

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

GABRIELA WINKLER FAVIEIRO

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA *NEURO-FUZZY*
PARA ANÁLISE DE SINAIS MIOELÉTRICOS DO
SEGMENTO MÃO-BRAÇO**

Porto Alegre
2012

GABRIELA WINKLER FAVIEIRO

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA *NEURO-FUZZY*
PARA ANÁLISE DE SINAIS MIOELÉTRICOS DO
SEGMENTO MÃO-BRAÇO**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Controle e Automação - Instrumentação

ORIENTADOR: Dr. Alexandre Balbinot

Porto Alegre
2012

GABRIELA WINKLER FAVIEIRO

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA *NEURO-FUZZY*
PARA ANÁLISE DE SINAIS MIOELÉTRICOS DO
SEGMENTO MÃO-BRAÇO**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____
Prof. Dr. Alexandre Balbinot, UFRGS
Doutor pela UFRGS – Porto Alegre, Brasil

Banca Examinadora:

Prof. Dra. Léia Bernardi Bagesteiro, UFABC
Doutora pela University of Surrey – Surrey, Inglaterra

Prof. Dr. Milton Antônio Zaro, UFRGS
Doutor pela UFRGS – Porto Alegre, Brasil

Prof. Dr. Altamiro Amadeu Susin, UFRGS
Doutor pela Institut National Polytechnique de Grenoble – Grenoble, França

Coordenador do PPGEE: _____
Prof. Dr. Alexandre Sanfelice Bazanella

Porto Alegre, Março de 2012

DEDICATÓRIA

“Live as if you were to die tomorrow.

Learn as if you were to live forever.”

Mahatma Gandhi

Aos Meus Pais, por terem sempre me feito enxergar o mundo com outros olhos.

Ao Marcio, meu grande amor, por sempre acreditar.

AGRADECIMENTOS

*Aos meus pais por sempre me ajudarem
a trilhar meu caminho da melhor forma possível.*

*Ao Marcio, pelo amor incondicional,
me apoiando em todas as minhas decisões,
mesmo com a distância que nos separa,
sem nunca me deixar desistir.*

*À Minha irmã Bibiana,
por me ajudar no design da dissertação,
sem ela nada disso seria possível.*

*Ao professor Dr. Alexandre Balbinot,
pela oportunidade incrível, pelo privilégio de sua orientação
e pelo incentivo e conselhos.*

*Aos colegas do IEE pelas experiências compartilhadas,
e especialmente Eduardo de Conto e Carla Basso
pela grande ajuda fornecida durante esse último ano.*

*Aos professores da UFRGS pelo ensino de qualidade,
oferecendo as ferramentas necessárias, que levarei sempre comigo.*

*Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo
apoio fornecido ao projeto de pesquisa realizado e bolsa de estudos.*

E a todos que contibuíram direta ou indiretamente nessa longa jornada.

RESUMO

Pesquisas científicas no campo da engenharia de reabilitação estão proporcionando cada vez mais mecanismos que visam ajudar pessoas portadoras de alguma deficiência física a executar tarefas simples do dia-a-dia. Com isso em mente, esse trabalho tem a finalidade de desenvolver um sistema que utiliza sinais musculares e redes neuro-*fuzzy* para a caracterização de determinados movimentos de um braço humano, com o objetivo de possibilitar futuramente a integração em sistemas de reabilitação.

Ensaio preliminares demonstraram que para a caracterização de movimentos simples realizados por um braço humano, o uso exclusivo de técnicas simples de processamento de sinal é suficiente, como a utilização do valor rms. No entanto, para a caracterização de movimentos complexos é necessário um processamento mais robusto do sinal. Para isso foi desenvolvido um sistema experimental que adquire, através de um eletromiógrafo (EMG) de 8 canais, o sinal mioelétrico com eletrodos de superfície posicionados em lugares estratégicos do braço. O sinal é adquirido utilizando como estímulo um modelo virtual que demonstra ao usuário os movimentos do segmento mão-braço que devem ser executados de forma aleatória. Finalmente, com o uso de uma rede neuro-*fuzzy*, que possibilita a distinção tanto de movimentos simples como de movimentos compostos, se adaptando a diferentes usuários, os movimentos executados foram caracterizados em 12 movimentos distintos, previamente definidos, com uma taxa de acerto médio de 65%.

Palavras-chave: Sinal mioelétrico, rede neuro-*fuzzy*, prótese segmento mão-braço.

ABSTRACT

The scientific researches in the field of rehabilitation engineering are increasingly providing mechanisms to help people with a disability to perform simple tasks of day-to-day. With that in mind, this work aims to develop an experimental robotic prosthesis in order to implement, in the same, a control system that uses muscle signals and neuro-fuzzy networks for characterization of certain movements of a human arm, in order to enable further integration in rehabilitation systems.

Preliminary tests showed that for the characterization of simple movements performed by a human arm, the exclusive use of simple techniques of signal processing is sufficient, as the use of the rms value. However, for the characterization of complex movements is required a more robust signal processing. For this was developed an experimental system that acquires through an electromyography (EMG) of 8 channels, the myoelectric signal with surface electrodes positioned in strategic places of the arm. The acquired signal uses, as a stimulus, a virtual model that demonstrates the hand-arm segment movements to be executed by the user at random. Finally, through a neuro-fuzzy network, which enables the distinction of both simple and compound movements, self-adapting to different users, the movements performed were characterized in 12 distinct movements, previously defined, with an average accuracy of 65%.

Keywords: Myoelectric signal, Neuro-fuzzy network, hand-arm segment prosthesis.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	JUSTIFICATIVA	13
1.2	OBJETIVOS.....	14
2	SINAL MIOELÉTRICO (SME)	15
2.1	PROCESSO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR	15
2.1.1	Neurônio motor	16
2.1.2	Potencial de ação neural	17
2.1.3	Placa motora	19
2.2	MÚSCULO ESQUELÉTICO.....	21
2.2.1	Unidade motora	23
2.2.2	Potencial de ação da unidade motora	24
2.3	ELETROMIOGRAFIA	25
2.3.1	Características do SME de superfície.....	26
2.3.2	Aquisição do SME	28
2.3.3	Musculatura do braço	32
3	SOFT COMPUTING.....	35
3.1	LÓGICA <i>FUZZY</i>	36
3.1.3	Raciocínio <i>Fuzzy</i>	40
3.1.4	Sistema de Inferência <i>Fuzzy</i> : Sugeno.....	40
3.2	REDES ADAPTATIVAS	42
3.2.1	Método dos mínimos quadrados	42

3.2.2 Método gradiente descendente	44
3.2.3 Treinamento híbrido	45
3.3 CLASSE DE REDE ADAPTATIVA ANFIS	47
3.3.1 Estrutura da rede ANFIS	47
3.3.2 Algoritmo de treinamento híbrido	50
3.4 MODELAGEM ESTRUTURA <i>NEURO-FUZZY</i>	51
3.4.1 <i>Subtractive Clustering</i>	51
3.5 TRABALHOS RELACIONADOS QUE UTILIZAM SME PARA CARACTERIZAR MOVIMENTOS	53
4 METODOLOGIA EXPERIMENTAL	58
4.1 PLATAFORMA DE HARDWARE	59
4.1.1 Eletromiógrafo	59
4.1.2 Sistema de aquisição de dados	60
4.2 MODELO VIRTUAL	60
4.2.1 Software <i>MakeHuman</i>	61
4.2.2 Software Blender	61
4.2.3 Desenvolvimento das Animações.....	62
4.3 METODOLOGIA DOS ENSAIOS DE AQUISIÇÃO DE DADOS	67
4.4 SOFTWARE DE PROCESSAMENTO DE SINAIS	71
4.4.1 Rotina para aquisição dos dados	71
4.4.2 Leitura dos dados <i>online</i>	73
4.4.2 Leitura do arquivo de características	75
4.4.3 Rotina de calibração.....	75
4.4.4 Procedimento de pré-processamento do sinal.....	79
4.4.5 Processamento do sinal pelo método <i>Neuro-fuzzy</i>	85
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	94

5.1 RESULTADOS ADQUIRIDOS NOS ENSAIOS COM VOLUNTÁRIOS	94
5.1.1 Voluntário 1	96
5.1.2 Voluntário 2	99
5.1.3 Voluntário 3	103
5.1.4 Voluntário 4	106
5.1.5 Voluntário 5	109
5.1.6 Voluntário 6	112
5.1.7 Voluntário 7	115
5.2 COMPARAÇÕES ENTRE VOLUNTÁRIOS	119
5.3 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DESTA TRABALHO COM OUTROS ESTUDOS	128
6 CONCLUSÕES.....	130
7 PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS	131
REFERÊNCIAS	132
APÊNDICE I: TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO	136
APÊNDICE II: ANAMNESE.....	138

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 Neurônio motor (adaptado de TORTORA, 2000).	17
Figura 2 Variação da tensão na membrana celular nervosa durante o Potencial de Ação (adaptado de KOVÁKS, 1997).	19
Figura 3 Placa Motora (adaptado de GUYTON, 2006).	19
Figura 4 Estrutura do Músculo Esquelético (BELTRAMINI, 1999).	21
Figura 5 Constituição das fibras musculares esqueléticas (adaptado de GUYTON, 2006).	22
Figura 6 Unidade Motora (BELTRAMINI, 1999).	23
Figura 7 Representação esquemática da geração do Sinal Mioelétrico de um músculo, a partir da somatória dos trens de MUAPs das n unidades motoras deste músculo (adaptado de BASMAJIAN & DE LUCA, 1985).	26
Figura 8 SME captado durante extensão do punho com eletrodos de superfície localizados no músculo <i>flexor ulnar do carpo</i> (FAVIEIRO, 2009).	27
Figura 9 Sinal mioelétrico do grupo extensor do antebraço durante extensão do punho (ORTOLAN, 2002).	28
Figura 10 Espectro de densidade de potência do sinal da Figura 9 (ORTOLAN, 2002).	28
Figura 11 Exemplos de eletrodos para captação do sinal EMG. (a) Eletrodo de superfície passivo; (b) eletrodo de superfície ativo; (c) eletrodos intramusculares (BARROS, 2005).	29
Figura 12 Representação simplificada da configuração bipolar. O SME é representado por “m” e o ruído por “n” (adaptado de DELSYS INC., 1996).	29

Figura 13 Posicionamento de Eletrodos de superfície no músculo (adaptado de DE LUCA, 1997).....	32
Figura 14 Principais músculos superficiais do braço e antebraço (TORTORA, 2000).	33
Figura 15 Função de pertinência triangular(x;3,6,8).	37
Figura 16 Função de pertinência trapezoidal(x;1,5,7,8).....	37
Figura 17 Função de pertinência gaussiana(x; 2, 5).	38
Figura 18 Função de pertinência bell(x; 2, 4, 6).....	39
Figura 19 O modelo <i>fuzzy</i> Sugeno (JANG, 1997).	41
Figura 20 Possíveis direções descendentes (adaptado de JANG, 1997).....	44
Figura 21 (a) Modelo <i>fuzzy</i> Sugeno de primeira-ordem com duas entradas e duas regras; (b) Arquitetura ANFIS equivalente (JANG, 1997).	48
Figura 22 Diagrama de blocos do sistema proposto.....	58
Figura 23 Cabo pré-amplificado desenvolvido (BALBINOT, 2006).....	59
Figura 24 Janela principal do MakeHuman para criação do modelo humanóide.	61
Figura 25 Janela inicial do software Blender.	62
Figura 26 Rotina de visualização das animações.	63
Figura 27 Fotos representando os movimentos simples determinados: (a) posição de repouso; (b) extensão do punho; (c) adução do punho; (d) flexão do punho; (e) abdução do punho; (f) flexão do antebraço; (g) contração da mão e (h) rotação do antebraço. .	64
Figura 28 Diagrama representando os vídeos dos movimentos simples.	65
Figura 29 Diagrama representando os vídeos dos movimentos complexos.....	66
Figura 30 Posicionamento dos eletrodos.	68
Figura 31 Rotina desenvolvida para a gerar a sequência aleatória de movimentos.	69
Figura 32 Foto de um dos ensaios realizados.	70
Figura 33 Rotina de aquisição de dados.	72

Figura 34 Exemplo de parte de um arquivo de dados adquirido.	72
Figura 35 Fluxograma da rotina de processamento <i>online</i>	74
Figura 36 Fluxograma da rotina de processamento <i>offline</i>	74
Figura 37 Fluxograma do processamento do arquivo de características.	75
Figura 38 Janela do sistema de calibração.	76
Figura 39 Fluxograma e diagrama de blocos da rotina do sistema de calibração.	77
Figura 40 Sinal adquirido durante a calibração do canal 0 (sinal retificado).	78
Figura 41 Fluxograma de ajuste de <i>offset</i> , juntamente com sua rotina de programação.	79
Figura 42 Sinal mioelétrico puro adquirido durante o movimento de abrir e fechar da mão (FAVIEIRO, 2009).	80
Figura 43 Sinal com ajuste de <i>offset</i> do sinal ilustrado na Figura 42 (FAVIEIRO, 2009).	80
Figura 44 Sinal mioelétrico retificado em onda completa, referente ao sinal da Figura 43 (FAVIEIRO, 2009).	81
Figura 45 Fluxograma e rotina de programação desenvolvida para retificação de onda completa.	81
Figura 46 Fluxograma da rotina de janelamento.	83
Figura 47 Exemplo do sinal janelado durante a execução do movimento complexo 10 (extensão seguida de flexão do punho).	84
Figura 48 Fluxograma da rotina de cálculo do valor rms.	85
Figura 49 Rotina para a definição de quais canais serão processados pela rede <i>neuro-fuzzy</i> . .	86
Figura 50 Exemplo de estrutura <i>fuzzy</i> do tipo Sugeno gerada inicialmente.	87
Figura 51 Rotina para a definição da estrutura da rede <i>fuzzy</i> inicial.	89
Figura 52 Exemplo de estrutura <i>fuzzy</i> gerada pela técnica <i>subtractive clustering</i>	89
Figura 53 Exemplo de conjunto de regras gerado pela técnica <i>subtractive clustering</i>	90
Figura 54 Rotina de treinamento da rede <i>neuro-fuzzy</i>	91

Figura 55 Exemplo de FPs ajustadas pelo treinamento híbrido do canal 3.....	92
Figura 56 Fluxograma da rotina da rede <i>neuro-fuzzy</i>	92
Figura 57 Rotina de testes da rede <i>neuro-fuzzy</i> gerada.	93
Figura 58 Saída do sistema para Voluntário 1 – Sessão 2.....	97
Figura 59 Saída do sistema para Voluntário 1 – Sessão 3.....	97
Figura 60 Saída do sistema para Voluntário 1 – Sessão 4.....	98
Figura 61 Saída do sistema para Voluntário 1 – Sessão 5.....	98
Figura 62 Saída do sistema para Voluntário 2 – Sessão 2.....	100
Figura 63 Saída do sistema para Voluntário 2 – Sessão 3.....	101
Figura 64 Saída do sistema para Voluntário 2 – Sessão 4.....	101
Figura 65 Saída do sistema para Voluntário 2 – Sessão 5.....	102
Figura 66 Saída do sistema para Voluntário 3 – Sessão 2.....	103
Figura 67 Saída do sistema para Voluntário 3 – Sessão 3.....	104
Figura 68 Saída do sistema para Voluntário 3 – Sessão 4.....	105
Figura 69 Saída do sistema para Voluntário 3 – Sessão 5.....	105
Figura 70 Saída do sistema para Voluntário 4 – Sessão 2.....	106
Figura 71 Saída do sistema para Voluntário 4 – Sessão 3.....	107
Figura 72 Saída do sistema para Voluntário 4 – Sessão 4.....	108
Figura 73 Saída do sistema para Voluntário 4 – Sessão 5.....	108
Figura 74 Saída do sistema para Voluntário 5 – Sessão 2.....	110
Figura 75 Saída do sistema para Voluntário 5 – Sessão 3.....	110
Figura 76 Saída do sistema para Voluntário 5 – Sessão 4.....	111
Figura 77 Saída do sistema para Voluntário 5 – Sessão 5.....	111
Figura 78 Saída do sistema para Voluntário 6 – Sessão 2.....	113
Figura 79 Saída do sistema para Voluntário 6 – Sessão 3.....	113

Figura 80 Saída do sistema para Voluntário 6 – Sessão 4.....	114
Figura 81 Saída do sistema para Voluntário 6 – Sessão 5.....	114
Figura 82 Saída do sistema para Voluntário 7 – Sessão 2.....	116
Figura 83 Saída do sistema para Voluntário 7 – Sessão 3.....	116
Figura 84 Saída do sistema para Voluntário 7 – Sessão 4.....	117
Figura 85 Saída do sistema para Voluntário 7 – Sessão 5.....	118
Figura 86 Resultados do movimento M0.	119
Figura 87 Resultados do movimento M1.	120
Figura 88 Resultados do movimento M2.	121
Figura 89 Resultados do movimento M3.	121
Figura 90 Resultados do movimento M4.	122
Figura 91 Resultados do movimento M5.	123
Figura 92 Resultados do movimento M6.	123
Figura 93 Resultados do movimento M7.	124
Figura 94 Resultados do movimento M8.	125
Figura 95 Resultados do movimento M9.	125
Figura 96 Resultados do movimento M10.	126
Figura 97 Resultados do movimento M11.	127
Figura 98 Resultado geral do sistema para cada movimento.	128

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Principais músculos superficiais do braço e antebraço e suas funções.	34
Tabela 2 Os dois passos do procedimento de aprendizado híbrido da ANFIS.....	50
Tabela 3 Representação do movimento definido para a calibração de cada canal.....	78
Tabela 4 Valores de saída da rede associado aos movimentos reconhecidos.	87
Tabela 5 Siglas que representam os movimentos efetuados.....	95
Tabela 6 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 1.....	99
Tabela 7 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 2.....	102
Tabela 8 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 3.....	106
Tabela 9 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 4.....	109
Tabela 10 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 5.....	112
Tabela 11 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 6.....	115
Tabela 12 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 7.....	118

LISTA DE ABREVIATURAS

ANFIS: *Adaptive Network Fuzzy Inference System*

CVM: *Contração Voluntária Máxima*

DC: *Corrente Contínua*

EMG: *Eletromiografia*

LABVIEW: *Laboratory Virtual Instrument Engineering*

LDA: *Linear Discriminant Analysis*

LSE: *Least Square Error*

MUAP: *Motor Unit Action Potential*

MUAPT: *Motor Unit Action Potential Train*

OFNDA: *Orthogonal Fuzzy Neighborhood Discriminant Analysis*

RMS: *Root Mean Square*

SME: *Sinal Mioelétrico*

1 INTRODUÇÃO

Portadores de deficiência física apresentam grandes problemas de integração na sociedade em função da dificuldade de executar tarefas simples do dia-a-dia. Esse quadro está mudando gradativamente em virtude do impacto do desenvolvimento tecnológico na área de reabilitação humana e, principalmente, na área de desenvolvimento de tecnologia assistiva. As pesquisas científicas nesse campo estão proporcionando o desenvolvimento de diversos mecanismos que visam melhorar a qualidade de vida dos portadores de necessidades especiais, tornando-os mais independentes e com maiores chances de real integração econômica.

1.1 JUSTIFICATIVA

O desenvolvimento de sistemas gerenciados por sinais mioelétricos (SME) com a intenção de imitar o movimento do braço humano, está longe de ser perfeito, o que o torna alvo de muitas pesquisas. Desenvolver uma prótese robótica o mais similar possível com o braço humano não é uma tarefa simples. Há uma grande dificuldade tanto na área de distinguir os diversos graus de liberdade que o braço pode ter como no desenvolvimento de uma prótese robótica que possa realizar ou replicar todos esses movimentos.

O sinal mioelétrico é o sinal de controle muscular do corpo humano que contém a informação da intenção do usuário contrair um músculo e, conseqüentemente, realizar um determinado movimento. Estudos demonstram que amputados são aptos a gerar repetidamente determinados sinais mioelétricos padronizados diante da intenção de realizar um determinado movimento. Isso torna a utilização desse sinal muito vantajosa, pois o controle de uma prótese robótica pode ser realizado de acordo com a intenção do usuário de realizar um determinado movimento.

Além disso, a detecção do sinal mioelétrico pode ser feita de forma não-invasiva, através de eletrodos de superfície. Embora o sinal captado tenha baixa amplitude é suficiente para a sua análise e os eletrodos de superfície são muito mais higiênicos e práticos para o usuário, pois a remoção, inserção e a esterilização do eletrodo não-invasivo podem ser realizadas pelo próprio usuário.

1.2 OBJETIVOS

É possível distinguir movimentos musculares ao processar os parâmetros elétricos do sinal mioelétrico natural tanto no domínio do tempo, como no domínio da frequência. Com esses movimentos caracterizados é possível controlar uma prótese robótica que tem como função replicar, da melhor forma possível, os movimentos de um braço humano.

Considerando essa premissa, esse trabalho tem como objetivo estudar e desenvolver um sistema que utiliza sinais musculares (denominados de sinais mioelétricos), captados através de eletrodos de superfície, para caracterização de certos movimentos do braço humano, possibilitando estudo na área de integração entre homem-máquina com precisão adequada, para que seja possível, futuramente, a substituição real de um membro amputado por uma prótese robótica controlada intuitivamente através dos sinais musculares restantes.

1.2.1 Objetivos secundários

Para realizar a caracterização, foi desenvolvido um algoritmo de reconhecimento de padrões, baseado na técnica *neuro-fuzzy*, o que representa o núcleo da pesquisa, tendo como objetivo de realizar a ligação do sinal muscular com o movimento decodificado. Esse algoritmo tem como entrada o sinal muscular já pré-processado pelo *software*, revelando algumas características do sinal, e tem como saída o movimento realizado.

2 SINAL MIOELÉTRICO (SME)

Por definição, o sinal mioelétrico (SME) é proveniente do potencial de ação que percorre a fibra muscular levando-a a contração. Luigi Galvani, 1791, foi o primeiro a pesquisar a relação entre a contração muscular e a eletricidade. Realizando experimentos em sapos, despolarizava as pernas dos mesmos com o toque de varas metálicas causando a contração muscular. Assim nasceu a área da Neurofisiologia.

Em 1838, Carlos Matteucci utilizando um galvanômetro provou que havia contração muscular em sapos com nervos intactos, estimulada a partir de toque no nervo, demonstrando assim, a existência de atividade elétrica durante a contração muscular (ORTOLAN, 2002).

Já em 1849, Frenchman Dubois-Reymond conseguiu, através de um experimento prático, detectar a presença de um sinal elétrico no exato momento em que um ser humano realizava um movimento voluntário com um dos braços. Descobriu-se então, que a contração de um músculo é, na verdade, o reflexo involuntário da passagem de corrente elétrica por suas fibras musculares, e a esta corrente foi dado o nome de sinal mioelétrico.

No século XX as pesquisas se intensificaram no estudo da morfologia dos sinais mioelétricos. Tais pesquisas levaram ao surgimento da eletromiografia (EMG), onde através de um tubo de raios catódicos e eletrodos específicos, os sinais mioelétricos são captados do corpo de um paciente e apresentados na tela de um osciloscópio. Hebert Gasser e Joseph Erlanger foram os primeiros a estudar o sinal mioelétrico desse modo e isso lhes rendeu o prêmio Nobel em 1944.

2.1 PROCESSO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR

O processo de contração muscular envolve diversas etapas, como a condução do impulso nervoso pelo neurônio motor, a transmissão sináptica, os potenciais de ação do

músculo que somados representam o sinal mioelétrico, a contração das fibras musculares e, por consequência, o movimento muscular.

2.1.1 Neurônio motor

A célula nervosa motora, mais conhecida como neurônio motor, é limitada por uma membrana adaptada de modo específico para a transmissão de sinais neurais. É responsável por comandar diretamente a contração das fibras musculares.

Os neurônios possuem três partes distintas: corpo celular, dendritos e axônio, conforme é mostrado na Figura 1. O corpo celular contém um núcleo e um nucléolo bem definidos, circundados por um citoplasma granular. Os dendritos usualmente são extensões citoplasmáticas curtas, espessas e altamente ramificadas, funcionando para receber impulsos e conduzi-los em direção ao corpo celular (TORTORA, 2000).

Cada neurônio possui um único axônio. Essa é a parte do neurônio que é chamada de fibra nervosa. Os axônios transmitem os sinais neurais para a célula nervosa seguinte ou para os músculos e glândulas (GUYTON, 1988).

Próximo aos seus terminais os axônios ramificam-se extensamente e é nessa extremidade que se encontra o botão sináptico, que contém bolsas denominadas vesículas sinápticas, que armazenam substâncias químicas chamadas neurotransmissores (TORTORA, 2000). Quando estimulado, o botão sináptico libera a substância transmissora, fazendo com que o impulso nervoso seja transmitido (GUYTON, 1988).

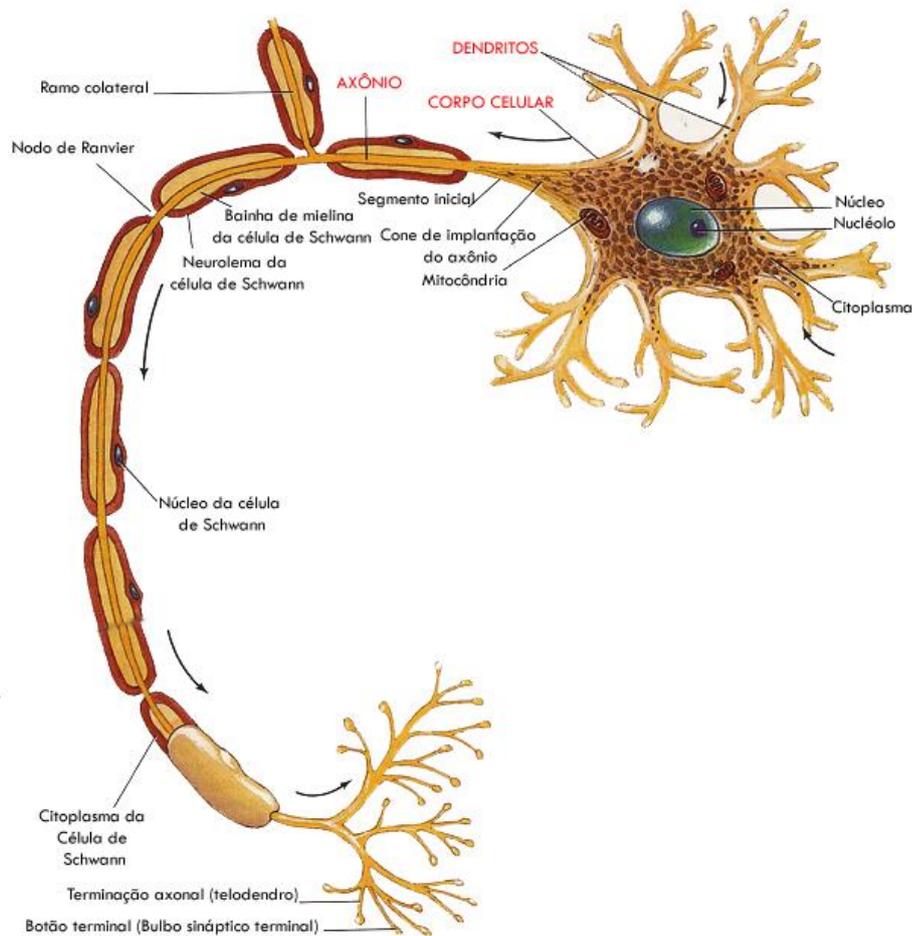


Figura 1 Neurônio motor (adaptado de TORTORA, 2000).

