrômio. Os experimentos foram efetuados considerando contrações dinâmicas e estáticas.

Como a maior parte das técnicas existentes possui algoritmos bastante exigentes computacionalmente, e com análises matemáticas complexas, objetivou-se, portanto buscar um método simples e compacto capaz de executar tais tarefas com o mesmo desempenho utilizando análises matemáticas e técnicas computacionais simples e funcionais, quando comparadas às técnicas mais utilizadas, obtendo com isso, bons resultados.

Palavras-chave: eletromiografia, EMG, classificação de padrões, média móvel, RNA.

Abstract

BARROS, Kety Rosa. Low Computational Power Methodology for EMG Classification for use in Prosthesis Control. Uberlândia: FEELT-UFU, 2005, 90 p.

This work describes the development of a muscular contraction originated signal (EMG) analysis system. Study and development of extraction and classification methods for these signals were made, so that they could be recognized by an upper limb prosthesis with four degrees of freedom. To achieve such results, EMG signals from the biceps and triceps were classified in four distinctive patterns: elbow flexion, elbow extension, wrist pronation and wrist supination.

Those patterns were classified by an artificial neural network, which received as inputs the characteristics of the EMG signals, extracted through detection of activation times and integral below the envelope.

Analysis were made considering five pairs of electrodes, two located on the biceps (long head (B1) and short head (B2)), and three on the triceps (long head (T1), short head (T3) and medium head (T2)). Dynamic and static contractions were evaluated during the experiments.

As most of existing techniques rely on computationally demanding algorithms and complex mathematic analysis, the goal of this work was to find a simple and compact method to execute such tasks with the same performance, by use of simpler and more functional computational techniques, when compared with other well-known methods which achieve good results.

Keywords: electromyography, EMG, pattern classification, moving average, RNA.

Conteúdo

Capítulo 1 – Introdução.....	1
1.1 Objetivo e metas.....	3
1.2 Estrutura da dissertação.....	3
Capítulo 2 – Próteses e Mecanismos de Comando.....	5
2.1 Introdução.....	5
2.2 Próteses de membros superiores.....	5
2.2.1 Tipos de próteses para membros superiores.....	6
2.3 Estratégias de comando.....	9
2.3.1 Sistema de arreios.....	9
2.3.2 Controle mioelétrico.....	10
2.3.3 Controle neuroelétrico.....	10
2.3.4 Realimentação sensorial.....	12
2.4 Atualidades em próteses de membros superiores.....	13
2.4.1 Prótese Utah.....	13
2.4.2 Próteses mioelétricas de membros superiores Otto Bock.....	14
2.4.3 Próteses mioelétricas de São Carlos.....	14
Capítulo 3 – Eletromiografia: fisiologia e processamento.....	17

3.1 Bases eletrofisiológicas.....	17
3.1.1 O neurônio motor.....	18
3.1.2 <i>O Potencial de Membrana</i>	19
3.1.3 O Potencial de ação.....	20
3.2 O processo de contração muscular.....	23
3.2.1 Fisiologia do Músculo Esquelético.....	23
3.2.2 A unidade motora.....	24
3.2.3 O Potencial de ação na Unidade Motora.....	26
3.2.4 Tipos de contração muscular.....	28
3.3 Características do sinal EMG.....	28
3.4 Aquisição e condicionamento de sinais EMG.....	30
3.4.1 Detecção do sinal	30
3.4.2 Posicionamento dos eletrodos.....	33
3.4.3 Outras interferências importantes.....	34
3.4.4 Condicionamento do sinal – amplificação e filtragem.....	35
3.4.5 Calibração e Controle.....	36
3.5 Processamento de sinais EMG.....	36
3.5.1 Métodos de extração de características e classificação do sinal EMG.....	37
Capítulo 4 – Proposta e desenvolvimento do Trabalho.....	44
4.1 Condicionamento e aquisição do sinal	45
4.1.1 Detecção do sinal EMG.....	45
4.1.2 Condicionamento.....	46
4.1.3 Digitalização do sinal EMG.....	47
4.2 Proposta de uma metodologia para extração de características do sinal EMG.....	48
4.2.1 Filtro passa alta.....	49
4.2.2 Filtro de Média Móvel.....	50

4.2.3 Integral da envoltória.....	53
4.2.4 Normalização.....	53
4.2.5 Tempos de ativação.....	55
4.3 Classificação de padrões.....	56
4.4 O Aplicativo de Software.....	58
4.4.1 Fase de Treinamento.....	60
4.4.2 Fase de reconhecimento.....	64
Capítulo 5 – Experimentos e avaliações.....	68
5.1 Metodologia Experimental.....	68
5.2 Extração das Características.....	70
5.3 Treinamento da RNA.....	79
5.4 Análise da performance do sistema para reconhecimento de padrões não treinados.....	79
5.5 Análise dos resultados.....	82
5.5.1 Análise Comparativa.....	82
Capítulo 6 – Conclusões e trabalhos futuros.....	84
6.1 Conclusões.....	84
6.2 Trabalhos Futuros.....	85
Referências Bibliográficas.....	86

Lista de Acrônimos

ADC	Analog-to-Digital Converter
AR	Auto-regressivos
BioLab	Laboratório de Bioengenharia e automática
CS	Class Separability
DDP	Diferença de Potencial Elétrico
EESC	Escola de Engenharia de São Carlos
EMG	Eletromiográfico
FEELT	Faculdade de Engenharia Elétrica
GLR	Generalized Likelihood Ratio
Labciber	Laboratório de Biocibernética e Engenharia de Reabilitação
LDA	Linear Discriminant Analysis
LED	Light Emmiting Diode
LMS	Least Mean Square
MLP	Multi-Layer Perceptron
MU	Motor Unit
MUAP	Motor Unit Action Potential
MUAPT	Motor Unit Action Potential Train
PCA	Principal Component Analisys
RRMC	Relação de Rejeição em Modo Comum
RNA	Rede Neural Artificial

SENIAM European Recommendations for Surface Electromyography

SNC Sistema Nervoso Central

TA Tempo de Ativação

USP Universidade de São Paulo

UFU Universidade Federal de Uberlândia

Lista de Figuras

Figura 1.1	Braço robótico controlado por sinais cerebrais de um macaco [Duke University Medical Center, 2005].....	2
Figura 2.1	Prótese utilizando o procedimento da cineplastia. Modificada de [Andrade, 1997].....	6
Figura 2.2	Prótese passiva utilizada para paciente com amputação parcial da mão. Modificado de [http://www.ortopediasaojose.com.br].....	7
Figura 2.3	Próteses energizadas por unidades externas. [http://www.ortopediasaojose.com.br].....	8
Figura 2.4	Antebraço controlado por propulsão muscular. Modificado de [www.ortopediacentorpia.com.br].....	9
Figura 2.5	Soquete para braço e eletrodos para uma prótese mioelétrica [Andrade, 2000].....	10
Figura 2.6	“Mão Dextra”. Modificado de [Craelius, 2002].....	11
Figura 2.7	Possíveis caminhos de informação em um sistema homem-prótese. Modificado de [Andrade, 2000].....	12
Figura 2.8	Braço de Utah. Modificado de [http://www.utaharm.com].....	13
Figura 2.9	Mão controlada mioeletricamente. Modificado de [http://www.ottobock.ca/products/upper_limb_prosthetic].....	14
Figura 2.10	Protótipo Inicial para testes. Modificado de [Cliquet, 2004].....	15
Figura 2.11	“Mão de São Carlos”. Modificado de [Labciber, 2003].....	16
Figura 3.1	Neurônio motor e suas partes constituintes. [www.sdmesa.sdccd.net].....	18

Figura 3.2	Diagrama esquemático da membrana plasmática. [Lent, 2004].....	20
Figura 3.3	Potencial de ação.....	21
Figura 3.4	Propagação do potencial de ação ao longo da membrana. Modificado de [Vilela, 2004].....	22
Figura 3.5	Estrutura de um músculo esquelético.[Biomania, 2004].....	23
Figura 3.6	Botão sináptico evidenciando os neurotransmissores [FRISÓN, 1999].....	25
Figura 3.7	Unidade Motora. [Ortolan, 2002].....	25
Figura 3.8	Esquema de geração de MUAP. Modificado de [Basmajian & De Luca, 1985].....	26
Figura 3.9	Representação da formação do sinal eletromiográfico a partir dos MUAPTs das unidades motoras. Modificado de [Basmajian & De Luca, 1985].....	27
Figura 3.10	Representação do Sinal EMG de superfície de um músculo. Modificado de [Basmajian & De Luca, 1985].....	28
Figura 3.11	Espectro de frequência do sinal EMG desuperfície. Modificado de [Delsys, 1996].....	29
Figura 3.12	Representação Esquemática de um sistema de instrumentação biomédica para detecção e condicionamento do SME. Modificada de [Button, 2003].....	30
Figura 3.13	Exemplo de eletrodos de superfície para captação do sinal de superfície EMG.....	31
Figura 3.14	Exemplo de eletrodos Passivos. Modificado de [Ortolan, 2002].....	32
Figura 3.15	Configurações para eletrodos ativos.....	33
Figura 3.16	Posicionamento dos eletrodos sobre a fibra muscular.Modificado de [De Luca,1997].....	33
Figura 3.17	Sistema de Controle Eletromiográfico.. Modificado de [Hudgins, 1993].....	38
Figura 3.18	Localização dos eletrodos. Modificado de [Kuruganti, 1995].....	39

Figura 3.19	Diagrama do sistema classificatório proposto por Englehart modificado de [Englehart, 1999].....	39
Figura 3.20	EMG de superfície. Modificado de [Merletti, 2004].....	41
Figura 3.21	Sistema desenvolvido por Andrade et al. Modificado de [Andrade, 2000].....	41
Figura 4.1	Diagramação dos estágios de processamento do modelo proposto.....	44
Figura 4.2	Eletrodos de disco.....	45
Figura 4.3	Disposição de eletrodos [ANDRADE, 2000].....	46
Figura 4.4	Eletromiógrafo utilizado para a coleta dos dados.....	47
Figura 4.5	Sinal senoidal 1Vp, 1Hz, amostrada a 2Hz. Reconstrução do sinal amostrado. Modificado de [Delsys, 2001].....	47
Figura 4.6	Estágios utilizados no processamento do sinal.....	49
Figura 4.7	Diagrama do programa LabView Responsável pelo cálculo da média móvel.....	51
Figura 4.8	Evolução do algoritmo da média móvel. [modificado de DATAQ, 2005].....	51
Figura 4.9	(a) EMG retificado. (b) EMG após uma filtragem com janela de 20 amostras. (c) EMG após uma filtragem com janela de 5 amostras [modificado de LOSS, 2005].....	52
Figura 4.10	Cálculo da Integral.....	53
Figura 4.11	Diagrama do Programa LabView responsável pela normalização dos sinais.....	54
Figura 4.12	Determinação do tempo de ativação.....	55
Figura 4.13	Diagrama LabView responsável pelo cálculo dos tempos de ativação	56
Figura 4.14	Diagrama esquemático de uma Rede Neural MLP.....	58
Figura 4.15	Fluxograma do programa desenvolvido.....	59
Figura 4.16	Interface principal do programa de classificação do sinal EMG.....	60
Figura 4.17	Interface principal do programa, evidenciando a caixa de texto para seleção do diretório contendo os dados para treinamento da RNA	61

Figura 4.18	Interface principal do programa, evidenciando o botão “Selecionar Diretório contendo os dados para treinamento da RNA”.....	61
Figura 4.19	Diálogo para seleção de diretório com dados de treino, evidenciando o botão “Selecionar Diretório”.....	62
Figura 4.20	Treinamento em andamento. O LED indicativo está evidenciado.....	63
Figura 4.21	Diálogo exibindo a performance do treinamento.....	63
Figura 4.22	Interface do programa de classificação do sinal EMG, evidenciando o botão “Reconhecer” ativo.....	64
Figura 4.23	Diálogo para seleção do diretório com os dados para classificação, evidenciando o botão “Selecionar Diretório”.....	65
Figura 4.24	Reconhecimento em andamento. O LED indicativo está evidenciado.....	65
Figura 4.25	Resultados da classificação.....	66
Figura 4.26	Interface do programa, exibindo um sinal não reconhecido.....	67
Figura 4.27	Sinal degradado por ruídos.....	67
Figura 5.1	Posicionamento dos 5 pares de eletrodos. Modificado de [Andrade, 2000].....	69
Figura 5.2	Representação dos 5 sinais e os respectivos coeficientes.....	71
Figura 5.3	Superfície de Coeficientes.....	72
Figura 5.4	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas 5 pares – Limiar 0,1.....	73
Figura 5.5	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas 5 pares – Limiar 0,2.....	73
Figura 5.6	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas 5 pares – Limiar 0,3.....	74
Figura 5.7	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas 5 pares – Limiar 0,4.....	74

Figura 5.8	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas 5 pares – Limiar 0,5.....	75
Figura 5.9	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas 5 pares – Limiar 0,6.....	75
Figura 5.10	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas 5 pares – Limiar 0,1.....	76
Figura 5.11	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas 5 pares – Limiar 0,2.....	76
Figura 5.12	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas 5 pares – Limiar 0,3.....	77
Figura 5.13	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas 5 pares – Limiar 0,4.....	77
Figura 5.14	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas 5 pares – Limiar 0,5.....	78
Figura 5.15	Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas 5 pares – Limiar 0,6.....	78

Lista de Tabelas

Tabela 4.1	Valores utilizados para Scale e Offset	55
Tabela 5.1	Taxa de acerto grupo estático Limiar 0.1.....	79
Tabela 5.2	Taxa de acerto grupo estático Limiar 0.2.....	80
Tabela 5.3	Taxa de acerto grupo estático Limiar 0.3.....	80
Tabela 5.4	Taxa de acerto grupo estático Limiar 0.4.....	80
Tabela 5.5	Taxa de acerto grupo estático Limiar 0.5.....	80
Tabela 5.6	Taxa de acerto grupo estático Limiar 0.6.....	80
Tabela 5.7	Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0.1.....	81
Tabela 5.8	Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0.2.....	81
Tabela 5.9	Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0.3.....	81
Tabela 5.10	Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0.4.....	81
Tabela 5.11	Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0.5.....	82
Tabela 5.12	Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0.6.....	82
Tabela 5.13	Tabela comparativa – Grupo dinâmico (5 pares).....	83
Tabela 5.14	Tabela comparativa – Grupo estático (5 pares).....	83

Capítulo 1

Introdução

A evolução tecnológica e seu impacto na área de reabilitação humana têm alavancado um grande número de pesquisas multidisciplinares, resultando no desenvolvimento de diversos mecanismos e técnicas com o intuito de melhorar a qualidade de vida de pessoas deficientes, tornando-as menos dependentes e colaborando para a integração desses indivíduos de forma mais produtiva à sociedade.

Há algumas décadas os pesquisadores vêm desenvolvendo equipamentos e dispositivos artificiais cada vez mais similares aos órgãos naturais. Surgem braços mecânicos com movimentos cada vez mais semelhantes aos de braços naturais, que podem inclusive ser controlados com sinais do próprio corpo. Uma pesquisa na Universidade de Duke testa o uso de eletrodos no escalpo para registrar sinais elétricos emanados pelo cérebro. Esses sinais são enviados por transmissão sem fio a um braço mecânico [Nicoletis, 2003]. Os experimentos iniciais utilizaram cobaias que foram capazes de controlar com sinais cerebrais, um braço mecânico para jogar videogame (Figura 1.1). Atualmente, os pesquisadores estão nos estágios iniciais de testes com seres humanos.

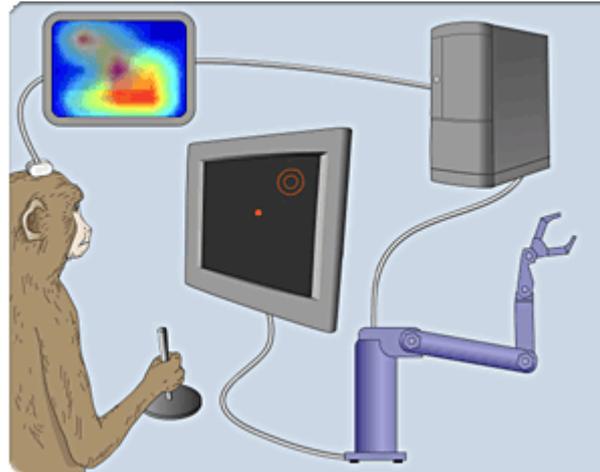


Figura 1.1 - Braço robótico controlado por sinais cerebrais de um macaco
Extraído de [Duke University Medical Center, 2005].

A eletromiografia, que teve início com finalidades estritamente clínicas, desenvolveu-se fortemente como uma ferramenta diagnóstica durante a segunda guerra mundial e, atualmente, tem sido utilizada por profissionais nas áreas de Anatomia, Fisioterapia, Esportes, Educação Física, Medicina, Odontologia, Fonoaudiologia dentre outros. Na “engenharia de reabilitação” a eletromiografia tem sido utilizada no controle das chamadas próteses mioelétricas.

Dessa forma, com a disponibilidade de recursos tecnológicos avançados, como dispositivos eletrônicos capazes de serem amplamente compactos podemos criar mecanismos de controle simples, porém com respostas satisfatórias no controle de próteses.

Atualmente existem inúmeras técnicas para reconhecimento de sinais EMG para posterior uso no controle de próteses. Tratamentos estatísticos e preditivos são abordados na tentativa de se conseguir um melhor resultado para a classificação de padrões do sinal. No entanto, a maior parte dos algoritmos de tratamento são extremamente complexos, e exigem grandes esforços computacionais.

1.1 Objetivo e metas

Objetivando contribuir com a busca de facilitadores aplicados à reabilitação, este trabalho busca desenvolver um algoritmo compacto que possa ser utilizado facilmente, no que diz respeito à análise matemática e exigência computacional, que possa ser implementado, por exemplo, em microcontroladores dedicados ao controle de próteses de membros artificiais. Para tanto, é necessário um estudo dos sistemas de classificação e processamento do sinal eletromiográfico, buscando dessa forma avaliar o desempenho de técnicas utilizadas no meio científico que sejam capazes de classificar e reconhecer esse sinal e enviá-lo a um sistema de controle de uma prótese.

Para atingir o objetivo proposto, as seguintes metas foram cumpridas:

- Estudo dos processos fisiológicos que envolvem a geração do sinal eletromiográfico;
- Estudo das próteses e seus mecanismos de comando;
- Análise dos métodos de extração e classificação das características de sinais EMG;
- Desenvolvimento de um modelo de um sistema de classificação aplicado ao controle de próteses;
- Avaliação do modelo desenvolvido.

1.2 Estrutura da dissertação

A metodologia utilizada para atingir os objetivos citados anteriormente está descrita nos capítulos deste trabalho, que estruturalmente encontra-se da seguinte forma:

No capítulo 2, descreve-se o estudo dos modelos de próteses de membros superiores, juntamente com seus mecanismos de comando.

No Capítulo 3, apresentam-se as bases fisiológicas da eletromiografia, abrangendo algumas particularidades do sistema nervoso e da formação do eletromiograma a partir do potencial de ação. São abordadas também técnicas de processamento e classificação

de padrões eletromiográficos e as principais estratégias utilizadas no controle de próteses de membros superiores.

No capítulo 4, é apresentada a proposta de trabalho de um modelo para a classificação de sinais EMG, assim como os passos seguidos para o desenvolvimento do mesmo.

No Capítulo 5, é feita uma avaliação do sistema desenvolvido, apresentando os resultados obtidos com os dados reais.

Por fim, no Capítulo 6, são analisadas as contribuições deste trabalho e feitas sugestões importantes para trabalhos futuros, que poderão ser realizados a partir desta dissertação.

Capítulo 2

Próteses e Mecanismos de Comando

2.1 Introdução

O desenvolvimento de próteses ortopédicas antropomórficas e órteses ativas exigem a elaboração de modelos matemáticos, baseados em conceitos de anatomia, fisiologia e cinesiologia, que permitam a análise de movimentos e os esforços executados para que se possam aplicar os conceitos cinemáticos e dinâmicos dos dispositivos mecatrônicos gerados, perfazendo uma interconexão com o sistema orgânico, conforme o caso da aplicação.

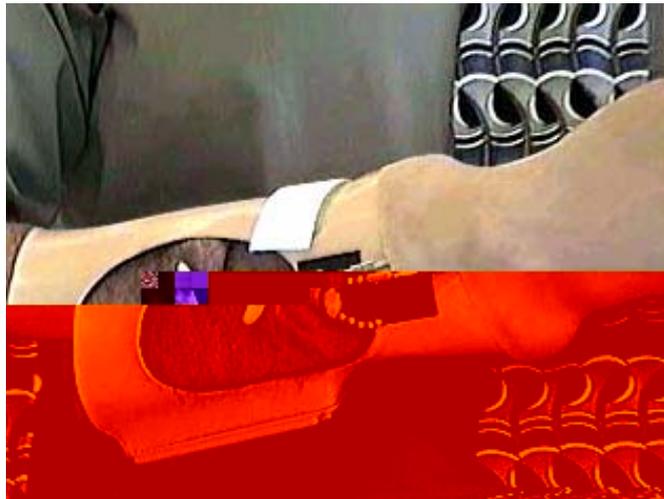
Estes modelos constituem um grande desafio, pois, apesar do grande número de técnicas de modelagem matemática e de simulação hoje disponíveis, ainda não se tem conhecimento de sistemas que apresentem nível de funcionamento equivalente aos sistemas naturais, não permitindo, portanto, uma perfeita concatenação entre o orgânico e o artificial.

O objetivo deste capítulo é, dessa forma, investigar o estado da arte dos diversos tipos de próteses de membros superiores e seus mecanismos de controle.

2.2 Próteses de membros superiores

A idéia de o homem substituir membros amputados por artefatos mecânicos se desenvolve há vários séculos. Em 1818 o dentista Peter Bellif projetou em Berlin, a

primeira prótese para amputados de braço, acionada pelo ombro do usuário. Em 1844, Van Peetersen projetou um sistema de flexão do cotovelo baseado neste modelo. Em 1855 Comte de Beaufort apresentou um braço com cotovelo operado por uma alavanca pressionada contra o peito. Em 1898, Vanghetti descreveu a cineplastia pela exposição dos músculos ou tendões para acionar próteses, técnica que foi popularmente difundida por Sauerbrauch em 1919. Atualmente a cineplastia (figura 2.1) é considerada uma técnica desapropriada, pois é alta a possibilidade de contração de infecção.



*Figura 2.1 – Prótese utilizando o procedimento da cineplastia.
Extraído de [Andrade,2000].*

Na atualidade, as próteses convencionais desenvolvidas para o nível de amputação na altura do braço, efetuam flexão e uma diminuta abdução e adução, e as desenvolvidas para o nível de amputação do cotovelo reproduzem a flexão e a extensão. Já os movimentos no antebraço, constituídos pela pronação e supinação não são, em geral, reproduzidos, em sua plenitude [Hermine et al, 2004].

2.2.1 Tipos de próteses para membros superiores

As próteses de membro superior podem ser classificadas de acordo com seu potencial funcional, seus componentes e fontes de energia.

Na prática classificam-se as próteses como não-funcionais (figura 2.2) e funcionais. As próteses não-funcionais são, em geral, semi-móveis ou totalmente imóveis e muitas vezes são utilizadas somente por razões estéticas. Por essa razão são próteses estéticas ou passivas, e podem ser usadas em todos os níveis de amputação.



Figura 2.2 – Prótese passiva utilizada para paciente com amputação parcial da mão. Extraído de [<http://www.ortopediasaojose.com.br>].

As próteses funcionais se subdividem em:

I. Próteses ativadas por movimentos do corpo - ativas ou mecânicas: a força do movimento de uma determinada parte do corpo se reflete na execução de movimentos da prótese.

II. Próteses energizadas por unidades externas: utilizam fontes de energia externa (energia extra corpórea), como as baterias e, em geral, são controladas pelo movimento de estruturas naturais remanescentes ou através da atividade eletromiográfica fornecida por um grupo muscular escolhido.

III. Próteses Híbridas: junção das próteses ativa e mioelétrica (fonte interna e externa). Em amputações de membros superiores o controle mioelétrico pode ser combinado com um sistema de arreios.

A figura 2.3 é apresentada pelo fabricante de forma ilustrativa, com alguns tipos de prótese descritos anteriormente:

- A prótese mais simples (figura 2.3(a)) somente permite uma rotação ou posicionamento da mão de forma passiva.
- A prótese com pronosupinação ativa (figura 2.3(b)) possui uma unidade de giro entre a mão e o encaixe.
- A terceira possibilidade é a pronosupinação elétrica (figura 2.3(c)), controla através de uma ligeira rotação do coto, acionando assim um micro-interruptor.
- A prótese mioelétrica de 4 canais (figura 2.3(d)) possibilita um controle independente da mão e do movimento de pronosupinação, através de sinais mioelétricos diferenciados (duas funções por eletrodo). A fonte de energia é uma bateria recarregável de seis volts.

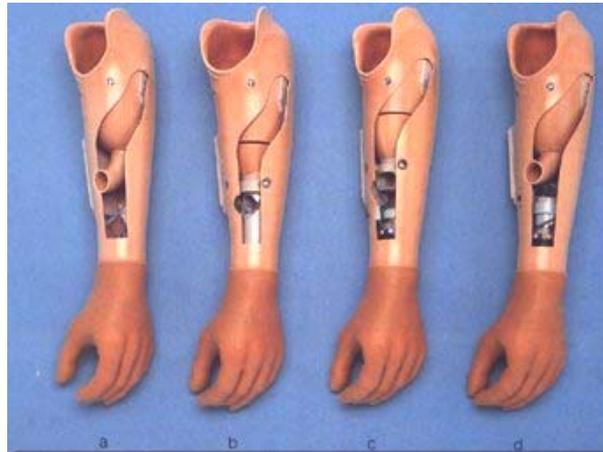


Figura 2.3 – Próteses energizadas por unidades externas. (a) passiva, (b) pronosupinação ativa, (c) pronosupinação elétrica, (d) mioelétrica. Extraído de [\[http://www.ortopediasaojose.com.br\]](http://www.ortopediasaojose.com.br).

2.3 Estratégias de comando

Idealmente uma prótese deve ser controlada sem que exija qualquer esforço do usuário, e seja ainda similar ao controle subconsciente de um membro natural. Contudo, esse fato não acontece em virtude das limitações ainda existentes nas próteses até então desenvolvidas.

As principais técnicas utilizadas na atualidade são:

2.3.1 Sistema de arreios

Na utilização do sistema de arreios, movimentos de parte do corpo se refletem em movimentos de seguimentos das próteses (Figura 2.4). São próteses de custo relativamente baixo, não muito pesadas e, após um período de treinamento adequado, o usuário pode utilizá-las como uma extensão natural de seu corpo [Doringe & Hogan, 1995]. Em contrapartida, o sistema de arreios é em geral desconfortável, a movimentação da prótese exige forças consideravelmente altas e o número de graus de liberdade é limitado [Kruit & Cool, 1989].