2.1.2 Potencial de ação neural

O potencial de ação neural tem como objetivo propagar o impulso nervoso nos neurônios através de reações eletroquímicas. Quando um sinal é transmitido ao longo de uma fibra nervosa, o potencial da membrana passa por uma série de variações que, no seu conjunto, são chamadas de potencial de ação.

O potencial de ação é iniciado quando ocorre uma mudança abrupta no potencial de repouso negativo da membrana, tornando-se positivo, e, em seguida, ocorre seu término quando o potencial da membrana volta para seu potencial negativo.

As principais etapas da geração do potencial da membrana e na transmissão do impulso nervoso são (GUYTON, 1988):

- repouso: quando a membrana está em repouso é quase impermeável aos íons de sódio (Na^+), porém bastante permeável aos íons de potássio (K^+). Como resultado, a alta concentração de K^+ no interior da membrana tende a difundir-se para o exterior, e como os íons de potássio tem carga positiva o exterior da membrana é carregado positivamente. No entanto, no interior da fibra permanecem moléculas de proteínas, portadoras de carga negativa, gerando um potencial de membrana negativo, por volta de -90mV ;
- despolarização: ao ocorrer um estímulo, a membrana pode tornar-se subitamente permeável aos íons de Na^+ iniciando o potencial de ação. Os íons de Na^+ fluem rapidamente para o interior da membrana, tornando o potencial da membrana positivo;
- repolarização: a polaridade positiva interna da membrana impede a continuação do fluxo de Na^+ para o seu interior, e faz com que a membrana torne-se, novamente, impermeável aos íons de Na^+ , embora continue impermeável aos íons de K^+ . Dada a alta concentração de íons de potássio (K^+) no interior da membrana, difundem-se para o exterior levando consigo cargas positivas e deixando novamente o potencial da membrana negativo e tornando a membrana apta a transmitir um novo impulso nervoso.

Como é possível ver na Figura 2, estão representadas as três fases que ocorrem durante um potencial de ação, indicando a variação de tensão na membrana. Cabe observar, que quando o impulso está trafegando ao longo da fibra nervosa (axônio), essa fibra nervosa não pode conduzir um novo impulso até que sua membrana fique repolarizada. Esse período é chamado de *período refratário*.

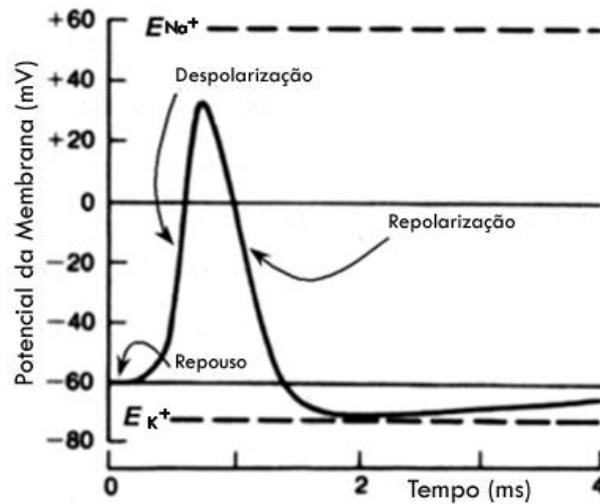


Figura 2 Variação da tensão na membrana celular nervosa durante o Potencial de Ação (adaptado de KOVÁKS, 1997).

2.1.3 Placa motora

A placa motora, ou junção neuromuscular, é a região onde ocorre a conexão entre uma fibra muscular esquelética e os terminais do axônio. A fibra nervosa se ramifica próximo ao seu término para formar uma rede de terminais axônicos, que são mergulhados em uma invaginação formada pela membrana da célula muscular, mas permanecendo totalmente fora dessa membrana, conforme mostra o esboço da Figura 3.

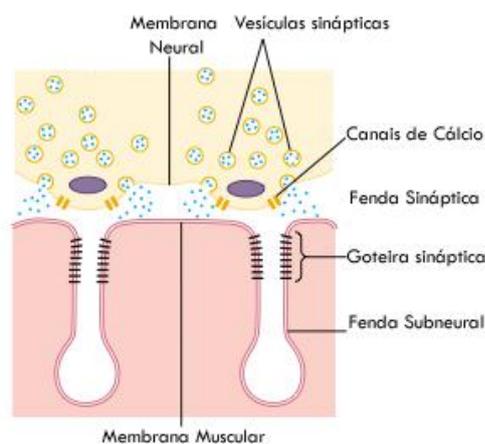


Figura 3 Placa Motora (adaptado de GUYTON, 2006).

A invaginação da membrana é chamada de goteira sináptica e a fenda sináptica é o espaço entre o terminal axônico e a membrana da fibra muscular, que tem cerca de 20 a 30 nm. No fundo da goteira, existem numerosas pregas que formam as fendas subneurais, que aumentam a superfície de atuação do transmissor sináptico e contém agregados da enzima colinesterase, que é capaz de destruir a acetilcolina.

No terminal axônico existem muitas mitocôndrias que fornecem energia, principalmente para a síntese do transmissor excitatório acetilcolina que excita as fibras musculares. Esse transmissor é armazenado nas vesículas sinápticas também encontradas em grande quantidade no terminal axônico (GUYTON, 1988).

2.1.3.1 Transmissão do impulso

Quando um impulso nervoso chega à placa motora, ocorre a liberação do transmissor acetilcolina nas fendas sinápticas. A acetilcolina atua então sobre as pregas da membrana muscular aumentando sua permeabilidade aos íons de sódio (Na^+). Ocorre, então, a passagem instantânea de sódio para o interior da fibra muscular, causando a despolarização da membrana muscular. Essa despolarização causa um potencial de ação que é propagado nas duas direções da fibra muscular, causando sua contração.

Pouco tempo após a liberação da acetilcolina, é liberada a enzima colinesterase, que se encontra nas pregas subneurais, que transforma a acetilcolina em ácido acético e colina. A destruição da acetilcolina permite que a membrana repolarize, diminuindo a permeabilidade ao sódio e fique pronta para receber um próximo estímulo.

2.2 MÚSCULO ESQUELÉTICO

O músculo esquelético é formado por diversos fascículos musculares, que por sua vez são compostos por numerosas fibras musculares com o formato de cilindro e diâmetro entre 10 e 80 micra, conforme esboço da Figura 4. Cada uma dessas fibras é formada por unidades cada vez menores denominadas de: miofibrilas, núcleo celular e retículo sarcoplasmático, envoltos por uma membrana chamada de sarcolema (BELTRAMINI, 1999).

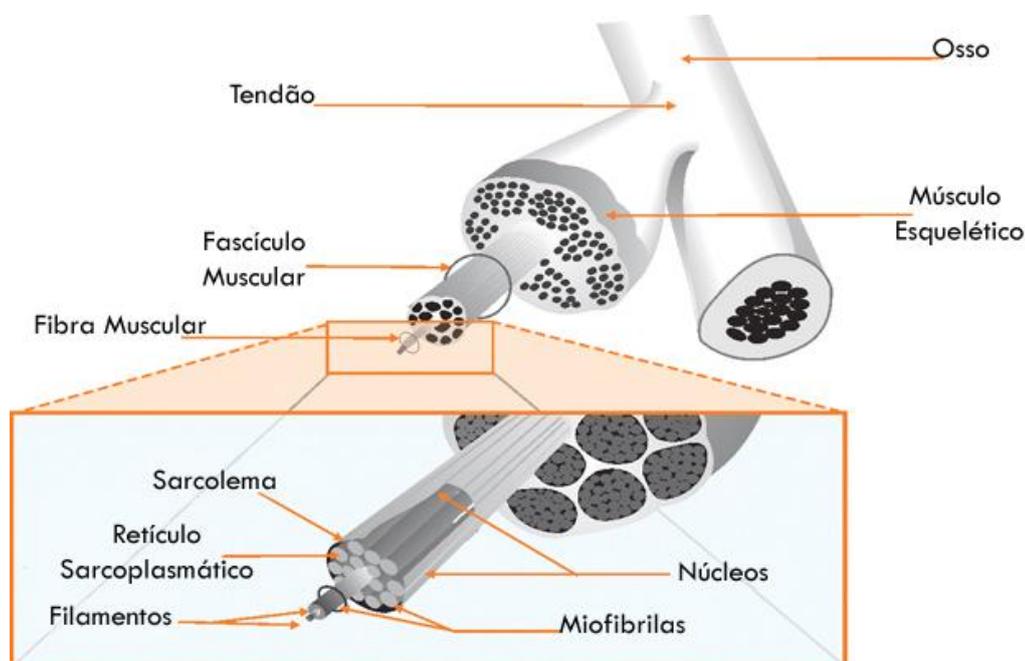


Figura 4 Estrutura do Músculo Esquelético (BELTRAMINI, 1999).

O retículo sarcoplasmático armazena grande concentração de íons de Cálcio (Ca^{++}) e tem como função liberar esses íons durante o processo de contração muscular. As miofibrilas são compostas por miofilamentos, que são constituídos pelas proteínas de miosina (miofilamentos espessos) e actina (miofilamentos delgados), conforme mostra a Figura 5 (GUYTON, 2006).

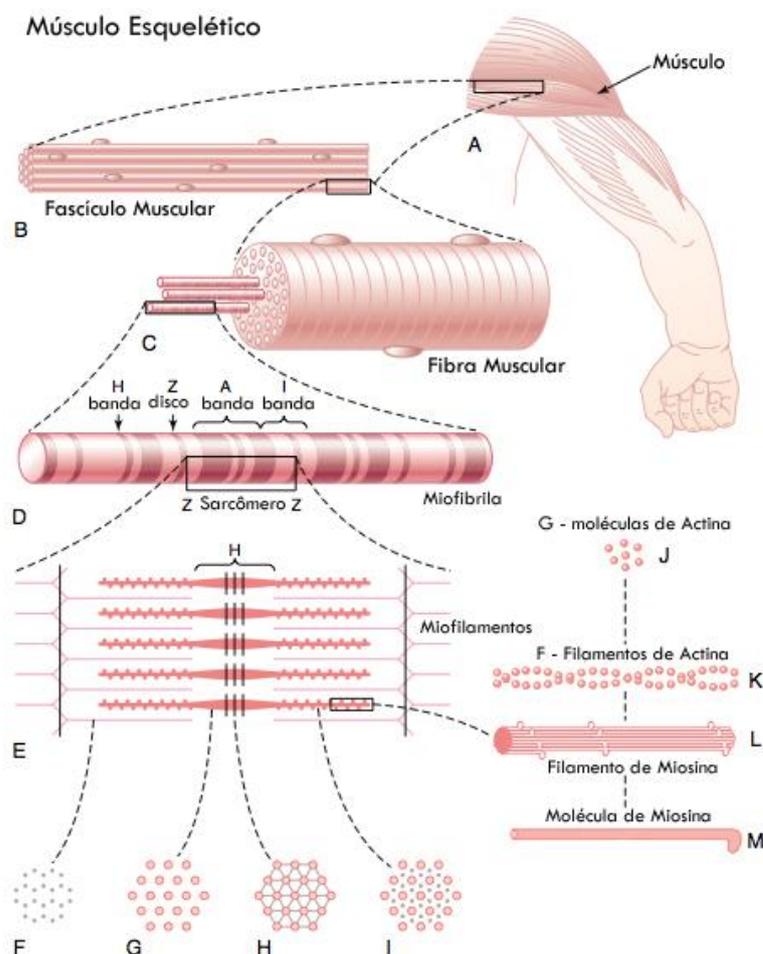


Figura 5 Constituição das fibras musculares esqueléticas (adaptado de GUYTON, 2006).

Os miofilamentos não se estendem por todo o comprimento de uma fibra muscular, estão dispostos em compartimentos denominados sarcômeros, que são as unidades funcionais básicas das fibras musculares estriadas. Os sarcômeros são separados entre si por zonas estreitas denominadas de discos Z. Dentro de um sarcômero há uma área escura denominada de banda A, composta principalmente de miofilamentos espessos. Uma zona H no centro de cada banda A contém somente miofilamentos espessos. A banda I, área de cor clara, é composta por miofilamentos delgados. Essa combinação de bandas A e I alternadas dão a fibra muscular seu aspecto estriado (TORTORA, 2000).

Quando um potencial de ação muscular percorre uma fibra, ocorrem alterações na permeabilidade da membrana do retículo sarcoplasmático e grande quantidade de cálcio

difunde-se para o citoplasma. No citoplasma, o cálcio forma um complexo com as proteínas miosina e actina, levando-as a deslizar uma em direção a outra, constituindo o processo contrátil das miofibrilas, caracterizando a contração muscular. Uma vez cessado o estímulo restabelece-se o sistema de transporte ativo do retículo sarcoplasmático e o excesso de Ca^{++} retorna para o interior do retículo, cessando assim a contração (ORTOLAN, 2002).

2.2.1 Unidade motora

Cada motoneurônio que emerge da medula espinhal inerva numerosas fibras musculares: esse número depende do tipo de músculo. Todas as fibras musculares inervadas por uma só fibra nervosa motora formam a chamada unidade motora (ver Figura 6).



Figura 6 Unidade Motora (BELTRAMINI, 1999).

Em geral, os músculos pequenos, que reagem rapidamente e cujo controle deve ser bastante preciso, têm unidades motoras com poucas fibras musculares (de duas a três fibras nos músculos laríngeos). Por outro lado, os músculos grandes, que não precisam de controle muito exato, como, por exemplo, o músculo gastrocnêmio (músculo da perna), podem ter unidades motoras com várias centenas de fibras musculares. Um valor médio para todos os músculos do corpo pode ser tomado como sendo de cerca de 100 fibras musculares em cada

unidade motora (GUYTON, 2006). Quanto menor for a taxa de enervação maior será a capacidade de gradação fina da força total do músculo (GHEZ, 1991).

As fibras musculares de uma unidade motora não ficam todas agrupadas no músculo, mas, pelo contrário, ficam dispersas por todo o músculo, em microfeixes de 3 a 15 fibras. Por conseguinte, esses microfeixes ocorrem intercalados com outros microfeixes de diversas unidades motoras. Essa interdigitação permite que as unidades motoras distintas se contraíam em apoio umas às outras, e não de forma total como se fossem segmentos isolados. No início da contração muscular poucas unidades motoras são recrutadas e na medida em que o músculo é mais solicitado mais unidades motoras são utilizadas.

Além do número de unidades motoras recrutadas, a força que um músculo executa também é regulada pela frequência de estimulação de uma unidade motora. À medida que essa frequência aumenta, é atingido um momento em que cada nova contração ocorre antes do término da precedente. Como resultado, a segunda contração é parcialmente somada à anterior, de forma que a força total da contração aumenta progressivamente com a intensificação da frequência de estimulação. Quando essa frequência atinge um nível crítico, as contrações sucessivas são tão rápidas que, verdadeiramente, se fundem entre si, e a contração aparece como uniforme e contínua. Isso é chamado de tetanização (GUYTON, 2006).

2.2.2 Potencial de ação da unidade motora

Quando um neurônio envia um potencial de ação, todas as fibras musculares da sua unidade motora são estimuladas, porém não simultaneamente, ocorrendo pequenos atrasos entre as contrações. Há dois motivos para esses atrasos: um deles ocorre em função dos diferentes tempos de propagação das várias ramificações dos axônios no neurônio motor e o

outro, está relacionado à natureza aleatória das descargas de acetilcolina nas junções neuromusculares.

O resultado da soma algébrica dos potenciais de ação nas n fibras de uma unidade motora é chamado potencial de ação da unidade motora, cuja sigla em inglês é MUAP (*Motor Unit Action Potential*).

Pelo fato do MUAP ter um período relativamente pequeno (2 a 10 ms), as unidades motoras devem ser ativadas repetitivamente para que se possa sustentar uma contração muscular por períodos maiores. Essa seqüência de MUAPs é denominada trem de potenciais de ação da unidade motora, cuja sigla em inglês é MUAPT (*Motor Unit Action Potential Train*).

Os MUAPTs de cada unidade motora são diferentes devido às variações nas seqüências de acionamento de cada unidade motora e às diferentes características dos MUAPs de cada unidade. Como os músculos contêm fibras musculares de várias unidades motoras, a captação de um MUAPT isolado só pode ser obtida se forem recrutadas apenas fibras de uma única unidade motora na vizinhança do eletrodo. Essa situação só ocorre em contrações musculares muito fracas (ORTOLAN, 2002).

2.3 ELETROMIOGRAFIA

Os potenciais de ação da unidade motora percorrem as fibras musculares e formam um campo eletromagnético em suas proximidades. Um eletrodo, próximo ao músculo em estudo é capaz de detectar a resultante desses campos eletromagnéticos denominado de sinal mioelétrico (SME). Na Figura 7 é apresentada a formação do sinal mioelétrico através do somatório dos MUAPTs provenientes dos potenciais de ação dos neurônios motores (BASMAJIAN & DE LUCA, 1985).

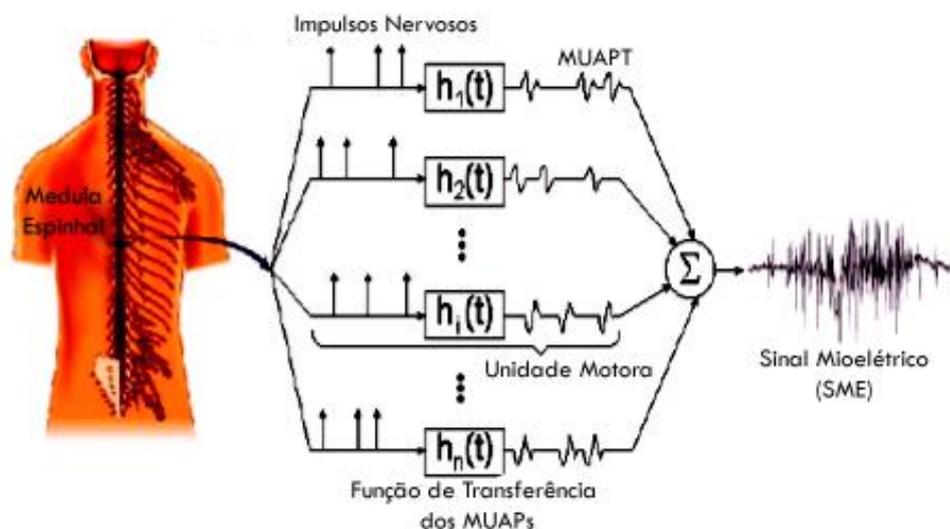


Figura 7 Representação esquemática da geração do Sinal Mioelétrico de um músculo, a partir da somatória dos trens de MUAPs das n unidades motoras deste músculo (adaptado de BASMAJIAN & DE LUCA, 1985).

2.3.1 Características do SME de superfície

Contrações musculares que requerem altas forças são realizadas por grupos musculares (conjuntos de músculos que podem realizar um mesmo movimento), como por exemplo, o quadríceps femoral trapézio (superior, médio e inferior), deltóide (anterior, médio e posterior) e tríceps braquial. Portanto, o sinal mioelétrico, quando captado com eletrodos de superfície, pode conter sinais de vários músculos (ORTOLAN, 2002).

Considerando a diferença entre os MUAPTs, a irregularidade na taxa de disparo dos neurônios motores e o fato de que a contração ter mais de um músculo envolvido, o sinal EMG pode ser descrito como sendo um processo estocástico (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 (BARROS, 2005). No entanto, foram encontradas características determinísticas dentro dos primeiros 200 ms do sinal de contração muscular (HUDGINS *et al.*, 1991; HUDGINS *et al.*, 1993).

Apenas para exemplificar, na Figura 8 está representado um sinal mioelétrico amplificado captado durante a extensão do punho com eletrodos de superfície localizados no músculo *flexor ulnar do carpo*. Esse sinal foi adquirido nos ensaios preliminares deste trabalho.

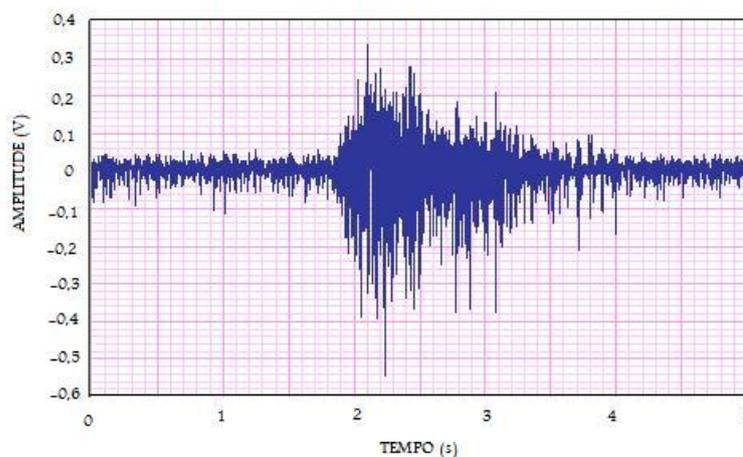


Figura 8 SME captado durante extensão do punho com eletrodos de superfície localizados no músculo *flexor ulnar do carpo* (FAVIEIRO, 2009).

A amplitude do SME captado através de eletrodos de superfície está na faixa de 0 a 5 mV (tensão elétrica pico a pico) e a sua frequência varia na faixa de 0 a 500 Hz, sendo que a maior parte da energia se concentra entre 50 e 150 Hz. Esses valores variam de acordo com o tipo de músculo analisado, o nível de contração muscular e a posição dos eletrodos.

Na Figura 9 está representado um sinal mioelétrico do grupo extensor do punho, captado com eletrodos ativos de superfície e na Figura 10 está ilustrado a densidade do espectro de potência desse mesmo sinal.

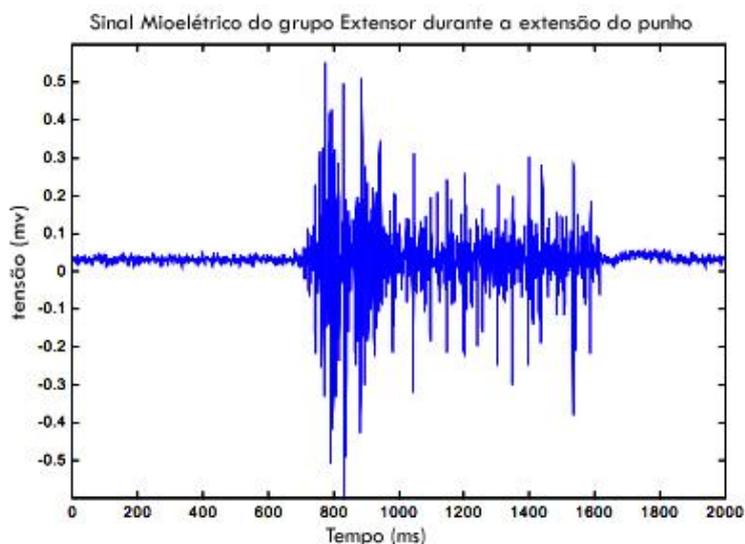


Figura 9 Sinal mioelétrico do grupo extensor do antebraço durante extensão do punho (ORTOLAN, 2002).

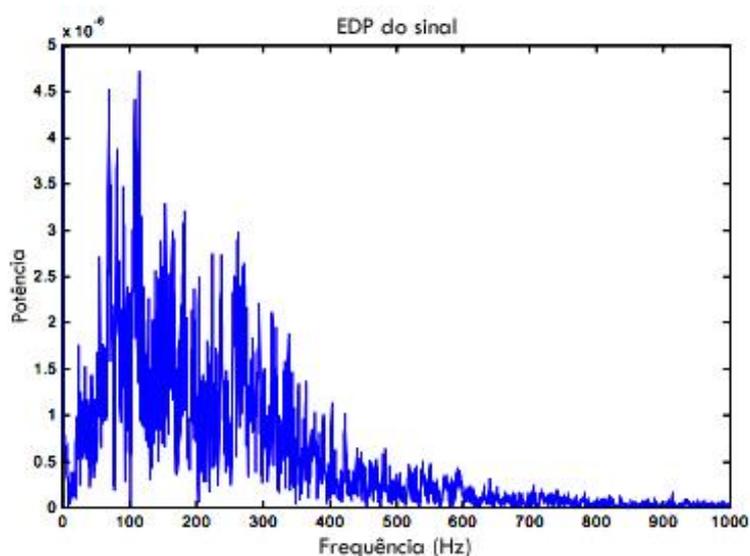


Figura 10 Espectro de densidade de potência do sinal da Figura 9 (ORTOLAN, 2002).

2.3.2 Aquisição do SME

A captação do sinal mioelétrico pode ser realizada através de eletrodos de superfície ou eletrodos intramusculares (eletrodos invasivos), conforme ilustrado na Figura 11. Os eletrodos, tanto os invasivos quanto os não invasivos, podem ter configuração monopolar ou bipolar, denominação clássica. Na configuração monopolar o sinal é obtido através da

diferença entre os potenciais de dois pontos, sendo um deles o referencial. A configuração bipolar já utiliza três eletrodos, obtendo dois sinais em relação a um mesmo ponto de referência, que são posteriormente subtraídos, de acordo com a Figura 12.

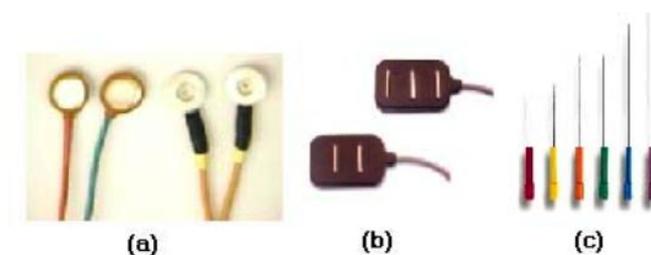


Figura 11 Exemplos de eletrodos para captação do sinal EMG. (a) Eletrodo de superfície passivo; (b) eletrodo de superfície ativo; (c) eletrodos intramusculares (BARROS, 2005).

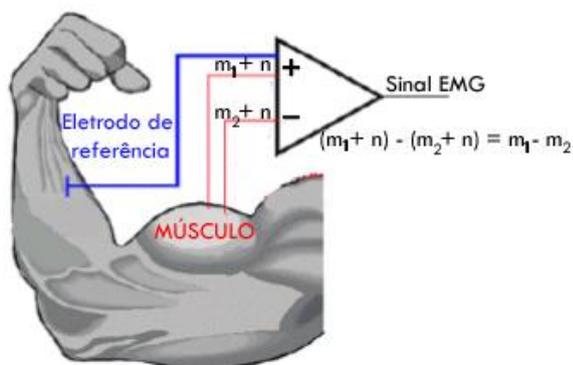


Figura 12 Representação simplificada da configuração bipolar. O SME é representado por “m” e o ruído por “n” (adaptado de DELSYS INC., 1996).

Nessas duas configurações geralmente são utilizados eletrodos confeccionados com prata revestida com cloreto de prata (Ag-AgCl), pois é um metal não polarizável, o que ajuda a evitar o surgimento de um *offset* nos eletrodos de detecção.

2.3.2.1 Eletrodos invasivos

Eletrodos invasivos, também conhecidos com eletrodos intramusculares, geralmente são compostos de fios finos ou agulhas inseridas 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 na repetição de experimentos (BARROS, 2005). Esses eletrodos, comparados com eletrodos não invasivos, captam maiores amplitudes e espectro de potência mais amplo, com frequências de até 10 kHz. Eletrodos invasivos são utilizados principalmente em análises clínicas, pois são capazes de detectar até mesmo o potencial de ação de uma única unidade motora e explorar a atividade isolada de músculos profundos (ORTOLAN, 2002).

2.3.2.2 Eletrodos de superfície

A aquisição não invasiva do SME, utilizando eletrodos de superfície, é um método conveniente apesar de produzir uma informação grosseira sobre o músculo em investigação, pois só detectam sinais mioelétricos de músculos mais próximos à pele, captando a atividade de todo um músculo ou de um grupo muscular deixando o sinal mais susceptível ao efeito *cross-talk* (detecção de sinais provenientes de outros músculos) (FAVIEIRO, 2009).

Eletrodos de superfície são capazes de captar sinais até 500 Hz com amplitudes máximas de 10 mV. Entretanto as amplitudes máximas encontradas na maioria das aplicações ficam próximas a 5 mV. Em geral, estes eletrodos são utilizados em conjunto com um gel ou pasta condutora contendo íons de cloro, a fim de diminuir a impedância de contato entre o eletrodo e a pele. Para melhores resultados, pode-se remover a camada superficial da pele com o uso de um gel abrasivo, e normalmente é necessário realizar a raspagem dos pelos (tricotomia) na área onde o eletrodo será posicionado (ORTOLAN, 2002).

Os eletrodos de superfície são classificados em passivos (sem amplificadores) e ativos (ver Figura 11). Os eletrodos ativos têm amplificadores embutidos, apresentando a principal vantagem de amplificar o sinal nas proximidades da região de aquisição do sinal mioelétrico, aumentando a relação entre o sinal e o ruído presente nos cabos que ligam o eletrodo ao equipamento (LASKOSKI, 2007).

2.3.2.3 Posicionamento dos eletrodos

Para se obter a máxima potência do sinal, o eletrodo deve ser posicionado na parte ventral do músculo. As entradas diferenciais devem ser posicionadas na direção das fibras musculares (BASMAJIAN & DE LUCA, 1985). As áreas marginais do músculo são menos apropriadas, pois apresentam um pequeno número de unidades motoras na área de captação do eletrodo. A área de inervação localizadas nas extremidades do músculo também deve ser evitada, pois as interferências ocasionadas pelo potencial de ação das unidades motoras reduzem a amplitude do sinal nesta área. A influência do posicionamento do eletrodo na amplitude do sinal é apresentada na Figura 13.

Segundo (DE LUCA, 1997) os seguintes cuidados devem ser tomados no posicionamento dos eletrodos:

- 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 devem ser posicionados paralelamente as 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.

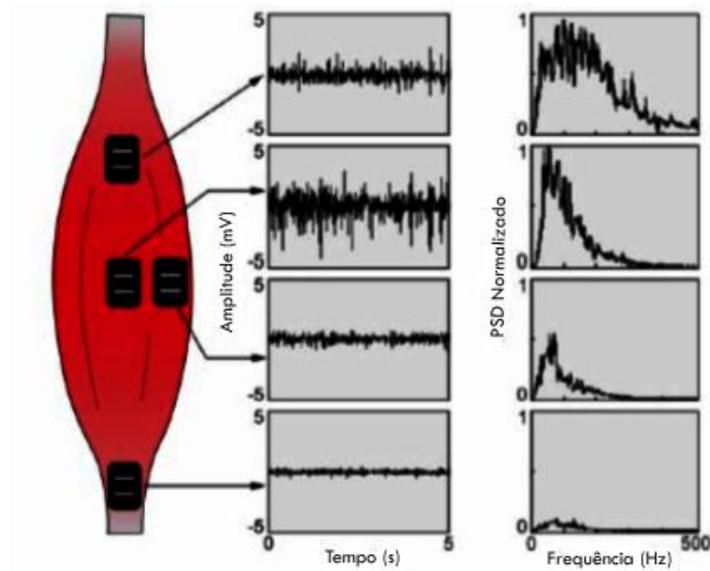


Figura 13 Posicionamento de Eletrodos de superfície no músculo (adaptado de DE LUCA, 1997).

2.3.3 Musculatura do braço

Para o sinal mioelétrico ser recolhido da melhor forma possível os eletrodos devem ser colocados o mais próximo do músculo responsável pelo movimento desejado. Com a Figura 14 pode-se verificar a localização dos principais músculos superficiais do braço e antebraço e na Tabela 1 é possível verificar as principais funções do mesmo.

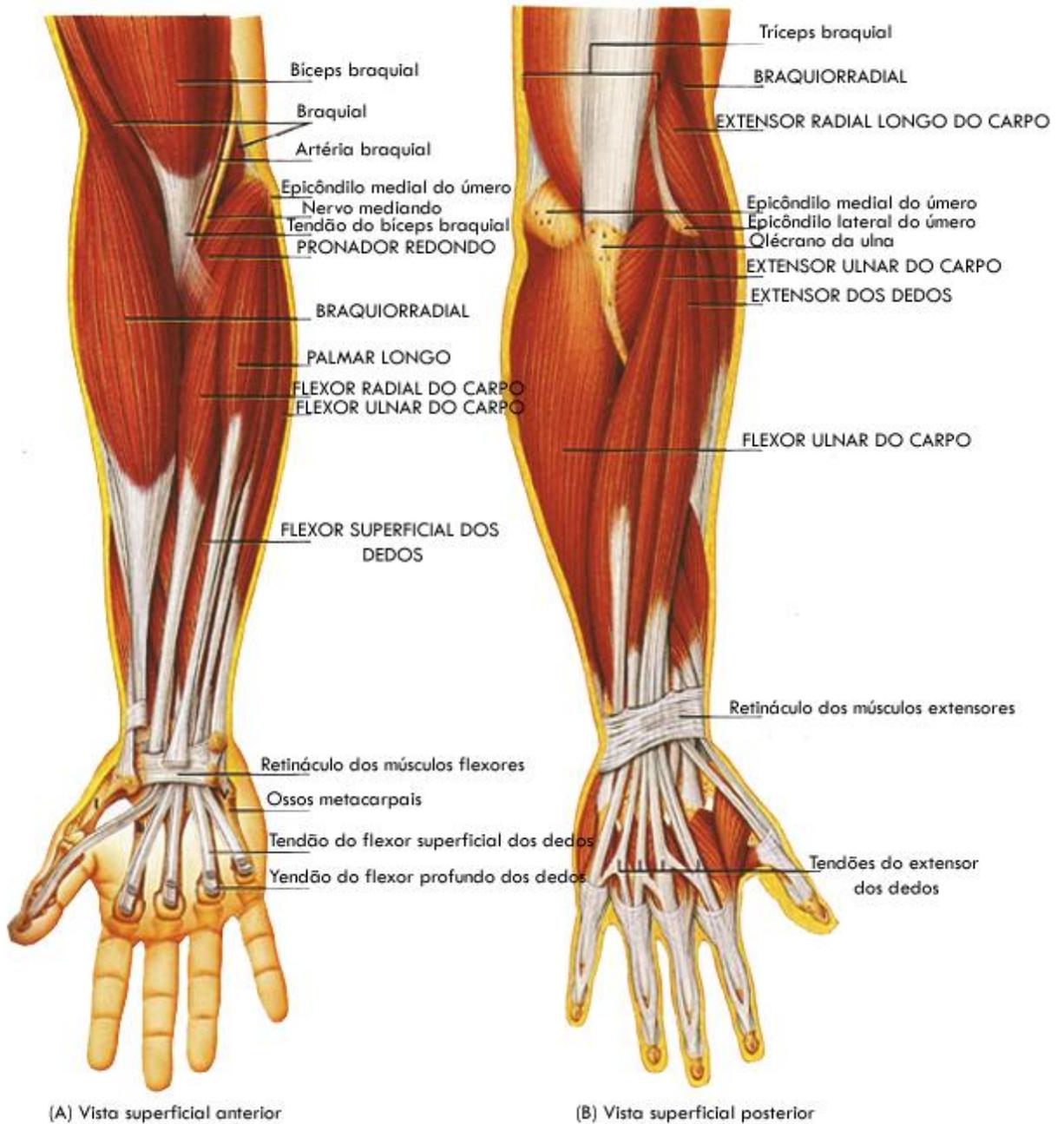


Figura 14 Principais músculos superficiais do braço e antebraço (TORTORA, 2000).

Tabela 1 Principais músculos superficiais do braço e antebraço e suas funções.

MÚSCULO	AÇÃO
Bíceps braquial	Flete e supina o antebraço; flexiona o braço.
Braquial	Flete o antebraço.
Braquiorradial	Flete o antebraço.
Tríceps braquial	Estende o antebraço; estende o braço.
Flexor radial do carpo	Flete e abduz a mão.
Flexor ulnar do carpo	Flete e aduz a mão.
Palmar longo	Flexiona a mão.
Flexor superficial dos dedos	Flete as falanges médias de cada dedo.
Extensor radial do carpo	Estende e abduz a mão.
Extensor ulnar do carpo	Estende e aduz a mão.
Extensor dos dedos	Estende as falanges.

Fonte: Adaptado de TORTORA, 2000.

3 *SOFT COMPUTING*

Soft Computing (SC) é uma metodologia para construir sistemas considerados computacionalmente inteligentes. Problemas complexos requerem sistemas inteligentes que combinem conhecimento, técnicas e metodologias de várias fontes (ZADEH, 1992). Por sua vez, esses sistemas inteligentes devem agregar conhecimentos humanos em um domínio específico, se adaptar e aprender da melhor forma possível em ambientes que mudam constantemente. Por essas razões, é muito vantajoso utilizar várias técnicas computacionais ao invés de somente uma, o que é a essência da técnica *neuro-fuzzy*: redes neurais que reconhecem padrões e conseguem se adaptar a mudanças e o sistema de inferência *fuzzy* que incorpora conhecimento humano para a tomada de decisões. Um sistema *neuro-fuzzy* possui tipicamente as seguintes características (JANG, 1997):

- conhecimento humano: na forma de regras *if-then*;
- modelos computacionais inspirados em modelos biológicos: redes neurais artificiais podem ser implementadas no reconhecimento de padrões;
- técnicas de otimização: pode-se, por exemplo, utilizar uma técnica híbrida que combina *backpropagation* com *Least Square Error* (LSE);
- aprendizado sem modelo: é possível construir um modelo a partir de uma amostra dos dados;
- computação numérica no lugar da simbólica.

Nesse capítulo serão abordadas as técnicas *fuzzy*, algoritmos adaptativos, *neuro-fuzzy* e *data clustering*, utilizados no presente trabalho.

3.1 LÓGICA FUZZY

Em contraste com conjuntos clássicos, um conjunto *fuzzy*, é um conjunto sem limites *crispy*. O que significa, que a transição entre pertencer ou não há um conjunto é gradual, e essa transição suave é caracterizada por sua **função de pertinência** (FP) que provê ao conjunto *fuzzy* flexibilidade em modelar expressões linguísticas comumente utilizadas, como, por exemplo, a “água está fria” (ZADEH, 1992).

3.1.1 Funções de pertinência

Uma função de pertinência (FP) é uma curva que define como um ponto do espaço de entradas é mapeado em um grau de pertinência entre 0 e 1. Uma forma mais concisa de definir uma FP é expressá-la através de uma expressão matemática. A seguir é descrito as classes de funções parametrizadas mais comumente utilizadas para definir as FPs (DUBOIS, 1980).

- FP triangular: uma função de pertinência triangular é descrita pelos seguintes parâmetros $\{a, b, c\}$, na equação (1):

$$triangulo(x; a, b, c) = f(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (1)$$

com $a < b < c$ é determinado as coordenadas x para os três cantos de uma função de pertinência triangular, como segue no exemplo da Figura 15;

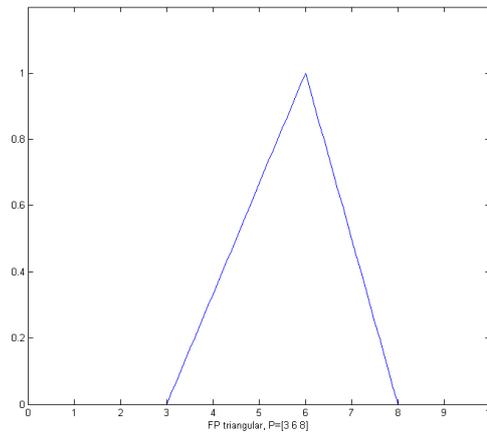


Figura 15 Função de pertinência triangular(x;3,6,8).

- FP trapezoidal: essa função é especificada por quatro parâmetros $\{a, b, c, d\}$ representados na equação (2):

$$\text{Trapezoidal}(x; a, b, c, d) = f(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases} \quad (2)$$

com $a < b \leq c < d$ são determinadas as coordenadas x para os quatro cantos de uma função de pertinência trapezoidal, exemplificada na Figura 16;

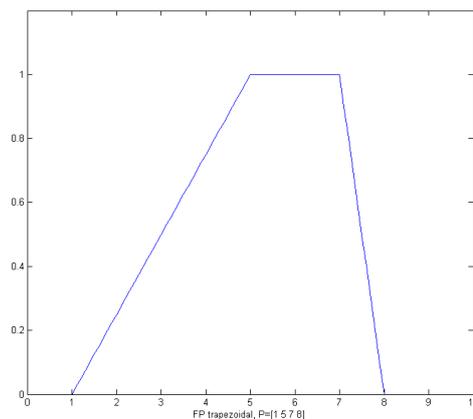


Figura 16 Função de pertinência trapezoidal(x;1,5,7,8).

- FP Gaussiana: é especificada por dois parâmetros $\{c, \sigma\}$, conforme equação (3):

$$gaussiana(x; c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (3)$$

em que c representa o centro da FP e σ determina a largura da FP, conforme exemplo da Figura 17;

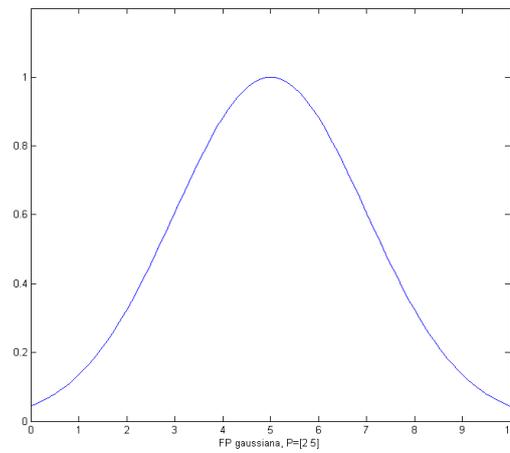


Figura 17 Função de pertinência gaussiana(x; 2, 5).

- FP Bell: é especificada por três parâmetros $\{a, b, c\}$, segundo equação (4):

$$bell(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad (4)$$

em que o parâmetro b é usualmente positivo (se b for negativo, o formato dessa FP seria um “sino” invertido). É possível ajustar c e a para variar o centro e a largura da FP, e então utilizar b para controlar o declive nos pontos de cruzamento, conforme exemplo da Figura 18;

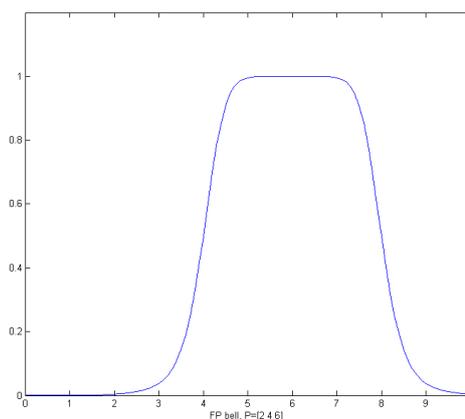


Figura 18 Função de pertinência bell(x; 2, 4, 6).

Devido as suas expressões simples e a sua eficiência computacional, tanto a função triangular quanto a trapezoidal foram utilizadas extensivamente, especialmente em implementações de tempo-real (JANG, 1997). No entanto, uma vez que essas FPs são compostas por segmentos de linhas retas, as mesmas não são suaves nas bordas especificadas pelos parâmetros. Logo, por causa de sua suavidade e notação concisa, as FPs Gaussiana e Bell estão cada vez mais utilizadas para especificar conjuntos *fuzzy*. A função gaussiana é bem conhecida e utilizada na área de probabilidade e estatística.

3.1.2 Regras *Fuzzy*

As regras *fuzzy* e o raciocínio *fuzzy* são os principais suportes de um sistema de inferência *fuzzy*, que é a ferramenta mais importante de modelagem das teorias de conjunto *fuzzy*. As regras *fuzzy* assumem o seguinte formato:

Se x é A então y é B

onde A e B são valores linguísticos definidos pelos conjuntos *fuzzy* no universo X e Y, respectivamente. Geralmente “x é A” é chamado de antecedente ou premissa, enquanto “y é B” é chamado de consequência ou conclusão (DUBOIS, 1980).

3.1.3 Raciocínio *Fuzzy*

O processo de raciocínio *fuzzy* ou, também chamado de raciocínio aproximado, pode ser dividido em quatro passos (DUBOIS, 1980):

1. grau de compatibilidade: compara os fatos conhecidos com os antecedentes das regras *fuzzy* para encontrar o grau de compatibilidade em relação a cada antecedente da FP;
2. força de disparo: combina os graus de compatibilidade em relação as FPs antecedentes em uma regra usando operadores *fuzzy* ‘E’ ou ‘OU’ para formar uma força de disparo que indica o grau para cuja parte da regra antecedente é satisfeita;
3. FP consequente qualificada: aplica a força de disparo para a FP consequente de uma regra para gerar uma FP consequente qualificada (a FP consequente qualificada representa como a força de disparo foi propagada e utilizada em uma declaração de implicação *fuzzy*).
4. FP da saída geral: agrega todas as FPs consequentes qualificadas para obter a FP da saída geral.

Esses quatro passos são aplicados em um sistema de inferência *fuzzy*.

3.1.4 Sistema de Inferência *Fuzzy*: Sugeno

O modelo *fuzzy* Sugeno foi proposto por Takagi, Sugeno e Kang (TAKAGI, 1985; SUGENO, 1988) em um esforço para desenvolver uma aproximação sistemática para gerar regras *fuzzy* a partir de um conjunto de entrada-saída. Uma regra *fuzzy* típica no modelo *fuzzy* Sugeno tem a seguinte forma:

$$\text{Se } x \text{ é } A \text{ e } y \text{ é } B \text{ então } z = f(x, y),$$

aonde A e B são conjuntos *fuzzy* antecedentes, enquanto $z = f(x,y)$ é uma função *crisp* no conseqüente. Usualmente $f(x,y)$ é um polinômio nas variáveis de entrada x e y , mas pode ser qualquer função desde que a saída do modelo possa ser apropriadamente descrita com a região *fuzzy* especificada pelas regras antecedentes. Quando $f(x,y)$ é um polinômio de primeira-ordem, o resultante do sistema de inferência *fuzzy* é chamado de modelo *fuzzy* Sugeno de primeira-ordem, que foi originalmente proposto por (TAKAGI, 1985). Quando f é constante, então é tido como modelo *fuzzy* Sugeno de ordem-zero.

A Figura 19 representa o procedimento de raciocínio *fuzzy* para um modelo Sugeno de primeira-ordem. Como cada regra tem uma saída *crisp*, a saída geral é obtida pela média ponderada. No entanto, na prática, muitas vezes o operador da média ponderada é substituído por uma soma ponderada $z = \omega_1 z_1 + \omega_2 z_2$ como exemplificado na Figura 19 para reduzir o tempo de computação, especialmente no treinamento de um sistema de inferência *fuzzy* (JANG, 1997).

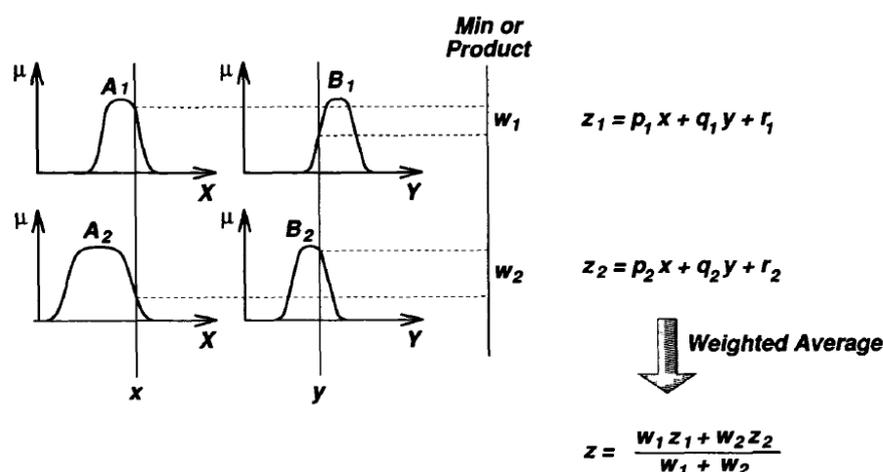


Figura 19 O modelo *fuzzy* Sugeno (JANG, 1997).

Sem o consumo de tempo e operações matemáticas de defuzificação intratáveis, o modelo *fuzzy* Sugeno é de longe o candidato mais popular para modelamento *fuzzy* baseado em dados de entrada (JANG, 1993).

3.2 REDES ADAPTATIVAS

3.2.1 Método dos mínimos quadrados

No problema genérico de mínimos quadrados, a saída de um modelo linear y é dada pela expressão linearmente parametrizada, como por exemplo a Equação (5)

$$y = \theta_1 f_1(u) + \theta_2 f_2(u) + \dots + \theta_n f_n(u), \quad (5)$$

onde $u = [u_1, \dots, u_p]^T$ é o modelo do vetor de entrada, f_1, \dots, f_n são funções conhecidas de u , e $\theta_1, \dots, \theta_n$ são parâmetros desconhecidos que deverão ser estimados. Na área da estatística, a tarefa de ajustar dados utilizando modelos lineares é conhecida como *regressão linear* (JANG, 1997).

Para identificar os parâmetros desconhecidos θ_i , usualmente são realizados experimentos para obter conjuntos de dados de treinamento composto de pares de dados $\{(u_i; y_i), i = 1, \dots, m\}$ (JANG, 1997). Esses dados representam pares desejados de entrada-saída do sistema alvo que se deseja modelar. Substituindo cada par na Equação (5), é obtido um conjunto m de equações lineares representados pela Equação (6):

$$\begin{cases} f_1(u_1)\theta_1 + f_2(u_1)\theta_2 + \dots + f_n(u_1)\theta_n = y_1, \\ f_1(u_2)\theta_1 + f_2(u_2)\theta_2 + \dots + f_n(u_2)\theta_n = y_2, \\ \vdots \\ f_1(u_m)\theta_1 + f_2(u_m)\theta_2 + \dots + f_n(u_m)\theta_n = y_m. \end{cases} \quad (6)$$

Utilizando notações de matrizes é possível reescrever as equações acima de uma forma mais concisa representada pela Equação (7):

$$A\theta = y \quad (7)$$

onde A é uma matriz $m \times n$ indicada pela Equação (8)

$$A = \begin{bmatrix} f_1(u_1) & \dots & f_n(u_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ f_1(u_m) & \dots & f_n(u_m) \end{bmatrix}, \quad (8)$$

sendo θ é um vetor $n \times 1$ dos parâmetros desconhecidos, Equação (9):

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_m \end{bmatrix}, \quad (9)$$

e y é o vetor de saídas $m \times 1$ indicada pela Equação (10):

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Para identificar unicamente o vetor desconhecido θ é necessário que $m \geq n$. Se é for quadrada ($m=n$) e não-singular, então é possível resolver x a partir da seguinte Equação (11):

$$\theta = A^{-1}y. \quad (11)$$

No entanto, geralmente m é maior que n , indicando que existem mais pares de dados do que parâmetros ajustáveis (JANG, 1997). Nesse caso, uma solução exata que satisfaça todas as equações m não é sempre possível, uma vez que os dados podem estar contaminados com ruído, ou o modelo pode não ser apropriado para descrever o sistema alvo. Então a Equação (11) é modificada para incluir um vetor de erro e , como segue na Equação (12):

$$A\theta + e = y. \quad (12)$$

Agora, ao invés de encontrar a solução exata, é necessário encontrar um $\theta = \hat{\theta}$ que minimize a **soma dos erros quadráticos** definida pela Equação (13):

$$E(\theta) = \sum_{i=0}^m (y_i - a_i^T \theta)^2 = e^T e = (y - A\theta)^T (y - A\theta), \quad (13)$$

onde $e = y - A\theta$ é o vetor erro produzido por uma escolha específica de θ . Pode-se notar que $E(\theta)$ está em sua forma quadrática e tem um único mínimo em $\theta = \hat{\theta}$.