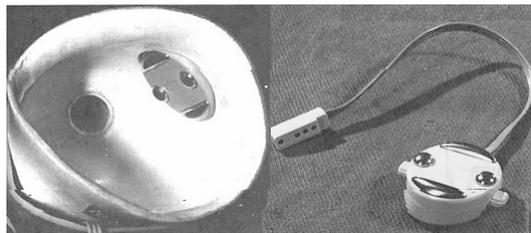
Figura 2.4 – Antebraço controlado por propulsão muscular.

Extraído de [www.ortopediacentorpia.com.br]

2.3.2 Controle mioelétrico

No controle mioelétrico utiliza-se o sinal elétrico emanado da contração muscular para controlar o movimento da prótese. Geralmente não requer cabos para controle, nem exige cintas para suspensão.

Os potenciais elétricos gerados pelos músculos superficiais que estão se contraindo podem ser captados na superfície da pele por eletrodos de superfície (Figura 2.5), e utilizados no processamento do controle dos atuadores da prótese mioelétrica. O sistema de controle é implementado eletronicamente em um microprocessador dedicado, permitindo ao indivíduo controlar a tensão de alimentação dos sistemas atuadores da mão, do pulso ou do cotovelo, conforme o tipo de prótese. Se há uma contração muscular mais forte, o potencial EMG do músculo é maior, sendo proporcionalmente maior a tensão fornecida ao acionador. Ou seja, a amplitude do sinal de controle é diretamente proporcional à intensidade das contrações, de tal forma que, no caso de uma prótese de mão, por exemplo, a mesma pode ser controlada, proporcionalmente, nas duas direções (abertura e fechamento). Um impulso muito suave faz com que a mão se mova vagarosamente enquanto que um impulso mais forte faz a mão mover-se mais rapidamente.



*Figura 2.5 – Soquete para braço e eletrodos para uma prótese mioelétrica.
Extraído de [Andrade, 2000]*

2.3.3 Controle neuroelétrico

O músculo responsável por controlar uma função específica pode não estar presente ou estar severamente danificado, contudo, os nervos periféricos que possuem o

neurônio motor para aqueles músculos podem estar acessíveis na parte remanescente do membro. Com isso, a possibilidade de coletar e processar os sinais diretamente dos nervos revela uma nova forma de controle de próteses.

Os sinais neuroelétricos podem ser coletados por eletrodos especiais implantados no corpo e anexados ao nervo relevante. O sinal captado pode ser modulado em frequência e transmitido a um receptor localizado na prótese, para processamento. A energia para as unidades implantadas pode ser suprida via um receptor de potência implantado, o qual é alimentado por uma fonte externa.

Contudo essa técnica possui alguns problemas, como por exemplo: é muito difícil projetar eletrodos especiais e anexá-los ao nervo de forma que eles não danifiquem ou induzam a degeneração do nervo, tornando os sinais gravados inconsistentes.

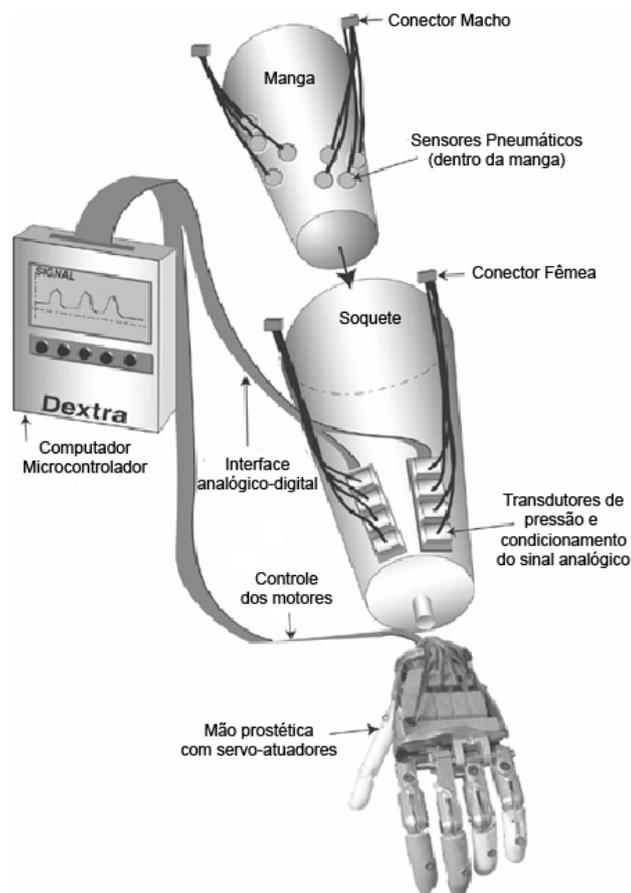


Figura 2.6 – “Mão Dextra”.

Extraído de [Craelius, 2002]

William Craelius e Sam Phillips estão desenvolvendo uma mão artificial, denominada “Dextra” com controle individual de pelo menos três dedos utilizando os caminhos neurais originais (Figura 2.6). A prótese utiliza impulsos elétricos do movimento do “braço fantasma”, também chamado de “Kinetic Imaging” [Craelius, 2002]. O protótipo permite tanto controle, que um amputado fazendo uso do sistema consegue tocar piano.

2.3.4 Realimentação sensorial

A figura 2.7 mostra um diagrama de fluxo de sinais homem-prótese. Os sinais de realimentação do tipo A são visuais e auditivos e existem na maioria dos sistemas protéticos. A realimentação do tipo B é sensorial e pode ser estimulada através de vibrações mecânicas ou elétricas sobre a pele. A realimentação do tipo C é um controle necessário à planta do sistema.

Idealmente as próteses deveriam trabalhar em um “loop fechado” com o sistema neuromuscular remanescente. Isso poderia fornecer, além de informações sobre o objeto tocado pela prótese, a ação que ela realmente estaria executando. Assim, o usuário seria capaz de controlar determinadas ações ou mesmo corrigir um comando errado. A realimentação pode possibilitar ainda o controle de vários parâmetros, como posição, força, escorregamento e sobrecarga.

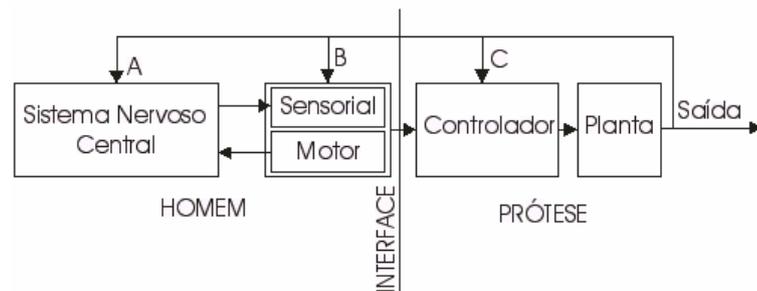


Figura 2.7 – Possíveis caminhos de informação em um sistema homem-prótese.

Extraído de [Andrade, 2000]

Patterson e Katz (1992) apresentaram uma revisão das atividades desenvolvidas em pesquisas neste campo e analisaram sistemas de membros superiores de loop fechado para fornecer os melhores estímulos de mensagens de realimentação para o corpo. A hipótese inicial assumida por eles é que quando se segura um objeto, não se espera ruído, vibração ou eletroestimulação, apenas um estímulo natural de pressão. Para explorar a hipótese, diferentes sistemas foram projetados e implementados, de tal forma que cinco grupos de realimentação puderam ser avaliados: somente pressão, somente vibração, somente visão, visão mais pressão e visão mais vibração. Os estímulos foram aplicados na região do antebraço. Os autores concluíram que os experimentos em que somente pressão e somente vibração foram aplicados obtiveram os maiores erros na execução de algumas tarefas previamente estabelecidas. As

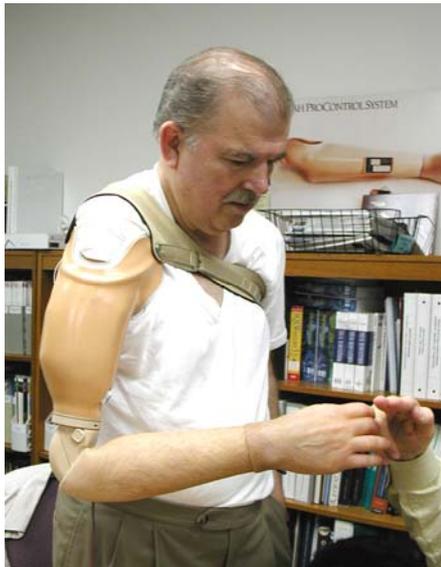
condições envolvendo realimentação visual obtiveram resultados significativamente melhores, enquanto que com pressão mais visã a taxa de erros foi mínima.

2.4 Atualidades em próteses de membros superiores

Para ilustrar alguns dos tipos de próteses citadas anteriormente foram selecionados alguns trabalhos.

2.4.1 Prótese Utah

Desde 1981, o braço de Utah (Figura 2.8) tem sido um dos melhores braços artificiais mioelétricos para amputados acima do cotovelo.



O sistema braço-mão permite um controle “fino” do cotovelo, da mão e opcionalmente do punho, utilizando apenas dois músculos. O sistema de controle elimina cabos, permitindo ao amputado movimentar o braço e a mão devagar ou rapidamente em qualquer posição. Em virtude dessas características o usuário consegue realizar movimentos mais naturais e com menos esforços.

Figura 2.8 – Braço de Utah.
Extraído de [<http://www.utaharm.com>]

2.4.2 Próteses mioelétricas de membros superiores Otto Bock

A Mão Sensoriada OTTO BOCK (Figura 2.9) faz apreensão de qualquer objeto com grande segurança, inclusive objetos frágeis, não havendo a necessidade do usuário estar constantemente atento ao controle do esforço e da velocidade dos dedos da prótese no ato da preensão, pois o equipamento possui o recurso de preensão automática que “sente” quando um objeto está escorregando e faz as adaptações necessárias automaticamente. Um único microprocessador controla o acionamento da mão, de forma que, quando o objeto preso está escorregando, sensores no polegar e na ponta dos dedos detectam mudanças no peso e no centro de gravidade do objeto. Os dados são então transmitidos para o microprocessador que controla a força da preensão automaticamente.

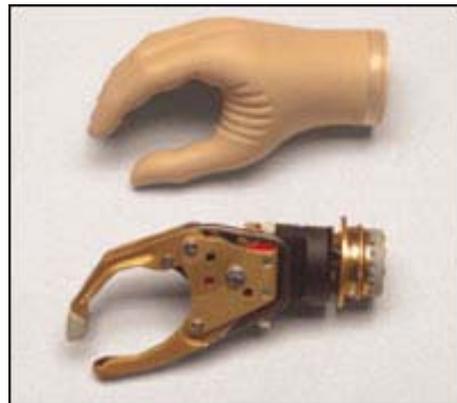


Figura 2.9 -

é de permitir o acionamento da prótese de mão de forma a torná-la o mais antropomórfica possível [Cliquet, 2004].

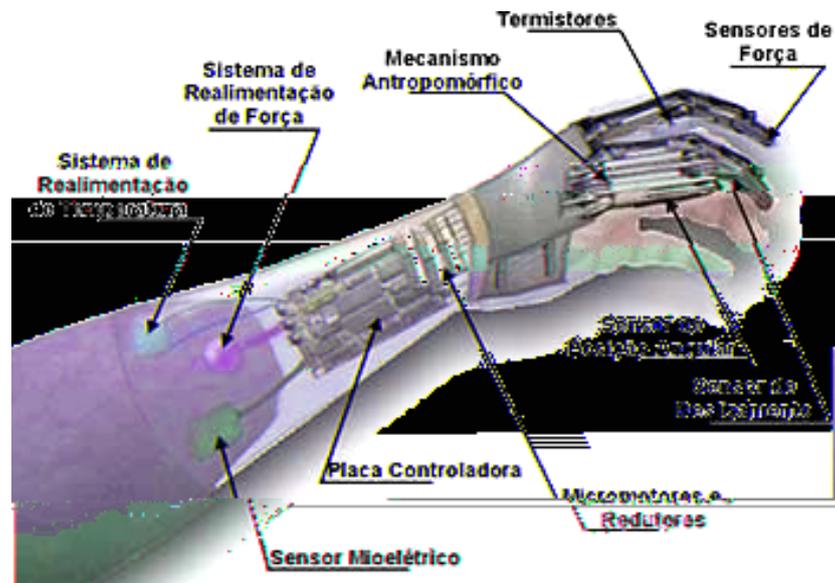
Para a realização de testes, antes da implementação da prótese, foi construído um dedo artificial (figura 2.10) visando o estudo das características antropomórficas anatômicas e cinemáticas. Foram feitos então alguns testes do sistema de controle digital utilizando este mecanismo, simulando os movimentos reais de um indivíduo ao realizar uma função de pinça como exemplo.



Figura 2.10 – *Protótipo Inicial para testes.*
Extraído de [Cliquet, 2004].

Os resultados alcançados foram considerados satisfatórios culminando no desenvolvimento da prótese de mão conhecida como "Mão de São Carlos" (Figura 2.11). Esta prótese será totalmente antropomórfica, ou seja, sua aparência e movimentos serão o mais naturais possíveis, e além disso constará de meios de realimentação tátil das informações de força aplicada pela prótese ao objeto e sua temperatura para o indivíduo, suprimindo assim uma das carências das próteses convencionais ou em desenvolvimento. Ela terá incorporada na sua construção sensores diversos para realizar as funções propostas e uma programação que será capaz de interpretar os sinais mioelétricos do paciente, utilizados como sinais de comando.

Figura 2.11 – "Mão de São Carlos".



Extraído de [Labciber, 2003]

Como é possível verificar na literatura, existe uma vasta gama de pesquisas nas áreas de controle prótico. Aquelas controladas por sinais eletromiográficos fazem parte de intensas pesquisas, sendo cada vez mais aperfeiçoadas com novas tecnologias, circuitos eletrônicos compactos e construídas de forma que sejam leves e anatômicas. Busca-se cada vez melhores técnicas de controle para essas próteses sendo alvo de estudo formas de efetuar esse controle de forma eficiente e simples.

Capítulo 3

Eletromiografia: fisiologia e processamento

O objetivo deste capítulo é explicar, sucintamente, a formação do sinal eletromiográfico a partir do potencial de ação gerado na fibra nervosa, no intuito de se desenvolver um embasamento teórico para a compreensão do mesmo, e a partir de então desenvolver uma metodologia para classificar os sinais EMG para controle de próteses de membros superiores.

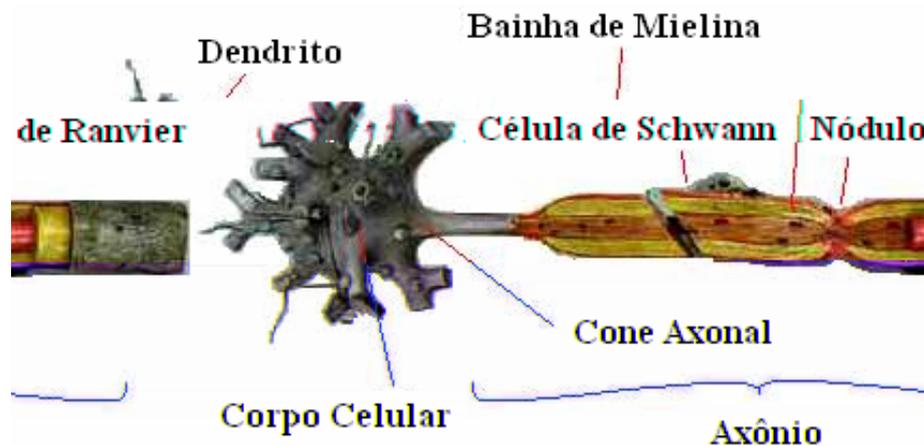
3.1 Bases eletrofisiológicas

O sinal mioelétrico é proveniente do potencial de ação que percorre a fibra muscular levando à contração [Ortolan, 2002].

Existem diferenças de potencial elétrico (DDP) através das membranas (potencial de membrana) de praticamente todas as células do corpo. Contudo, algumas células, como as nervosas e musculares são excitáveis, ou seja, são capazes de gerar impulsos eletroquímicos, e na maioria dos casos utilizam esses impulsos para a transmissão de sinais ao longo das membranas. Essas diferenças de potenciais se dão devido a diferentes concentrações iônicas, dentro e fora das células.

3.1.1 O neurônio motor

O neurônio é uma célula como qualquer outra, que possui organelas, núcleo individualizado, necessita de oxigênio e nutrientes, e é envolta por uma membrana semipermeável denominada de membrana plasmática. Dentre vários tipos de neurônio, destaca-se o neurônio motor (figura 3.1) que tem como função transmitir impulsos nervosos responsáveis pelo desencadeamento do processo de contração muscular.



*Figura 3.1 - Neurônio motor e suas partes constituintes.
Extraído de [www.sdmesa.sdccd.net]*

No neurônio podem ser identificadas três porções com funções distintas: o corpo celular ou soma, os dendritos e o axônio.

O corpo celular é a porção que contém o citoplasma, núcleo e organelas. Em um neurônio motor, que é o que comanda diretamente a contração das fibras musculares, o soma está entre os dendritos e o axônio, já em certos neurônios sensoriais localiza-se discretamente à margem do axônio.

Os dendritos são processos celulares, tipicamente curtos e altamente ramificados de maneira a oferecer amplas áreas de contato para a recepção da informação, são os especializados em receber informações e enviar estímulos para o corpo celular. Os impulsos nervosos são conduzidos do corpo celular para outros neurônios através do axônio. Em sua extremidade o axônio se ramifica, formando os seus terminais que contêm pequenas estruturas denominadas botões sinápticos. Quando estes recebem um

impulso nervoso, liberam substâncias químicas que transmitem sinais de um neurônio para outro, denominadas neurotransmissores.

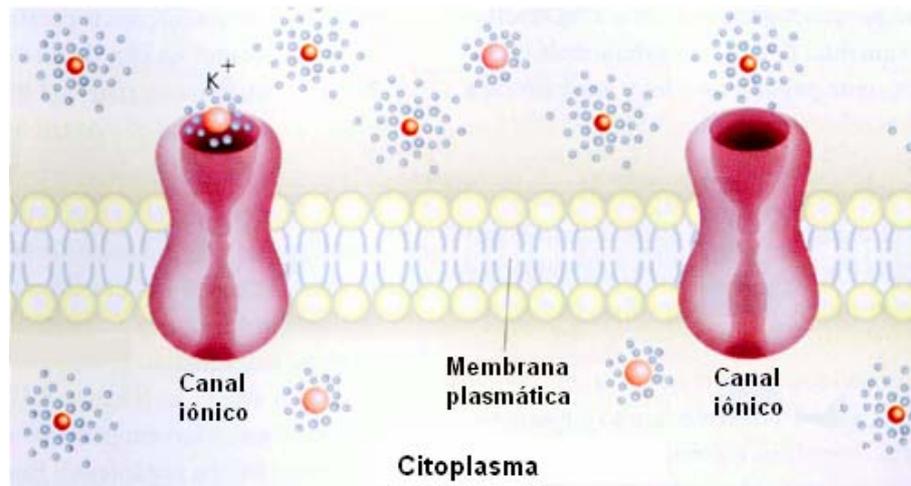
O axônio tem como função básica transmitir informações na forma de pulsos regenerativos, isto é, sem atenuação, para várias partes do sistema nervoso e do organismo. Podem chegar a 1 metro de comprimento e geralmente se reúnem em troncos nervosos que chegam a conter milhares de axônios.

3.1.2 O Potencial de Membrana

Toda célula pode ser considerada como uma cápsula contendo uma solução protéica revestida por uma membrana lipoprotéica, denominada membrana plasmática (Figura 3.2). Os meios intra e extracelulares possuem diferentes concentrações iônicas, proporcionando uma diferença de potencial elétrico entre o meio interno e o meio externo, que é chamada de potencial de membrana ou potencial de repouso da membrana. O interior da membrana celular apresenta uma carga elétrica catódica menor que a carga elétrica catódica do exterior. Dizemos, assim, que o potencial elétrico interno é negativo em relação ao potencial elétrico externo, que é tomado por referência.

O potencial de repouso da membrana é, em geral, de aproximadamente -65 a -70 milivolts (tomando o meio exterior à célula como referência).

Esse potencial de membrana tem sua origem, em grande parte, em virtude da contribuição da bomba sódio e potássio. Os íons Na^+K^+ são deslocados entre o exterior e o interior das células ativamente pelo processo de difusão (Figura 3.2). Nesse processo há bombeamento contínuo de três íons sódio para o exterior, e de dois íons potássio para o interior da membrana. O fato de serem bombeados mais íons sódio para o exterior que de potássio para o interior da membrana resulta em uma perda contínua de cargas positivas do interior da membrana causando um excesso de cargas negativas no interior da mesma, que acarreta um potencial na membrana em repouso em torno de 90mV [Guyton, 2002].



*Figura3. 2 –Diagrama esquemático da membrana plasmática
Extraído de [Lent, 2004].*

3.1.3 O Potencial de ação

Os sinais neurais são transmitidos por meio de potenciais denominados “potenciais de ação”, que são variações muito rápidas do potencial de membrana. Cada potencial de ação começa por uma modificação abrupta do potencial de repouso negativo normal para um potencial positivo e, em seguida termina com uma modificação quase tão rápida para o potencial negativo.

O potencial de ação atravessa três fases, denominadas repouso, despolarização e repolarização (figura 3.3):

Na fase de repouso podemos dizer que a membrana está “polarizada”, o que se deve ao elevado potencial de membrana presente na mesma. Na despolarização, a membrana fica em determinado momento muito permeável aos íons sódio, o que permite a entrada de muitos desses íons para o interior da célula. O estado de polarização normal de -90mV é perdido, passando a variar rapidamente para o sentido positivo. Nas fibras de maior calibre esse valor ultrapassa o valor zero (overshoots), nas fibras finas chega apenas próximo do valor zero. Por fim na fase de repolarização, alguns milésimos de segundos após a membrana ter ficado extremamente permeável aos íons sódio, os canais de sódio começam a se fechar, enquanto os canais de potássio se abrem mais que o normal, acarretando em uma rápida difusão de íons potássio para o exterior da célula restaurando o potencial de repouso normal.

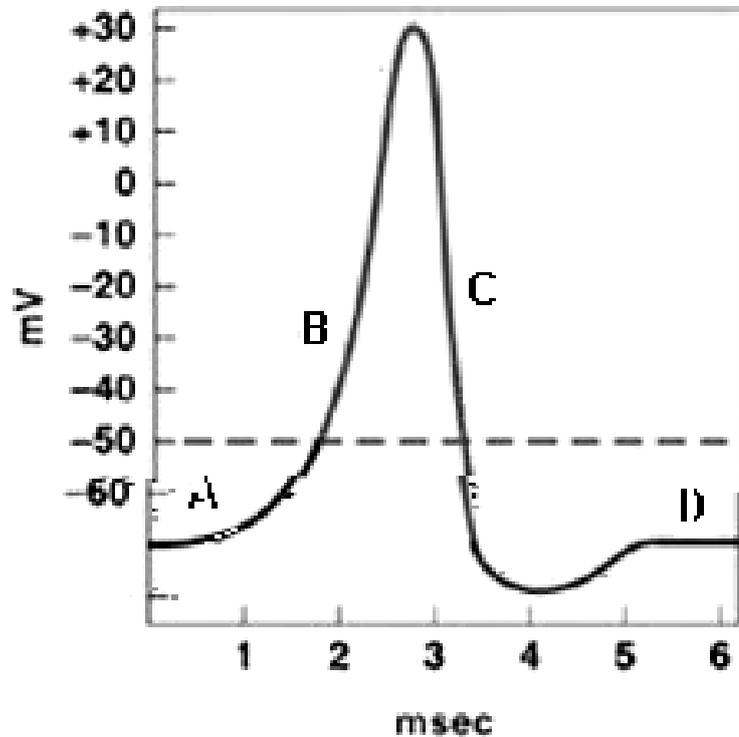


Figura 3.3 - Potencial de ação mostrando as fases de (A) Repouso, (B) Despolarização, (C) Repolarização, (D) Repouso

Enquanto a fibra nervosa permanecer sem sofrer perturbação, nenhum potencial de ação ocorre no nervo normal. Contudo, um estímulo, seja ele mecânico, físico e/ou eletroquímico na membrana da fibra nervosa, pode desencadear o processo descrito anteriormente.

A despolarização de uma membrana de uma célula excitável gerada em qualquer ponto da mesma geralmente excita as regiões adjacentes resultando na propagação daquela despolarização. Este processo se desencadeia em ambos os sentidos da membrana e é chamado potencial de ação. Este processo pode ocorrer tanto em fibras nervosas quanto musculares.

Na figura 3.4 podemos visualizar a propagação do potencial de ação ao longo da membrana celular.

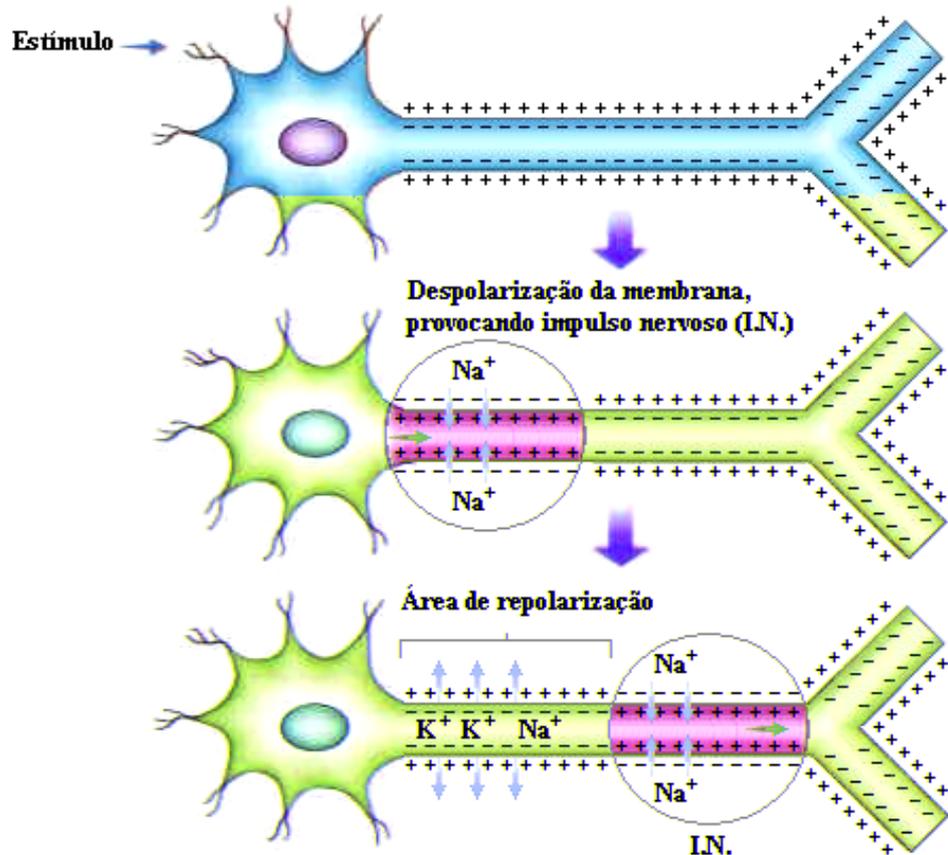


Figura 3.4 – Propagação do potencial de ação ao longo da membrana.
Extraído de [Vilela, 2004]

Partindo de uma fibra em repouso (figura 3.4a), onde a porção excitada da membrana passou a ter sua permeabilidade aumentada para o sódio, dando início ao processo de despolarização da membrana, cargas elétricas se difundem para o interior da fibra através da região despolarizada. Essas cargas positivas aumentam a voltagem em áreas adjacentes, a uma distância de cerca de 1mm a 3mm nas fibras calibrosas, para um valor acima do valor limiar da voltagem para geração do potencial de ação, o que ocasiona a abertura dos canais de sódio nessas regiões adjacentes, causando mais e mais despolarizações. Dessa forma a despolarização trafega ao longo de toda a extensão da fibra (figura 3.4b).

Logo em seguida ocorre o processo de repolarização (figura 3.4c), onde os canais de sódio começam a se fechar, enquanto os canais de potássio se abrem mais que o normal, acarretando em uma rápida difusão de íons potássio para o exterior da célula restaurando o potencial de repouso normal.

O potencial de ação é bidirecional, ou seja, segue em ambos sentidos a partir do ponto estimulado, e até mesmo pelas ramificações de uma fibra nervosa, até que toda a membrana seja despolarizada.

3.2 O processo de contração muscular

3.2.1 Fisiologia do Músculo Esquelético

Para compreender a fisiologia e o mecanismo da contração muscular, devemos conhecer a estrutura do músculo esquelético (figura 3.5). Os músculos esqueléticos são compostos de fibras musculares que são organizadas em feixes (fascículos).

Os miofilamentos compreendem as miofibrilas, que por sua vez são agrupadas juntas para formar as fibras musculares. Cada fibra possui uma cobertura ou membrana, o sarcolema, e é composta de uma substância gelatinosa, o sarcoplasma. Centenas de miofibrilas contráteis e outras estruturas importantes tais como as mitocôndrias e o retículo sarcoplasmático, estão inclusas no sarcoplasma.

A miofibrila contrátil é composta de unidades, e cada unidade é denominada um sarcômero. Cada miofibrila contém muitos miofilamentos, que são fios finos de duas moléculas de proteínas, actina (filamentos finos) e miosina (filamentos grossos).



*Figura 3.5 – Estrutura de um músculo esquelético..
Extraído de [Biomania, 2004]*

Podemos então dizer que o processo de contração muscular ocorrerá seguindo as seguintes etapas:

O potencial de ação trafega ao longo de um nervo motor até suas terminações nas fibras musculares onde, em cada terminação, o nervo secreta uma pequena quantidade da substância neurotransmissora (acetilcolina).

Essa substância por sua vez, atua sobre uma área localizada na membrana da fibra muscular, abrindo numerosos canais acetilcolina-dependentes dentro de moléculas protéicas na membrana da fibra muscular.

A abertura destes canais permite que uma grande quantidade de íons sódio flua para dentro da membrana da fibra muscular no ponto terminal neural, o que desencadeia o potencial de ação na fibra muscular e sua posterior propagação pela mesma.

O potencial de ação despolariza a membrana da fibra muscular e também passa para o interior da fibra muscular, onde o faz com que o retículo sarcoplasmático libere para as miofibrilas grande quantidade de íons cálcio, armazenados no seu interior.

Os íons cálcio provocam grandes forças atrativas entre os filamentos de actina e miosina, fazendo com que eles deslizem entre si, o que constitui o processo contrátil da ação muscular.

Os íons cálcio são então bombeados de volta para o retículo sarcoplasmático, onde permanecem armazenados até que ocorra um novo potencial de ação.

3.2.2 A unidade motora

Na sinapse, na região de contato entre dois neurônios, existe, geralmente, uma pequena distância entre as duas células envolvidas, isto é, não há perfeita continuidade entre a membrana de ambas. A passagem do impulso nervoso nessa região é feita por substâncias químicas ou mediadores químicos, que são os neurotransmissores. Como esses mediadores estão acumulados somente no final do axônio, a transmissão do impulso ocorre sempre do axônio de um neurônio para o dendrito ou corpo do neurônio seguinte. Um processo semelhante ocorre nas junções entre as terminações dos axônios e os músculos; essas junções são chamadas placas motoras ou junções neuro-musculares (Figura 3.6).

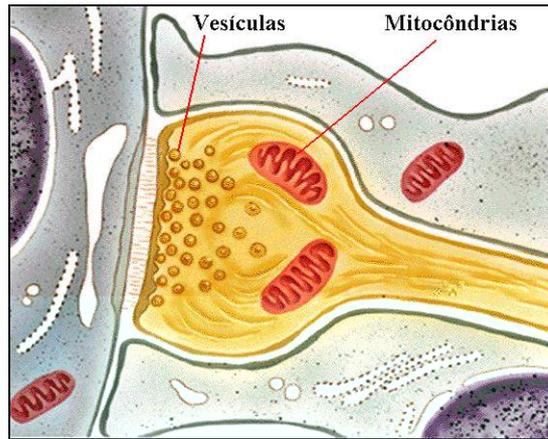


Figura 3.6 – Botão sináptico evidenciando os neurotransmissores
Extraído de [FRISÓN, 1999]

A unidade motora (Figura 3.7) é composta de um neurônio motor localizado no corno anterior da medula espinhal, e todas as fibras musculares supridas pelas ramificações terminais do axônio.

Os impulsos oriundos do Sistema Nervoso Central (SNC) atingem os seus órgãos efetores, no caso o músculo esquelético, através dos neurônios motores inferiores. Cada neurônio inerva um conjunto de fibras musculares, de modo que não é possível ativar voluntariamente uma única fibra muscular. A unidade motora é, portanto, a menor unidade funcional do sistema neuromuscular e objeto principal de estudo da eletromiografia. Cada músculo, dependendo de suas características e funções, possui diferentes proporções de unidades motoras.

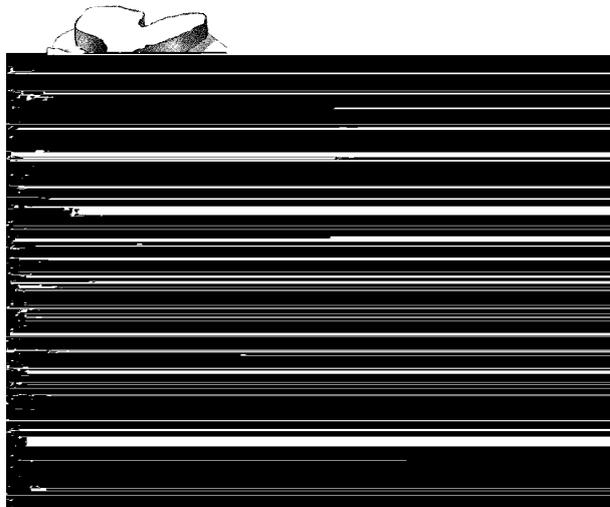


Figura 3.7 – Unidade Motora.
Extraído de [Ortolan, 2002]

3.2.3 O Potencial de ação na Unidade Motora

Podemos entender por unidade motora como sendo a menor unidade muscular controlável. A soma algébrica dos potenciais de ação das várias fibras de uma unidade motora é chamado de Potencial de Ação da Unidade Motora (MUAP – Motor Unit Action Potential). Na figura 3.8 vemos a representação esquemática da formação da MUAP representado por $h(t)$.

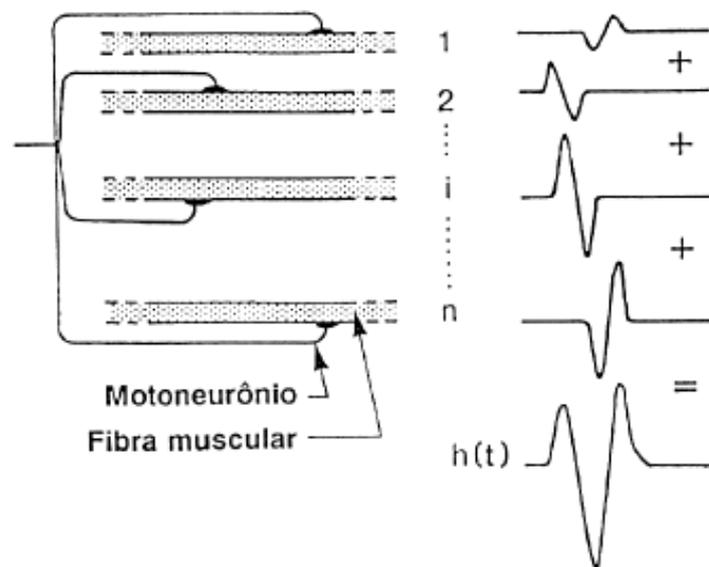


Figura 3.8 – Esquema de geração de MUAP.

Extraído de [Basmajian & De Luca, 1985]

Existem diversos fatores que podem influenciar o sinal gerado pela unidade motora, como a relação geométrica entre a superfície de detecção do eletrodo e a fibra muscular da unidade motora, a posição relativa entre a superfície de detecção do eletrodo e a zona de inervação, o diâmetro da fibra, o número de fibras musculares de uma unidade motora na região de detecção do eletrodo e a interface eletrodo/pele.

A duração da MUAP é de aproximadamente 2 a 10 ms com amplitudes na faixa de 10 μV a 2 mV com frequência de 5Hz a 10 KHz. A análise desse potencial é muito usada para a detecção de miopatias, lesões neurogênicas e outras desordens nos músculos.

Pelo fato da MUAP ter um período relativamente pequeno, as unidades motoras devem ser ativadas repetitivamente para que se possa sustentar a contração muscular por períodos maiores. Essa seqüência de MUAPs é denominada trem de potenciais de ação na unidade motora (MUAPT - Motor Unit Action Potential Train). Como os músculos contem fibras de diversas unidades motoras, a captação do MUAPT isolado só pode ser obtida se forem recrutadas apenas as fibras de uma única unidade motora, na vizinhança do eletrodo, só podendo ser realizada em contrações muito fracas.

O eletromiograma (Figura 3.9) é então o somatório de todas as MUAPTs das Unidades motoras, captada pelo eletrodo na região de detecção [De Luca & Basmajian, 1995].

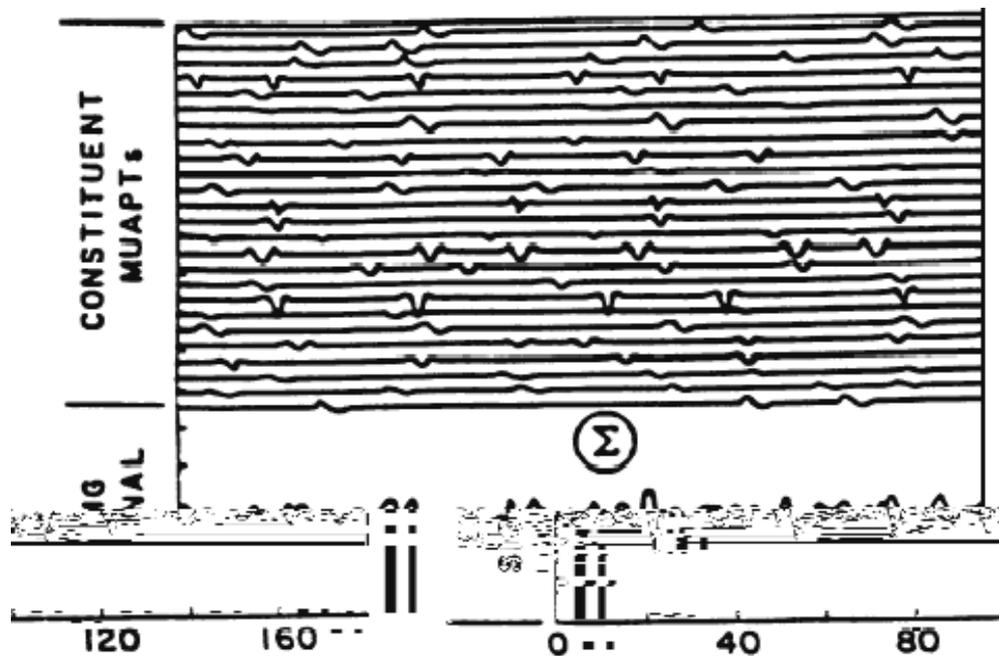


Figura 3.9 – Representação da formação do sinal eletromiográfico a partir dos MUAPTs das unidades motoras.
Extraído de [Basmajian & De Luca, 1985].

A junção de todos os MUAPTs forma então o sinal EMG na superfície muscular resultando no que podemos visualizar na figura 3.10, onde temos o somatório dos potenciais nas unidades motoras ($\sum hn(t)$).

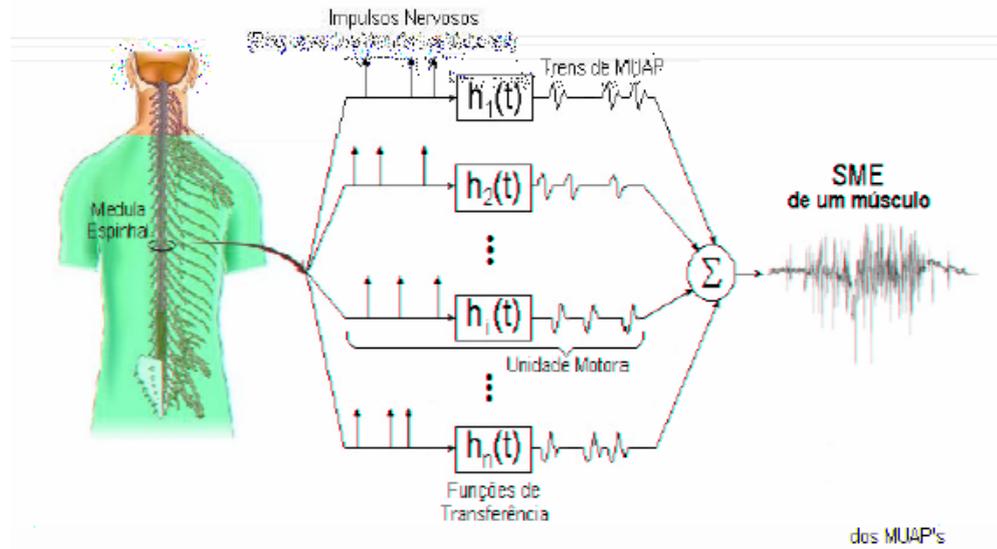


Figura 3.10 – Representação do Sinal EMG de superfície de um músculo.
 Extraído de [Basmajian & De Luca, 1985]

3.2.4 Tipos de contração muscular

Há dois tipos de contração muscular conhecidas por *isométrica ou estática e anisométrica ou isotônica ou dinâmica*. A contração isométrica pode ser chamada de estática ou de sustentação. E não provoca movimento ou deslocamento articular, sendo que o músculo exerce um trabalho estático. Não há alteração no comprimento do músculo, mas sim um aumento na tensão máxima do mesmo.

A contração isotônica também conhecida por contração dinâmica, é a contração muscular que provoca um movimento articular. Há alteração do comprimento do músculo sem alterar sua tensão máxima. Ocorre quando ao realizar o movimento o músculo encurta, ou seja, as inserções se aproximam, com a diminuição do comprimento de seus sarcômeros.

3.3 Características do sinal EMG

Podemos dizer que o sinal eletromiográfico é então, a junção de vários potenciais de ação gerados pelas fibras musculares quando as mesmas são excitadas por

neurônios motores, ou seja, é uma manifestação de uma ativação neuromuscular associada a uma contração muscular.

Considerando a diferença entre os MUAPTs, a irregularidade na taxa de disparo dos neurônios motores, e o fato de a contração ter mais de um músculo envolvido, o sinal EMG pode ser descrito como sendo um processo estocástico [Kreifeldt & Yao, 1974; Parker et al., 1977; De Luca, 1979] aproximando a função densidade espectral por uma função gaussiana, onde a amplitude instantânea do sinal é uma variável gaussiana de média zero.

No entanto, foram encontradas características determinísticas dentro dos primeiros 200 ms de uma contração muscular [Hudgins et al., 1991; Hudgins et al., 1993; Basha et al., 1994] permitindo assim o uso de técnicas preditivas para se efetuar a classificação desses sinais.

Na figura 3.11 observamos as características do sinal EMG no que diz respeito ao seu espectro de frequências. A amplitude do sinal pode estar na faixa: 0 a 10mV (pico a pico), com uma faixa de frequência que de 0 à 1KHz, podendo se estender à até 10Kz para EMG intramuscular. A energia útil está limitada na faixa 0 a 500 Hz com a maior parte da energia dominante do sinal entre 50 e 150Hz.

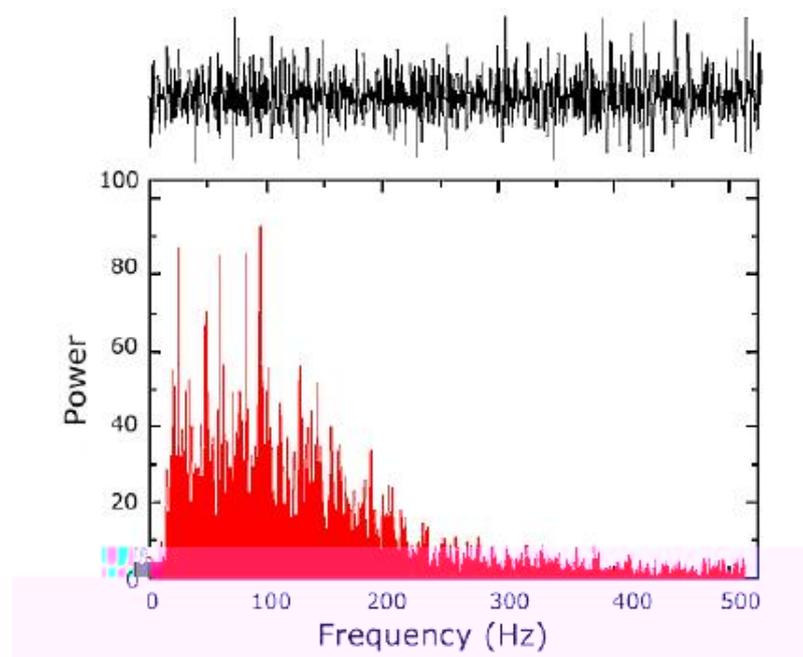


Figura 3.11 – Espectro de frequência do sinal EMG desuperfície.
Extraído de [Delsys, 1996]

3.4 Aquisição e condicionamento de sinais EMG

O diagrama da figura 3.12 mostra o esquema básico de um condicionador de sinais genérico e as etapas a serem percorridas na aquisição e condicionamento do biopotencial elétrico de interesse, no caso o sinal EMG.

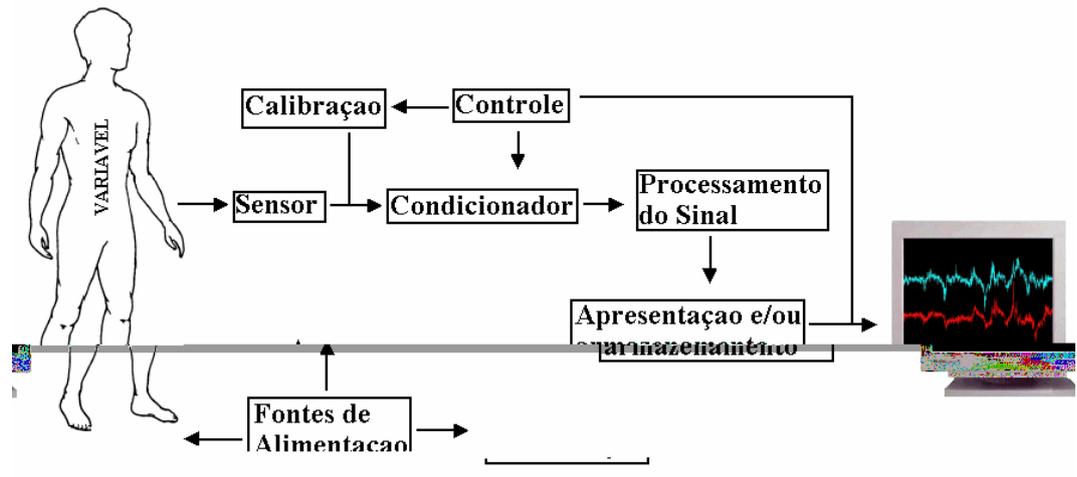


Figura 3.12 – Representação Esquemática de um sistema de instrumentação biomédica para detecção e condicionamento do SME. Modificada de [Button, 2003]

3.4.1 Detecção do sinal

A detecção dos sinais EMG de superfície é feita através de eletrodos, onde a escolha do tipo de eletrodo a ser utilizado dependerá do tipo de músculo a ser estudado. Para músculos grandes e superficiais, geralmente utilizam-se eletrodos de superfície (Figura 3.13a e Figura 3.13b), e para músculos pequenos e superficiais, ou situados entre ou abaixo de outros músculos, podem ser utilizados eletrodos invasivos, ou intramusculares (Figura 3.13c).

Eletrodos intramusculares geralmente são compostos de fios finos inseridos por uma agulha no ventre do músculo. Com isso pode-se coletar sinais de áreas bem definidas e tem-se uma baixa possibilidade de cross-talk (interferências geradas por outros músculos). As maiores desvantagens seriam o desconforto e a dor causados na inserção, câimbras e uma grande dificuldade de repetição de experimentos.

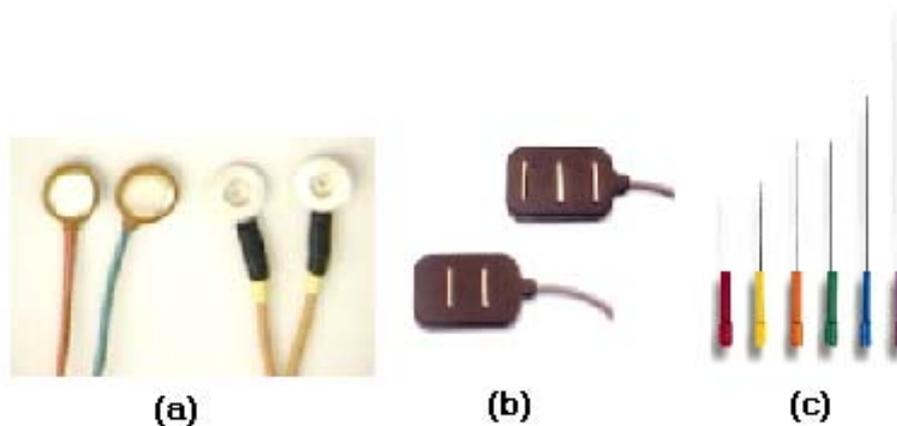


Figura 3.13 - Exemplo de eletrodos de superfície para captação do sinal de superfície EMG. (a) Passivos; (b) Ativos (simples diferencial e duplo diferencial); (c) Eletrodos intramusculares.

Os eletrodos não invasivos podem ser divididos em eletrodos passivos e ativos, sendo que o segundo pode ser ainda subdividido em monopolar, bipolar ou tripolar. [Button, 2000].

a) Eletrodos passivos

Os eletrodos passivos (figura 3.14) podem ser manufacturados em diversas formas e com diversos materiais, como por exemplo, Ag/AgCl. Em geral são utilizados com o auxílio de um gel ou pasta condutora contendo íons cloro, com a finalidade de diminuir a impedância de contato entre o eletrodo e a pele. Geralmente ainda é necessário remover a camada superficial da pele abrasivamente e realizar a raspagem do pelo (tricotomia) na área onde o eletrodo será posicionado.

Uma das desvantagens de se utilizar o eletrodo passivo pode ser a grande área de detecção com possibilidade de cross-talk (detecção de sinais provenientes de outros músculos) e são praticamente limitados (até o momento) a músculos superficiais.

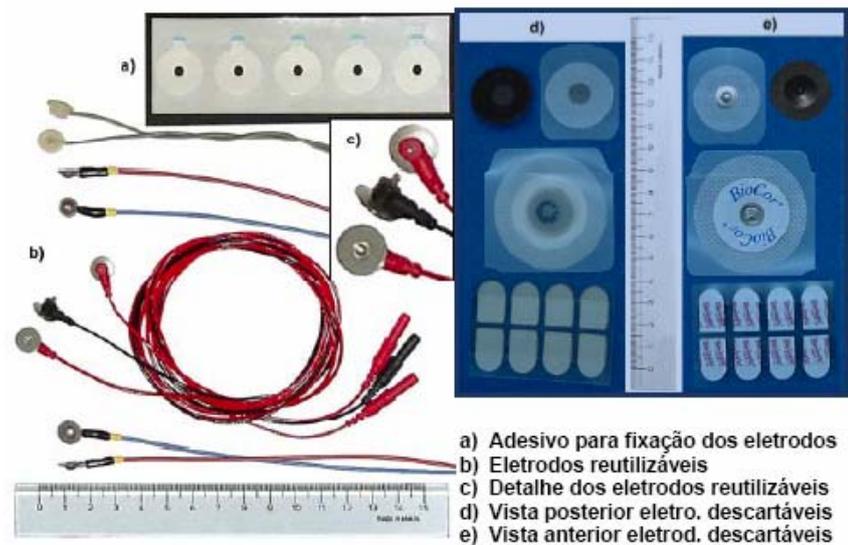


Figura 3.14 - Exemplo de eletrodos Passivos
 Extraído de [Ortolan, 2002]

b) Eletrodos Ativos

Os eletrodos ativos são aqueles que possuem um circuito de amplificação encapsulado no próprio sensor.

Atualmente os dois principais tipos de eletrodos ativos são:

- **Bipolar/Diferencial:** utiliza dois eletrodos de captação e um de referência. Circuitos eletrônicos calcularão a diferença entre os sinais dos dois eletrodos (amplificação diferencial), praticamente eliminando sinais comuns (interferências) aos dois eletrodos de captação.
- **Duplo diferencial:** utiliza três eletrodos de captação representados na figura 3.15 por (a, b e c) e um de referência. Três diferenciações são realizadas: entre os dois pares de eletrodos (a-b e b-c) e uma dos sinais resultantes $((a-b) - (b-c))$. Esta estratégia tem o mesmo efeito de uma redução da zona de captação, reduzindo assim a quantidade de ruído e as possibilidades de cross-talking.