O erro quadrático é minimizado quando $\theta = \hat{\theta}$, que é chamado de *Least Square Estimator* (LSE), que satisfaz a equação normal, representada na Equação (14):

$$A^T A \hat{\theta} = A^T y. \quad (14)$$

Se $A^T A$ é não-singular, $\hat{\theta}$ é único é dado pela Equação (15):

$$\hat{\theta} = (A^T A)^{-1} A^T y. \quad (15)$$

3.2.2 Método gradiente descendente

O método do gradiente descendente, também conhecido como método do gradiente, é uma das técnicas mais antigas para minimizar uma dada função definida em espaço de entrada multidimensional. Apesar da sua convergência lenta, o método é frequentemente utilizado em técnicas de otimizações não-lineares devido a sua simplicidade (JANG, 1997).

O *gradiente* de uma função diferenciável $E = R^n \rightarrow R$ em θ é um vetor das primeiras derivadas de E , denominado g , como segue na Equação (16):

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}) (= \nabla E(\boldsymbol{\theta})) \stackrel{\text{def}}{=} \left[\frac{\partial E(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_1}, \frac{\partial E(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_2}, \dots, \frac{\partial E(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_n} \right]^T \quad (16)$$

Geralmente, baseado em um determinado gradiente, as direções descendentes aderem a condição determinada pela Equação (17):

$$\phi'(0) = \left. \frac{dE(\theta_{now} + \eta d)}{\eta d} \right|_{\eta=0} = \mathbf{g}^T d = \|\mathbf{g}^T\| \|d\| \cos(\xi(\theta_{now})) < 0. \quad (17)$$

Onde ξ indica o ângulo entre \mathbf{g} e \mathbf{d} , e $\xi(\theta_{now})$ denota o ângulo entre g_{now} e d no ponto θ_{now} . Na Figura 20 as direções, a partir do ponto de partida θ_{now} na área rachurada, são possíveis candidatos a vetores descendentes. Quando $d = -g$, d é a direção do gradiente descendente no ponto local θ_{now} .

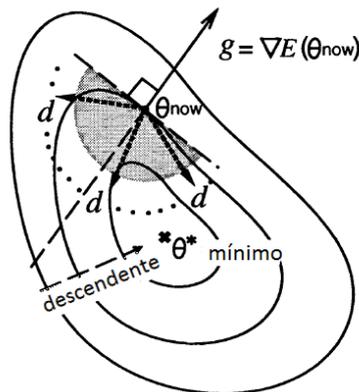


Figura 20 Possíveis direções descendentes (adaptado de JANG, 1997).

Uma classe do método baseado em gradiente descendente deve ter a forma a seguir, em que as possíveis direções descendentes podem ser determinadas fazendo a deflexão do gradiente através de uma multiplicação por G (gradientes defletidos), na Equação (18):

$$\theta_{next} = \theta_{now} - \eta G g \quad (18)$$

com algum tamanho de passo positivo η e alguma matriz G positiva. Quando $G=\eta I$, como algum valor positivo para η e a matriz identidade I , a equação (19) será a fórmula do gradiente descendente dado pela Equação (19):

$$\theta_{next} = \theta_{now} - \eta g \quad (19)$$

Idealmente se quer encontra um valor para θ_{next} que satisfaça a Equação (20):

$$g(\theta_{next}) = \left. \frac{\partial E(\theta)}{\partial \theta} \right|_{\theta=\theta_{next}} = 0. \quad (20)$$

Na prática, no entanto, é difícil resolver a Equação (20) analiticamente. Para minimizar a função objetivo, o procedimento descendente é tipicamente repetido até que algum dos critérios de parada seja satisfeito (JANG, 1997):

1. o valor da função objetivo é suficientemente pequeno;
2. o comprimento do vetor gradiente g é menor do que o valor especificado;
3. o tempo de processamento especificado foi excedido.

3.2.3 Treinamento híbrido

Embora seja possível aplicar somente o método do gradiente ou do LSE, essa otimização simples geralmente leva muito tempo até convergir. No entanto, se a saída da rede adaptativa for única, a mesma será linear para alguns parâmetros da rede. Com isso é possível identificar esses parâmetros lineares pelo método LSE. Assim, é interessante combinar o método do LSE com o Método do Gradiente para uma identificação mais rápida dos parâmetros desconhecidos (JANG, 1993).

Assumindo que o sistema só tem uma única saída, representada pela Equação (21):

$$o = F(i, S), \quad (21)$$

em que \mathbf{i} é um vetor das variáveis de entrada, \mathbf{S} é o conjunto de parâmetros e \mathbf{F} é a função implementada pela rede adaptativa. Se existir uma função \mathbf{H} cuja composição $F \circ H$ é linear na soma dos elementos em S , então esses elementos podem ser identificados pelo método dos mínimos quadrados. Se o conjunto dos parâmetros S puder ser dividido em dois conjuntos definidos na Equação (22):

$$S = S_1 \oplus S_2 \quad (22)$$

(aonde \oplus representa soma direta) de tal forma que $H \circ F$ seja linear nos elementos de S_2 , então aplicando H na equação (12), obtem-se a Equação (23):

$$H(o) = H \circ F(Bi, S), \quad (23)$$

que é linear nos elementos de S_2 . Tendo os valores dos elementos de S_1 , é possível obter a matriz de equações, a partir da inserção dos dados de treinamentos na Equação (23), gerando a Equação (24):

$$A\theta = y \quad (24)$$

onde θ é um vetor desconhecido cujos elementos são parâmetros de S_2 . Essa equação é igual à Equação (7) apresentada no método LSE. Ou seja, como é problema padrão de mínimos-quadrados lineares, e a melhor solução para θ , que minimiza $\|A\theta - y\|^2$, é o LSE θ^* , determinado pela Equação (25):

$$\theta^* = (A^T A)^{-1} A^T y. \quad (25)$$

Sendo assim, é possível combinar o método do gradiente descendente com o LSE para atualizar os parâmetros da rede adaptativa. Para treinamento híbrido ser aplicado no modo *batch*, cada época é composta de um passo para frente e um passo para trás. No passo para frente, após cada vetor de entrada ser apresentado, são calculado as saídas dos nodos da rede camada por camada até que a linha correspondente nas matrizes A e y na equação (24) é obtida. Esse processo é repetido para todos os pares de dados de treinamento da forma de

completar A e y . Então, os parâmetros em S_2 são identificados pela fórmula pseudo-inversa da equação (25), ou pela forma recursiva dos mínimos quadrados. Após à identificação dos parâmetros, é possível calcular a medida de erro para cada par de dados de treinamento.

No passo para trás, os sinais de erro (a derivada do erro com respeito a cada nodo de saída) é propagada da saída final em direção ao final da entrada e o vetor gradiente é acumulado para cada dado de entrada. No final do passo para trás, para todos os dados, os parâmetros S_1 são atualizados pelo método do gradiente.

3.3 CLASSE DE REDE ADAPTATIVA ANFIS

ANFIS, que significa *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*, é uma classe de redes adaptativas cuja funcionalidade é equivalente à um sistema de inferência *fuzzy*, proposta por (JANG, 1993) que gera uma base de regras *fuzzy* e funções de pertinência automaticamente.

ANFIS é baseada em redes adaptativas. É uma topologia de nodos diretamente conectados, onde a maioria dos nodos depende de parâmetros que mudam de acordo com certas regras de aprendizado que minimizam o critério de erro. A técnica de aprendizado mais utilizada é o método do gradiente; no entanto, (JANG, 1993) propôs uma regra de aprendizado híbrido que incorpora LSE, descrito previamente no capítulo 3.2.3.

3.3.1 Estrutura da rede ANFIS

Assumindo que o sistema *fuzzy* em consideração tem duas entradas x e y e uma saída z . Para um modelo *fuzzy* Sugeno de primeira-ordem, um conjunto de regras comum pode ser dado pelas seguintes regras:

Regra 1: Se x é A_1 e y é B_1 , então $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$,

Regra 2: Se x é A_2 e y é B_2 , então $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$.

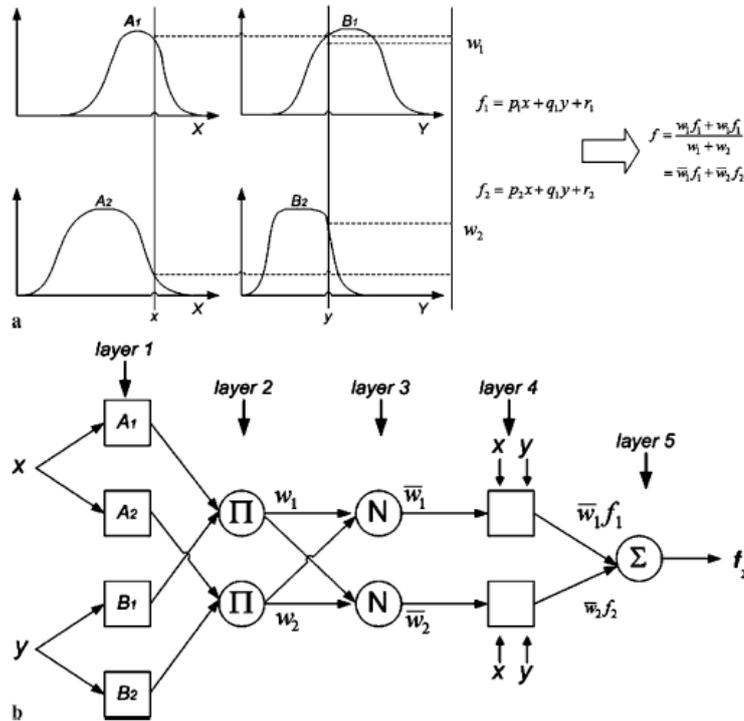


Figura 21 (a) Modelo *fuzzy* Sugeno de primeira-ordem com duas entradas e duas regras; (b) Arquitetura ANFIS equivalente (JANG, 1997).

A Figura 21 (a) apresenta um exemplo para ilustrar o mecanismo de raciocínio para o Modelo Sugeno, a arquitetura ANFIS equivalente é apresentada na Figura 21 (b), cujos nodos de uma mesma camada têm funções similares, conforme descrito a seguir (JANG, 1993):

- camada 1: cada nodo i nessa camada é um nodo adaptativo com sua função do nodo, conforme Equação (26):

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad \text{para } i = 1, 2 \text{ ou} \tag{26}$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad \text{para } i = 3, 4$$

onde x (ou y) é a entrada do nodo i e A_i (ou B_{i-2}) é o rótulo linguístico associado com esse nodo. Em outras palavras, $O_{1,i}$ é o grau de pertinência para um conjunto *fuzzy* $A(=A_1, A_2, B_1$ ou $B_2)$ e especifica qual grau de cada entrada dada x (ou y), que satisfaz o quantificador A . A função de pertinência A pode ser qualquer função de pertinência parametrizada, conforme descrito na

sessão 3.1.1. Quando os valores da FP mudam, a função varia de acordo, exibindo várias formas de FP para o conjunto *fuzzy* A. Os parâmetros nessa camada são chamados de *parâmetros das premissas*.

- camada 2: cada nodo nessa camada é um nodo fixo rotulado de Π , cuja saída é o produto de todos os sinais de entrada, representado pela Equação (27):

$$O_{2,1} = \omega_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(x), \quad i = 1, 2. \quad (27)$$

Cada nodo de saída representa força de disparo de uma regra;

- camada 3: cada nodo nessa camada é um nodo fixo chamado de N. O i ésimo nodo calcula a taxa da força de disparo da regra i ésimo com a soma de todas as forças de disparo das regras, dados pela Equação (28):

$$O_{3,i} = \bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2}, \quad i = 1, 2. \quad (28)$$

Por conveniência esse nodo é chamado de forças de disparo normalizadas;

- camada 4: cada nodo i nessa camada é um nodo adaptativo com a função de nodo dada pela Equação (29):

$$O_{4,i} = \bar{\omega}_i f_i = \bar{\omega}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad (29)$$

onde $\bar{\omega}_i$ é a força de disparo normalizada da camada 3 e $\{p_i, q_i, r_i\}$ são o conjunto de parâmetros desse nodo. Os parâmetros nessa camada são chamados de *parâmetros das consequências*;

- camada 5: o único nodo dessa camada é um nodo fixo chamado Σ , que determina a saída final como a soma de todos os sinais, dado pela Equação (30):

$$saída\ final = O_{5,1} = \sum_i \bar{\omega}_i f_i = \frac{\sum_i \omega_i f_i}{\sum_i \omega_i} \quad (30)$$

Com isso é construído uma rede adaptativa cuja funcionalidade é equivalente a um modelo *fuzzy* do tipo Sugeno.

3.3.2 Algoritmo de treinamento híbrido

Pela arquitetura da ANFIS mostrada na Figura 21 (b) é observado que enquanto os valores dos parâmetros das premissas estão fixos, a saída final pode ser expressa como uma combinação linear dos parâmetros das consequências. Sendo assim, a saída f_i pode ser reescrita como:

$$\begin{aligned}
 f &= \frac{\omega_1}{\omega_1 + \omega_2} f_1 + \frac{\omega_2}{\omega_1 + \omega_2} f_2 \\
 &= \frac{\bar{\omega}_1(p_1x + q_1y + r_1) + \bar{\omega}_2(p_2x + q_2y + r_2)}{(\bar{\omega}_1x)p_1 + (\bar{\omega}_1y)q_1 + (\bar{\omega}_1)r_1 + (\bar{\omega}_2x)p_2 + (\bar{\omega}_2y)q_2 + (\bar{\omega}_2)r_2}
 \end{aligned} \quad (31)$$

que é linear nos parâmetros de consequência $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, e r_2$. A partir dessa observação, pode-se concluir que :

S = conjunto total dos parâmetros,

S_1 = conjunto dos parâmetros das premissas (não-linear),

S_2 = conjunto dos parâmetros das consequências (linear).

Portanto, o algoritmo de treinamento híbrido descrito na sessão 3.2.3 pode ser aplicado diretamente (JANG, 1993). Mais especificamente, no passo para frente do algoritmo híbrido, as saídas dos nodos vão para frente até a camada 4 e os parâmetros das consequências são identificados pelo método dos mínimos quadrados. No passo para trás, o sinal de erro é propagado para trás e os parâmetros das premissas são atualizados pelos método do gradiente descendente. A Tabela 2 resume as atividades de cada passo.

Tabela 2 Os dois passos do procedimento de aprendizado híbrido da ANFIS.

	Passo para frente	Passo para trás
Parâmetros das premissas	Fixo	Método do gradiente
Parâmetros das consequências	LSE	Fixo
Sinais	Nodos de saída	Sinais de erro

Fonte: Adaptado de (JANG, 1993).

Os parâmetros de consequência são ótimos dado a condição de que os parâmetros das premissa estão fixos. De acordo com o procedimento híbrido, ele converge muito mais rápido uma vez que ele reduz a procura no espaço dimensional do método original chamado de *backpropagation* (JANG, 1997).

3.4 MODELAGEM ESTRUTURA *NEURO-FUZZY*

Algoritmos de clusterização são utilizados extensivamente não somente para caracterizar e organizar dados, mas são muito úteis para construção de modelos. A clusterização separa conjuntos de dados em diferentes grupos cuja similaridade dentro de um grupo é maior do que entre os grupos. A técnica de clusterização pode ser utilizada para o modelamento inicial de uma rede *fuzzy*, para determinar as regras *fuzzy*. Com esse propósito, a técnica clusterização é validada com base nas seguintes proposições:

1. entradas similares em um sistema alvo devem ser modeladas para produzir saídas similares;
2. esses pares similares de entrada-saída são empacotados em *clusters* do conjunto de dados de treinamento.

3.4.1 *Subtractive Clustering*

A técnica *subtractive clustering* proposta por (CHIU, 1994) considera os pontos de dados candidatos para centros dos *clusters*. Utilizando esse método, o processamento é simplesmente proporcional ao número de pontos de dados e independente da dimensão do problema em consideração.

Por exemplo, seja uma coleção de n pontos de dados $\{x_1, \dots, x_n\}$ em um espaço M -dimensional. É assumido que os pontos foram normalizados em um hipercubo. Uma vez que

cada ponto de dado é candidato para o centro do *cluster*, a medida de densidade em cada ponto x_i é definida pela Equação (32):

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(r_a/2)^2}\right) \quad (32)$$

em que r_a é uma constante positiva. Um ponto terá uma alta densidade se tiver muitos pontos vizinhos. O raio r_a define a vizinhança; os pontos fora do raio de vizinhança contribuem muito pouco para a medida de densidade.

Após a medida de densidade (D_i) ser calculada para todos os pontos, o ponto com maior densidade é selecionado para ser o centro do primeiro *cluster*. Se x_{c1} for o ponto selecionado e D_{c1} sua medida de densidade, a densidade medida para cada ponto x_i é revisada de acordo com expressão dada pela Equação (33):

$$D_i = D_i - D_{c1} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_{c1}\|^2}{(r_b/2)^2}\right), \quad (33)$$

onde r_b é uma constante positiva. Então, os pontos próximos do primeiro centro de *cluster* x_{c1} terão suas medidas de densidade significativamente reduzidas, fazendo com que esses pontos dificilmente sejam escolhidos como o próximo centro. A constante r_b define a vizinhança que terá reduções mensuráveis na medida de densidade. A constante r_b é geralmente maior que r_a para prevenir centros de cluster muito próximos, geralmente r_b é $1,5 r_a$, conforme sugestão de (CHIU,1994).

Após a revisão de densidade de cada ponto, o próximo centro x_{c2} é selecionado e todas as medidas de densidade dos pontos são revisados de novo. Esse processo se repete até que um número suficiente de *clusters* seja criado.

Quando aplicado a técnica *subtractive clustering* para um conjunto de dados de entrada-saída, cada centro do *cluster* representará um protótipo que exhibe certas características do sistema a ser modelado. Esses centros de *clusters* serão utilizados como centros das premissas das regras *fuzzy* em um modelo Sugeno de ordem zero.

3.5 TRABALHOS RELACIONADOS QUE UTILIZAM SME PARA CARACTERIZAR MOVIMENTOS

Pelo fato de vários músculos que executam os movimentos da mão estarem localizados no antebraço, o uso do sinal mioelétrico desses músculos preservados é uma boa opção de controle para uma prótese do segmento mão-braço. É interessante salientar que, com o uso dos sinais desses músculos, o comando de um movimento da prótese pode ser realizado por meio dos mesmos músculos que realizariam um movimento similar do braço, de forma que o indivíduo possa se acostumar mais facilmente com o uso da prótese. Diversos trabalhos tratam do projeto e construção de próteses mioelétricas para membros superiores (HUDGINS, 1994).

Pode-se controlar a prótese mediante o reconhecimento dos sinais eletromiográficos, relacionando esses padrões com os movimentos que a prótese deve realizar (FAVIEIRO, 2009; FAVIEIRO & BALBINOT, 2011). Neste caso, pode-se otimizar o número de eletrodos. Para que a prótese seja o mais antropomórfica possível, a mesma deve realizar um grande número de movimentos, e quanto maior for o número de movimentos, maior deve ser o número de eletrodos e mais eficiente o reconhecimento dos padrões dos sinais eletromiográficos.

O reconhecimento de padrões do SME é eficiente tanto para determinar o tipo de movimento que a prótese deve executar de acordo com as características do sinal, assim como, para evitar que sinais de outros músculos que não estão relacionados com a intenção de movimento possam ativá-la. Para realizar esse reconhecimento, torna-se necessário o desenvolvimento de um sistema de reconhecimento dos padrões do SME, em que pode-se implementar diversos algoritmos distintos. Alguns exemplos de algoritmos de reconhecimento de padrões seriam *Linear Discriminant Analysis* (LDA), sistema *fuzzy*, redes neurais, *neuro-fuzzy*, entre outros (LI, 2010).

Na pesquisa realizada por (CHAN, 2000) foi desenvolvido um sistema *fuzzy*, cujas regras e funções de pertinência foram treinadas utilizando o algoritmo *back-propagation*, e a função de pertinência utilizada foi a gaussiana. O sistema visava a classificação de 4 movimentos distintos: extensão e flexão do antebraço, e extensão e flexão do punho. O sinal foi adquirido utilizando dois canais localizados nos músculos bíceps e tríceps. Foram extraídas 5 características do sinal: média do valor absoluto, número de cruzamentos por zero, comprimento de onda, mudança no sinal de inclinação e média da inclinação do valor absoluto. O janelamento utilizado foi uma janela fixa de 240 ms a partir do início da contração muscular. O respectivo estudo obteve uma taxa média de acertos de 91% para 4 Voluntários. Nesse estudo também foi realizada uma comparação com a técnica de redes neurais e se mostrou superior em termos de acurácia.

Outro estudo que utilizou a técnica *fuzzy* foi desenvolvido por (AJIBOYE, 2005) cujo sistema também almejava caracterizar 4 movimentos distintos: extensão do punho, flexão do punho, contração da mão e abdução do punho. Os músculos definidos foram: extensor dos dedos, extensor ulnar do carpo, flexor superficial dos dedos e flexor ulnar do carpo. O janelamento do sinal foi baseado no movimento completo e foi extraída uma única característica de cada janela, o valor rms. O treinamento realizado foi *offline*, em que sessões intercaladas do ensaio foram utilizadas para gerar a estrutura *fuzzy* inicial, aplicando a técnica de clusterização *fuzzy c-means* (FCM), definindo a estrutura de regras de maneira adaptativa para o usuário em questão. No estudo foi realizada uma comparação do número de *clusters* ideal (menor taxa de erro) e chegou-se à conclusão que a faixa ideal de *clusters* para o respectivo estudo foi na faixa de 50 à 100 *clusters*. Utilizando 50 clusters foi obtido um resultado de pelo menos 86% de acerto, considerando 2 Voluntários.

Também foi realizado um estudo que utiliza a técnica *fuzzy c-means* para particionar o espaço de características do sinal mioelétrico (MOMEN, 2007). Esse estudo, assim como

(AJIBOYE, 2005) extraiu somente o valor rms do janelamento do sinal, em que foram utilizadas janelas fixas de 200 ms. Foram utilizados dois canais localizados nos músculos do extensor e flexor do antebraço. Os movimentos definidos foram selecionados pelos 7 Voluntários cujos resultados apresentaram uma taxa de acertos média de $92,7\% \pm 3,2\%$ para 4 movimentos distintos. Um dos usuários definiu 9 movimentos distintos obtendo uma acurácia média de $48,9\% \pm 39,8\%$.

Uma técnica original foi proposta por (KHUSHABA, 2010) chamada de *orthogonal fuzzy neighborhooh discriminant analisys* (OFNDA), diferentemente de outras técnicas, o objetivo da OFNDA é minimizar a distância entre amostras pertencentes da mesma classe e maximizar a distância entre centros de classes distintas, enquanto leva em consideração a contribuição das amostras para as classes. O sistema foi testado em 7 Voluntários, com 5 à 10 movimentos distintos, utilizando somente dois canais localizados no antebraço dos mesmos. O janelamento foi realizado utilizando janelas de tamanho fixo de 187,5 ms sendo extraídas 13 características do sinal por canal: combinação dos primeiros 6 coeficientes AR (*auto-regressive*), o valor rms, o comprimento de onda, média do valor absoluto, a obliquidade dos dados janelados, mudança do sinal de inclinação, número de cruzamentos por zero e a integral do valor absoluto. Os resultados variaram de 87% até 97% de taxa de acerto média, de 10 até 5 classes distintas de movimentos, respectivamente.

Um estudo prévio foi realizado comparando a técnica *neuro-fuzzy* com redes neurais (FAVIEIRO & BALBINOT, 2011). Nesse estudo foram utilizados 3 canais localizados nos músculos flexor ulnar do carpo, extensor radial do carpo e bíceps. E foram caracterizados 5 movimentos distintos: contração da mão, flexão do antebraço, rotação do antebraço, extensão do punho e flexão do punho. O janelamento foi baseado no movimento completo e extraído o valor rms da janela respectiva à cada canal. Utilizando 6 regras foi obtida uma acurácia média de 86,6%. Comparando com a técnica de redes neurais (FAVIEIRO, 2009), com o mesmo

janelamento e características, utilizando os dados dos mesmos Voluntários, obteve-se 75% de acurácia, atingindo um decréscimo de aproximadamente 10% em comparação com a técnica neuro-*fuzzy*, para 30 repetições de cada movimento.

A técnica LDA também é amplamente utilizada devido a sua simplicidade e tempo computacional baixo. O estudo realizado por (LI, 2010) utiliza um classificador LDA para analisar janelas fixas de 150 ms, em que são extraídas 4 características por canal: média do valor absoluto, número de cruzamentos por zero, comprimento de onda e número de mudanças do sinal de inclinação. Ao todo foram utilizados 12 canais de aquisição distribuídos no antebraço, pulso e mão, para a classificação de 10 movimentos distintos. Os movimentos determinados incluem a extensão e flexão do punho, rotação do antebraço, contração da mão e 5 movimentos de pegada. O treinamento utilizou as sessões ímpares de cada ensaio, e as sessões pares foram utilizadas para avaliar o sistema. A técnica proposta obteve uma acurácia de $94\% \pm 3\%$. Também foi realizada uma análise utilizando 8 canais, o que gerou um decréscimo de 1 a 3% de acurácia.

As técnicas descritas anteriormente também podem aplicar paradigmas de adaptação supervisionados, conforme a pesquisa realizada por (SENSINGER, 2009). Nesse estudo foi proposta uma comparação utilizando a técnica LDA com ou sem treinamento supervisionado. Para o estudo de caso foi concluído que o uso de treinamento supervisionado reduziu o erro do sistema em pelo menos 26% ao longo do tempo. A adaptação supervisionada consiste em retrainar o sistema quando se tem conhecimento da saída esperada do mesmo. Para realizar essa comparação foram extraídas 4 características do sinal: média do valor absoluto, número de cruzamentos por zero, comprimento de onda e número de mudanças no sinal de inclinação. O sinal foi janelado em tamanhos fixos de 150 ms, utilizando 12 canais de aquisição. Os movimentos classificados envolviam a extensão e flexão do punho, rotação do antebraço, contração da mão e 5 movimentos de pegada. O erro médio do sistema foi de $30\% \pm 16\%$

para a técnica LDA sem treinamento supervisionado e de $20\% \pm 8\%$ ao utilizar o treinamento supervisionado. Pode-se perceber uma diferença significativa na acurácia do sistema ao longo do tempo na classificação dos movimentos.