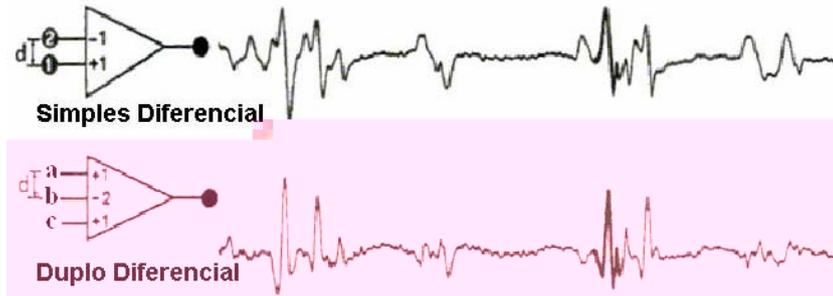


Figura 3.15 – Configurações para eletrodos ativos

3.4.2 Posicionamento dos eletrodos

O mau posicionamento dos eletrodos na área de detecção implica na obtenção errônea dos sinais, de forma que esses podem não representar com fidelidade a realidade, podendo provocar, dessa forma, avaliações errôneas. A amplitude e espectro de frequência do sinal de EMG são afetados pela localização dos eletrodos (Figura 3.16) em relação à zona de inervação (eletrodo superior), a junção miotendinosa (eletrodo inferior) e a extremidade lateral do músculo (eletrodo no centro à direita).

O melhor local está na região entre a zona de inervação e a junção miotendinosa. Nesta localização o sinal EMG com maior amplitude é detectado.

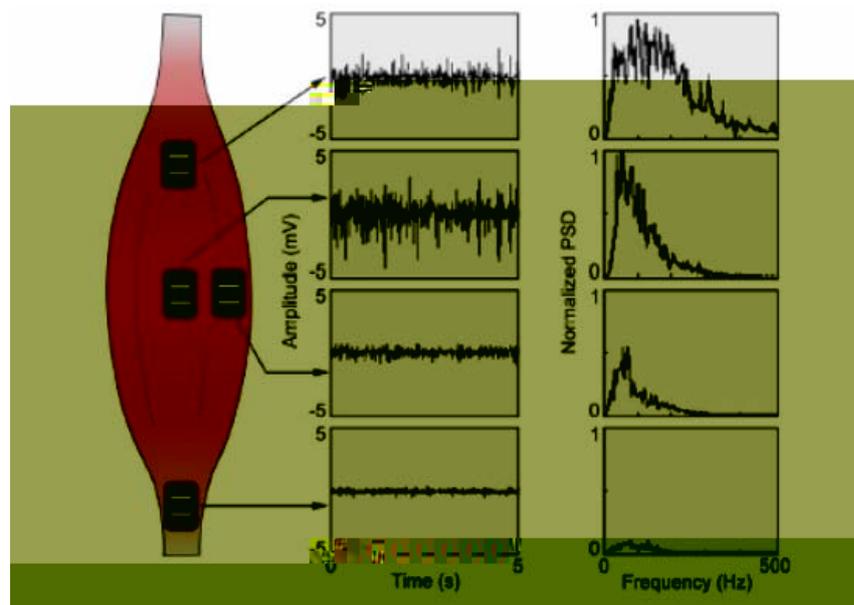


Figura 3.16 – Posicionamento dos eletrodos sobre a fibra muscular. Extraído de [De Luca, 1997]

Alguns cuidados a serem tomados no posicionamento dos eletrodos [De Luca, 2002]:

- O fenômeno de *cross-talk* devido à proximidade entre os músculos pode ser minimizado selecionando o tamanho adequado dos eletrodos e a separação ideal entre eles;
- É preferível a escolha de áreas que não obstruam a visão ou a movimentação;
- Sempre que possível, os pares de eletrodos (barras) devem ser posicionados paralelamente às fibras, maximizando dessa forma a sensibilidade à seletividade;
- É preferível a escolha de regiões de fácil localização, ou seja, que possuam boas referências anatômicas, para facilitar o posicionamento dos eletrodos durante os experimentos.

3.4.3 Outras interferências importantes

Além do posicionamento dos eletrodos existem algumas considerações importantes a serem feitas com relação à qualidade do sinal, que são: tipo de fibras, diâmetro das fibras, distância entre as fibras, tipo de tecido entre as fibras, ponto de captação do sinal, distribuição espacial das unidades motoras, quantidade de unidades motoras recrutadas, posicionamento e propriedades dos eletrodos utilizados para detecção do sinal, dentre outros.

Um outro ponto de grande importância seria a presença de ruído que pode ser emanado de várias fontes, sendo grande responsável por deteriorações nas características do sinal. Esses ruídos podem ser:

a) Ruídos inerentes dos componentes do equipamento de detecção de armazenamento: todo equipamento eletrônico gera ruídos elétricos. Estes ruídos estão na faixa de frequência que vai de 0Hz a milhares de hertz. Vale a pena ressaltar que estes ruídos não podem ser eliminados, e podem ser reduzidos usando componentes de alta qualidade, bom layout de circuitos e técnicas corretas de construção dos equipamentos;

b) Ruídos de ambiente: são ruídos provenientes de fontes de radiação eletromagnética, tais como rádio e transmissão de TV, luzes fluorescentes etc. A própria superfície do corpo humano está inundada com radiação eletromagnética. A frequência destes ruídos está por volta de 60 Hz e tem amplitude na ordem de uma a três vezes maior do que o sinal EMG;

c) Movimento de artefatos: este ruído inclui dois tipos básicos de interferências; o movimento relativo entre a pele e o eletrodo de detecção e o movimento dos cabos que conectam os eletrodos aos amplificadores. Estes ruídos produzem frequências na faixa de 0 à 20 Hz;

d) Instabilidade inerente do sinal: o sinal EMG é por natureza quase randômico e as componentes de frequências entre 0 à 20Hz são particularmente instáveis. Em virtude dessa instabilidade natural, é recomendável considerar essa faixa de frequência como ruído e removê-la do sinal desejado.

3.4.4 Condicionamento do sinal – amplificação e filtragem

Uma vez que o sinal é detectado através dos eletrodos, o mesmo deve ser filtrado e amplificado adequadamente, de acordo com suas características. Para tal devemos levar em consideração os principais aspectos que interferem na fidelidade do sinal, descritos no item anterior, razão sinal/ruído, a distorção do sinal, dentre outros.

Uma das formas de amenizar a presença de ruídos, como descrito anteriormente, é o uso da amplificação diferencial, onde qualquer sinal “comum” nos pontos de detecção será removido e sinais distintos serão diferencialmente amplificados. Qualquer sinal que se origine longe dos pontos de detecção serão sinais comuns (ruído) e os sinais próximos à superfície de detecção terão sua diferença amplificada.

A precisão com a qual um amplificador pode eliminar sinais comuns é o que chamamos de Relação de Rejeição em Modo Comum (RRMC) do amplificador. Um

perfeito subtrator deve possuir uma RRMC infinita, porém só podemos conseguir amplificadores no mercado com uma RRMC de 32 ou 90 dB, que são suficientes para suprimir fontes elétricas não desejáveis no sinal EMG [De Luca, 1997].

O filtro para EMG deve ser projetado levando-se em consideração a maior energia do sinal, que está compreendida na faixa de 20 a 500 Hz. Além de limitar a faixa do sinal para análise, o filtro tem ainda o papel de eliminar ruídos e evitar o efeito *aliasing*, esse fenômeno se refere aos sinais de “sombra” que parecem existir quando frequência de amostragem não é suficientemente grande.

3.4.5 Calibração e Controle

Neste estágio se encontram os dispositivos utilizados para controlar a aquisição da informação (ajustar ganhos, faixa de frequência ou níveis de energia).

3.5 Processamento de sinais EMG

O processamento do sinal EMG, consiste na manipulação do sinal resultante de uma atividade muscular, normalmente, através de um computador. Isso inclui análises visando a determinação das propriedades do sinal, estabelecendo uma faixa em que estas podem ser consideradas normais dentro de um estudo em particular [Andrade, 2000].

A determinação das informações contidas no sinal EMG é fundamental para apoio ao diagnóstico de diversas patologias, bem como para o controle de próteses artificiais, de onde, a partir do EMG, se pode determinar o tipo de movimento que o usuário deseja proceder. Ou seja, detectado o início e o fim da atividade eletromiográfica, pode-se iniciar o processo de avaliação dos movimentos, onde é necessário a implementação de sistemas e métodos que permitam determinar que tipo de movimento o indivíduo está executando e quais grupos musculares estão envolvidos nesse movimento.

Vários autores têm utilizado diferentes técnicas de reconhecimento do sinal EMG. Na seqüência destacaremos os principais métodos de extração das características

e de classificação da atividade eletromiográfica, que subsidiaram a elaboração da metodologia aplicada no presente estudo.

3.5.1 Métodos de extração de características e classificação do sinal EMG.

Diferentes movimentos de um membro são realizados pelo recrutamento diferenciado dos músculos [Kendall & McCreary, 1986]. Considerando que eletrodos de superfície captam sinais referentes às atividades dos vários grupos musculares localizados nas suas proximidades, então é possível captar diferentes padrões eletromiográficos para cada tipo de movimento. Utilizando um sistema que reconheça esses movimentos é possível diferenciar os sinais relativos a cada tipo de movimento.

Dentre as várias técnicas utilizadas para essa finalidade, foram selecionados alguns dos principais trabalhos desenvolvidos na área em questão, envolvendo tanto tratamentos estatísticos, quanto modelos preditivos;

Hudgins et al. (1991, 1993 e 1994) utilizaram uma rede neural de 3 camadas com algoritmo backpropagation e aplicaram na entrada da rede os seguintes parâmetros do intervalo determinístico (primeiros 200ms) dos sinais mioelétricos captados (figura 3.17):

- Número de cruzamentos por zero;
- Média do valor absoluto;
- Ângulo de inclinação da média com o valor absoluto e;
- Comprimento do traço do sinal.

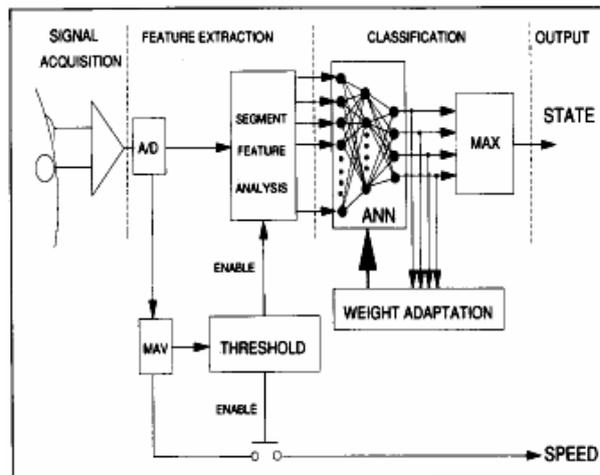


Figura 3.17 – Sistema de Controle Eletromiográfico.
Extraído de [Hudgins, 1993]

Os sinais foram coletados de indivíduos normais, utilizando-se um eletrodo ativo bipolar sobre os grupos musculares bíceps braquial e sobre o tríceps braquial. Este arranjo deve promover uma boa região de aquisição dos sinais mioelétricos de todos os músculos da região superior do braço.

O resultado do sistema desenvolvido pela equipe de Hudgins foi, na classificação correta do sinal, de 91,2% para 9 (nove) indivíduos.

Kuruganti et al. (1995) efetuaram uma análise utilizando a mesma técnica de classificação de Hudgins descrita anteriormente, usando quatro configurações diferentes de eletrodos. Referenciando a figura 3.18, foram utilizadas a configuração original de Hudgins de um canal (configuração 1, canal 3), uma configuração de dois canais com eletrodos próximos entre si sobre o bíceps e tríceps braquial (configuração 2, canais 2 e 5), uma configuração de dois canais com 4 eletrodos distantes (configuração 3, canais 1 e 4) e uma configuração com 3 eletrodos distantes entre si (configuração 4, canais 4 e 6). Concluíram que o sistema reconhece melhor o sinal, quando se utiliza eletrodos posicionados conforme a configuração 2, pois detectam informações localizadas sobre o grupo muscular em estudo, diferentemente das configurações de eletrodos distantes que detectam informações globais sobre a atividade muscular, dificultando a tarefa do classificador.

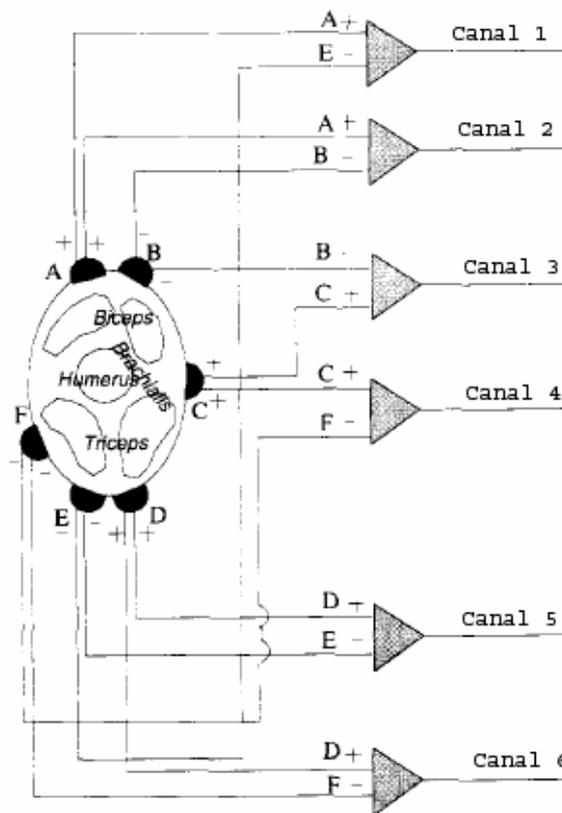


Figura 3.18 – Localização dos eletrodos.
Extraído de [Kuruganti, 1995]

Englehart et al. (1999) utilizaram dois métodos para obtenção das características do intervalo determinístico do EMG: Separabilidade de Classe por Distância Euclidiana (CS), e Análise de Componente principal (Principal Component Analysis - PCA), e as aplicaram em uma RNA similar a utilizada por Hudgins, e também a um classificador estatístico LDA (linear discriminant analysis) (Figura 3.19). A melhor taxa de acerto (93.75%) foi obtida com a utilização do LDA classificando as características do sinal obtidas através da PCA. Segundo o autor, isto se deve à baixa correlação das características geradas pela PCA.

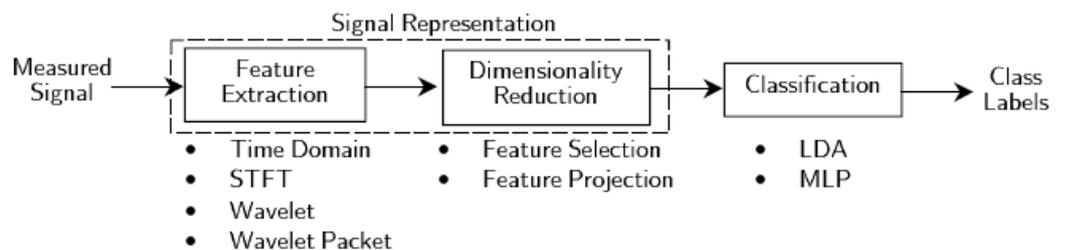


Figura 3.19 - Diagrama do sistema classificatório proposto por Englehart
Extraído de [Englehart, 1999]

Micera et al, 1999 utilizou um método estatístico denominado de teste de Razão de Semelhança Generalizada (*Generalized Likelihood Ratio - GLR*) usado para determinar o início e fim da atividade eletromiográfica.

O algoritmo proposto pelos autores, que une a GLR a um classificador baseado em lógica nebulosa demonstrou ser preciso mesmo para baixos níveis de atividade EMG, chegando a uma taxa de acerto de 99%, apesar do pequeno conjunto de treinamento.

Merletti et al, (2004) realizaram um estudo que descreve um sistema automático para a detecção e classificação dos potenciais de ação de unidades motoras (MUAPS) para classificação de sinais EMG de superfície. A etapa de processamento (segmentação) do sinal EMG é composta por duas fases: a primeira consiste na detecção das MUAPS candidatas através de um filtro casado multi-escala (multi-scale matched filter); a segunda fase consiste em selecionar as MUAPS que apresentam uma propagação clara dos potenciais de ação através da fibra muscular, através de uma RNA.

O sistema foi avaliado utilizando sinais EMG simulados, de acordo com a estrutura descrita em Farina et al (2004). Diferentes sinais foram gerados, simulando MUAPS individuais, e compostos para gerar o sinal EMG simulado, tornando-se assim possível avaliar a performance do sistema em decompor o sinal EMG e detectar as MUAPS individuais. Apesar das características de sinais reais estarem longe daquelas de sinais simulados, o grau de complexidade destes sinais era consideravelmente alto. O método proposto funcionou satisfatoriamente, com as MU's identificadas cobrindo praticamente toda a curva de recrutamento (figura 3.20).

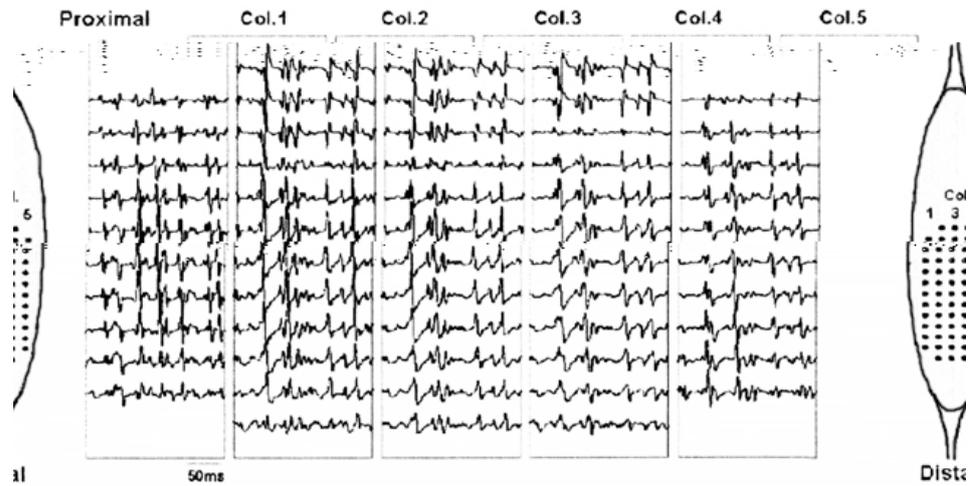


Figura 3.20 - EMG de superfície simulado utilizando-se a matriz de 61 eletrodos. Cada coluna do gráfico corresponde a uma coluna de eletrodos da matriz, disposta na mesma direção da fibra muscular.

Extraído de [Merletti, 2004]

Podemos citar ainda o modelo desenvolvido por Andrade et al (2000), que utilizou modelos auto-regressivos (AR) para extração de características do sinal EMG. A figura 3.21 mostra a organização e o fluxograma de informações no sistema desenvolvido. Tal sistema propõe aplicar uma metodologia sistemática para extrair características apropriadas do sinal para que se possa utilizá-los nas entradas para redes neurais artificiais, onde os resultados podem então, serem utilizados na decisão de qual será a função realizada por uma prótese.

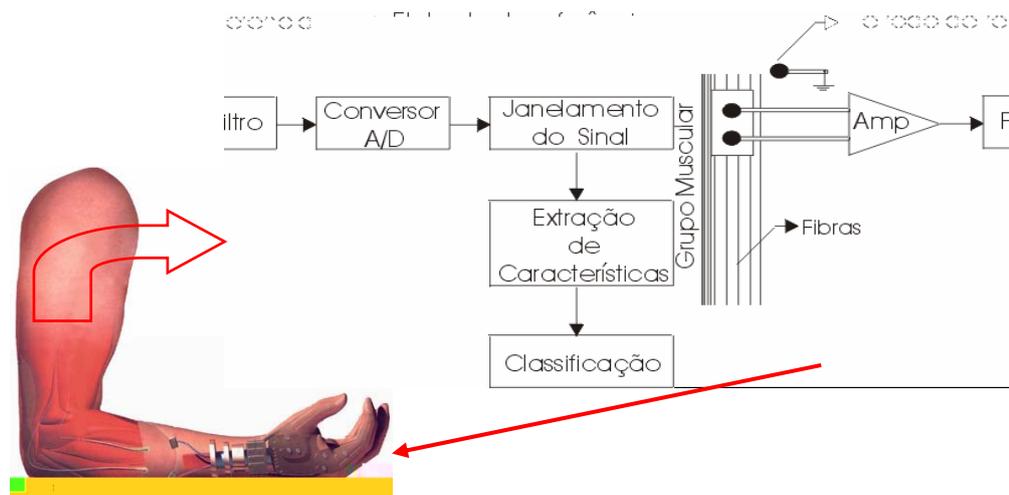


Figura 3.21 – Sistema desenvolvido por Andrade et al
Modificado de [Andrade, 2000]

O modelo AR utilizado pelos autores mostrou-se capaz de representar adequadamente o sinal, ou seja, seus parâmetros realmente conseguiram associar uma determinada atividade eletromiográfica a um determinado tipo de movimento. Um dos grandes problemas encontrados no modelo AR é em relação ao estabelecimento de sua ordem e da constante de convergência do filtro. Como para cada sinal existe uma ordem e uma constante mais adequada, nem sempre o mesmo pode ser bem representado. Este problema foi amenizado pelo uso do algoritmo LMS (Least Mean Square) proposto por Veiga et al. Com relação ao sistema de classificação adotado, notou-se que as RNA's executaram muito bem o papel de segmentação dos coeficientes AR em classes distintas de padrões, obtendo uma taxa de acerto máxima de 100%. Deve-se ressaltar, porém, que o algoritmo é complexo e demanda alto poder computacional, inviabilizando sua implantação em um microcontrolador de uma prótese.

Ortolan (2002), analisou algumas técnicas de processamento do sinal mioelétrico, de forma a possibilitar a implementação de um circuito que reconheça o sinal e possa controlar um sistema de reabilitação. Foram simuladas e avaliadas diversas técnicas de filtragem, como por exemplo: clássica, cancelamento de ruído adaptativo e reconstrução do sinal por meio das componentes obtidas pela transformada wavelet.

Também foi implementado e analisado um sistema simplificado de reconhecimento de padrões baseado em uma RNA, onde foi aplicado na entrada o próprio sinal EMG e não suas características obtidas por processamentos matemáticos. Diante dos resultados obtidos, a técnica de canceladores de ruído adaptivo apresentou a melhor filtragem. Apesar de não ter sido adequada para a filtragem, a transformada wavelet mostrou-se uma poderosa ferramenta de análise de sinais em virtude de sua característica multiresolução, e a técnica utilizada para reconhecer padrões mostrou bons resultados para com os sinais analisados.

Como se pode observar, existem vários métodos de extração e classificação dos padrões eletromiográficos descritos na literatura. Tais estudos possuem suas vantagens e suas limitações, e dentre as principais limitações estaria a complexidade dos algoritmos utilizados na avaliação do sinal EMG, exigindo recursos computacionais “poderosos”.

Neste sentido este trabalho visa avaliar técnicas matemáticas mais simples com algoritmos menos complexos, onde se possa exercer a função classificadora de padrões com pelo menos a mesma competência, demandando um baixo poder computacional.

Proposta e de

A proposta deste algoritmo que possa ser efetuado pelo indivíduo é descrita neste capítulo a partir dos padrões do sinal EMG.

As etapas seguintes são o estágio de processamento



Figura 4.1 Dia

Cada um dos blocos da figura 4.1 será devidamente descrito nos itens que se seguem. Contudo, é importante destacar que os experimentos realizados para teste da metodologia proposta utilizaram sinais previamente coletados. Todavia, descreve-se os elementos do hardware utilizado nas coletas com o objetivo de especificar cada um dos elementos de um sistema completo para captura e processamento de sinais EMG.

4.1 Condicionamento e aquisição do sinal

4.1.1 Detecção do sinal EMG

Foram utilizados eletrodos de disco banhados a prata (Figura 4.2), por seu custo relativamente baixo e por proporcionarem uma representação satisfatória do sinal. Na realização do experimento foi realizada abrasão da pele para obter uma melhor interface eletrodo/pele.

Informações sobre posicionamento de eletrodos podem ser adquiridas em Hermes et al (1999).



Figura 4.2 - Eletrodos de disco.

Para dois subgrupos de movimentos: contrações estáticas e dinâmicas foram utilizados 5 pares de eletrodos, sendo dois sobre o grupo muscular bíceps e três sobre o grupo muscular tríceps. A configuração (figura 4.3) de 5 pares, em cinco sítios distribuídos sobre o bíceps e o tríceps, foi utilizada para a detecção do sinal. Andrade (2000) avaliou a composição de algumas configurações para a distribuição dos eletrodos e obteve melhores resultados com a configuração de 5 unidades utilizada .

O Eletrodo de referência foi situado no acrônio.

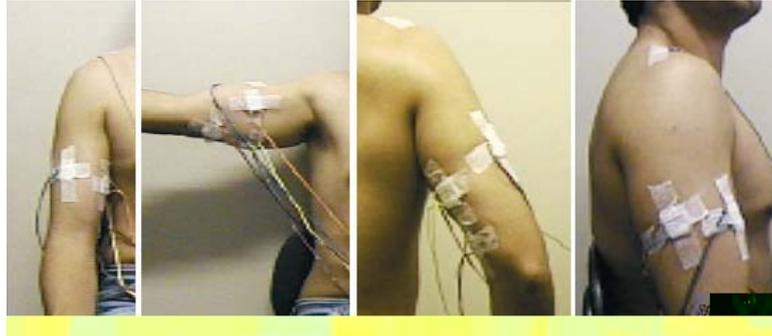


Figura 4.3 - Disposição de eletrodos [ANDRADE, 2000].

Para a coleta dos dados o voluntário realiza 4 classes de movimentos. São elas:

- Flexão de cotovelo
- Extensão de cotovelo
- Pronação de punho
- Supinação de punho

Para cada classe de movimento foram coletados 50 grupos de sinais (cinco sinais por movimento).

4.1.2 Condicionamento

O eletromiógrafo (Figura 4.4) utilizado para a realização do trabalho possui as seguintes características:

- ✓ Aquisição simultânea de até 8 canais diferenciais;
- ✓ Terra comum a todos os canais;
- ✓ Filtro passa faixa com frequência de passagem entre 20 Hz e 5 kHz;
- ✓ Três estágios de amplificação, que permitem um ganho mínimo de 100 vezes e máximo de 16.000 vezes.
- ✓ Isolação óptica de 1.5 kV (rms) a 60 Hz entre o dispositivo eletrônico e o estágio que fica em contato com o sujeito;
- ✓ Impedância de entrada diferencial de 10 GOhms;
- ✓ RRMC de 93 dB a 60 Hz.



Figura 4.4 – Eletromiógrafo utilizado para a coleta dos dados.

4.1.3 Digitalização do sinal EMG

Nesse estágio se dá a transformação do sinal mioelétrico contínuo, em sinal discreto. O processo de digitalização de um sinal analógico é realizado por um dispositivo conhecido como Conversor Analógico-Digital (*Analog-to-Digital Converter* - ADC) e é importante que cada aplicação seja avaliada considerando as vantagens e limitações do ADC especificado [De Luca, 2001].

Esta representação do sinal contínuo por uma seqüência de amostras selecionadas em espaços de tempo pré-fixados (frequência de amostragem) traduz a amplitude do sinal contínuo no instante da amostragem. Para que o processo de amostragem não conduza a perda de informação, é necessário que a frequência de amostragem obedeça ao “teorema de Nyquist”, isto é, seja pelo menos duas vezes superior à máxima frequência presente no sinal (figura 4.5).

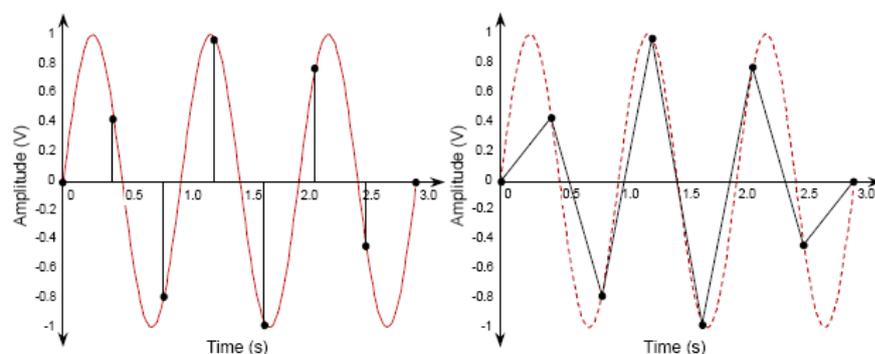


Figura 4.5 – (a) Sinal senoidal 1Vp, 1Hz, amostrada a 2Hz.
(b) Reconstrução do sinal amostrado. Modificado de [Delsys, 2001]

Foi utilizado na digitalização do sinal o cartão: CIO-DAS 16/330 – Computer Boards, que apresenta as seguintes características:

- ✓ Conversor A/D de 12 bits;
- ✓ Configuração de entrada para 16 canais single-ended ou 8 canais diferenciais;
- ✓ Amplificador de ganho programável 1, 2, 4 ou 8 vezes;
- ✓ Taxa máxima de aquisição de 330 kHz;
- ✓ Faixa de entrada de -10 V a +10 V
- ✓ Buffer FIFO com capacidade de 1024 amostras;

4.2 Proposta de uma metodologia para extração de características do sinal EMG

Para o controle de prótese mioelétrica é necessário que se tenha uma grande preocupação com relação ao tempo de resposta da mesma para que o movimento aparente ser o mais natural possível. Um tempo de resposta acima de 300 ms já é perceptível para o usuário. Assim, deseja-se que todo o processo de aquisição e processamento do sinal aconteça em um tempo menor que o tempo de resposta mínimo já citado.

Nesse sentido o presente trabalho propõe uma metodologia de extração e classificação de sinais EMG que aborde uma matemática simples, com algoritmo que exija “baixo poder computacional”, mas com precisão equivalente a de sistemas mais complexos.

Observando que o sinal EMG, para cada tipo de movimento, possui variações em sua amplitude e conseqüentemente em sua potência, e que existem pequenas diferenças temporais dos momentos de disparo de cada músculo, buscou-se um sistema de reconhecimento do sinal a partir dessas características. Os estágios de processamento do sinal para a extração das mesmas podem ser brevemente analisados com a ajuda do diagrama da figura 4.6.

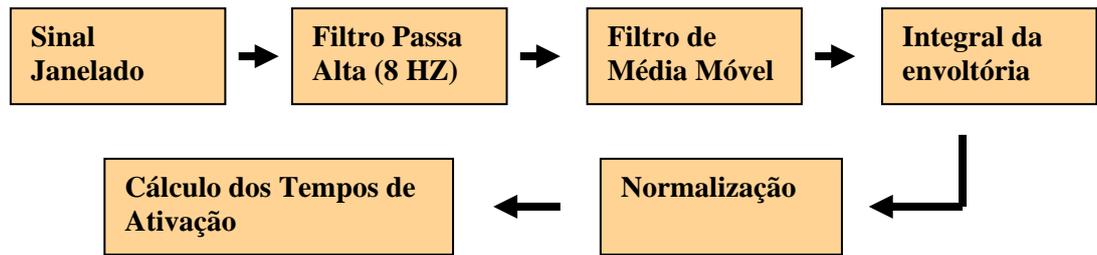


Figura 4.6 – Estágios utilizados no processamento do sinal.

De forma geral, o processo ocorre da seguinte forma: de posse dos dados coletados e devidamente janelados, ou seja, com o início e o fim da atividade eletromiográfica bem definidos, aplica-se um filtro passa-alta com o objetivo de retirar o nível dc. O sinal é então retificado e o filtro de média móvel é aplicado para a determinação da envoltória do mesmo. Assim, temos o sinal preparado para se calcular a área abaixo da curva (Integral da envoltória).

Na seqüência normaliza-se o sinal visando eliminar a interferência da diferença de amplitude máxima entre os sinais a serem comparados, para em seguida determinar as diferenças temporais dos momentos de disparo de cada músculo (tempos de ativação).

Nas seções seguintes será enfatizada cada uma das etapas mostradas na figura 4.6:

4.2.1 Filtro passa alta

Muitas vezes o sinal apresenta uma componente contínua que provoca um deslocamento da linha de base do sinal. Esta componente contínua é um sinal comum que não possui qualquer relação com a atividade mioelétrica, podendo ser o resultado de fenômenos eletroquímicos entre os eletrodos e a pele ou de limitações dos amplificadores utilizados. Portanto, antes de se proceder qualquer tratamento do sinal deve-se eliminar esse nível contínuo através de um filtro passa alta. Nesse trabalho utilizou-se um filtro passa alta digital de 4 pólos.

4.2.2 Filtro de Média Móvel

A média móvel é uma técnica matemática simples usada primariamente para eliminar discrepâncias e revelar a real variação em uma coleção de dados. Ela é também um protótipo do filtro de resposta impulsiva finita, o filtro mais utilizado em instrumentação baseada em computador [DATAQ, 2005].

Um filtro de média móvel pode ser utilizado como um filtro passa-baixa, para atenuar ruídos inerentes a muitos tipos de formas de onda, ou como um filtro passa-alta, para eliminar variações na linha de base de sinais de frequências mais altas. O procedimento utilizado pelo algoritmo para determinar o nível de filtragem depende do uso de um fator de “suavização” (smoothing factor). Se implementado em software como mostra a figura 4.7, este valor pode ser incrementado ou decrementado para especificar o número de pontos simultâneos da forma de onda que serão utilizados pela média móvel. Como qualquer forma de onda pode ser vista como uma longa coleção de pontos, o algoritmo determina uma média móvel utilizando-se de dois ou mais pontos da mesma, soma-os, divide a soma pelo número total de pontos adicionados, substituindo o primeiro ponto pelo valor calculado, e repetindo os passos anteriores para o segundo, terceiro, e assim, até que se encontre o fim da cadeia de dados (figura 4.8). O resultado é uma segunda forma de onda que consiste dos dados médios, tendo o mesmo número de pontos que a forma de onda original.

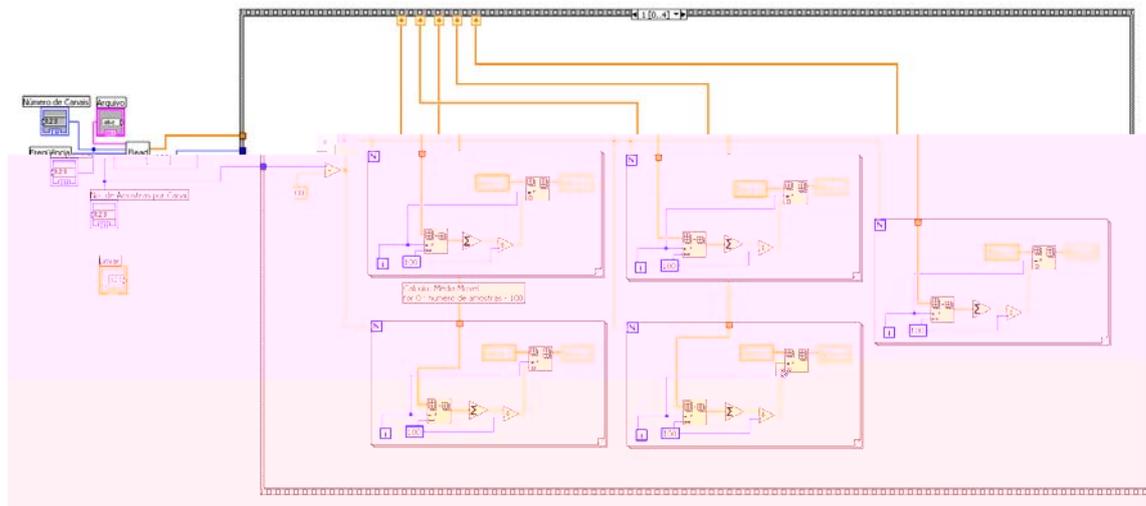


Figura 4.7 – Diagrama do programa LabView Responsável pelo cálculo da média móvel

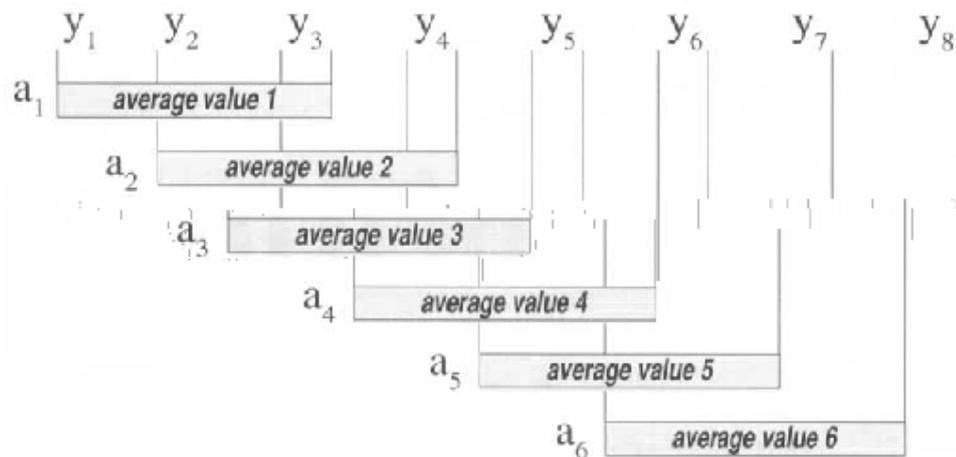


Figura 4.8 – Evolução do algoritmo da média móvel. Extraído de [DATAQ, 2005]

A chave para a flexibilidade do algoritmo é a grande faixa selecionável de fatores de suavização. Este fator determina quantos pontos ou amostras serão utilizados no cálculo da média. Especificando um valor positivo simula-se um filtro passa-baixa como o que é utilizado neste trabalho (figura 4.9) que, enquanto especificando um valor negativo, simula-se um filtro passa-alta. Dado um valor absoluto do fator de suavização, valores maiores suavizam mais a curva, enquanto valores menores provocam um efeito menor. Com um valor apropriado para o fator de suavização, é possível ainda utilizar o algoritmo para extrair o valor médio de um dado sinal periódico.

O filtro pode ser aplicado várias vezes ao mesmo sinal, se necessário, para encontrar um resultado satisfatório. Um sinal apropriadamente filtrado para uma

aplicação pode ser inaceitavelmente ruidoso para outra. Cada aplicação determina se o número de pontos utilizados para a média foi grande, pequeno, ou adequado. A flexibilidade do algoritmo permite o ajuste do fator de suavização, e mais passagens pelo algoritmo, quando o resultado inicial não foi satisfatório.

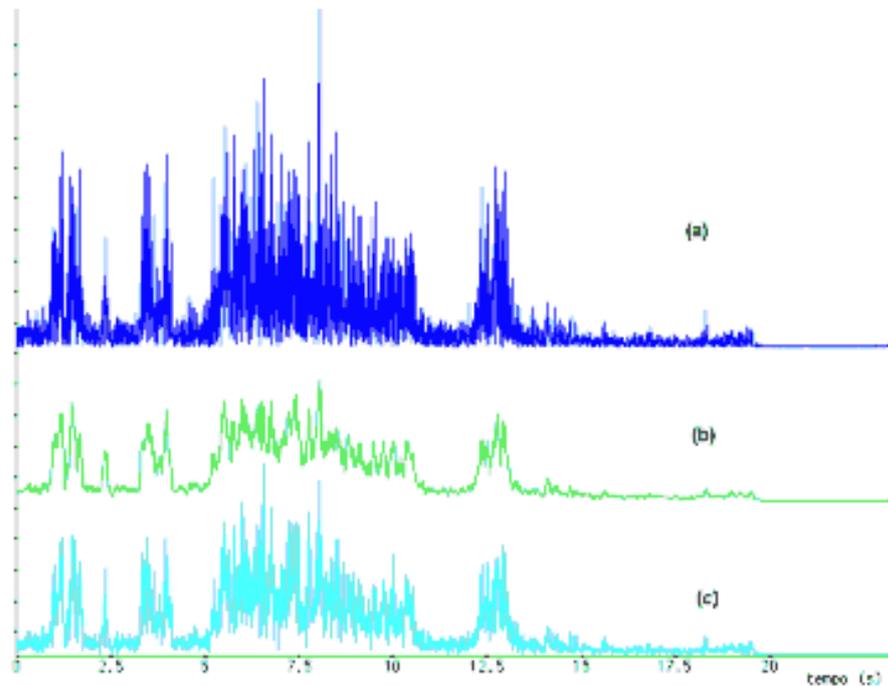


Figura 4.9 - (a) EMG retificado. (b) EMG após uma filtragem com janela de 20 amostras. (c) EMG após uma filtragem com janela de 5 amostras. Extraído de [LOSS, 2005].

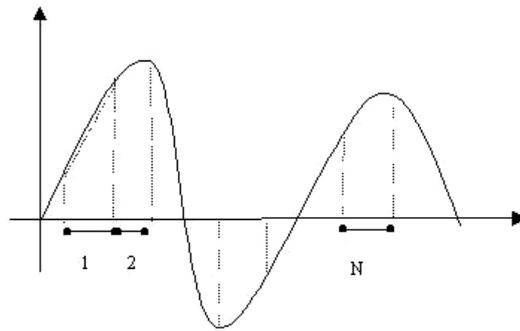
Independente da aplicação, a razão universal para a utilização de um filtro de média móvel é “suavizar” as altas e baixas discrepâncias de um sinal, revelando uma forma de onda intermediária mais representativa, sem comprometer outras características da forma de onda original.

Nesse trabalho foi utilizado um filtro de média móvel de 100 amostras. Como a frequência de aquisição do sinal foi de 5 KHz, cada amostra tem espaçamento temporal de 0.2 ms. Um ponto gerado pelo filtro de média móvel corresponde a um intervalo de tempo de 0.2 ms vezes 100 (20 ms) resultando em um sinal filtrado a 50 Hz.

4.2.3 Integral da envoltória

A interpretação matemática do conceito de integral consiste na determinação da área delimitada pela curva, seja esta um sinal EMG ou qualquer outro sinal.

A fórmula matemática para o cálculo da integral é mostrada na Figura 4.10.



$$\text{Integral} = \sum_{k=1}^N A(k), \text{ Onde } A(k) = \frac{(B(k) + b(k)) * h}{2}$$

Figura 4.10 – Cálculo da Integral

Sabe-se que a integral da envoltória nos fornece a potência muscular desenvolvida para cada tipo de movimento. Com isso, o cálculo da área abaixo da curva pode ser usado como parâmetro de comparação da atuação dos 5 músculos envolvidos no movimento.

4.2.4 Normalização

A normalização do sinal foi efetuada visando proporcionar a comparação entre sinais com a mesma classe ou classes diferentes e entre diferentes indivíduos. Um dos problemas encontrados, por exemplo, no momento de se determinar os tempos de ativação é a comparação de sinais com diferentes amplitudes máximas. Aplicando-se o processo de normalização, coloca-se todos os sinais numa mesma escala, facilitando a determinação dos tempos de ativação a partir de um limiar.

O processo de normalização implementado no software LabView, e mostrado na figura 4.11 foi linear, restringindo a amplitude do sinal entre -1 e 1. Para a conversão de escala adotou-se a equação 4.1, onde X representa uma matriz cujas

linhas são os sinais de um determinado grupo e Y a matriz representando o sinal normalizado.

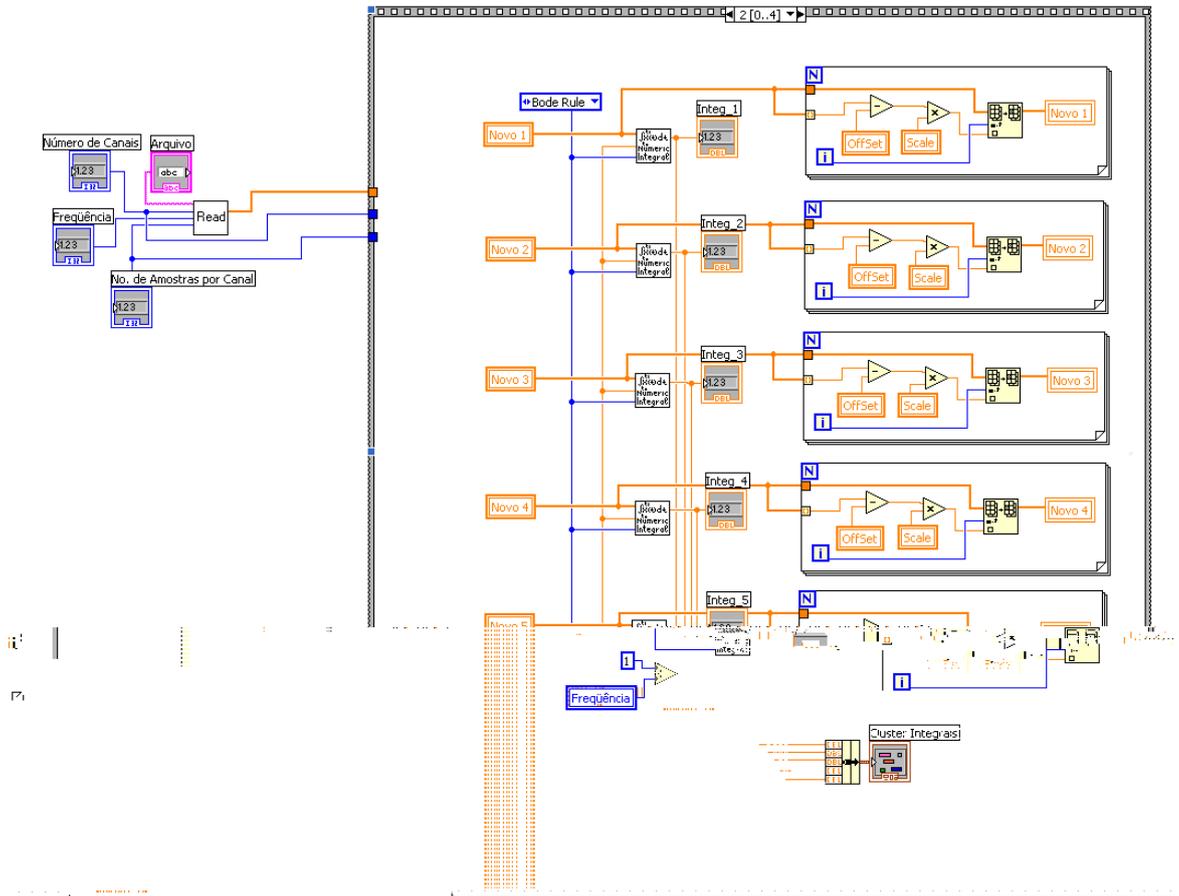


Figura 4.11 - Diagrama do Programa LabView responsável pela normalização dos sinais.

$$Y = (X - Offset) / Scale$$

$$Scale = 0.5(\max(X) - \min(X))$$

$$Offset = \min(X) + 0.5Scale$$

Equação 4.1 – Normalização do Sinal

Os valores utilizados para o Offset e o Scale foram determinados experimentalmente (Tabela 4.1) de acordo com Andrade, (2000).

Grupo Experimental	Isométrico	Isotônico
Scale	8.7735	8.3020
Offset	0.4775	-0.3300

Tabela 4.1- Valores usados para Scale e Offset

4.2.5 Tempos de ativação

Durante uma contração muscular, o recrutamento dos grupos musculares não ocorre de forma simultânea [Merletti, 2002]. Dessa forma, calculou-se a característica “tempo de ativação” como sendo a diferença temporal entre o momento de disparo de um músculo em relação a outro usado como referência.

Os pontos de disparo do sinal de cada eletrodo são estabelecidos comparando-os com um limiar estabelecido. O ponto de disparo é definido como o primeiro ponto do sinal a cruzar esse limiar. Caso o sinal não cruze o limiar pré-estabelecido, o ponto de disparo é definido como o último ponto do sinal.

O ponto de disparo do eletrodo 1, posicionado sobre o bíceps (cabeça curta) é usado como referência, e conseqüentemente seu tempo de ativação é definido como 0 (zero).

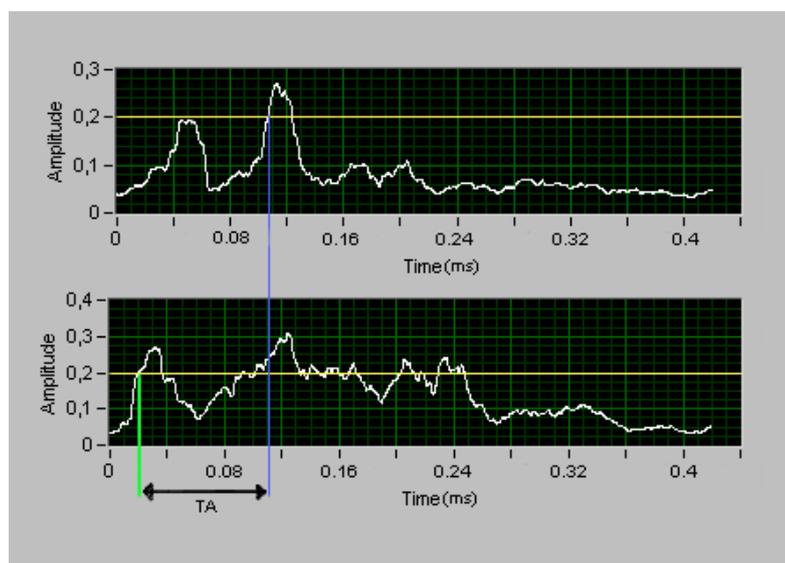


Figura 4.12 – Determinação do tempo de ativação.

O tempo de ativação dos demais músculos é então calculado como a diferença temporal entre o ponto de disparo do músculo corrente e do músculo de referência como mostra a figura 4.12.

A figura 4.13 mostra o trecho de código LabView responsável pelo cálculo dos tempos de ativação.

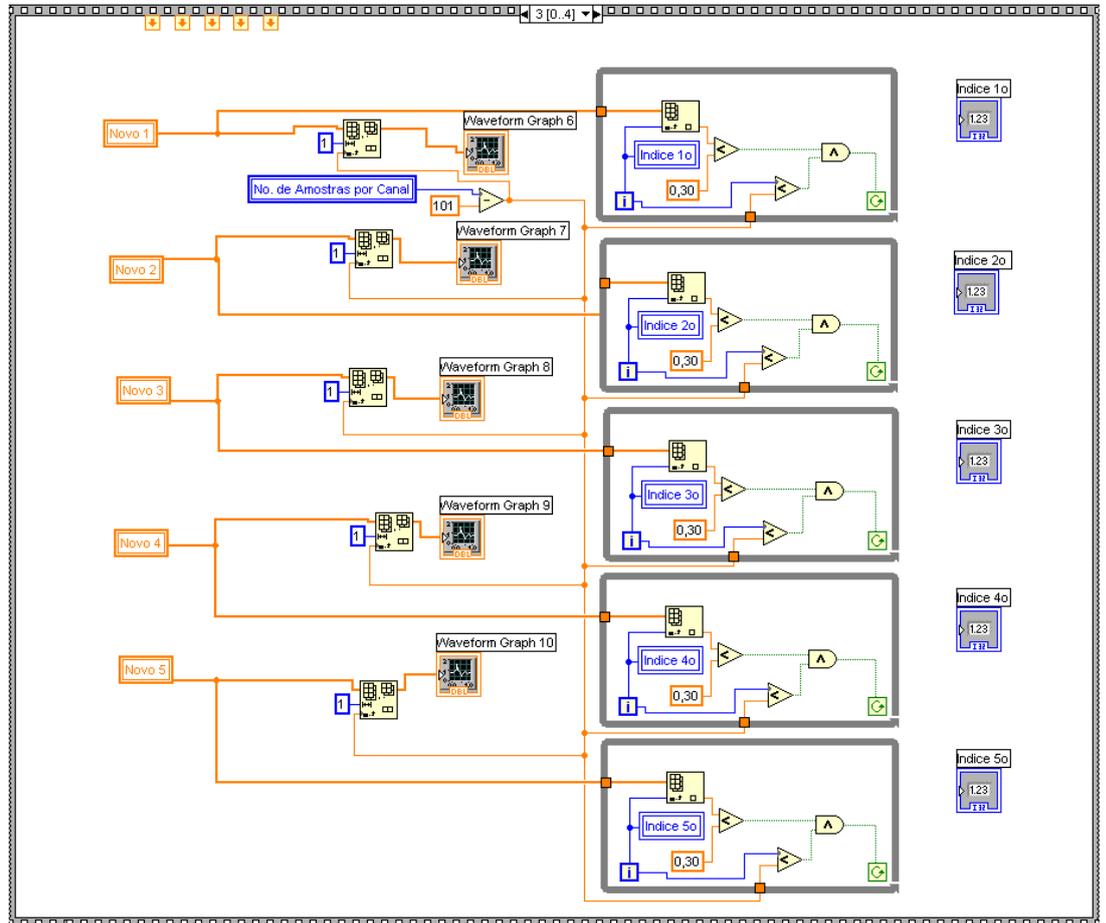


Figura 4.13 - Diagrama LabView responsável pelo cálculo dos tempos de ativação.

4.3 Classificação de padrões

A palavra “padrão” deriva do latim *patronus*, e é definida por um dicionário de português como um exemplo, ou modelo – algo a ser seguido ou copiado.

O reconhecimento de padrões tem como fundamento as capacidades cognitivas do ser humano, ou seja, a capacidade de adquirir conhecimento. Pode ser observado ainda como um processo de redução de informações [Rauber, 1997].

Existem diversas formas de classificações de padrões, que vão desde arquiteturas probabilísticas à arquiteturas neurais [Rauber, 1997].