4 METODOLOGIA EXPERIMENTAL

Na Figura 22, encontra-se o diagrama de blocos simplificado do sistema proposto, demonstrando visualmente os principais blocos do sistema. Nos próximos sub-capítulos são apresentadas discussões completas de cada um desses blocos.

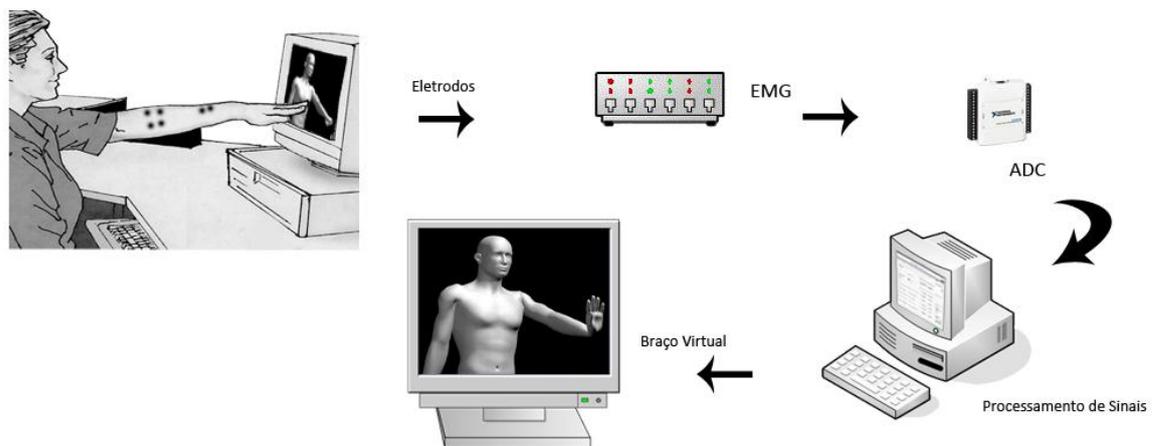


Figura 22 Diagrama de blocos do sistema proposto.

Constitui o aparato experimental uma tela de LCD que tem como objetivo gerar um estímulo visual com animações de movimentos aleatórios do braço, que devem ser replicados pelo usuário. Foi utilizado um eletromiógrafo de 8 canais com eletrodos de superfície colocados em lugares estratégicos e previamente definidos no braço direito, para a captação do sinal mioelétrico durante a visualização dos movimentos. Através de uma placa de aquisição de dados, o sinal mioelétrico é digitalizado e processado em um computador portátil, onde o mesmo é filtrado e analisado via *software*, utilizando a técnica de reconhecimento de padrões baseada em sistemas *neuro-fuzzy*. Finalmente, o sistema tem como saída a caracterização do movimento executado pelo usuário, permitindo estudos futuros como, por exemplo, controlar uma prótese de forma inteligente.

4.1 PLATAFORMA DE HARDWARE

4.1.1 Eletromiógrafo

Eletromiógrafo é um equipamento utilizado para a captação dos sinais mioelétricos com a ajuda de eletrodos. O eletromiógrafo utilizado nesse trabalho para a aquisição do sinal mioelétrico foi utilizado por (RADTKE, 2007) baseado no projeto de pesquisa coordenado por (BALBINOT, 2006).

A captação do sinal é realizada através de eletrodos bipolares de configuração passiva. Localizado perto dos eletrodos, em cada cabo de aquisição, foi utilizado um amplificador de instrumentação com entrada diferencial, INA118, para evitar perda do sinal e a minimização de ruídos já que a amplitude do sinal adquirido é muito baixa, na faixa dos mV. O sinal é amplificado em até 1000 vezes. A Figura 23 mostra os cabos de aquisição do eletromiógrafo.



Figura 23 Cabo pré-amplificado desenvolvido (BALBINOT, 2006).

O sinal muscular captado por eletrodos de superfície possui frequências variando entre 20 a 500 Hz, devido a esse fato, o eletromiógrafo projetado é constituído de dois filtros passa-baixas de segunda ordem Butterworth cascadeados com frequência de corte em 500 Hz e dois filtros passa-altas de segunda ordem Butterworth cascadeados com frequência de corte em 20 Hz.

4.1.2 Sistema de aquisição de dados

Para a realização da aquisição de dados foi selecionado a placa de aquisição da *National Instruments*, NI USB 6008, pois além da vantagem da facilidade de comunicação entre a placa e a ferramenta de programação *Labview*, que está sendo utilizada no presente trabalho, a placa de aquisição utiliza a porta USB para a entrada dos dados, podendo ser utilizada em qualquer computador atual.

Essa placa de aquisição também apresenta diversas outras funcionalidades como oito canais de entrada analógica com resolução de 10 bits e taxa de amostragem de 10 kS/s. A tensão de entrada máxima para os canais analógicos é de ± 10 V, o que serve perfeitamente para a aplicação estudada nesse trabalho pois utiliza os oito canais de entrada analógica (uma entrada por canal) com a taxa de aquisição de 1kHz por canal.

4.2 MODELO VIRTUAL

Para a realização dos ensaios, foi necessário criar um modelo virtual, que tem como objetivo auxiliar a padronização dos ensaios para a aquisição do sinal muscular. Com o modelo virtual é possível, para o Voluntário, visualizar o movimento que deve ser realizado durante os ensaios, de forma que todos os Voluntários realizem, da melhor forma possível, os mesmos movimentos com a mesma base de tempo e, ao mesmo tempo, deixando o sistema mais amigável.

Para o desenvolvimento do modelo virtual foram utilizados os seguintes *softwares*:

- MakeHuman 1.0 Alpha5;
- Blender 2.54 Beta.

4.2.1 Software *MakeHuman*

O MakeHuman é um *software* que serve para criar caracteres (modelos) humanóides (Figura 24). É possível, no *software*, definir diversos parâmetros para a criação do modelo humanóide, como altura, peso, sexo. Além disso, o MakeHuman permite exportar os modelos construídos com um ‘esqueleto’ manipulável pelo Blender, que foi a plataforma utilizada para a criação das animações do modelo virtual gerado.

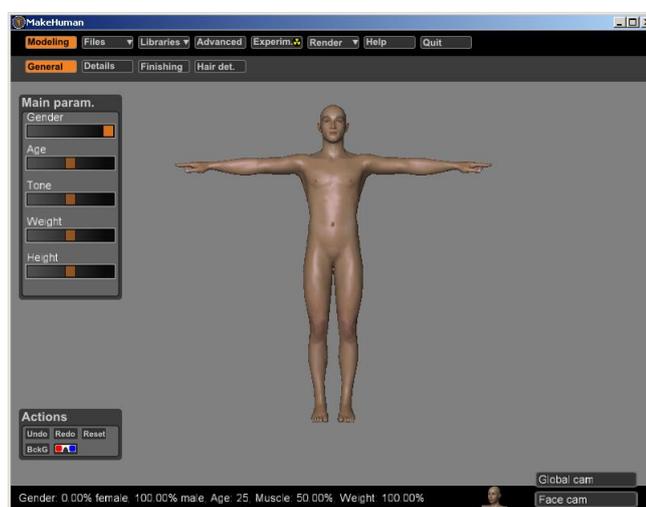


Figura 24 Janela principal do MakeHuman para criação do modelo humanóide.

4.2.2 Software Blender

O Blender é um *software* de código livre especializado em desenvolvimento de conteúdo 3D, como animações gráficas, filmes e jogos (Figura 25). Esse *software* é desenvolvido pela Blender Foundation. No desenvolvimento do modelo virtual, foi utilizado o *Blender* para efetivamente desenvolver as animações com o modelo gerado pelo *MakeHuman*.

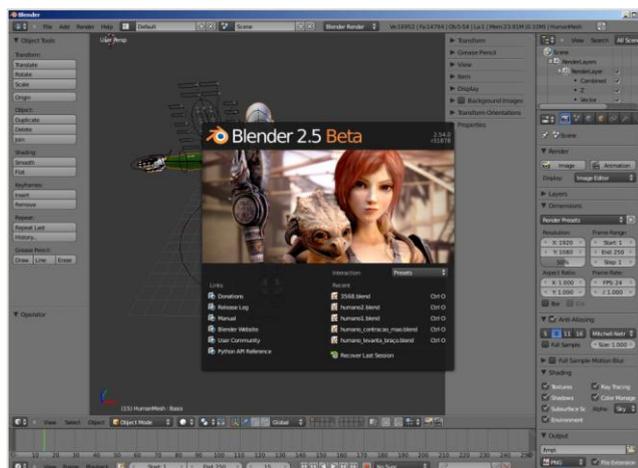


Figura 25 Janela inicial do software Blender.

4.2.3 Desenvolvimento das Animações

Inicialmente, foi utilizado o MakeHuman para definir os parâmetros do modelo humanóide (altura, peso, sexo). Com o modelo definido, foi exportado através da extensão .dae que é reconhecida pelo Blender. O modelo gera um esqueleto cujas articulações manipuláveis são utilizadas para definir as posições que o mesmo deve assumir. A geração das animações foi realizada por um aluno bolsista de Iniciação Científica (CONTO & BALBINOT, 2011).

Para o desenvolvimento da animação, foi necessário definir a posição inicial e final de cada movimento e também definir a temporização do movimento. O software, então, constrói uma animação ligando os dois pontos com o tempo determinado. Também foi estabelecida uma posição de repouso que foi adotada para todos os movimentos. É importante ressaltar que todos os movimentos partem da posição de repouso, são executados e retornam a ela. Cabe salientar, por fim, que os vídeos das animações foram gravados usando a taxa padrão de 24 fps e extensão .avi.

Para apresentar as animações criadas para o usuário de sistema, foi desenvolvida uma rotina no labview que consegue fazer a leitura de arquivos .avi e o vídeo pode ser visualizado em uma janela do *Windows Media Player* (Figura 26). Nessa rotina, é lido um arquivo com

extensão .avi, através de um caminho fixo fornecido, enviando o comando de abrir o *Windows Media Player* e de rodar o vídeo, através do Labview. Como o Labview utiliza a tecnologia *ActiveX* para implementar a função citada, só é possível utilizar esse recurso na plataforma *Windows*. Essa janela é aberta no monitor auxiliar, só sendo visualizada pelo usuário do sistema. O operador, visualiza somente a janela de programação do Labview em computador portátil, onde é mostrado o sinal que está sendo adquirido durante os ensaios.

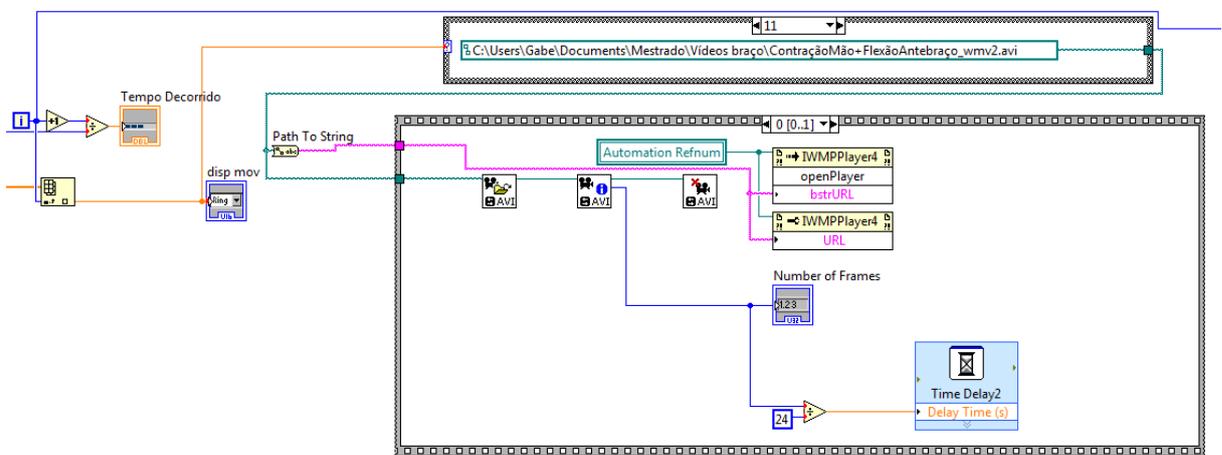


Figura 26 Rotina de visualização das animações.

4.2.3.1 Movimentos Simples

Foram denominados *movimentos simples* os sete movimentos básicos escolhidos para o braço do modelo virtual, representados na Figura 27, que são:

- Flexão do Punho;
- Contração da Mão;
- Extensão do Punho;
- Flexão do Antebraço;
- Rotação do Antebraço;

- Adução da Mão;
- Abdução da Mão.

Para os movimentos simples foi adotada a temporização descrita abaixo, após observações dos movimentos do segmento superior, sendo que a duração total da animação é de 8,3s. Na Figura 28 encontra-se uma representação dos vídeos dos movimentos simples.

- intervalo inicial: 0,4 s nos quais a animação ficará em sua posição de repouso;
- movimento de ida: duração de 2,9 s;
- intervalo do movimento: 1,25 s de intervalo, momento no qual a animação fica estática na posição final do movimento de ida;
- movimento de volta: tem a mesma duração do movimento de ida (2,9 s);
- intervalo final: intervalo com duração de 0,8 s, nos quais a animação fica novamente na posição de repouso.

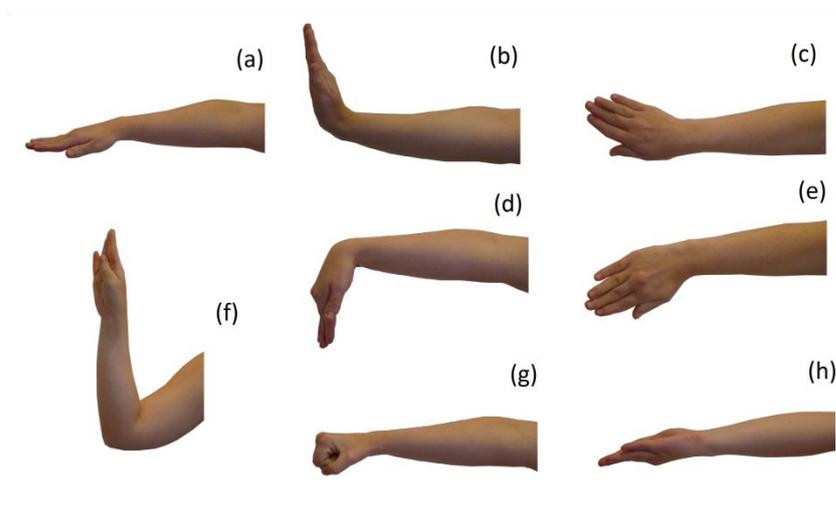
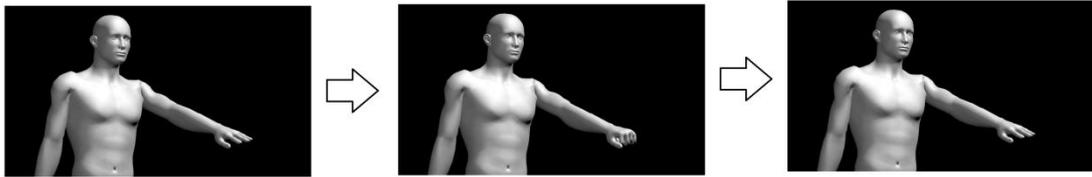


Figura 27 Fotos representando os movimentos simples determinados: (a) posição de repouso; (b) extensão do punho; (c) adução do punho; (d) flexão do punho; (e) abdução do punho; (f) flexão do antebraço; (g) contração da mão e (h) rotação do antebraço.

movimento de contração da mão:



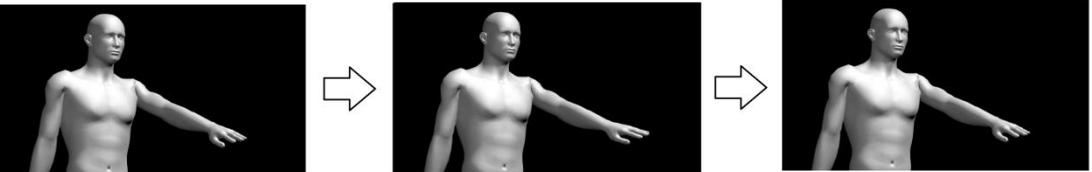
movimento de extensão do punho:



movimento de flexão do punho:



movimento de abdução do punho:



movimento de adução do punho:



movimento de rotação do antebraço:



movimento de flexão do antebraço:



Figura 28 Diagrama representando os vídeos dos movimentos simples.

4.2.3.2 Movimentos Complexos

Os movimentos que são denominados complexos caracterizam-se por apresentar uma combinação qualquer dos movimentos básicos definidos anteriormente. Para a aplicação, foram selecionados cinco movimentos complexos, conforme representado na Figura 29, que são:

- Contração da Mão com Rotação do Braço;
- Rotação com Flexão do Antebraço;
- Rotação com Flexão do Antebraço e do Punho;
- Contração da Mão com Flexão do Antebraço;
- Extensão e Flexão do Punho.

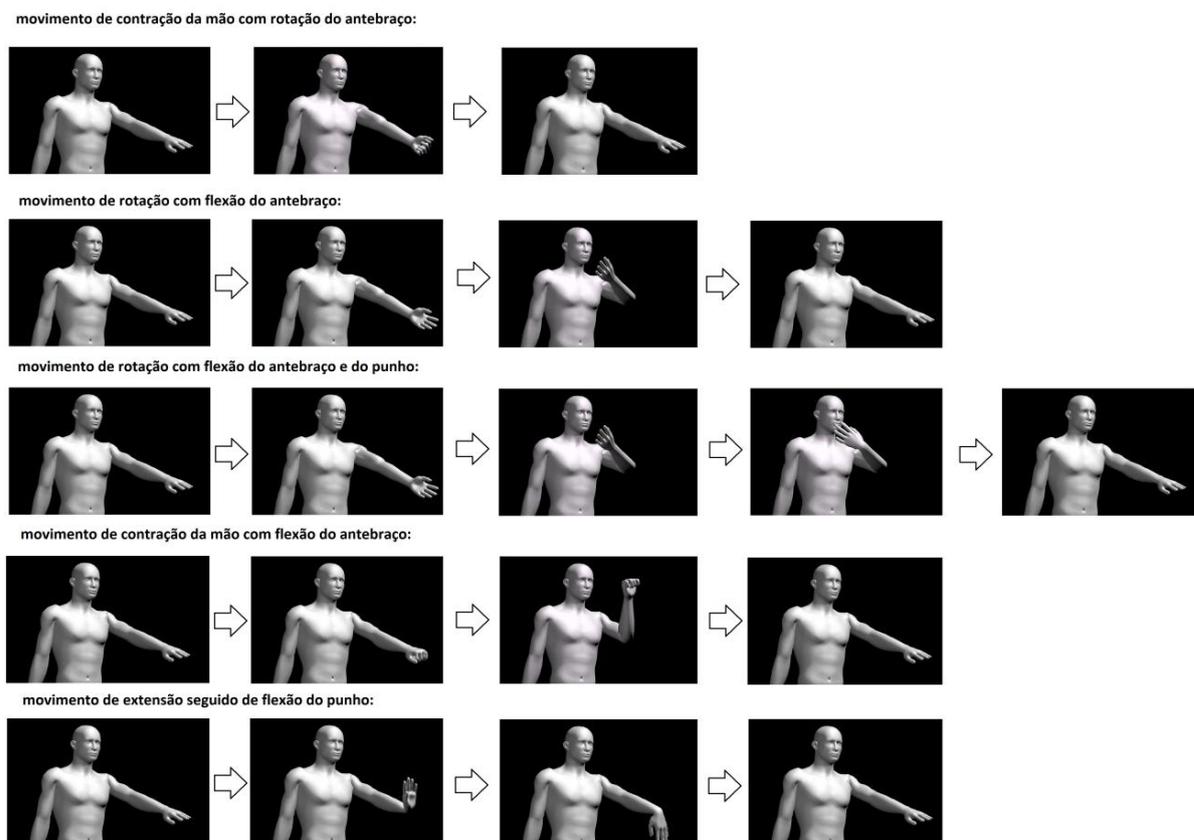


Figura 29 Diagrama representando os vídeos dos movimentos complexos.

Para as animações dos vídeos complexos, foram utilizados os mesmos parâmetros das animações dos movimentos simples, a única diferença foi a duração total de aproximadamente 17 segundos, para cada um dos movimentos.

4.3 METODOLOGIA DOS ENSAIOS DE AQUISIÇÃO DE DADOS

A primeira etapa ao se realizar ensaios com seres humanos é a apresentação de um termo de consentimento livre e esclarecido, que explica como funciona o ensaio e quais os possíveis riscos que podem ocorrer se o Voluntário aceitar participar do ensaio. Com o termo de consentimento assinado (ver Apêndice I), é realizado uma breve anamnese, para se ter conhecimento de algumas características relevantes do Voluntário, para uma análise mais precisa dos resultados. A anamnese utilizada encontra-se no Apêndice II.

Os ensaios para aquisição de dados foram criteriosamente realizados a fim de obter o sinal muscular mais fidedigno possível. Os principais cuidados que devem ser tomados quando se realiza uma aquisição do sinal mioelétrico através de eletrodos de superfície são (FAVIEIRO, 2009):

- limpeza da pele onde os eletrodos ficarão localizados, sendo utilizado álcool etílico para melhorar a higienização do local;
- raspagem dos pêlos do braço para que o eletrodo tenha o maior contato possível com a pele;
- lixar superficialmente a pele para retirar as células mortas;
- colocar um pouco de gel condutivo entre o eletrodo e a pele, para que o sinal mioelétrico seja captado pelo eletrodo com maior sensibilidade;
- posicionar o eletrodo na parte ventral do músculo que se quer analisar;
- posicionar o eletrodo de forma que os cabos de aquisição dos dados não atrapalhem o movimento do braço;

- fixar os cabos de aquisição de modo que eles não se movimentem durante os ensaios, principalmente na parte do cabo próxima aos eletrodos.

Como o sistema proposto neste trabalho tem por objetivo determinar se o músculo analisado está realizando um movimento, não é necessário realizar a raspagem dos pêlos e o lixamento da pele, só uma boa limpeza e o uso de gel condutor é o suficiente para a aquisição de um sinal adequado. O eletrodo de referência, geralmente fica localizado na parte central da testa ou no lóbulo da orelha, por opção, neste trabalho, com o eletrodo de referência foi posicionado na testa, por ser um local em que o mesmo é facilmente fixado.

Para a aquisição dos dados foi utilizado a placa de aquisição (NI USB 6008). Foram utilizados 8 pares de eletrodos localizados nos principais grupos musculares, do braço do Voluntário, que fazem parte dos movimentos que foram escolhidos para se caracterizar: bíceps braquial (C0), flexor ulnar do carpo (C1), flexor radial do carpo (C2), extensor dos dedos (C3), pronador redondo (C4), braquiorradial (C5), palmar longo (C6) e extensor ulnar do carpo (C7), conforme Figura 30.

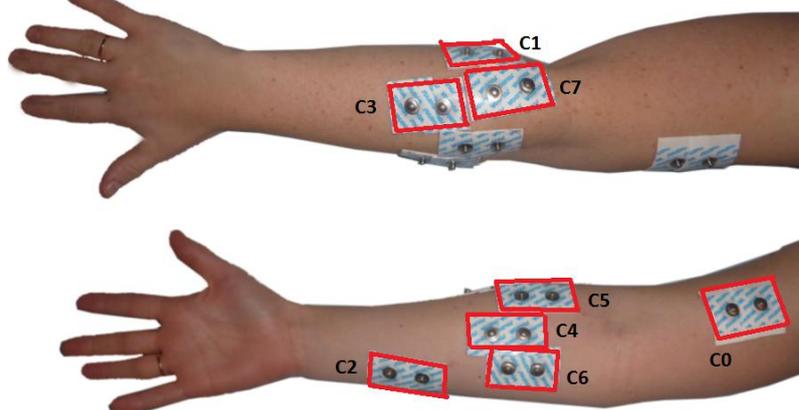


Figura 30 Posicionamento dos eletrodos.

Para iniciar a aquisição, após o posicionamento correto dos eletrodos, o Voluntário é instruído a replicar as animações do modelo virtual que aparecem em uma tela de LCD

utilizando uma força moderada. Com o intuito de padronizar os ensaios de aquisição do sinal foi adaptada a metodologia proposta em (LI, 2010), sendo considerados os seguintes aspectos:

- cada ensaio é composto de 5 sessões;
- é gerada uma sequência aleatória das animações para cada sessão do ensaio;
- cada sessão é composta de 5 repetições de cada um dos 12 movimentos determinados;
- entre as animações aleatórias de uma sessão, foi determinado um tempo de repouso de 3 segundos;
- entre as sessões também foi definido um tempo de repouso de 5 minutos;
- cada Voluntário participou de um único ensaio.

A rotina desenvolvida para a geração dos movimentos aleatórios encontra-se na Figura 31, em que é utilizada a função MathScript, usando como parâmetros de entrada o número de movimentos e quantidade de repetições do mesmo. A saída gerada é um vetor com a ordem aleatória dos movimentos do modelo virtual que devem ser mostrados ao usuário. E a Figura 32 representa uma foto de um dos ensaios realizados.

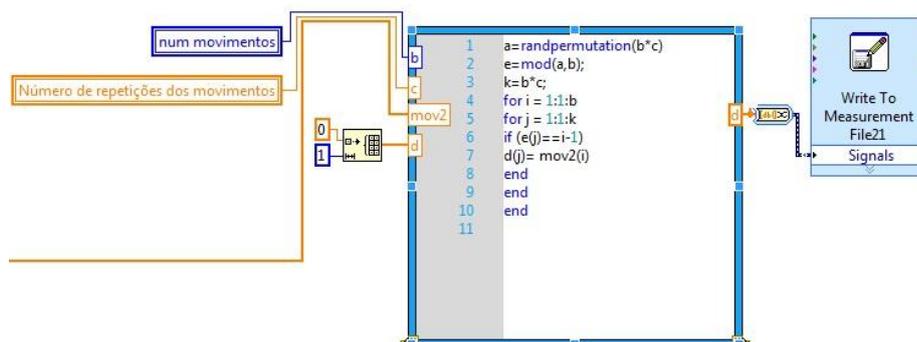


Figura 31 Rotina desenvolvida para a gerar a sequência aleatória de movimentos.