Ao realizar o reconhecimento de padrões do sinal EMG, dois fatores devem ser levados em consideração: a provável localização dos eletrodos em pontos diferentes cada vez que o usuário se conectar ao equipamento, e a grande variação nas características do sinal coletado entre indivíduos diferentes. Entre os amputados, isto é agravado graças às diferentes alterações na estrutura muscular remanescente [O'Neill et al, 1994]. Para contornar estes problemas, é interessante que o método de reconhecimento de padrões seja baseado em um sistema que possa ser “ensinado” a reconhecer cada tipo de sinal. Por este motivo, o método de reconhecimento de padrões utilizado neste trabalho foi baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA) [Principe, 2000] .

Uma rede neural é caracterizada pelo padrão de conexão entre seus neurônios (arquitetura), pelo método de determinação dos pesos entre as conexões (treinamento ou aprendizagem) e por sua função de ativação [Fausett, 1994]. A afirmação de que uma rede neural pode “aprender” refere-se à possibilidade de alterar o peso das conexões entre os neurônios, fazendo com que haja variação no padrão de saída. Ou seja, treinar uma rede neural artificial é, basicamente, ajustar valores numéricos das conexões entre seus neurônios.

Atualmente, existem inúmeras arquiteturas de redes neurais artificiais. Referências sobre elas podem ser encontradas em Braga et al (1998), Fausett (1994), Gudwin (1996), Haykin (1994), Lippman (1987), Prosdocimo (1996), Rauber (1997) e Welstead (1994). Dentre as arquiteturas neurais, uma das que tem obtido melhores resultados é a chamada MLP (Multi-Layer Perceptron), utilizando como mecanismo de treino um algoritmo conhecido como Backpropagation [Andrade, 2000], sendo por isso a selecionada para utilização neste trabalho (Figura 4.14).

O backpropagation é um método de gradiente descendente para minimização do erro quadrático total da saída calculada pela rede. Seu objetivo é treinar a rede para alcançar um equilíbrio entre a habilidade de responder corretamente a padrões utilizados no treinamento, e a habilidade de fornecer respostas razoáveis a padrões de entrada similares, mas não idênticos (generalização).

Contudo, este treinamento pode apresentar problemas. Existe a possibilidade que o processo não chegue a convergir para o resultado desejado, ou existir um erro muito grande entre a saída obtida e a desejada. E ainda que haja convergência, isto

pode ocorrer muito lentamente, exigindo um tempo muito longo de treinamento. Para tornar o processo mais rápido e estável, diversas técnicas de adaptação foram desenvolvidas.

A técnica utilizada neste trabalho é denominada Resilient Backpropagation. Ela se utiliza de uma adaptação local da taxa de aprendizagem, de acordo com o comportamento da função erro. O processo de adaptação é influenciado pelo comportamento temporal do sinal da derivada, ao invés de seu valor, levando a um processo de adaptação mais transparente e eficiente [Reidmiller, 1993].

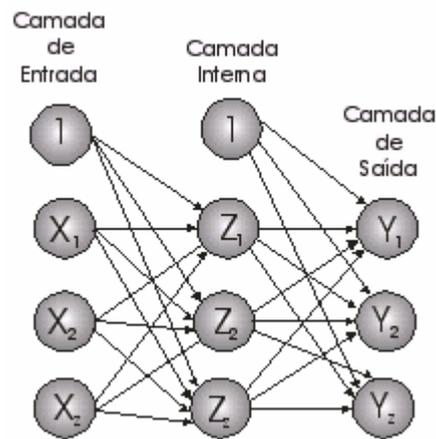


Figura 4.14 – Diagrama esquemático de uma Rede Neural MLP

Para este trabalho, a RNA foi projetada da seguinte forma:

- 9 neurônios na camada de entrada, referentes às características extraídas na etapa anterior;
- 7 neurônios na camada intermediária, sendo que este valor foi obtido empiricamente e com o qual obtivemos melhores respostas para a RNA;
- 4 neurônios de saída, correspondentes às 4 classes de movimentos que se deseja classificar.

4.4 O Aplicativo de Software

O aplicativo de software construído para execução dos passos descritos no item 4.2 foi desenvolvido utilizando o LabView 7.0[®] da National Instruments. O fluxograma visualizado na figura 4.15 mostra a lógica interna de funcionamento do

programa. A utilização do programa pode ser dividida em duas fases distintas, denominadas “treinamento” e “reconhecimento”, descritas a seguir.

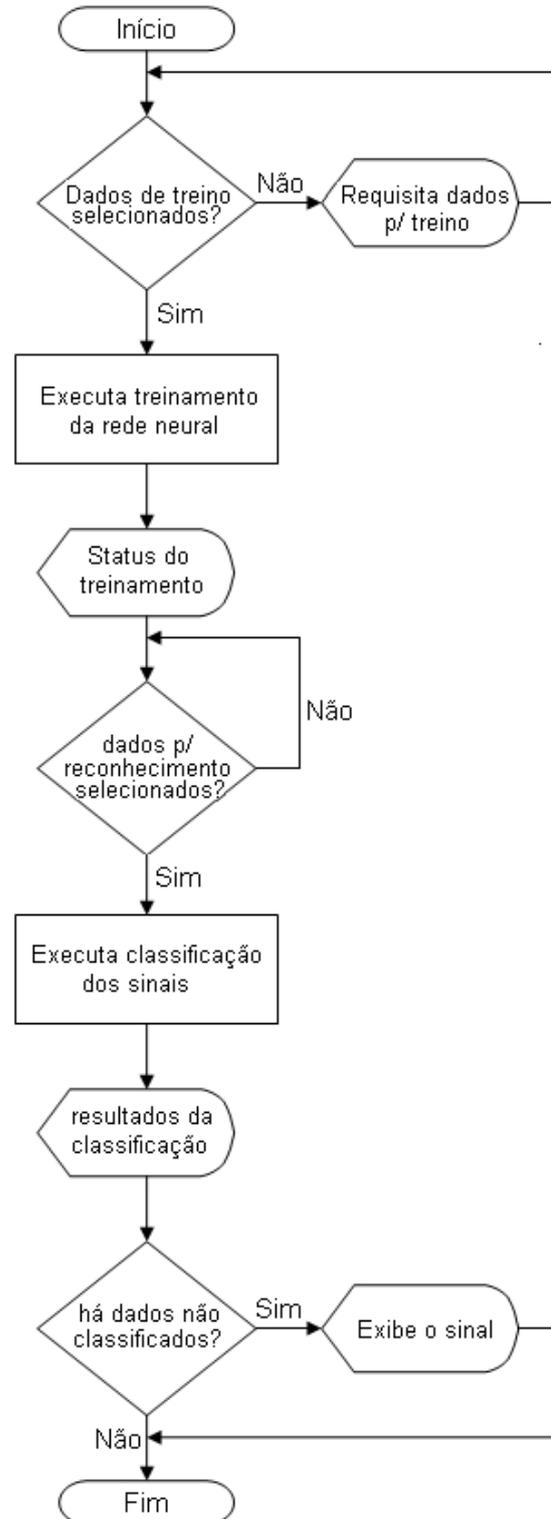


Figura 4.15 – Fluxograma do programa desenvolvido

4.4.1 Fase de Treinamento

Durante essa fase, os dados necessários para o correto treinamento da RNA são selecionados, e o treinamento é efetuado. Para isso, deve-se realizar os seguintes passos:

- A partir da interface principal (Figura 4.16), seleciona-se um diretório, contendo os arquivos com dados necessários para o treino da rede neural. Para isso, é possível tanto indicar o caminho do diretório na caixa de texto (Figura 4.17), ou utilizar-se do botão “diretório” (Figura 4.18) para realizar a seleção do diretório com os dados (Figura 4.19).



Figura 4.16 – Interface principal do programa de classificação do sinal EMG

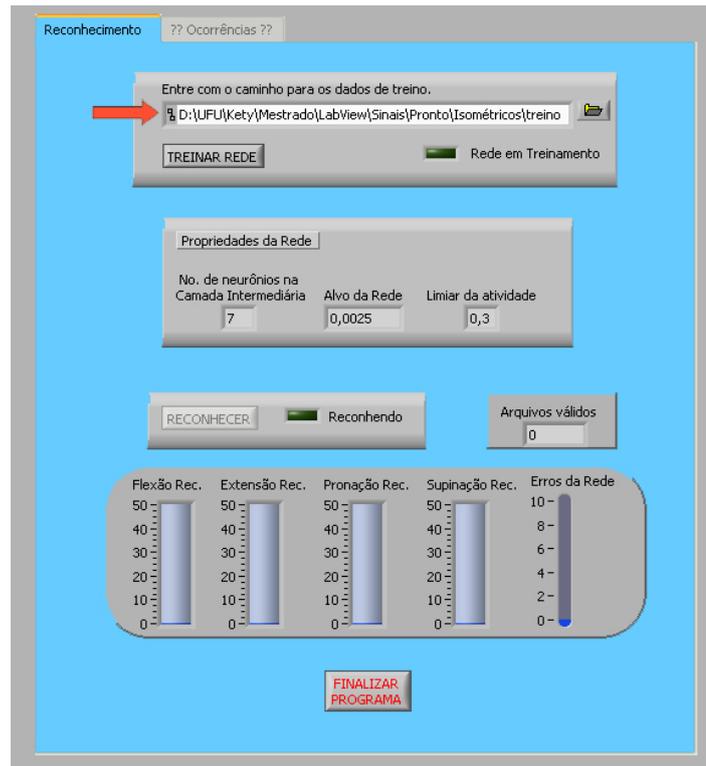


Figura 4.17 – Interface principal do programa, evidenciando a caixa de texto para seleção do diretório contendo os dados para treinamento da RNA.

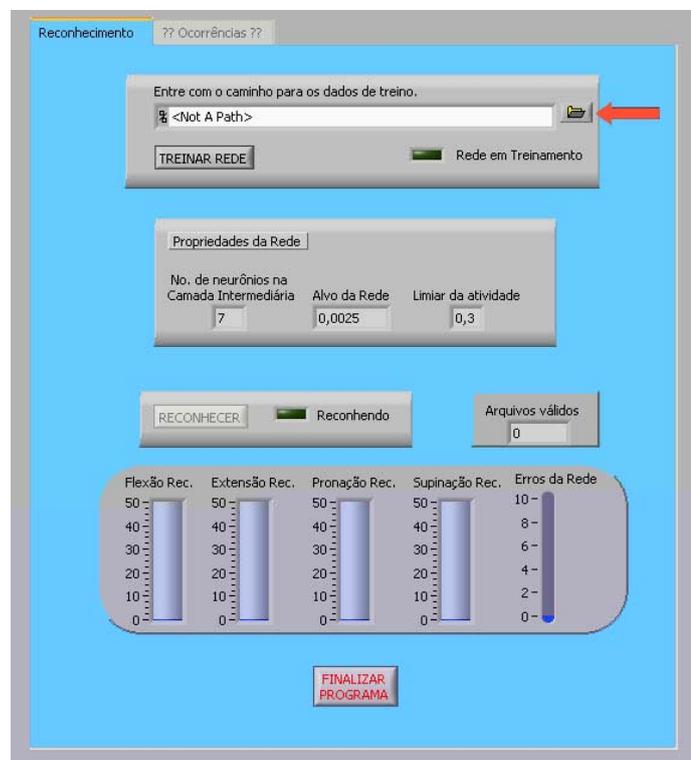


Figura 4.18 – Interface principal do programa, evidenciando o botão “Selecionar Diretório contendo os dados para treinamento da RNA”.

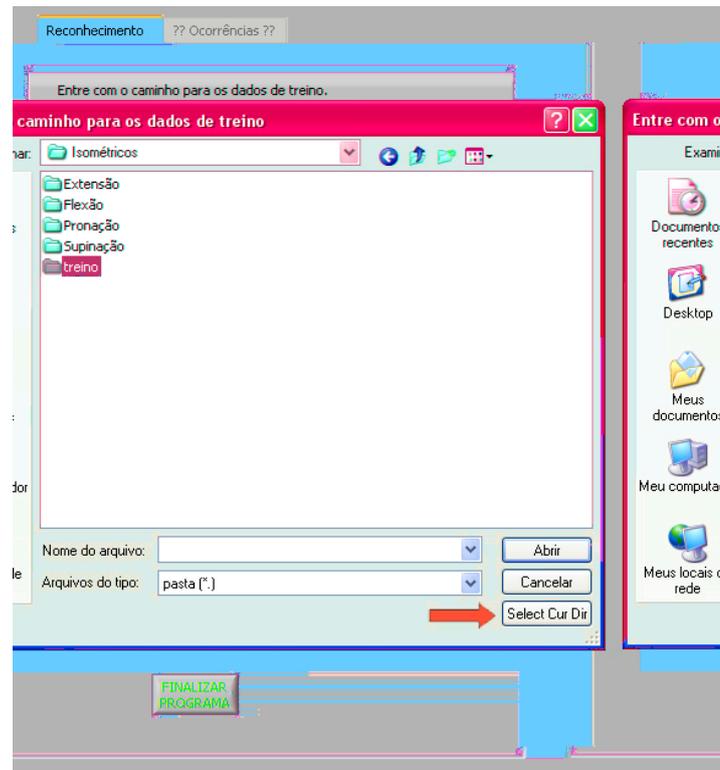


Figura 4.19 – Diálogo para seleção de diretório com dados de treino, evidenciando o botão “Selecionar Diretório”.

- Após a seleção do diretório contendo os dados, inicia-se o treino da rede neural pressionando-se o botão “TREINAR REDE”. Um “LED” indicativo permanecerá aceso enquanto o programa executa o treinamento da rede. Logo abaixo, as propriedades da RNA treinada são exibidas (Figura 4.20). Ao término do treinamento, é exibido um diálogo com os resultados (performance) (Figura 4.21).

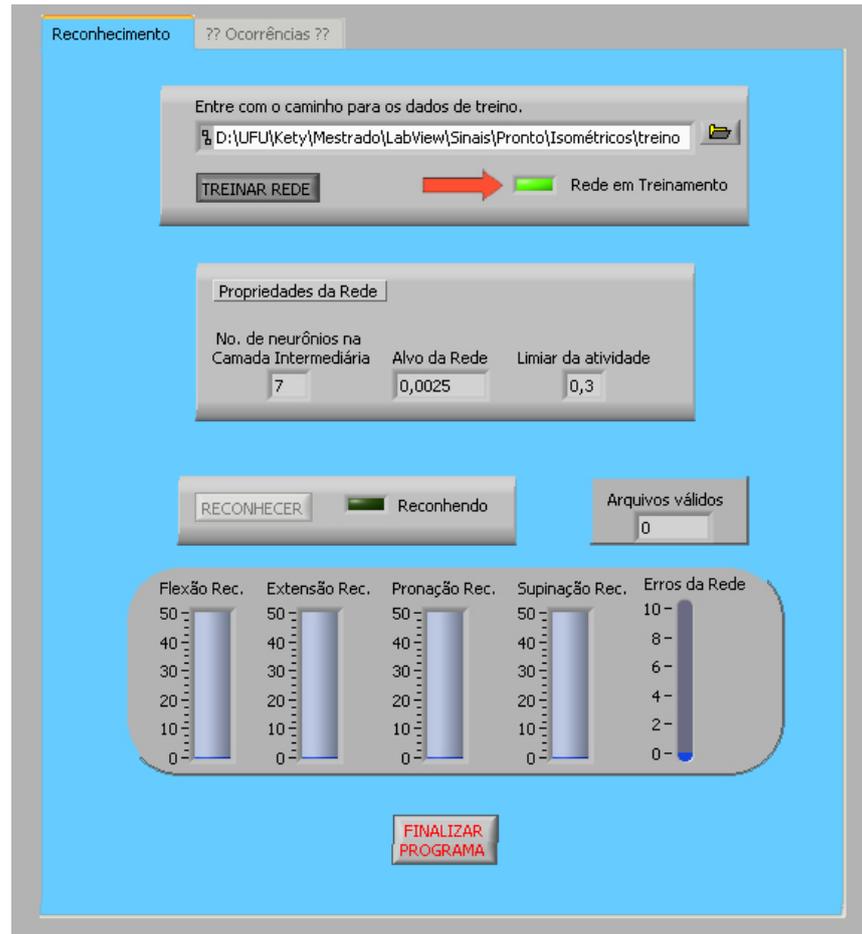


Figura 4.20 – Treinamento em andamento. O LED indicativo está evidenciado.

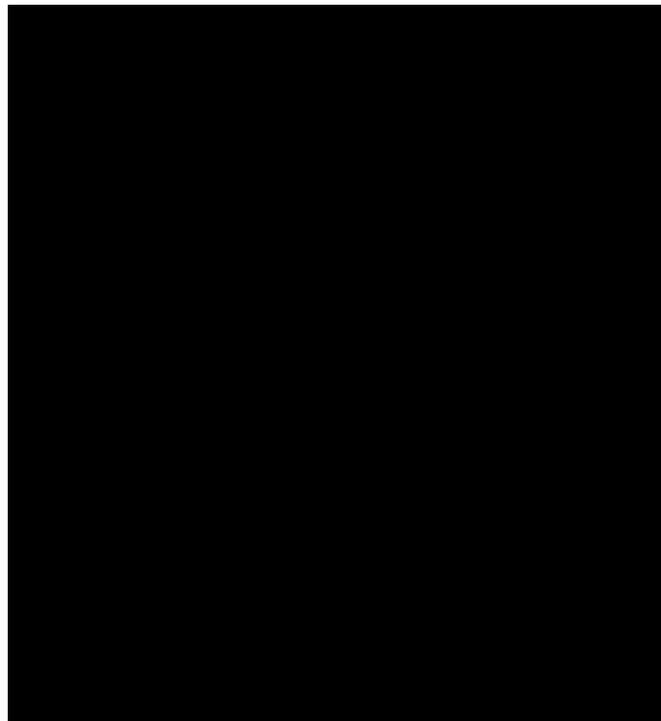


Figura 4.21 – Diálogo exibindo a performance do treinamento

O gráfico da performance exibe o erro total da rede em função da iteração (epoch). Um treinamento bem sucedido ocorre quando o erro total da rede é menor que o limite estabelecido (alvo da rede).

4.4.2 Fase de Reconhecimento

Completado o treinamento da RNA, o sistema estará pronto para proceder a identificação (classificação) dos movimentos (padrões) desconhecidos. Para tal, deve-se realizar os seguintes passos:

- Estando a rede devidamente treinada, o botão “Reconhecer” se torna ativo (Figura 4.22), permitindo que o usuário possa selecionar um conjunto de dados para ser classificado conforme o treinamento efetuado. (Figura 4.23)

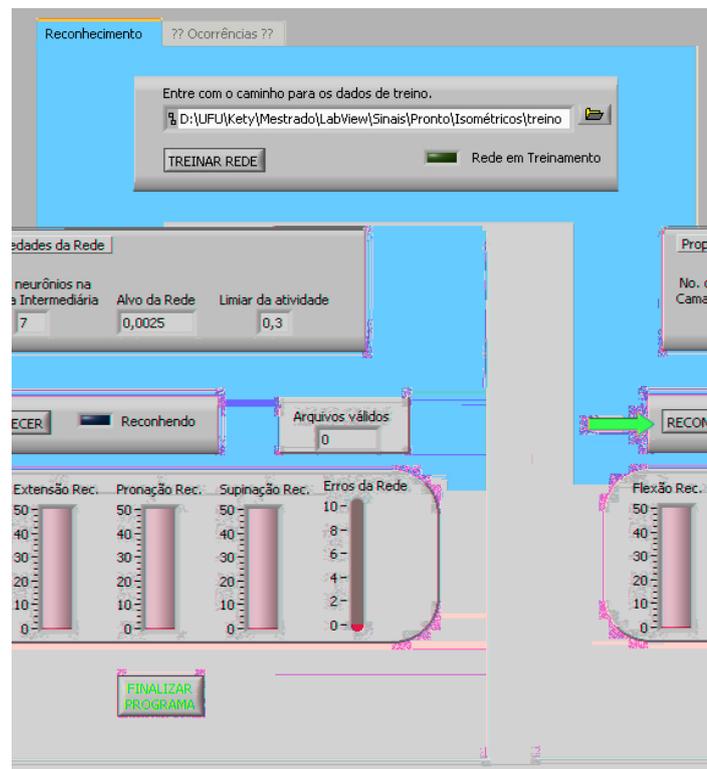


Figura 4.22 – Interface do programa de classificação do sinal EMG, evidenciando o botão “Reconhecer” ativo

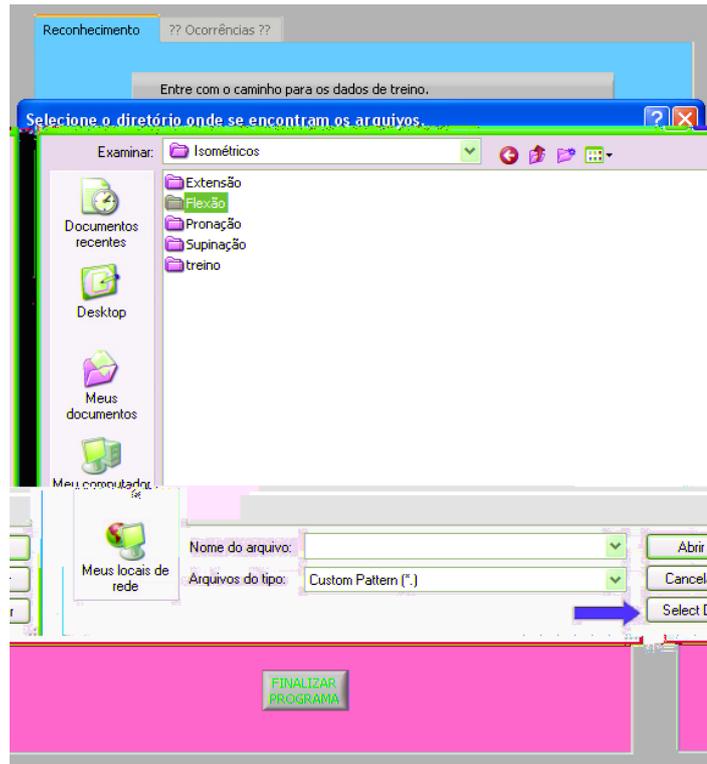


Figura 4.23– Diálogo para seleção do diretório com os dados para classificação, evidenciando o botão “Selecionar Diretório”.

- Durante a realização do processo de classificação, um LED indicativo permanecerá ativo (Figura 4.24). Ao término da classificação, os resultados poderão ser visualizados (Figura 4.25).

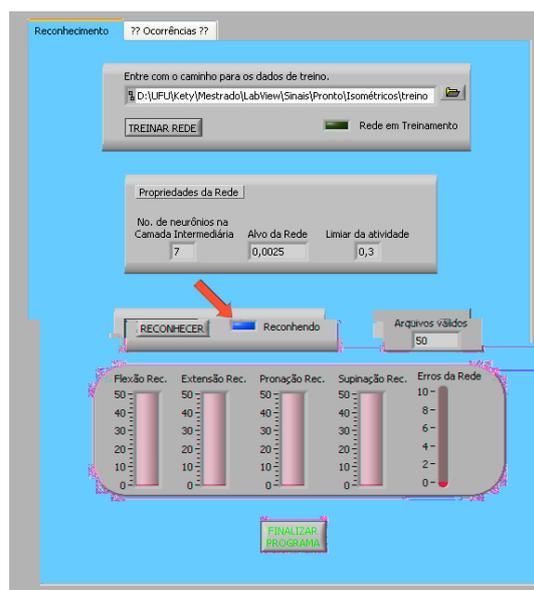


Figura 4.24 –Reconhecimento em andamento. O LED indicativo está evidenciado.

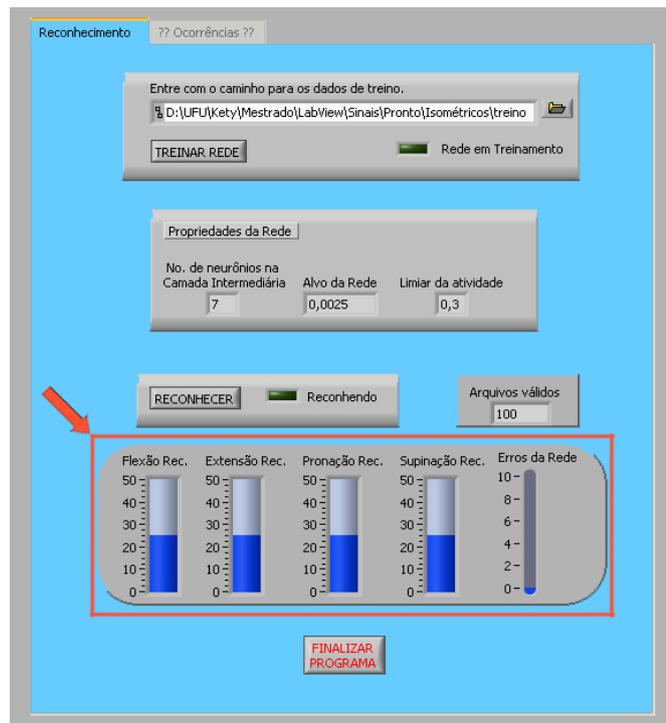


Figura 4.25 – Resultados da classificação.

Cada uma das quatro primeiras barras verticais indicam o número de sinais de uma determinada classe que foram devidamente reconhecidos (Flexão, Extensão, Pronação e Supinação, respectivamente). A última barra indica a quantidade de sinais que não foram devidamente reconhecidos pela rede.

- Caso algum sinal não tenha sido corretamente classificado, o usuário tem condições de visualizá-lo na tela (Figura 4.26), para que possa analisá-lo e determinar se a falha na classificação foi resultado de mal-treinamento da rede, ou se a falha é resultante de um sinal muito degradado por ruídos (Figura 4.27).

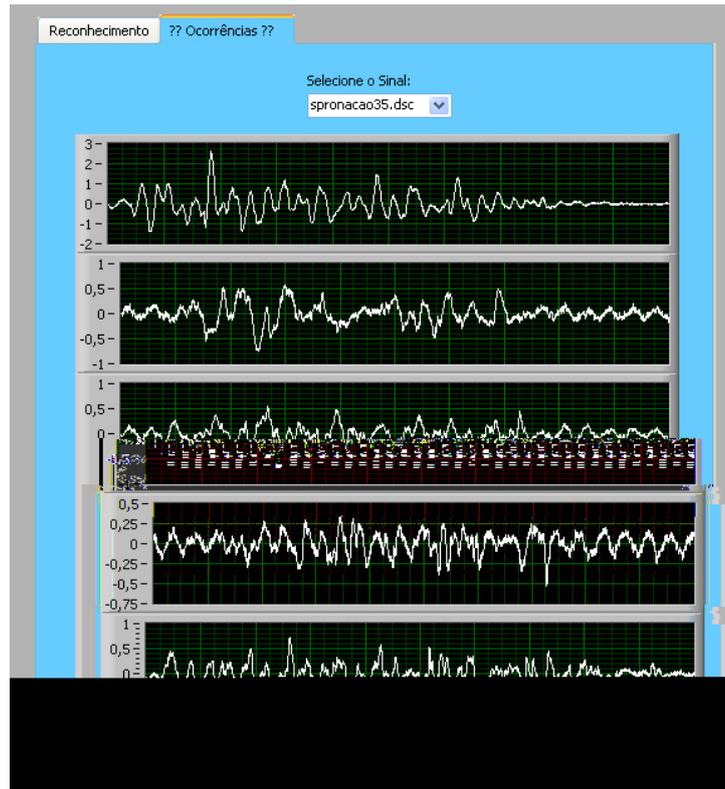


Figura 4.26 – Interface do programa, exibindo um sinal não reconhecido.

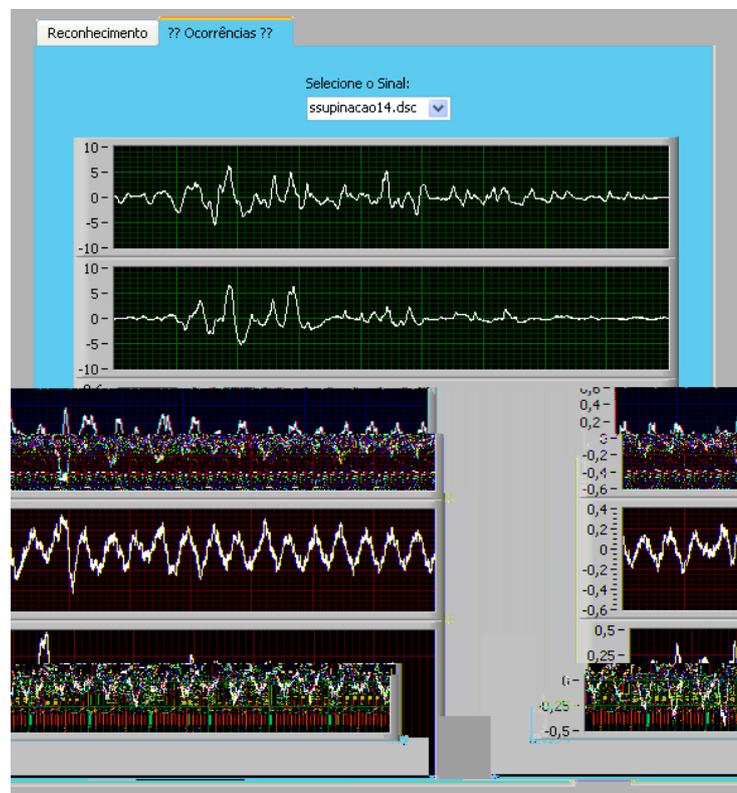


Figura 4.27 – Sinal degradado por ruídos

Capítulo 5

Experimentos e avaliações

Conforme descrito anteriormente, o objetivo do presente estudo é desenvolver uma metodologia capaz de extrair as características do sinal eletromiográfico e classificar esse sinal para que o resultado dessa classificação possa ser enviado a um sistema de controle de uma prótese com 4 graus de liberdade. O sistema deve ser baseado em uma matemática simples, que possa ser implementado exigindo baixo poder de processamento.

5.1 Metodologia Experimental

Para avaliar o sistema proposto, decidiu-se trabalhar com um conjunto de sinais EMG previamente coletados, conforme os padrões descritos no capítulo 2.

O conjunto de sinais utilizados foi coletado para a realização do trabalho de mestrado de Andrade (2000) e foi realizada de acordo com a seguinte metodologia (texto adaptado de Andrade, 2000):

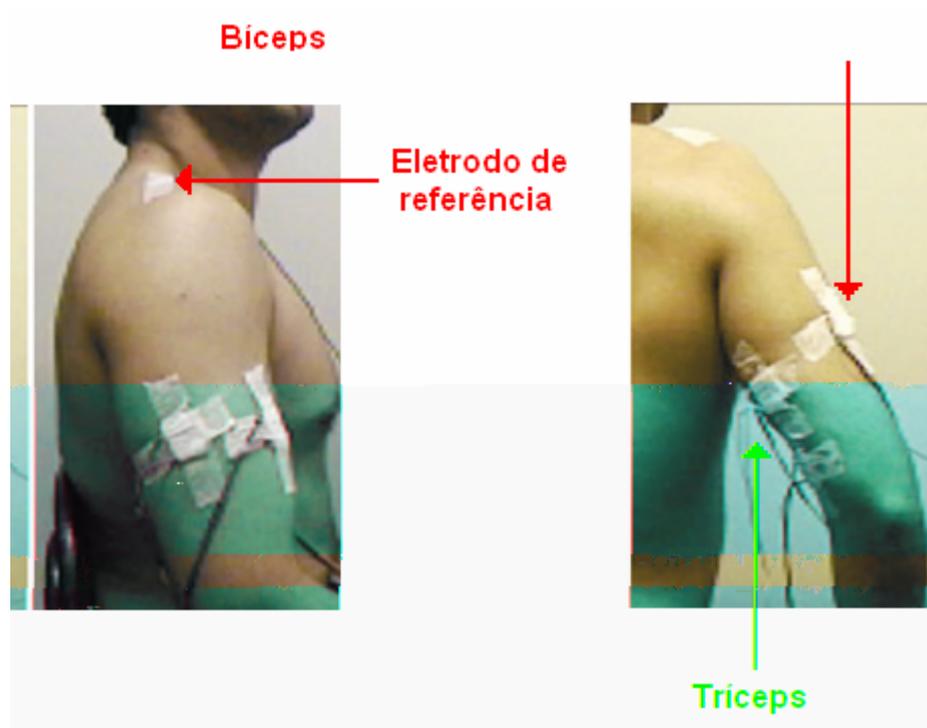
“Para a realização dos experimentos, foi escolhido um indivíduo normal com as seguintes características:

- Idade: 24 anos
- Altura: 1,80m
- Peso: 78kg
- Sexo: Masculino

Dividiu-se o movimento em dois subgrupos: isotônicos e isométricos. Para cada um deles foi utilizada a seguinte configuração de posicionamento de eletrodos:

- 5 pares, sendo dois sobre o grupo muscular bíceps - na cabeça longa (B1) e na cabeça curta (B2) e três sobre o grupo muscular tríceps – na cabeça longa (T1), na cabeça medial (T2) e cabeça lateral (T3);

A configuração de 5 pares (figura 5.1) baseou-se no trabalho de Souza (1998), onde 5 sítios distribuídos sobre o bíceps, e o tríceps, são utilizados para a detecção do sinal.”



5.1 – Posicionamento dos 5 pares de eletrodos.
Extraído de [Andrade, 2000]

Os movimentos foram realizados tendo em mente a naturalidade dos mesmos, sem a preocupação de se obter grande uniformidade em força ou velocidade. Procurou-se, contudo, trabalhar com movimentos de duração máxima de 1 segundo. A digitalização se deu a uma taxa de 5KHz. Para cada classe de movimento analisada, foram realizadas em um único dia, 50 repetições isométricas e 50 isotônicas. As repetições foram seqüenciais com intervalos de 10 segundos entre movimentos de uma mesma classe e intervalo de 2 minutos entre mudanças de classes. Estes intervalos foram estabelecidos para evitar fadiga muscular.

Para cada um dos subgrupos apresentados, analisou-se 4 classes de movimento: flexão, pronação, extensão e supinação, o que nos permitiria controlar uma prótese com 4 graus de liberdade.

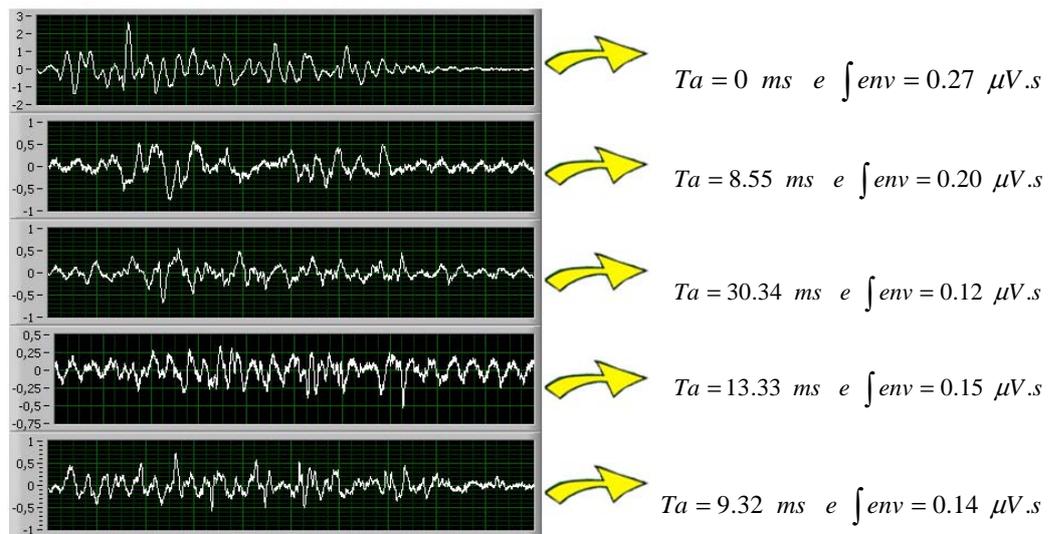
Os dados foram coletados, armazenados em arquivos, e agrupados de acordo com o tipo de movimento executado (50 sinais para cada tipo de movimento, para cada subgrupo, totalizando então 400 sinais) “.

5.2 Extração das Características

Observando as variações na amplitude do sinal EMG e conseqüentemente em sua potência, e as diferenças temporais dos momentos de disparo de cada músculo, buscou-se um sistema de reconhecimento do sinal a partir das seguintes características: integral da envoltória do sinal e tempos de ativação.

Foram então calculados, como descrito no capítulo 5, a integral e os tempos de ativação para cada classe de movimento (flexão, extensão, pronação e supinação), sendo cada movimento composto de 5 sinais referentes aos 5 eletrodos.

A figura 5.2 exemplifica o procedimento. São exibidos os 5 sinais referentes a cada eletrodo, sendo o sinal superior referente ao eletrodo sobre o bíceps – cabeça curta; o sinal logo abaixo, do eletrodo sobre o bíceps – cabeça longa; o sinal na parte mediana é referente ao eletrodo sobre o tríceps – cabeça lateral, o sinal abaixo deste do eletrodo sobre o tríceps – cabeça longa, e o sinal inferior é referente ao sinal do eletrodo sobre o tríceps – cabeça medial. Foram evidenciados na figura os coeficientes calculados a partir de um sinal-exemplo.



5.2 – Representação dos 5 sinais e os respectivos coeficientes.

Portanto, cada movimento será, para a RNA, avaliado como um conjunto de *apenas* 9 valores, o que elimina em muito a quantidade de neurônios na entrada da rede neural, quando se comparado, por exemplo, a utilização do sinal puro.

Este mesmo processo foi repetido para todos os arquivo relacionados aos quatro tipos de movimento, resultando em 900 coeficientes($9 * (25*4)$), ou seja, para cada movimento (flexão, extensão, pronação e supinação) temos um total de 5 sinais (referentes aos eletrodos), e duas características (integral e TAs), tudo isso foi feito para 25 contrações e para os 4 grupos de movimento de cada uma delas.

Plotando-se esses valores em gráficos 3D (figura 5.3) com o eixo dos “coeficientes” representando os tempos de ativação e as integrais abaixo das curvas, o eixo “sinais” indicando os sinais a serem analisados (50 para cada classe de movimento) e o eixo “amplitude” contendo os valores calculados para os coeficientes, podemos obter uma superfície conforme mostra a figura 5.3.

Os sinais de 0 a 50 pertencem à classe extensão, os de 51 a 100 à flexão, os de 101 a 150 à pronação e os de 151 a 200 à supinação.

Observa-se uma certa facilidade de discriminação visual entre as classes. A separabilidade do sinal é bem vista na mudança da forma de cada gráfico. O fato de serem utilizados 5 eletrodos contribui para essa separabilidade, já que se tem um maior número de informações, quando comparado à utilização de uma quantidade menor de eletrodos [Andrade, 2000].

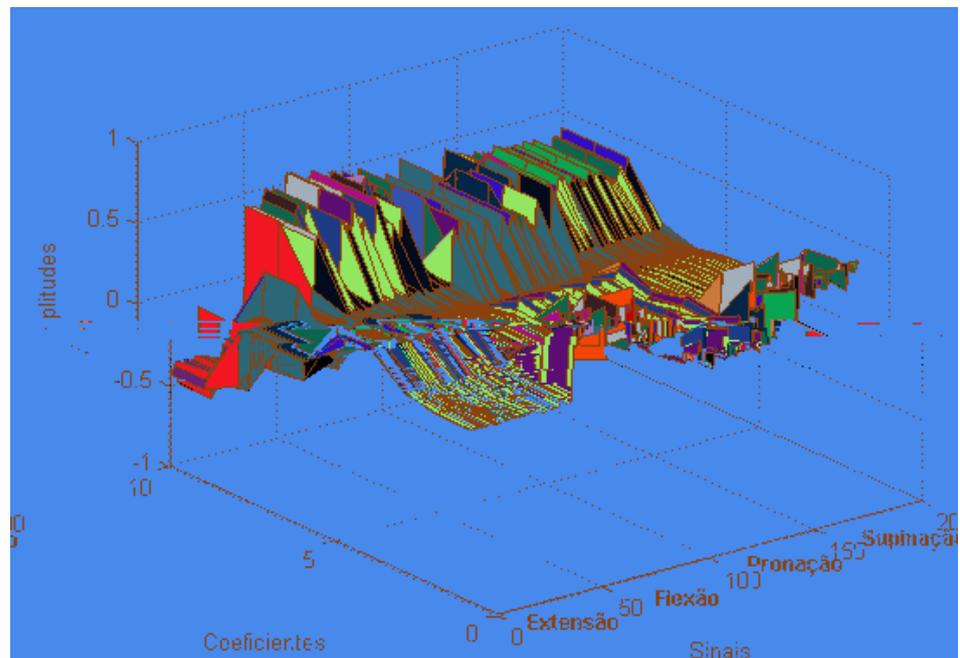
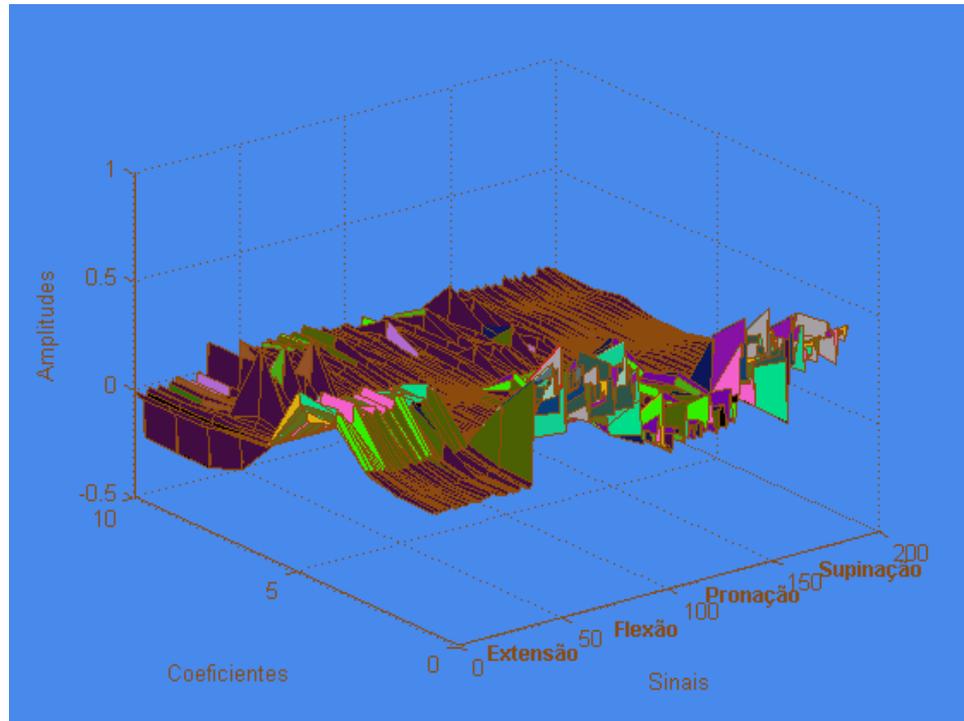


Figura 5.3 – Superfície de Coeficientes.

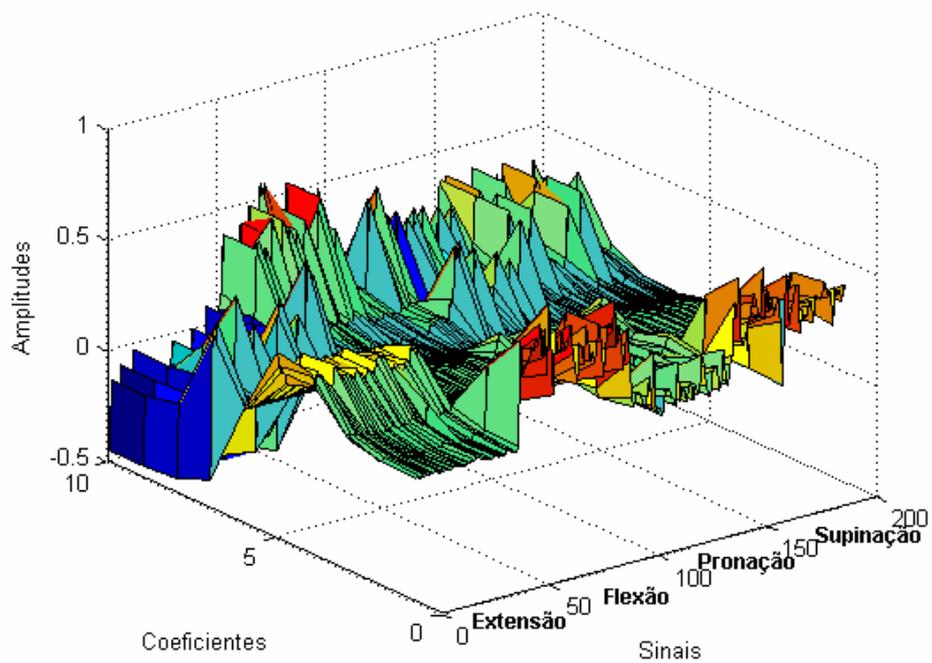
O gráfico da figura 5.3 foi gerado com base em um limiar de 0.5 para a detecção do tempo de ativação de cada sinal.

Contudo, para avaliar a contribuição deste limiar no resultado da RNA, este mesmo conjunto de características foi gerado para limiares de 0.1 a 0.6, para cada subgrupo (estático e dinâmico). Os resultados são apresentados a seguir.

Superfície de Coeficientes - Grupo Estático - Cinco Pares

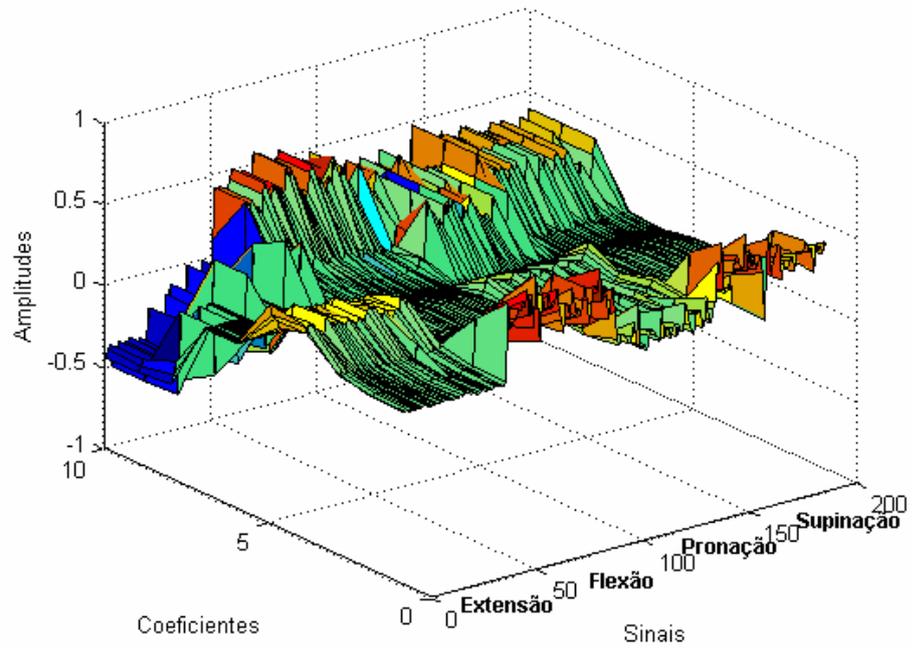


*Figura 5.4 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas
5 pares – Limiar 0,1.*

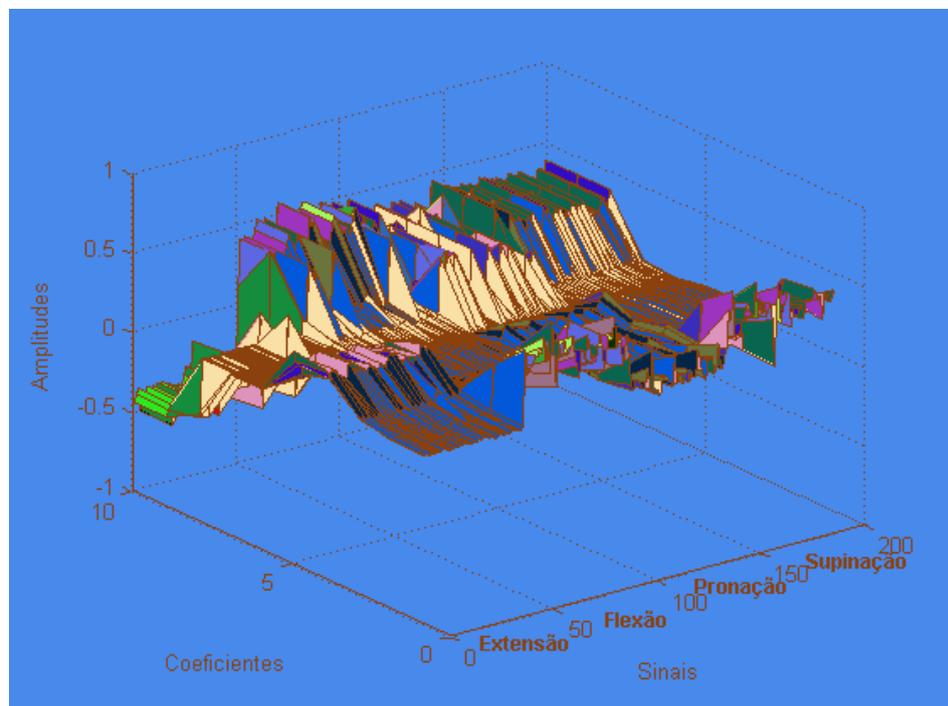


*Figura 5.5 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas
5 pares – Limiar 0,2.*

Superfície de Coeficientes - Grupo Estático – Cinco Pares

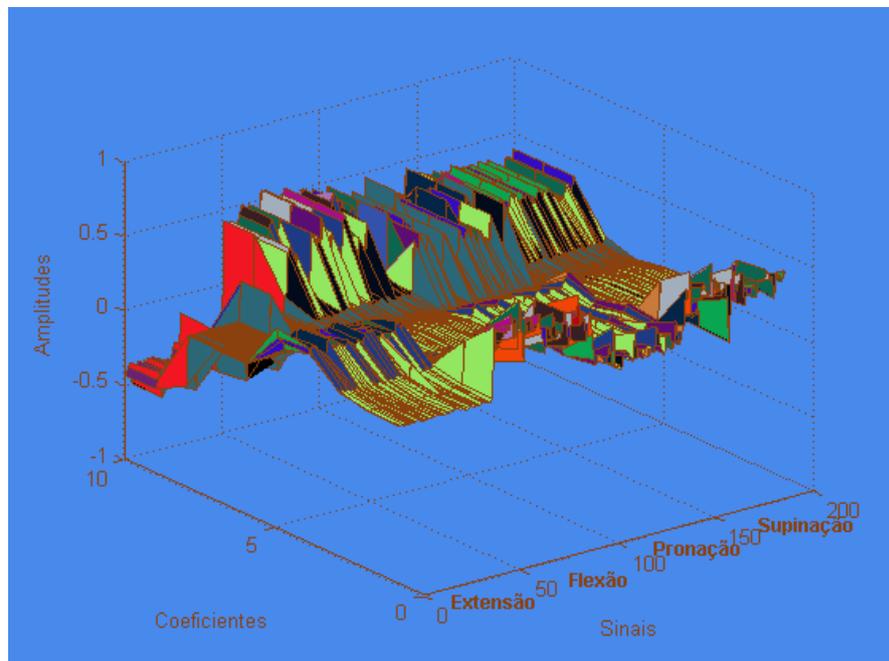


*Figura 5.6 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas
5 pares – Limiar 0,3.*

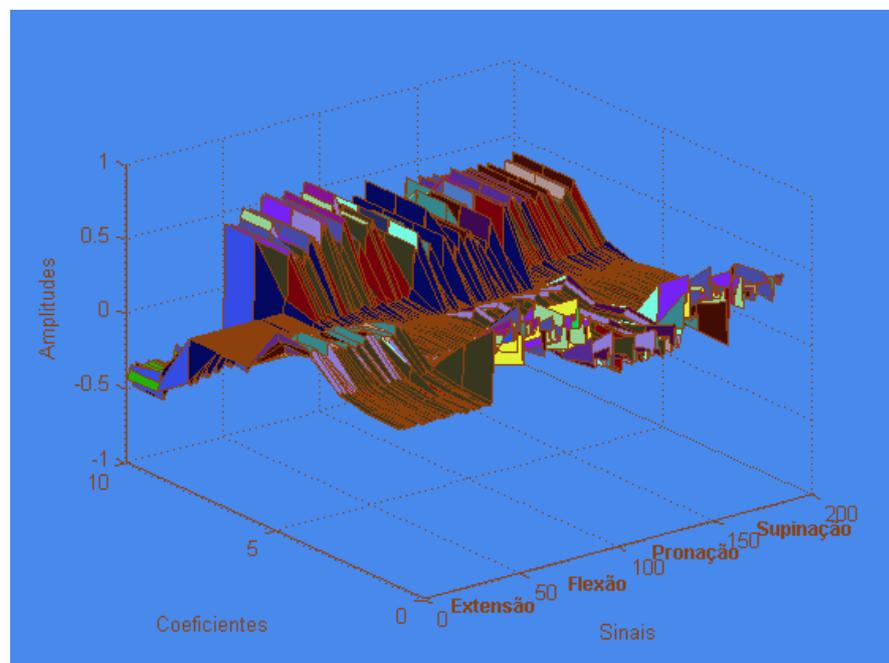


*Figura 5.7 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas
5 pares – Limiar 0,4.*