O tempo de repouso é muito importante para o usuário poder descansar e não ocorrer fadiga dos músculos durante o ensaio, assim como, a aleatorização dos movimentos. Cada

sessão tem duração aproximada de 16 minutos e o ensaio total tem duração aproximada de 3 horas, dependendo do tempo levado para o posicionamento dos eletrodos.

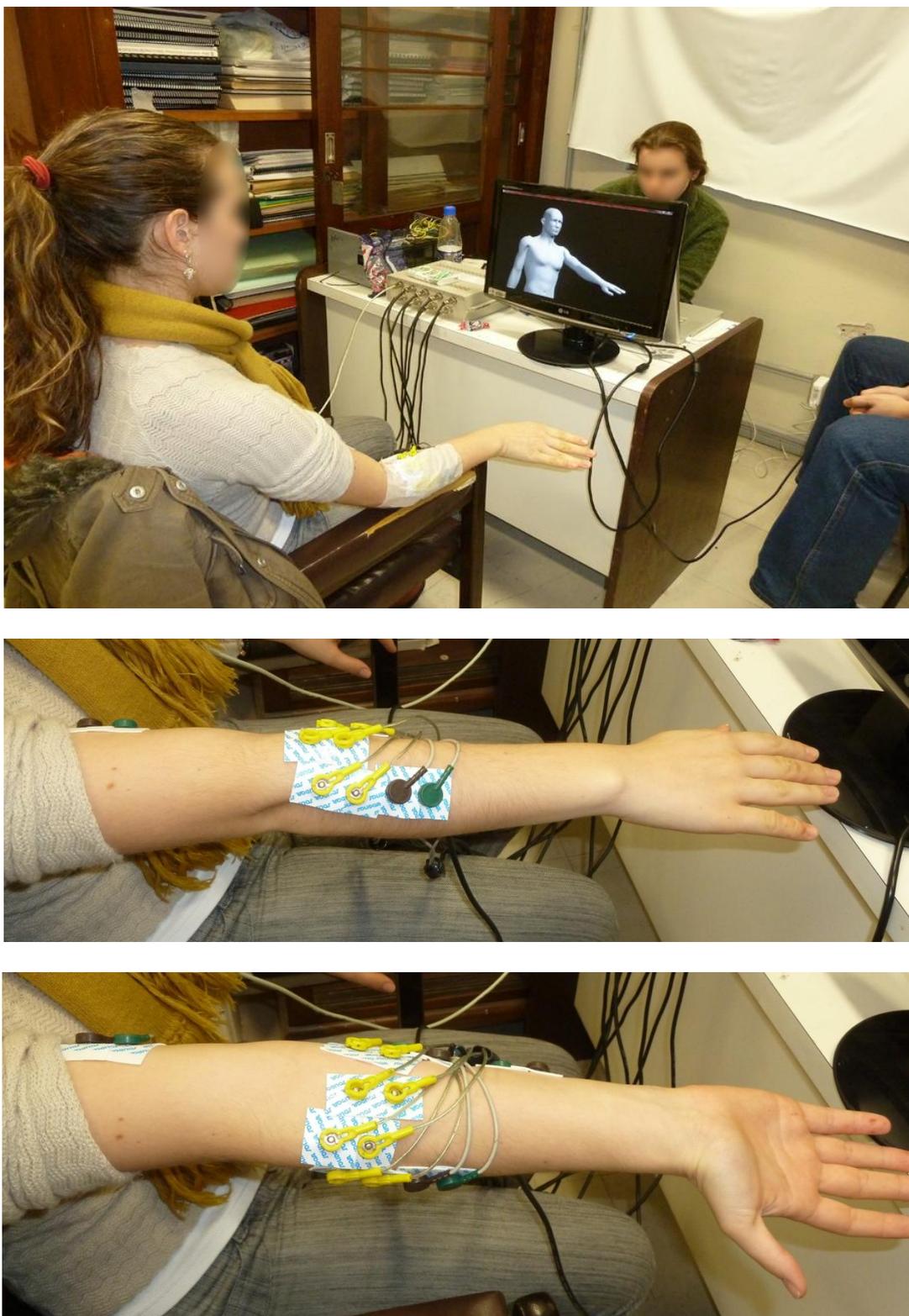


Figura 32 Foto de um dos ensaios realizados.

4.4 SOFTWARE DE PROCESSAMENTO DE SINAIS

A linguagem de programação escolhida para o desenvolvimento do *software* do sistema proposto é o *Labview*. O *Labview* (*Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench*) é uma linguagem de programação gráfica originária da *National Instruments*. A primeira versão surgiu em 1986 para o Macintosh e atualmente existem também ambientes de desenvolvimento integrados para os Sistemas Operacionais *Windows*, *Linux* e *Solaris*.

As principais áreas de aplicação do *Labview* são a Instrumentação e a Automação. A programação é realizada de acordo com o modelo de fluxo de dados, o que oferece a esta linguagem vantagens para a aquisição de dados e para a sua manipulação.

Os programas em *Labview* são chamados de instrumentos virtuais ou, simplesmente, VIs. São compostos pelo painel frontal, que contém a interface, e pelo diagrama de blocos, que contém o código gráfico do programa. O programa não é processado por um interpretador, mas sim compilado. Deste modo seu desempenho é comparável ao exibido pelas linguagens de programação de alto nível.

4.4.1 Rotina para aquisição dos dados

A aquisição e geração do banco de dados foram obtidas através de uma rotina criada no *software Labview* (Figura 33), que lê os dados de entrada adquiridos através da placa NI USB 6008 e os coloca em um arquivo com extensão “.lvm”, através da função DAQ Assistant. Os parâmetros de entrada são a frequência de aquisição e o número de amostras e a saída é o sinal adquirido. Todos os dados adquiridos durante o ensaios de aquisição do sinal são armazenados em um único arquivo que contém informações importantes sobre a aquisição dos mesmos.

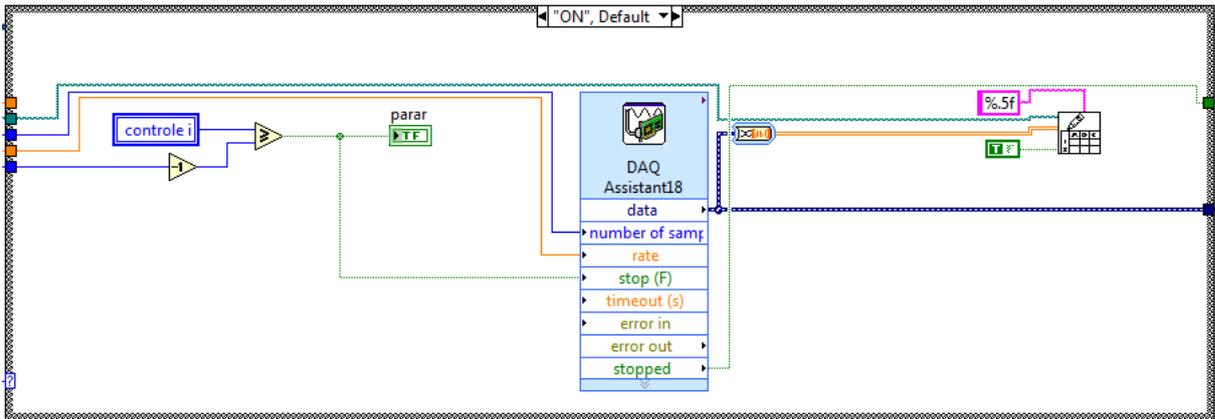


Figura 33 Rotina de aquisição de dados.

Algumas das informações contidas nesse arquivo são: o dia, a hora da aquisição dos dados, a taxa de amostragem em que foram coletados, o nome do canal coletado na aquisição, qual a unidade dos dados coletados (Volts, Ampères...) e o mais importante, uma tabela em que a primeira coluna é o tempo relativo de aquisição dos dados, começando no tempo 0 e sendo acrescido de 1 ms (período determinado nesse projeto para a aquisição de dados) até o término da aquisição. As outras colunas armazenam o valor adquirido do sinal no instante de tempo referente à primeira coluna, sendo que cada coluna representa um canal de aquisição, conforme é mostrado na Figura 34 .

```

ensaio_comb_canal1_01 - Bloc...
Arquivo  Editar  Formatar  Exibir  Ajuda
LabVIEW Measurement
writer_version 0.92
Reader_version 1
Separator Tab
Multi_Headings No
X_columns Multi
Time_pref Absolute
Operator Alexandre
Date 2009/04/13
Time 15:58:48,860764
***End_of_Header***

Channels 1
Samples 1000
Date 2009/04/13
Time 15:58:49,868999
Y_Unit_Label Volts
X_Dimension Time
X0 0.0000000000000000E+0
Delta_x 0.001000
***End_of_Header***
X_Value voltage Comment
0.000000 -1.402369
0.001000 -1.412545
0.002000 -1.407457
0.003000 -1.392194
0.004000 -1.374386
0.005000 -1.379474
0.006000 -1.387106
0.007000 -1.397282

```

Figura 34 Exemplo de parte de um arquivo de dados adquirido.

A geração do banco de dados é padronizada, de acordo com a metodologia descrita anteriormente. Isso é feito para a utilização do sistema de maneira *offline* e *online* e também para facilitar os testes e validações das rotinas de processamento do sinal.

4.4.1.1 Taxa de Amostragem

Para o cálculo da taxa de amostragem foi considerado que o sinal mioelétrico se encontra na faixa de 20 a 500 Hz, sendo que a maior parte da energia do sinal se encontra na faixa de frequência de 50 a 150 Hz. Segundo o *Teorema de Nyquist* a frequência de amostragem de um sinal analógico, para que possa posteriormente ser reconstituído com o mínimo de perda de informação, deve ser igual ou maior a duas vezes a maior frequência do espectro deste sinal.

Baseados nessas informações, a frequência de amostragem utilizada foi de 1000 Hz que é adequada ao sistema proposto. Para essa especificação a aquisição de dados à cada 1ms (período de amostragem) foi suficiente para a identificação dos movimentos que estão sendo realizados pelos usuários.

4.4.2 Leitura dos dados *online*

A aquisição *online* é realizada de forma que o sinal seja transferido para o computador em janelas de 50ms, através da placa de aquisição de dados, e o sinal é armazenado em uma fila do tipo *fifo* (*first in, first out*), em que as janelas armazenadas são processadas de acordo com a ordem de aquisição, garantindo assim que não exista a perda de pacotes pelo motivo do processamento da janela demorar um tempo maior que 50 ms (tamanho da janela). A Figura 35 apresenta o correspondente fluxograma desta etapa do trabalho.

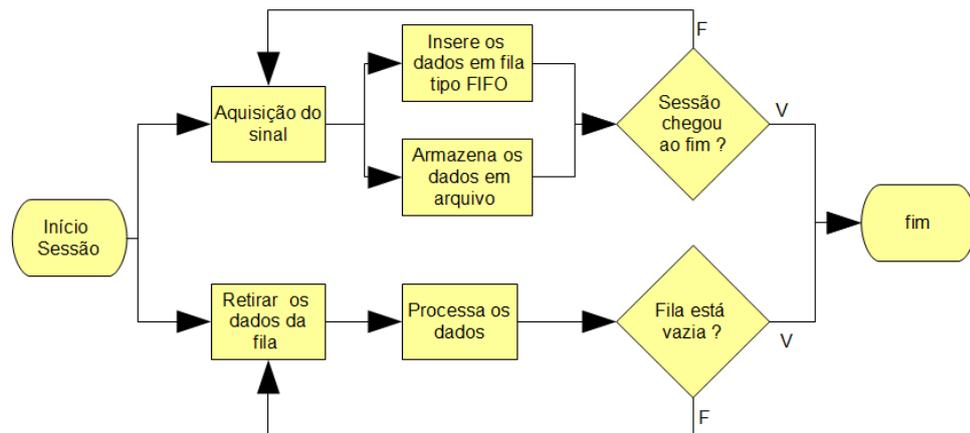


Figura 35 Fluxograma da rotina de processamento *online*.

Conforme pode-se perceber no fluxograma apresentado na Figura 35, a aquisição dos dados e o processamento dos mesmos são realizados de forma simultânea, uma vez que é possível programar rotinas paralelas no Labview. No entanto, essas rotinas compartilham o mesmo processador, não podendo ser consideradas paralelismo real, pois não há nenhuma garantia de que cada processo esteja utilizando CPUs diferentes. O paralelismo real só é suportado na versão superior do Labview (a partir do Labview 2010).

4.4.1 Leitura dos dados *offline*

O processamento *offline* do sistema é realizado utilizando o banco de dados, gerado por ensaios previamente salvos em um computador, realizando a leitura do arquivo (um arquivo por sessão). O sinal é lido em janelas de 50ms, da mesma forma que foi adquirido, para facilitar o processamento do mesmo, conforme esboço do fluxograma apresentado na Figura 36.

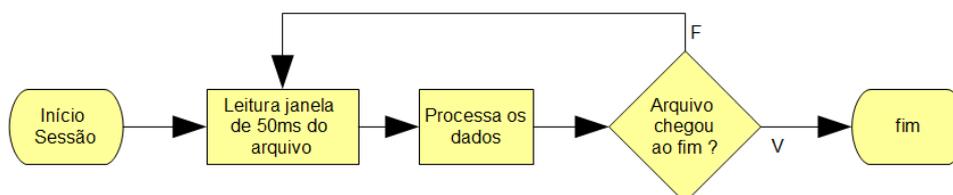


Figura 36 Fluxograma da rotina de processamento *offline*.

4.4.2 Leitura do arquivo de características

Também é possível realizar o processamento do sinal diretamente através de um arquivo com o sinal pré-processado, ou seja, um arquivo contendo as características extraídas do sinal mioelétrico que servem de entrada para a rede *Neuro-fuzzy*. A maior vantagem de utilizar esse tipo de processamento, é para testar qual o resultado quando se utiliza diferentes parâmetros da técnica de reconhecimento de padrões, utilizando a mesma entrada, conseguindo assim comparar com precisão qual o melhor resultado para um determinado estudo de caso, conforme fluxograma representado pela Figura 37.

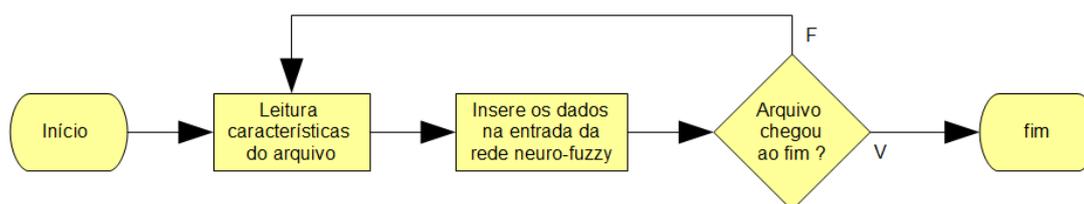


Figura 37 Fluxograma do processamento do arquivo de características.

4.4.3 Rotina de calibração

A calibração do sistema tem como objetivo obter características do sinal muscular da pessoa que irá utilizar o sistema, visto que cada indivíduo possui uma atividade muscular diferenciada. Sendo assim, a calibração consegue fazer com que o sistema seja genérico e, por consequência, se adapte aos diferentes usuários. O procedimento de calibração do sistema envolve a captura do sinal muscular em um momento de relaxamento e em um momento de contração voluntária máxima (CVM). A Figura 38 apresenta a interface disponibilizada ao operador deste procedimento.

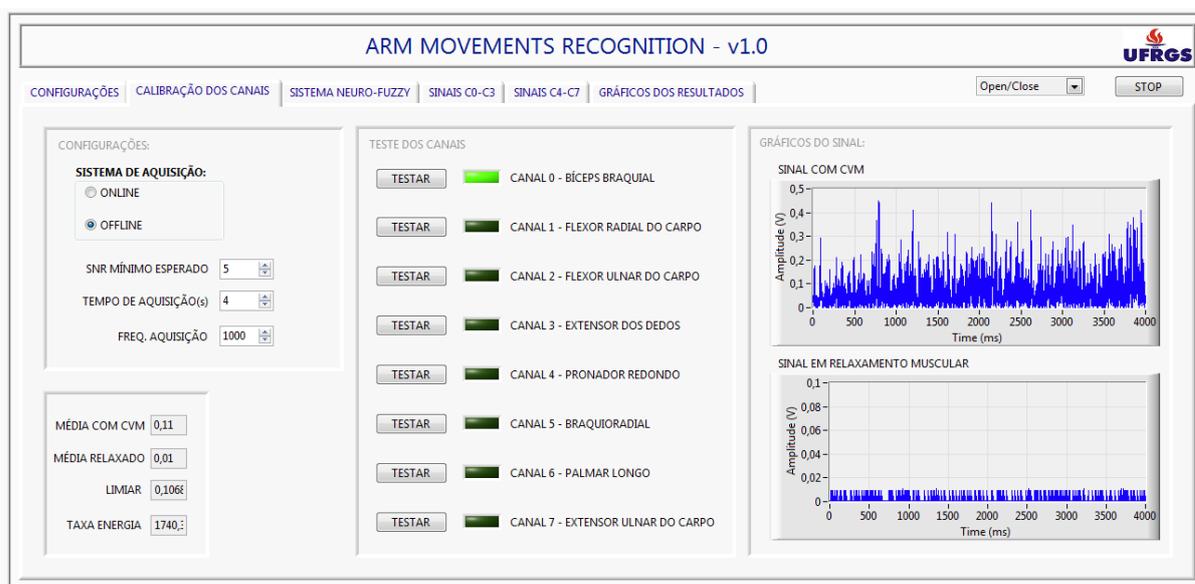


Figura 38 Janela do sistema de calibração.

Conforme é ilustrado na Figura 39, o diagrama de blocos do sistema envolve 8 variáveis booleanas ($SNR(x)$, $x=1,2..8$) que indicam se todos os canais de aquisição do sinal mioelétrico foram corretamente calibrados, ou seja, se todos os pares de eletrodos estão corretamente posicionados. Se um dos pares não estiver corretamente posicionado o sinal captado terá baixa qualidade e deverá ser feito o reposicionamento dos mesmos até que a relação sinal/ruído seja no mínimo maior que 2, valor estipulado baseado nos ensaios de aquisição do sinal previamente realizados com o eletromiógrafo anteriormente citado (FAVIEIRO, 2009).

A aquisição dos sinais mioelétricos para a calibração pode ser feita tanto de forma *online* ou *offline*, sendo que foi determinado empiricamente o tempo de 4 segundos para aquisição do sinal.

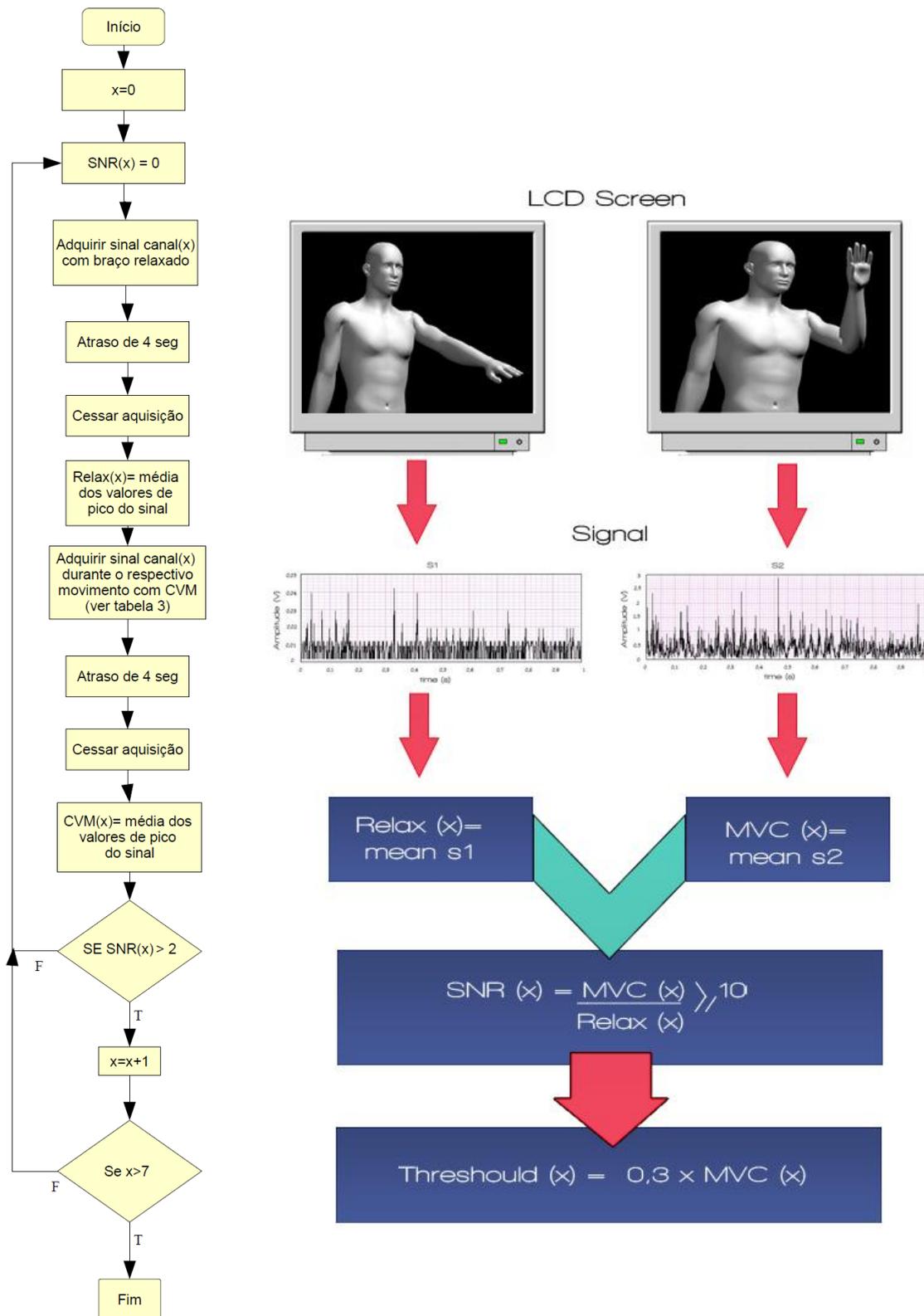


Figura 39 Fluxograma e diagrama de blocos da rotina do sistema de calibração.

Para a calibração de cada canal primeiramente é realizada a aquisição do sinal com o músculo em um momento de relaxamento, conforme é apresentado no fluxograma da Figura 39. Então o sinal é processado de maneira a se calcular a média dos valores de pico. Após é realizada a captura do sinal durante um movimento com CVM, sendo posteriormente calculado a média dos valores de pico desse sinal. Com esses dados, é possível avaliar a relação sinal ruído (SNR) que é dada pela divisão do valor processado durante o movimento com CVM e o valor do momento de relaxamento. O movimento com CVM utilizado para a calibração de cada canal está representado na Tabela 3.

Tabela 3 Representação do movimento definido para a calibração de cada canal.

Canal x	Músculo	Movimento
0	Bíceps Braquial	Flexão do antebraço
1	Flexor ulnar do carpo	Abdução da mão
2	Flexor radial do carpo	Adução da mão
3	Extensor dos dedos	Contração da mão
4	Pronador redondo	Rotação do antebraço
5	Braquioradial	Rotação do antebraço
6	Palmar longo	Flexão do punho
7	Extensor ulnar do carpo	Extensão do punho

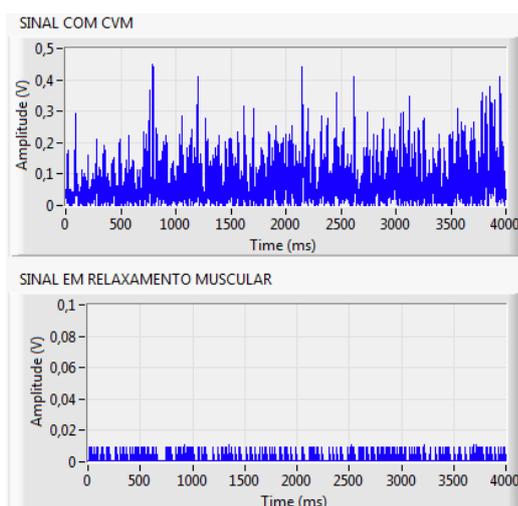


Figura 40 Sinal adquirido durante a calibração do canal 0 (sinal retificado).

Uma porcentagem, variando de 30 a 50%, da média dos valores de pico do sinal adquirido com contração voluntária máxima (CVM) é utilizada posteriormente para

determinar, durante o processamento do sinal, o valor de limiar que indicará se está ou não ocorrendo uma contração muscular, durante o processo de janelamento do sinal. A Figura 40 representa um exemplo de sinal adquirido durante a calibração do Canal 0 (músculo *bíceps braquial*).

4.4.4 Procedimento de pré-processamento do sinal

4.4.4.1 Remoção do componente DC (ajuste de *offset*)

Muitas vezes o sinal adquirido pode apresentar um *offset* (componente DC) fazendo com que o mesmo seja deslocado de sua linha de base. Essa componente DC não faz parte do sinal mioelétrico característico, podendo ocorrer por diversos motivos como limitações apresentadas nos amplificadores utilizados na captação do sinal, placa de aquisição de dados, entre outros.

O procedimento selecionado para o ajuste de *offset* foi calcular o componente DC e subtraí-lo do sinal EMG, conforme mostra a Figura 41. O componente DC é determinado através do cálculo da média do sinal.

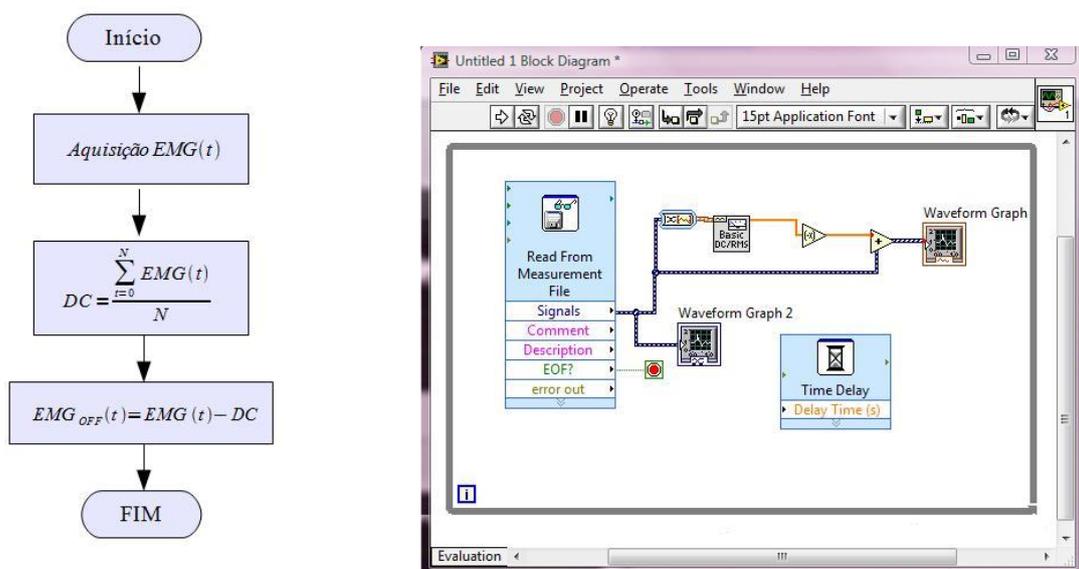


Figura 41 Fluxograma de ajuste de *offset*, juntamente com sua rotina de programação.

Como exemplo, na Figura 42 encontra-se um sinal mioelétrico com componente DC adquirido durante o movimento de abrir e fechar da mão. Na Figura 43 está ilustrado o sinal da Figura 42 após o correspondente ajuste de *offset*.

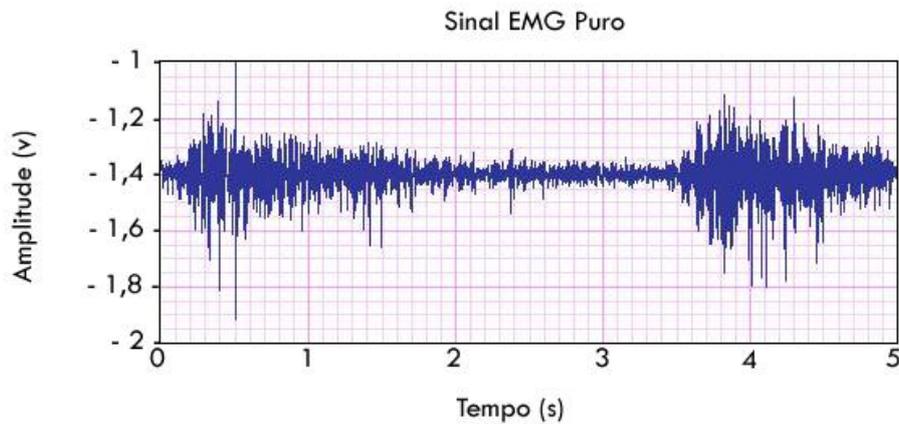


Figura 42 Sinal mioelétrico puro adquirido durante o movimento de abrir e fechar da mão (FAVIEIRO, 2009).

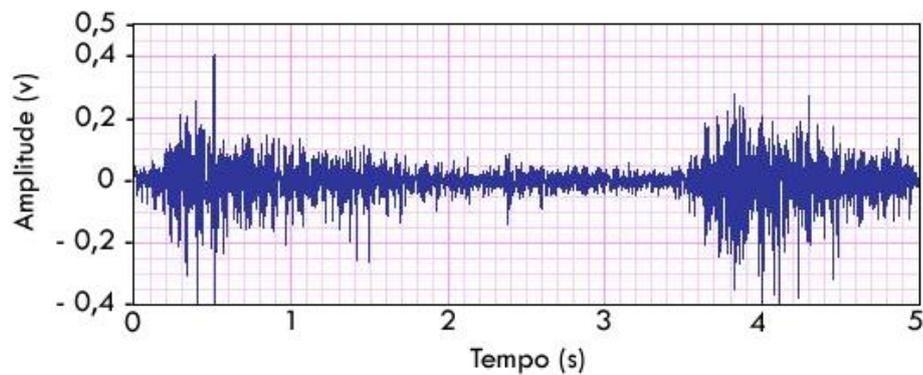


Figura 43 Sinal com ajuste de *offset* do sinal ilustrado na Figura 42 (FAVIEIRO, 2009).

4.4.4.2 Retificação de onda completa

A retificação do sinal é uma técnica muito utilizada quando se quer realizar a integração do sinal, pois transforma o sinal com valores positivos e negativos em um sinal com valores exclusivamente positivos. A retificação pode ser feita de duas maneiras: retificação de meia-onda, onde os valores negativos são simplesmente retirados do sinal (são

igualados à zero) e retificação de onda completa, onde é utilizado o módulo do sinal com valor negativo.

Nesse trabalho foi escolhida a retificação de onda completa, pois apresenta a vantagem de manter toda a energia do sinal, não havendo perdas, conforme é mostrado na Figura 44. Pode-se verificar na Figura 45 a rotina implementada no *Labview* para retificação de onda completa e seu respectivo fluxograma, onde é realizado o cálculo do módulo do sinal.

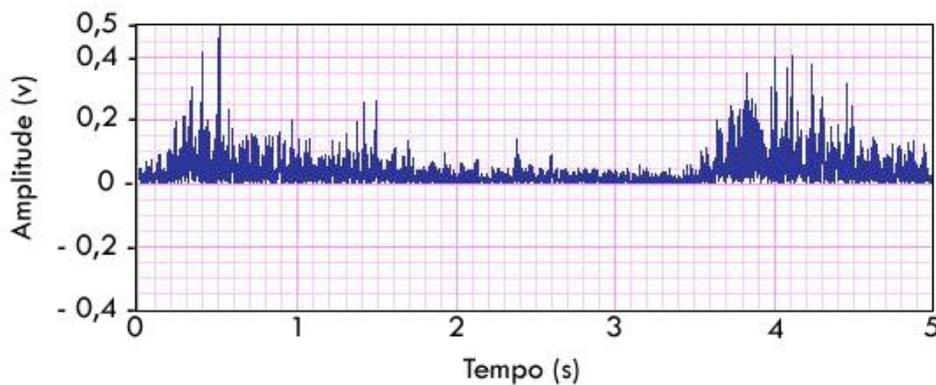


Figura 44 Sinal mioelétrico retificado em onda completa, referente ao sinal da Figura 43 (FAVIEIRO, 2009).

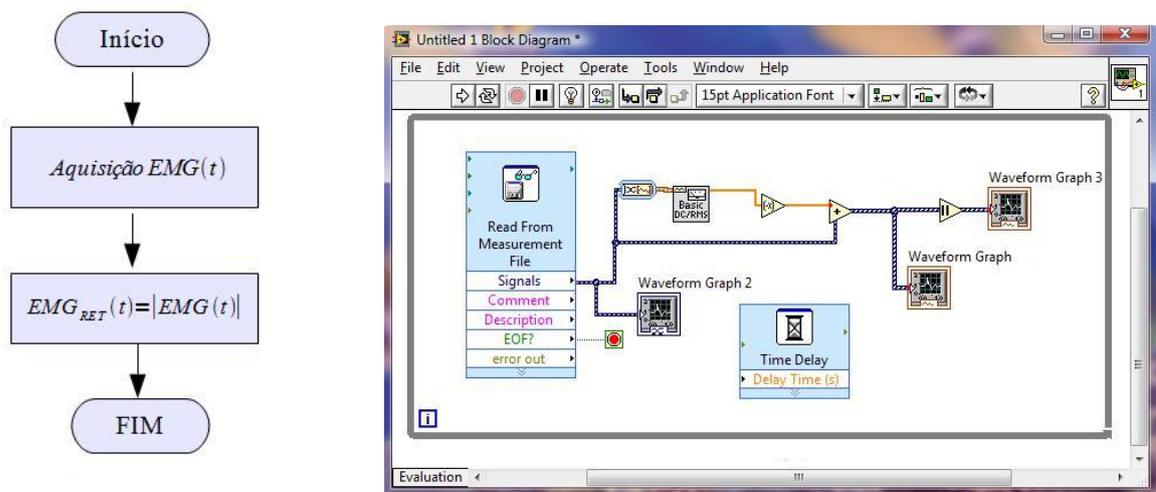


Figura 45 Fluxograma e rotina de programação desenvolvida para retificação de onda completa.

4.4.4.3 Janelamento

O sinal é analisado em períodos de 50 ms, pois proporciona uma visão abrangente do sinal, mas ao mesmo tempo específica, visto que nos ensaios realizados não ocorre relaxamento muscular em um período menor do que o determinado, resultando em uma análise eficiente em termos de tempo de execução e resultados obtidos do sistema.

Para realizar o janelamento do sinal no período em que ocorre uma contração muscular, foi desenvolvida uma rotina no *Labview* que analisa o sinal a cada 50ms, sendo que cada canal é analisado simultaneamente, verificando se nessas janelas de dados ocorre algum pico de sinal com valor superior ao valor de limiar, anteriormente citado. Para considerar que um movimento está ocorrendo é necessário satisfazer as seguintes premissas:

1. é considerado que o canal está ativo se, na janela de tempo processada, ocorrer algum pico acima do limiar estipulado. Sendo que esse limiar é uma variável que tem um valor dentro da faixa de 30 a 50% da CVM do respectivo canal. Essa porcentagem é definida empiricamente de acordo com ensaios preliminares realizados com o usuário;
2. é preciso que ao menos 3 canais tenham um pico superior ao seu respectivo limiar, ou seja, estejam ativos. Isso é realizado para garantir que nenhum ruído aleatório, apresentado em pelo menos 1 canal, interfira no janelamento do sinal;
3. o sinal deve estar considerado ativo em pelo menos 80% das últimas 20 janelas, ou seja, no último 1 segundo. O histórico da ativação dos canais é levado em consideração para tentar garantir que está realmente ocorrendo um movimento.

Com essas premissas satisfeitas, é considerado que o movimento está ocorrendo, e por sua vez o sinal é janelado em todos os canais de forma simultânea, considerando a mesma base de tempo para o início e fim da contração muscular. Outra premissa que é considerada importante no janelamento do sinal é que se dois movimentos em sequência estiverem espaçados no tempo em até 3 segundos, serão considerados um movimento único e o tempo

de início do primeiro movimento e o tempo final do segundo movimento serão utilizados para definir uma nova janela única contendo esses dois movimentos. Dessa forma garantindo que movimentos complexos não sejam considerados dois ou mais movimentos distintos pelo janelamento do sinal, conforme lógica representada pelo fluxograma da Figura 46.

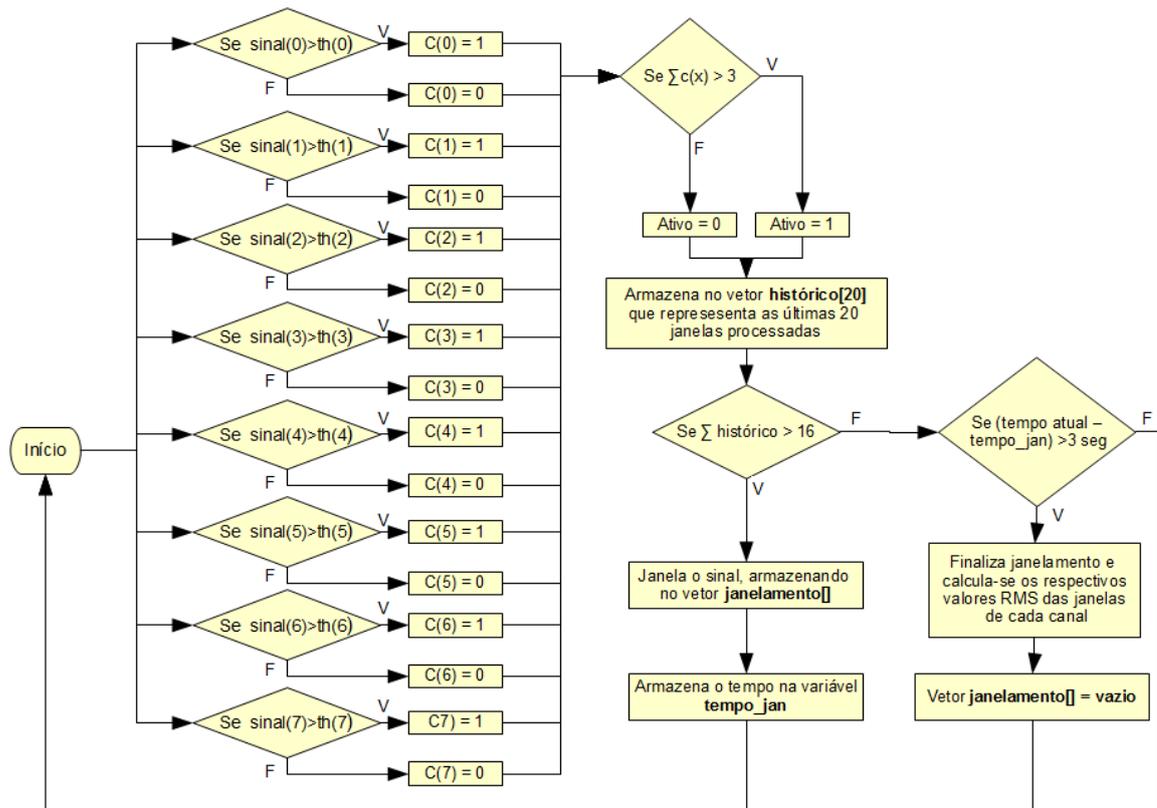


Figura 46 Fluxograma da rotina de janelamento.

O tempo definido de 3 segundos foi baseado no tempo de descanso entre movimentos, que é de 3 segundos. Assim, o janelamento de um movimento só é encerrado após um tempo maior que 3 segundos sem a ocorrência de movimentos, somente nesse momento é possível analisar as janelas armazenadas de cada canal, calculando o valor rms individual do canal no momento em que ocorre a contração muscular. Na Figura 47 encontra-se um exemplo do janelamento do movimento complexo 10 (extensão seguida de flexão do punho), em que, como as duas janelas encontradas têm espaçamento menor que 3 segundos, elas são

consideradas somente um movimento. Então, o valor rms calculado será referente a junção dessas duas janelas.

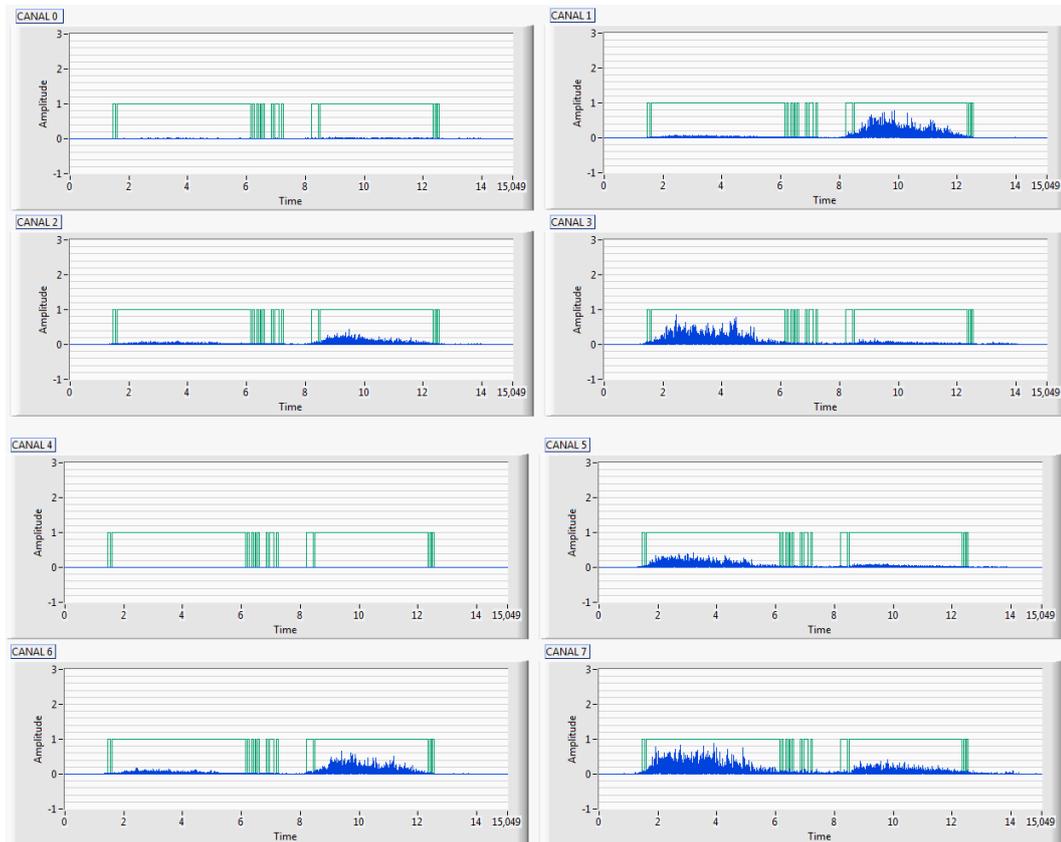


Figura 47 Exemplo do sinal janelado durante a execução do movimento complexo 10 (extensão seguida de flexão do punho).

4.4.4.4 Obtenção do valor rms (*root mean square*)

O valor rms, valor quadrático médio, é um parâmetro muito utilizado para determinar a intensidade do sinal EMG. O valor rms é uma medida estatística da magnitude de um sinal, sendo calculado a partir da extração da raiz quadrada da média aritmética dos quadrados dos valores, como se pode ver na Equação 33:

$$RMS = \sqrt{\left(\frac{1}{T} \int_{t_i}^{t_i+T} EMG(t)^2 \cdot dt\right)} \quad (33)$$

onde $EMG(t)$ representa o sinal mioelétrico no instante t , t_i é o instante inicial e T é o período de amostragem. O valor rms é calculado para cada canal, a partir dos vetores que contém o sinal janelado, quando ocorre a detecção de um movimento, conforme ilustrado no fluxograma da Figura 48.

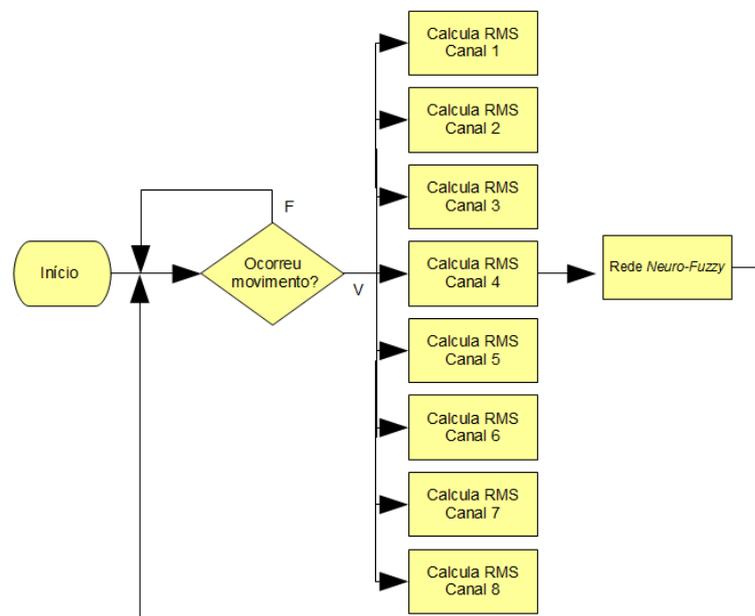


Figura 48 Fluxograma da rotina de cálculo do valor rms.

4.4.5 Processamento do sinal pelo método *Neuro-fuzzy*

A etapa de caracterização do sinal é realizada através de um sistema *neuro-fuzzy* do tipo *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), descrito previamente no capítulo 3.3. Esse sistema tem como entrada o valor rms pré-processado de cada canal de aquisição dos dados. Apresenta como saída os movimentos caracterizados que estão sendo realizados pelo braço humano. O sistema ANFIS utilizado neste trabalho foi implementado utilizando a ferramenta *Matlab*, mais especificadamente através da “*Fuzzy Logic Toolbox*”. Essa rede é

interfaceada através do *Labview*, onde a rotina desenvolvida no *Matlab* é chamada quando há necessidade, sendo a mesma processada em *background*.

Nessa sessão será apresentada a estrutura do sistema desenvolvido, quais parâmetros utilizados, como foi realizado o processo de treinamento da rede e sua utilização para reconhecer os movimentos realizados pelos usuários.

4.4.5.1 Dimensionamento da rede *neuro-fuzzy*

Primeiramente foi definido o número de entradas da rede, que pode variar de 2 a 8, dependendo do número de canais que pretende-se analisar. Os canais que serão utilizados na rede podem ser escolhidos pelo operador do sistema, segundo a rotina representada na Figura 49, que faz a leitura de todos os canais juntos e através da função *Select Signals* separa somente os canais desejados para o processamento. Essa função tem como entrada o vetor de canais que devem ser seleccionados e como saída somente os canais desejados. A saída da rede *neuro-fuzzy* é considerada fixa, contendo os 12 movimentos que foram determinados anteriormente. Os valores da saída variam de 0 a 1, sendo que para cada movimento reconhecido existe um valor fixo correspondente, conforme a Tabela 4.

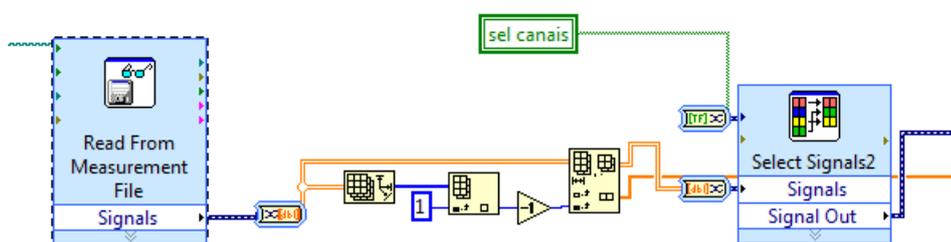


Figura 49 Rotina para a definição de quais canais serão processados pela rede *neuro-fuzzy*.

Tabela 4 Valores de saída da rede associado aos movimentos reconhecidos.

Movimentos	Saída correspondente
Contração da mão	0
Extensão do punho	0.083
Flexão do punho	0.166
Flexão do antebraço	0.249
Rotação do antebraço	0.333
Abdução da mão	0.416
Adução da mão	0.499
Complexo 1	0.582
Complexo 2	0.665
Complexo 3	0.748
Complexo 4	0.831
Complexo 5	0.914

A estrutura apresentada na Figura 50 representa um exemplo de rede *fuzzy* do tipo Sugeno obtida na geração de uma estrutura inicial adaptada a partir de um conjunto de entradas e saídas adquirido em um dos ensaios do sistema. Percebe-se que a mesma contém 8 entradas e 1 saída, conforme descrito anteriormente.

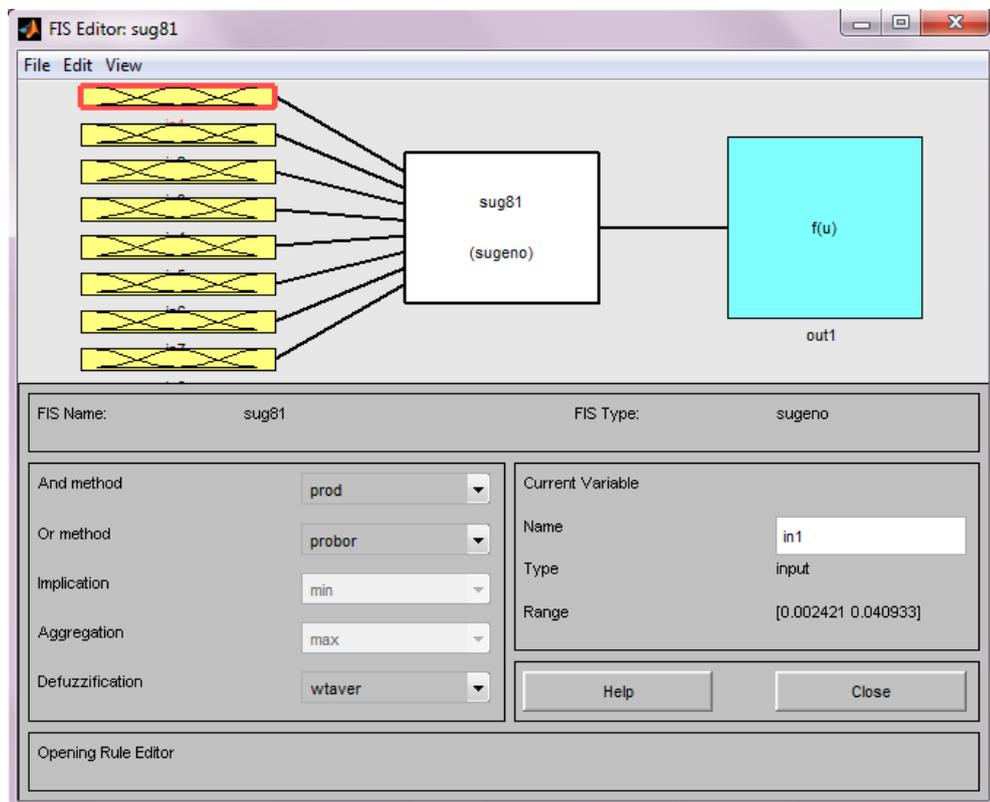


Figura 50 Exemplo de estrutura *fuzzy* do tipo Sugeno gerada inicialmente.

4.4.5.2 Definição da Estrutura da Rede

Para ajustar o sistema, é necessário primeiro criar uma rede *fuzzy* inicial, que seja representativa dos dados do usuário. Para isso, foi utilizada a técnica *subtractive clustering*, que a partir de uma amostra de dados de entrada e saída, consegue gerar as funções de pertinência de entrada e saída, bem como a estrutura de regras para um sistema fuzzy do tipo Sugeno, descrito na sessão 3.1.4. Essa técnica foi escolhida por ter mostrado bons resultados em estudos de caso realizados preliminarmente, sua rotina está representada na Figura 51. A rotina é realizado utilizando o nodo *MatlabScript* que define um script que será rodado no Matlab.

Na criação da estrutura *fuzzy* inicial, é necessário definir os seguintes parâmetros no Matlab:

- dados de entrada: matriz com as entradas da rede *fuzzy*;
- dados de saída: vetor com as saídas esperadas para os dados de entrada definidos;
- função de pertinência: foi selecionada a função gaussiana, por ser uma função suave na bordas, ter apresentado melhores resultados nestes ensaios.
- raio: foi selecionado o valor de 0.1 que representa o raio de influência do *cluster*, quando o mesmo é considerado um hipercubo unitário. Quanto menor o raio, mais *clusters* serão criados e, por consequência, um maior número de regras. O valor do raio foi definido empiricamente, baseado em experimentos preliminares, em que verificou-se que para o caso estudado o raio de 0.1 apresentava os melhores resultados em termos de acurácia do sistema.