Superfície de Coeficientes - Grupo Estático – Cinco Pares

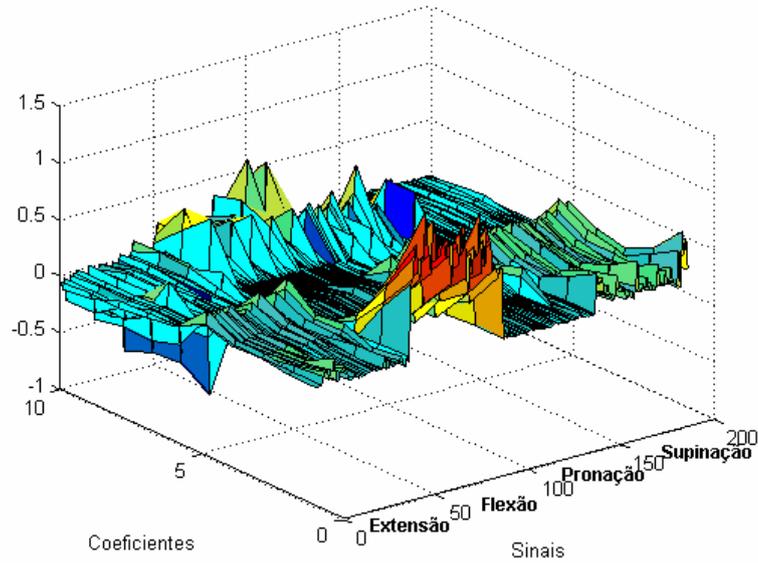


*Figura 5.8 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas
5 pares – Limiar 0,5.*

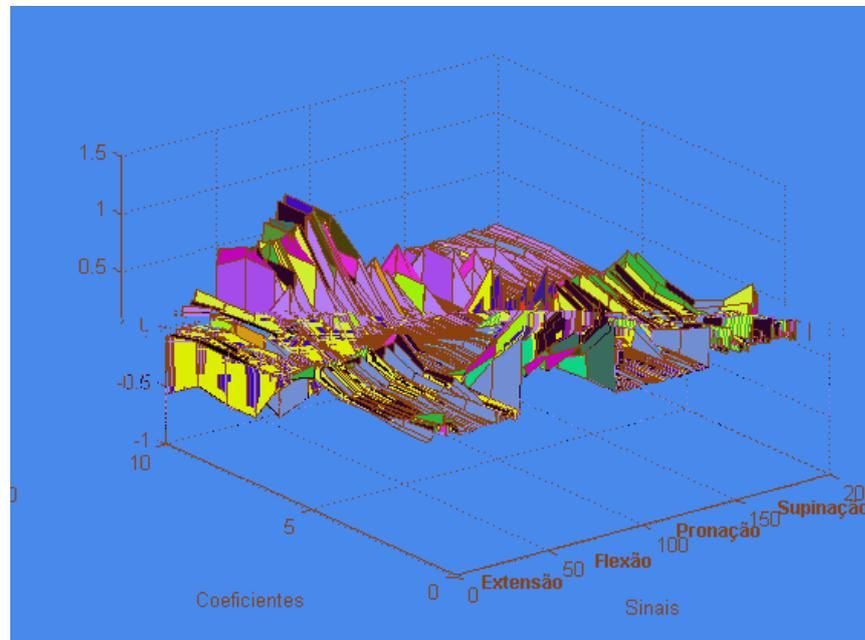


*Figura 5.9 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações estáticas
5 pares – Limiar 0,6.*

Superfície de Coeficientes - Grupo Dinâmico – Cinco Pares

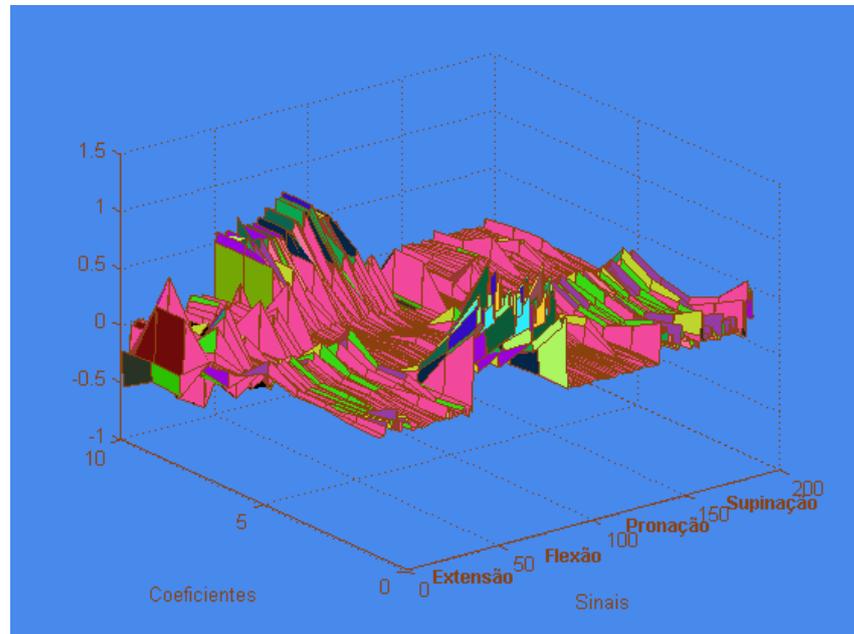


*Figura 5.10 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas
5 pares – Limiar 0,1.*

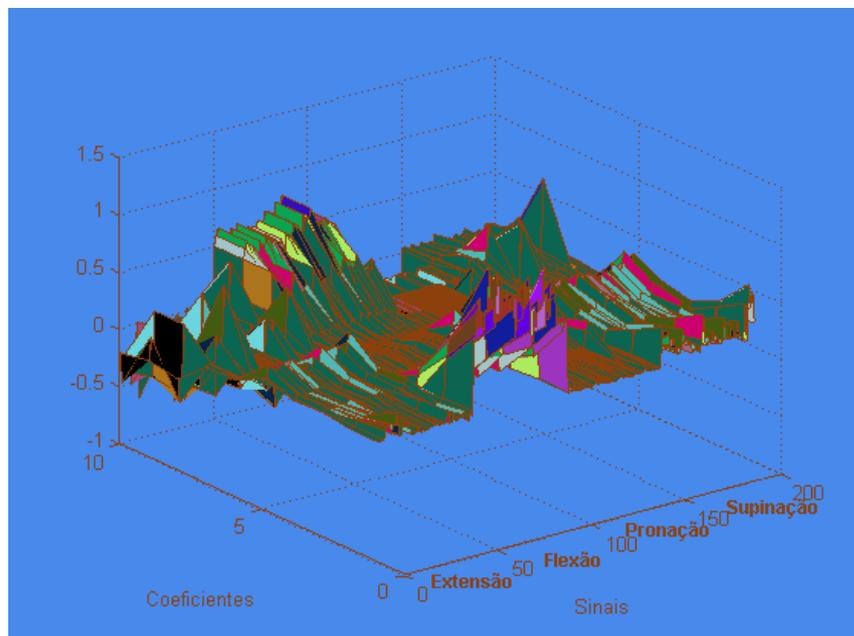


*Figura 5.11 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas
5 pares – Limiar 0,2.*

Superfície de Coeficientes - Grupo Dinâmico – Cinco Pares

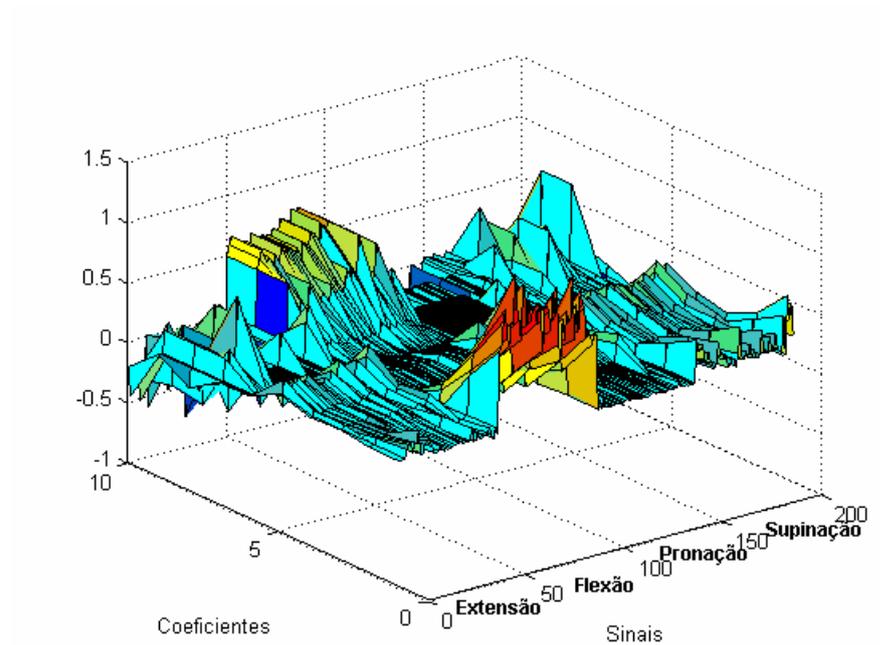


*Figura 5.12 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas
5 pares – Limiar 0,3.*

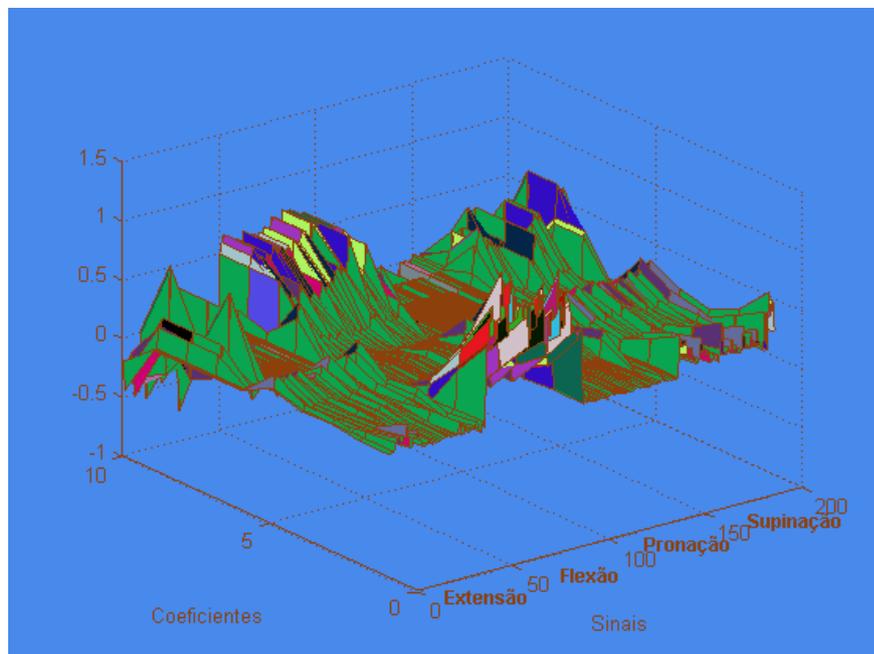


*Figura 5.13 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas
5 pares – Limiar 0,4.*

Superfície de Coeficientes - Grupo Dinâmico – Cinco Pares



*Figura 5.14 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas
5 pares – Limiar 0,5.*



*Figura 5.15 – Superfície de coeficientes para o grupo de contrações dinâmicas
5 pares – Limiar 0,6.*

5.3 Treinamento da RNA

Para cada limiar:

- Os 25 grupos de características foram enviados para a RNA aleatoriamente.
- Depois de finalizado o treinamento, estes mesmos sinais foram enviados para reconhecimento pela RNA. Observou-se que a rede foi capaz de aprender corretamente todos os sinais de todos os grupos de movimento treinados com as respectivas variações de limiar e padrões de contração (dinâmica e estática) analisados.

5.4 Análise da performance do sistema para reconhecimento de padrões não treinados

- A extração das 9 características para cada movimento foi feita conforme descrito anteriormente.
- Para cada classe de movimento foram analisados 25 sinais.
- As tabelas a seguir exprimem os resultados obtidos experimentalmente.

Grupo Estático - Cinco Pares - Limiar 0,1	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	100%
Flexão	96%
Pronação	83%
Supinação	96%
Acerto Médio	94%

Tabela 5.1 – Taxa de acerto grupo estático Limiar 0,1.

Grupo Estático - Cinco Pares - Limiar 0,2	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	92%
Flexão	96%
Pronação	88%
Supinação	92%
Acerto Médio	92%

Tabela 5.2 – Taxa de acerto grupo estático Limiar 0,2

Grupo Estático - Cinco Pares - Limiar 0,3	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	100%
Flexão	96%
Pronação	92%
Supinação	92%
Acerto Médio	95%

Tabela 5.3 – Taxa de acerto grupo estático Limiar 0,3

Grupo Estático - Cinco Pares - Limiar 0,4	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	96%
Flexão	96%
Pronação	79%
Supinação	92%
Acerto Médio	91%

Tabela 5.4 – Taxa de acerto grupo estático Limiar 0,4

Grupo Estático - Cinco Pares - Limiar 0,5	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	100%
Flexão	100%
Pronação	96%
Supinação	92%
Acerto Médio	97%

Tabela 5.5 – Taxa de acerto grupo estático Limiar 0,5

Grupo Estático - Cinco Pares - Limiar 0,6	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	100%
Flexão	96%
Pronação	88%
Supinação	88%
Acerto Médio	93%

Tabela 5.6 – Taxa de acerto grupo estático Limiar 0,6

Grupo Dinâmico - Cinco Pares Limiar 0,1	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	92%
Flexão	80%
Pronação	92%
Supinação	88%
Acerto Médio	88%

Tabela 5.7 – Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0,1

Grupo Dinâmico - Cinco Pares - Limiar 0,2	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	83%
Flexão	100%
Pronação	100%
Supinação	88%
Acerto Médio	93%

Tabela 5.8 – Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0,2

Grupo Dinâmico - Cinco Pares - Limiar 0,3	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	83%
Flexão	96%
Pronação	96%
Supinação	88%
Acerto Médio	91%

Tabela 5.9 – Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0,3

Grupo Dinâmico - Cinco Pares - Limiar 0,4	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	83%
Flexão	100%
Pronação	88%
Supinação	92%
Acerto Médio	91%

Tabela 5.10 – Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0,4

Grupo Dinâmico - Cinco Pares Limiar 0,5	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	83%
Flexão	96%
Pronação	92%
Supinação	96%
Acerto Médio	92%

Tabela 5.11 – Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0,5

Grupo Dinâmico - Cinco Pares Limiar 0,6	
Classe de movimentos	Grupo de execução
Extensão	92%
Flexão	96%
Pronação	92%
Supinação	92%
Acerto Médio	93%

Tabela 5.12 – Taxa de acerto grupo dinâmico Limiar 0,6

5.5 Análise dos resultados

Os resultados indicam uma variação na resposta do sistema de classificação em função do tipo de contração realizada. Observando as tabelas contendo as diferentes taxas de acerto, é possível se chegar a algumas conclusões:

-

Possíveis causas da piora na performance do reconhecimento de contrações dinâmicas são:

- Movimento relativo das fibras musculares abaixo do eletrodo
- Movimento da pele
- Artefatos provenientes do balanço de cabos

5.5.1 Análise Comparativa

As tabelas 5.13 e 5.14 comparam os melhores resultados obtidos no presente estudo e no trabalho de Andrade[2000] para a configuração de 5 pares de eletrodos para os dois grupos de movimentos (estático e dinâmico).

	Sistema Proposto	Andrade[2000]
Classe de movimentos	Acerto Médio	Acerto Médio
Extensão	92%	96%
Flexão	96%	100%
Pronação	92%	100%
Supinação	92%	92%
Acerto Médio	93%	97%

Tabela 5.13 – Tabela comparativa – Grupo dinâmico (5 pares)

	Sistema Proposto	Andrade[2000]
Classe de movimentos	Acerto Médio	Acerto Médio
Extensão	100%	100%
Flexão	100%	100%
Pronação	96%	100%
Supinação	92%	100%
Acerto Médio	97%	100%

Tabela 5.14 – Tabela comparativa – Grupo estático (5 pares)

Os resultados obtidos demonstram que o sistema teve uma performance dentro do esperado com um acerto médio de 93% e 97%, ou seja, através de análises matemáticas simples obteve-se um resultado próximo ao obtido com metodologias extremamente mais complexas.

Capítulo 6

Conclusões e Trabalhos Futuros

6.1 Conclusões

Neste trabalho foi desenvolvida uma metodologia para classificação de padrões eletromiográficos capaz de fornecer sinais de controle para uma prótese de quatro graus de liberdade. Para tal, foram utilizados as integrais abaixo das curvas e os tempos de

Comparativamente a outros trabalhos realizados na área, pode-se afirmar que o sistema apresentado possui uma boa performance, a um custo computacional significativamente menor que o de outros métodos, como por exemplo Hudgins (1993), Andrade (2000) e Merletti (2002).

O percentual de acerto máximo para o grupo isométrico (estático) foi de 97% para um limiar de 0.5, enquanto para o grupo isotônico (dinâmico), foi de 93% para os limiares de 0.2 e 0.6. Pode-se observar que a diferença é considerável, tendo o primeiro grupo resultados melhores, o que pode ser causado por “artefatos”, movimento das fibras abaixo do eletrodo e movimento da pele.

Os resultados obtidos experimentalmente sugerem que bons resultados podem ser obtidos utilizando-se a metodologia desenvolvida em outros grupos musculares.

6.2 Trabalhos Futuros

Os resultados obtidos mostram a viabilidade da metodologia no controle de próteses de membros artificiais. Contudo, diversas melhorias podem ser contempladas, como por exemplo:

- Utilização de outros mecanismos de classificação, tendo em vista que não foi objeto de estudo a análise de diferença de performance entre várias arquiteturas de classificadores neurais.
- Implementar o modelo em linguagem de programação para microcontroladores;
- Avaliar outras características para compor o conjunto de dados de entrada para a RNA, como por exemplo, a derivada da envoltória dos sinais, permitindo conseguir assim uma melhor separabilidade entre as classes de movimentos.

Referências Bibliográficas

- [1] ANDRADE, Adriano de O. “**Metodologia para Classificação de sinais EMG no Controle de Membros Artificiais**”, Uberlândia 2000.
- [2] BASHA, T.; SCOTT, R.N.; PARKER, P.A.; HUDGINS, B.S. “**Deterministic Components in the Myoelectric signal**”. Med. & Biol. Eng. & Comput., 1994.
- [3] BASMAJIAN, John V. “**Muscles Alive, their functions revealed by electromyography**”. 4º ed. United States. Editora Williams & Wilkins, 1985.
- [4] BIOMANIA. “**Sistema Nervoso**”. Disponível em: www.biomania.com.br/corpo_humano/nervoso.php, acessado em 05 mai 2004.
- [5] BUTTON, Vera L.S.N. “**Instrumentação biomédica, Eletromiógrafo**”. Campinas: DEB/FEEC – Unicamp, 2000. Disponível em: www.deb.fee.unicamp.br/vera/emg.pdf, acesso em 10 Jun 2004.
- [6] BUTTON, Vera L.S.N. “**Introdução à instrumentação biomédica**” Campinas: DEB/FEEC – Unicamp, 2000. Disponível em: www.fee.unicamp.br/deb/introducao.pdf, acesso em 10 Mar 2004.
- [7] CENTORPIA, “**Próteses de Membros Superiores**”, Disponível em <http://www.ortopediacentorpia.com.br/inicio.asp>, Acesso em 20 Ago 2005
- [8] CUNHA, F.L.; “**Protese Multifunção para Membros Superiores**”, Disponível em http://www.sel.eesc.sc.usp.br/labciber/alunos_pos/Cunha, Acesso em 20 Set 2003.
- [9] CRAELIUS, W “**The Bionic Man: Restoring Mobility**”. Science Magazine, Vol 295, Fev 2002
- [10] DATAQ INSTRUMENTS, “**A Closer Look at the Advaced CODAS Moving Average Algorithm**”, 2005, Disponível em: <http://www.dataq.com>, Acesso em 20 Set 2003.

- [11] DELSYS INC. (1996) Tutorials & WhitePapers: **“A discussion on surface Electromyography: Detection and recording”**. Disponível em: <http://www.delsys.com/library/tutorials.htm>, Acesso em 21 Set 2003.
- [12] DELSYS INC. (2001) Tutorials & WhitePapers: **“Fundamental Concepts in EMG Aquisition”**. Disponível em: <http://www.delsys.com/library/tutorials.htm>, Acesso em 20 Set 2003.
- [13] DE LUCA, Carlos J.& BASMAJIAN, John V. **“Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography”**. Baltimore, Wiliams & Wilkins 5º Edição, 1985.
- [14] DORINGER, J.A. & N. HOGAN. **”Performance of above elbow body powered prostheses in visually guided unconstrained motion tasks”**. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1995.
- [15] ENGLEHART, K.; HUDGINS,B.; PARKER P.A.; STEVENSON, M. **”Classification of force”**

- [23] HUDGINS, B.; PARKER, P.; SCOTT, R.N. “**A neural network classifier for multifunction myoelectric control**”. Proc. 13th Inter. Conf. IEEE/EMBS, Orlando, FL., 1991.
- [24] HUDGINS, B.; PARKER, P.; SCOTT, R.N. “**A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control**”. IEEE Trans. Biomedical Engineering, 1993.
- [25] HUDGINS, B.; PARKER, P.; SCOTT, R.N. “**Control of Artificial Limbs Using Myoelectric Pattern Recognition**”, Medical & Life Sciences Engineering, 1994.
- [26] J. KRUIT & J.C. COOL. “**Advances in processing of surface myoelectric signals: Part 2. Medical. Journal of Med. Eng. E Tech**”, 1989.
- [27] KENDALL, F.P.; McCREARY, E.K. “**Músculos: Provas e Funções**”. 3.ed. São Paulo, Ed. Manole.
- [28] KOVÁKS, Z. L. “**O Cérebro e a sua Mente: Uma introdução à Neurociência Computacional**”. São Paulo, Edição Acadêmica, 1997.
- [29] KREIFELDT, J.G; YAO, S. “**A signal-to-noise investigation of nonlinear electromyographic processors**”. IEEE Trans. Biomed. Eng., 1974.
- [30] KURUGANT, U.; HUDGINS, B.; SCOTT, R.N. “**Two-Channel Enhancement of a Multifunction Control System**”. IEEE Trans. Biomedical Engineering, 1995.
- [31] LENT, Roberto. “**Cem Bilhões de Neurônios: conceitos fundamentais de neurociência**”. São Paulo: Editora Atheneu, 2004.
- [32] LOSS, J.F, et al, “**Aquisição de Dados Via Computador**”, 2005, Disponível em: <http://www.ufrgs.br/lmm>, Acesso em 20 Set 2003.
- [33] MERLETTI, R.; FARINA, D.; FOSCI, M. ”**Motor Unit Recruitment Strategies Investigated by Surface EMG variables**”. Journal of Applied Physiology, 2002
- [34] MERLETTI, R.; FARINA, D.; GAZZONI, M. ”**A new method for the extraction and cassification of single motor unit actionpotentials from surface EMG signals**”. Journal of Neuroscience Methods, 2004
- [35] MICERA, S.;SABATINI, A. M.; DARIO, P.; ROSSI, B. ”**A hybrid approach to EMG pattern analysis for classification of arm movements using statistical and fuzzy techniqes**”, Medical Eng. & Physics, 1999.

- [36] NICOLELIS, M. A.L. “**Learning to Control a Brain–Machine Interface for Reaching and Grasping by Primates**”. PLoS Biology, Vol I Issue II, Fev. 2003.
- [37] NICOLELIS, Miguel A.L MD, Ph.D. **Laboratory Duke University Medical Center**: <http://www.neuro.duke.edu/Faculty/Nicolelis.htm>, acessado em 19 Ago de 2005.
- [38] O’NEIL, P.A. et al, “**Myoelectric signal characteristics from muscles in residual upper limbs**”, IEEE Trans. Rehabilitation Eng., Dez 1994
- [39] ORTOLAN, R. L. “**Estudo e Avaliação de Técnicas de Processamento do Sinal Mioelétrico para o controle de Sistemas de Reabilitação**”. São Carlos, 2002. 113 p.
- [40] ORTOLAN, R.L.; Del Cura, V.O.; Ferreira, F.A.; Aguiar, M.L.; Cunha, F.L.; Cliquet Jr. ”**Proposta de um Sistema de Controle de uma Prótese Mioelétrica Multifunção para Membros Superiores**”. *Congresso Iberoamericano Iberdiscap 2000*. Anais... ISBN:84-699-3253-5. Madrid, 18 a 20 Out 2000, p.111-114.
- [41] OTTO BOCK, “**PRÓTESES MIOELÉTRICAS**” - Disponível em: <http://www.mhmoandp.com>, Acesso em 19 Set 2005.
- [42] ORTOPEDIA SÃO JOSE, “**Próteses Funcionais e não Funcionais**” – Disponível em: <http://www.ortopediasaojose.com.br> Acesso em 19 Set 2005.
- [43] PARKER, P.A.; STULLER, J; SCOTT, RN. ”**Signal processing for the multi-state myoelectric channel**”. Proc. IEEE, 1997.
- [44] PATTERSON, P.E. & KATZ, J.A. “**Design and evaluation of a sensory feedback system that provides grasping pressure in a myoelectric hand**”. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 1992.
- [45] PRINCIPE, EULIANO & LEFEBVRE, “**Neural and Adaptive Systems: Fundamentals through simulation**”, John Wiley & Sons, 2000.
- [46] RAUBER, T.W, “**Pattern Recognition**”, XVI Journey of Actualization in Computer Science & XVII Congress of Brazilian Computer Science Society, Short-Course, Brasilia, 1997.
- [47] REIDMILLER, L. ”**A Direct Adaptive Method for faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm**”. IEEE Int. Conference on Neural Networks, 1993

- [48] SOARES, A.B.; VEIGA, A.C.P; ANDRADE, A.O. ; PEREIRA, A. C. ; BARBAR, J.S.”**Functional Languages in Signal Processing Applied to Prosthetic Lim Control**”. SAMS, 2002, Vol.
- [49] SOUZA, A.P.R, “**Uma proposta de metodologia para determinação de Envelope de atividade Eletromiográfica**”, Uberlândia, 2004.
- [50] SOUZA, G. da C.; “**Estudo Eletromiográfico da função simultânea de Músculos Flexores e Extensores do Antebraço Pronado e Supinado, em Diferentes Cargas e Ângulos**” .PhD thesis, FOP/UNICAMP, 1998.
- [51] VEIGA A.C.P.; ANDRADE A.O.; IANO Y. SOARES A.B. “**Extractions of features from an emg signal for controlling a prosthetic upper limb though an artificial neural network**”. ICPR – 2000- Espanha, Submetido.
- [52] VILELA, Ana Luisa Miranda. **Sistema nervoso, In: Anatomia & Fisiologia Humanas**. Disponível em <http://www.afh.bio.br/nervoso/nervoso1.asp>, acesso em 12 Ago 2004.
- [53] UTAH ARM, **Próteses Mioelétricas** - Disponível em: <http://www.utaharm.com>, Acesso em 19 Set 2005.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)