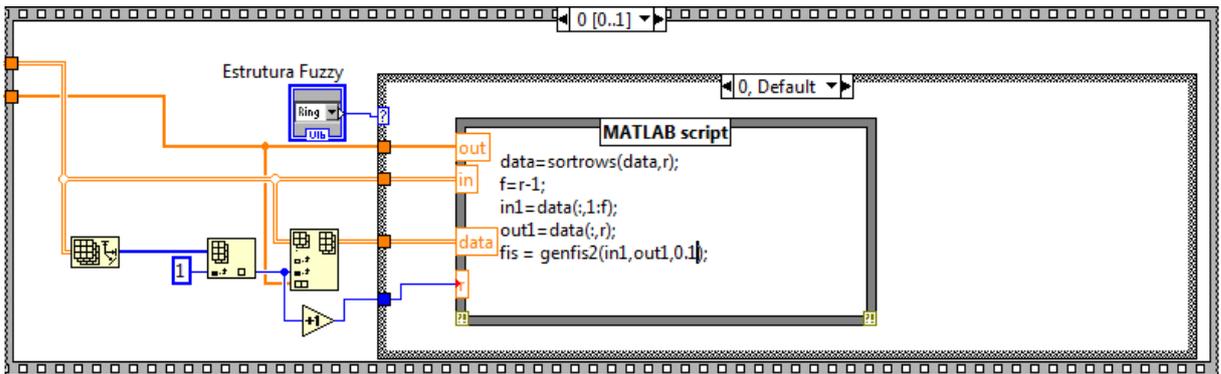


Figura 51 Rotina para a definição da estrutura da rede *fuzzy* inicial.

No primeiro ensaio do usuário com o sistema, os valores de entrada e saída esperados são utilizados para criar a estrutura inicial do sistema, conforme exemplo da Figura 52 que representa uma rede fuzzy de 8 entradas, 60 *clusters* (ou seja, 60 regras) e 1 saída, gerada para um dos ensaios do sistema, e ajustá-la posteriormente para adaptá-la de forma a representar com maior fidelidade um modelo que consiga caracterizar os movimentos do respectivo usuário. Um exemplo de regras criadas para a estrutura *fuzzy* da Figura 52 está representada na Figura 53.

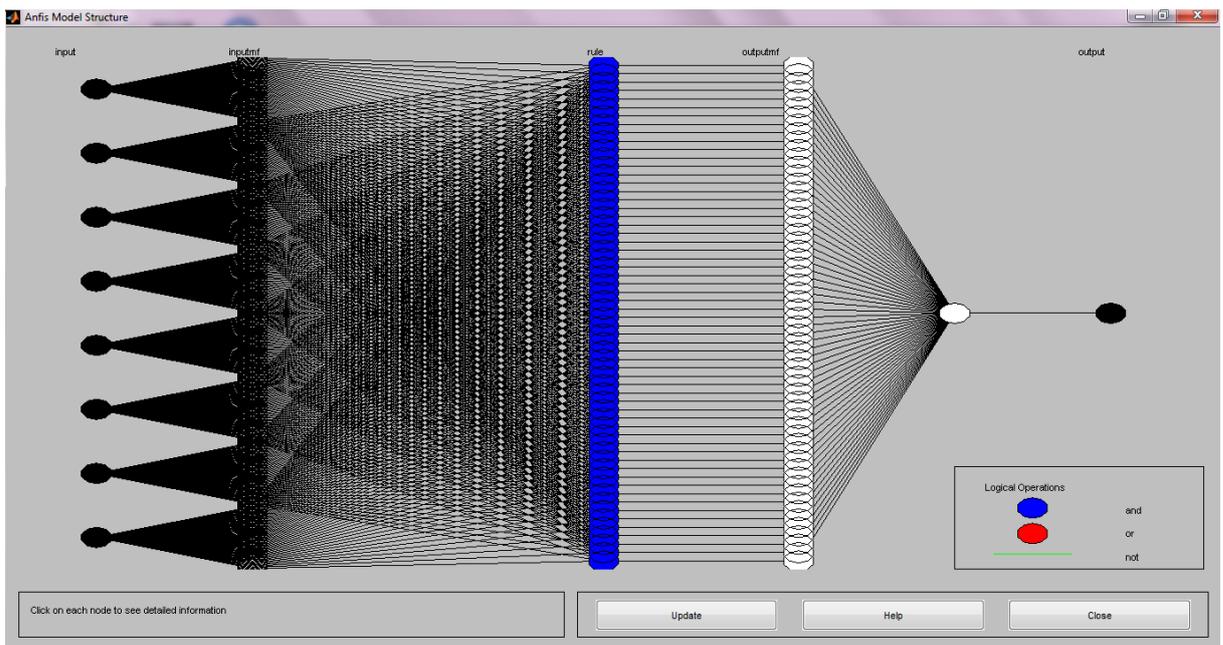


Figura 52 Exemplo de estrutura *fuzzy* gerada pela técnica *subtractive clustering*.

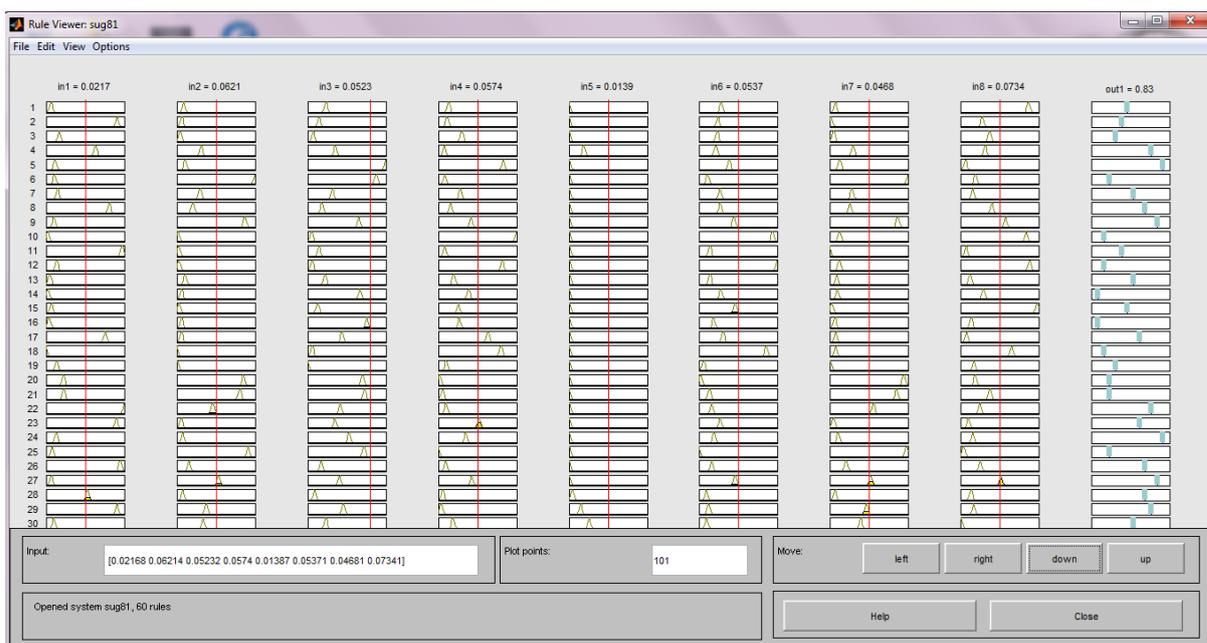


Figura 53 Exemplo de conjunto de regras gerado pela técnica *substractive clustering*.

4.4.5.3 Ajuste dos valores

Após a criação da estrutura *fuzzy* inicial, é preciso adaptar as funções de pertinência para os dados adquiridos no ensaio, assim fazendo um ajuste fino das funções, gerando resultados mais consistentes com o que se espera obter. O passo de adaptação é muito importante, por que ajuda a definir melhor os limites e parâmetros das funções de pertinência para o usuário, deixando o modelo o mais adaptado possível. Nesse passo foi utilizada uma função de treinamento híbrida. O treinamento híbrido é uma combinação do método do gradiente com o método LSE, visando a otimização do tempo de convergência do modelo, uma vez que o treinamento reduz a procura no espaço dimensional, descrita no Capítulo 3.3. Essa função utilizou os seguintes parâmetros, conforme rotina que utiliza a função *MatlabScript* representada na Figura 54:

- rede *fuzzy* inicial, criada a partir da técnica *substrative clustering*.
- dados de entrada: matriz com as entradas da rede *fuzzy*;

- dados de saída: vetor com as saídas esperadas para os dados de entrada definidos;
- número de épocas de treinamento: foi selecionado o valor 10 que define o número de ciclos de treinamento, ou seja, o número máximo de vezes em que o conjunto de treinamento é apresentado à rede. Um número excessivo de ciclos pode levar a rede à perda do poder de generalização (*overfitting*). Por outro lado, com um pequeno número de ciclos a rede pode não chegar ao seu melhor desempenho (*underfitting*);
- erro alvo do treinamento: foi selecionado o valor 0, que consiste em encerrar o treinamento após o erro médio quadrático ficar abaixo de um valor α pré-definido.

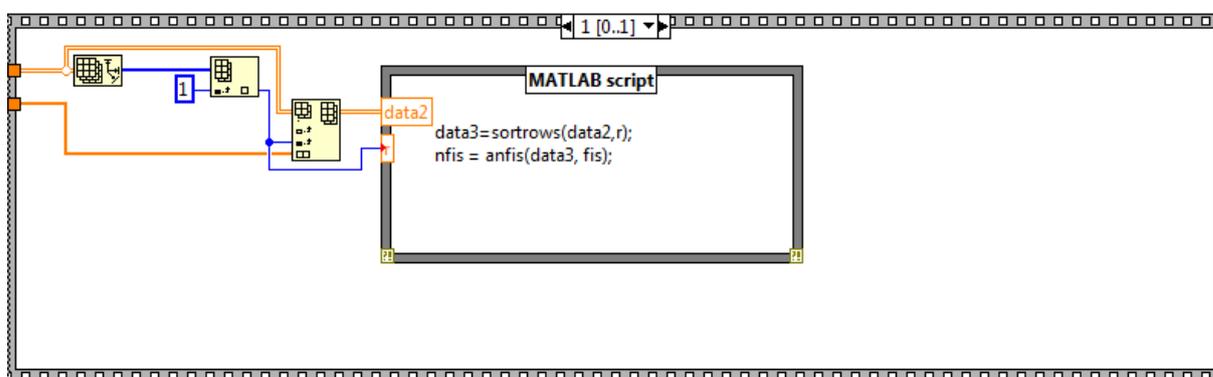


Figura 54 Rotina de treinamento da rede *neuro-fuzzy*.

Como saída desse treinamento é gerado uma rede *fuzzy* com as funções de pertinência adaptadas para aquele usuário, fazendo com que os limites de cada função fiquem de acordo com os dados de treinamento, conforme exemplo da Figura 55. Nessa figura é possível visualizar as FPs gaussianas adaptadas a partir da estrutura fuzzy gerada no exemplo da Figura 52, que contêm 60 *clusters*. E agora é possível testar o sistema com novos dados do mesmo usuário, para verificar qual a taxa de acerto do sistema.

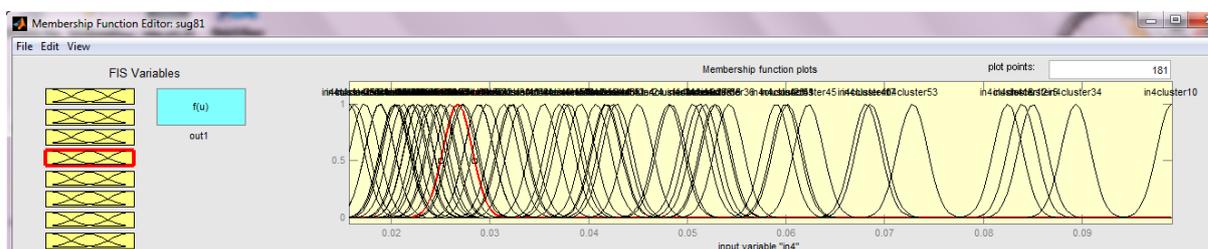


Figura 55 Exemplo de FPs ajustadas pelo treinamento híbrido do canal 3.

4.4.5.4 Testes

Para a realização dos testes do sistema, foi realizado um treinamento recursivo dos dados, ou seja, para cada ensaio, a primeira sessão é utilizada para gerar a estrutura *fuzzy* e adaptá-la de acordo com os dados, conforme fluxograma mostrado na Figura 56. A segunda sessão é utilizada para testar o sistema, em termos de acurácia, e ao mesmo tempo, essa sessão também servia de treinamento para a próxima. E assim por diante, até a última sessão.

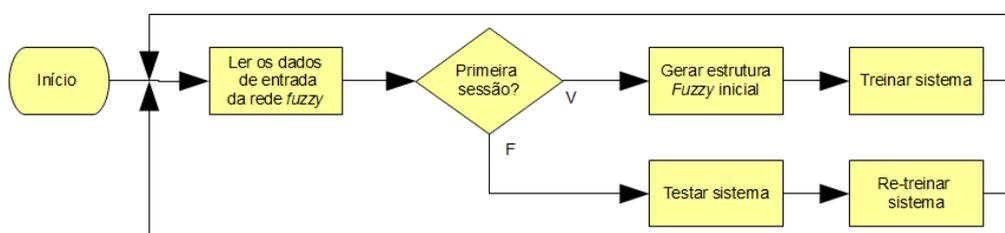


Figura 56 Fluxograma da rotina da rede *neuro-fuzzy*.

A rotina de teste está representada na Figura 57, a mesma também utiliza a função *MatlabScript*. Ela tem como parâmetros de entrada um vetor de características para ser classificado, a rede *neuro-fuzzy* gerada e como saída o movimento caracterizado. O movimento caracterizado é depois comparado com o movimento real, gerando o gráfico de resultados do sistema, em que pode-se analisar a taxa de acertos do mesmo.

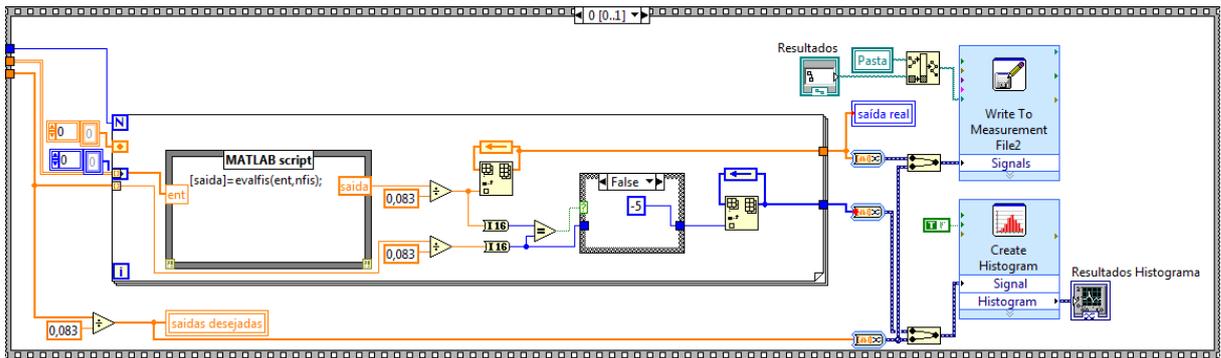


Figura 57 Rotina de testes da rede *neuro-fuzzy* gerada.

O treinamento recursivo tem grande utilidade, pois quando se fazem testes com uso contínuo de eletrodos de superfície, o sinal tende a perder a qualidade e após um ensaio de várias horas, acaba gerando cansaço muscular que, por sua vez, torna a amplitude do sinal mais baixa do que no início do ensaio. Com o treinamento recursivo, podemos tentar contornar a falta de acurácia do sistema, causada pelos motivos listados acima, fazendo com que o sistema treine ao longo do tempo e se adaptando a uma amplitude do sinal inferior e diferentes características.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esse tópico irá abordar os testes realizados durante o desenvolvimento do sistema, bem como os resultados obtidos. É importante salientar que as rotinas de pré-processamento e calibração já foram validadas em trabalhos anteriores (FAVIEIRO, 2009; FAVIEIRO & BALBINOT, 2011) tanto para sinais senoidais como para sinais mioelétricos.

Também deve-se levar em consideração que durante os ensaios realizados foi possível verificar movimentos realizados, pelos Voluntários, de forma errônea ou incompleta. Considerando essa premissa, certas falhas do usuário levaram ao decréscimo da taxa de acurácia do sistema para determinados movimentos. Mesmo com ciência desses fatos, devida à observação cuidadosa dos ensaios, o grupo de pesquisa, que participou do desenvolvimento do sistema, tem por filosofia acreditar que tecnologias assistivas necessitam se distanciar de um ambiente de laboratório bem controlado e tentar levar o sistema proposto para o dia-a-dia, com erros que ocorrerão tanto por parte do usuário, como pelo ambiente ruidoso. Por esses motivos, nenhuma amostra de movimento foi invalidada na análise dos dados. A única exceção foi o descarte de determinado canal sem sinal ativo durante X período do ensaio devido principalmente ao descolamento do eletrodo.

5.1 RESULTADOS ADQUIRIDOS NOS ENSAIOS COM VOLUNTÁRIOS

Todos os Voluntários que aceitaram, de livre e espontânea vontade, participar do experimento de coleta de dados assinaram o termo de consentimento livre e esclarecido que encontra-se no Apêndice I. Os Voluntários estão na faixa dos 20 ± 5 anos de idade, de ambos os sexos. Ao todo foram realizados ensaios com 20 Voluntários, mas em função dos prazos foram selecionados, de forma aleatória, apenas 7 Voluntários, representando um estudo de caso, cujos resultados encontram-se a seguir. As siglas dos movimentos caracterizados estão representadas na Tabela 5.

Tabela 5 Siglas que representam os movimentos efetuados.

SIGLA	MOVIMENTOS
M0	Contração da mão
M1	Extensão do punho
M2	Flexão do punho
M3	Flexão do antebraço
M4	Rotação do antebraço
M5	Abdução da mão
M6	Adução da mão
M7	Contração da mão com rotação do antebraço
M8	Rotação com flexão do antebraço
M9	Rotação com flexão do antebraço e do punho
M10	Extensão seguida de flexão do punho
M11	Contração da mão com flexão do antebraço

É importante esclarecer, que os parâmetros de treinamento da ANFIS foram os mesmos para todos os Voluntários, conforme descrito no Capítulo 4. Os únicos dois parâmetros que diferem um usuário para outro é a porcentagem utilizada para o cálculo do valor de limiar utilizado para janelar o sinal mioelétrico durante a contração muscular e os canais que serão processados. Cabe observar que determinados ensaios podem apresentar alguns canais não ativos, devido a fatores como, por exemplo, o deslocamento dos eletrodos durante os ensaios prolongados (cerca de três horas de uso contínuo), assim como, o deslocamento dos eletrodos em função dos movimentos executados e a perda de eficiência do contato eletrodo-pele. Alguns estudos estão sendo conduzidos com o intuito de minimizar esse problema e garantir um eletrodo de superfície que tenha uma vida útil prolongada (LI, 2011).

5.1.1 Voluntário 1

Para o Voluntário 1, foram utilizados somente 7 canais para processar o sinal na rede *neuro-fuzzy*, uma vez que o Canal 4 encontrava-se sem sinal durante parte dos ensaios. Para o janelamento do sinal foi utilizado 40% do valor de CVM calculado no processo de calibração do sistema, descrito no Capítulo 4.

A seguir estão os gráficos representando a saída da rede *neuro-fuzzy* real e a saída desejada do sistema, gerada a partir dos dados coletados na primeira sessão do ensaio, em que foi utilizado o treinamento recursivo previamente descrito no Capítulo 4. Os dados de teste compreendem as sessões 2, 3, 4 e 5 e seus gráficos estão representados respectivamente nas Figuras 58, 59, 60 e 61.

Na Figura 58 pode-se perceber que para o movimento M11 que representa a contração da mão com flexão do antebraço, 40% do erro foi devido ao fato de que a rede acreditou se tratar do movimento M0, contração da mão, o que representa parcialmente o movimento executado. Outro movimento em que ocorreu o reconhecimento incorreto foi o M4 (rotação do antebraço) com M3 (flexão do antebraço), gerando 60% de erro, o que pode ocorrer pois esses movimentos utilizam músculos em comum, como o bíceps braquial e foram utilizados apenas eletrodos superficiais. E também é importante salientar que o sinal de um dos músculos responsáveis pela rotação do antebraço (pronador redondo) representado pelo Canal 4 foi descartado, possivelmente gerando acréscimo do erro do sistema.

com M3, dessa vez o sistema já conseguiu separar de forma mais adequada. O mesmo padrão segue nas sessões seguintes, representadas nas Figuras 60 e 61.

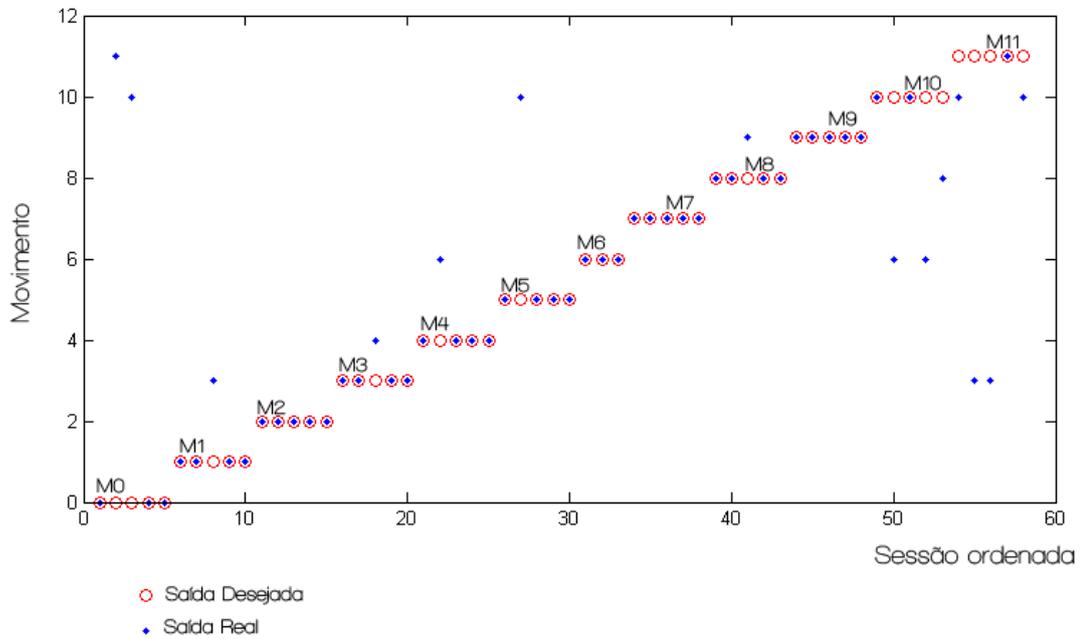


Figura 60 Saída do sistema para Voluntário 1 – Sessão 4.

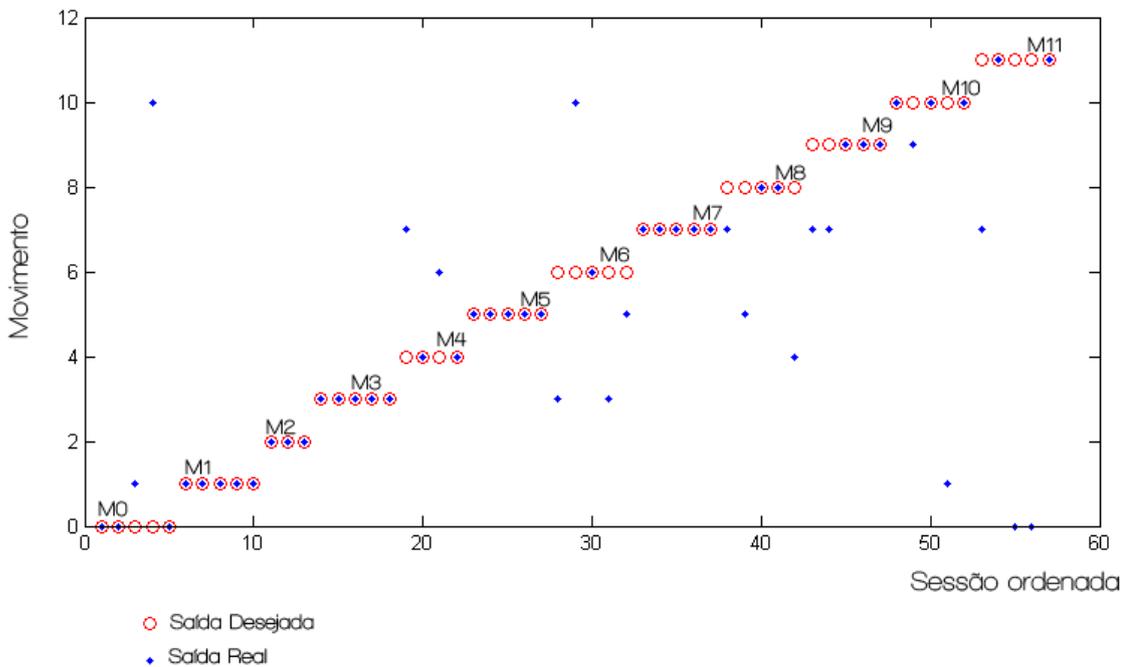


Figura 61 Saída do sistema para Voluntário 1 – Sessão 5.

A Tabela 6 apresenta a taxa de acerto média do sistema para cada movimento por sessão, e a média geral de cada movimento por ensaio. Percebe-se na Tabela 6 que os movimentos com menor taxa de acerto são os movimentos de contração da mão (M0), rotação do antebraço (M4) e contração da mão com flexão do antebraço (M11), com 65%, 57% e 50% de taxa de acerto, respectivamente. Isso ocorreu pela semelhança dos movimentos M4 com M3 (flexão do antebraço), por motivos do não processamento do Canal 4, e da semelhança entre M0 com M11.

Tabela 6 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 1.

Voluntário 1	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
Sessão 2 (%)	100	100	100	100	40	100	80	100	80	100	100	60
Sessão 3 (%)	40	100	80	80	60	60	100	80	100	100	80	80
Sessão 4 (%)	60	80	100	80	80	80	100	100	80	100	40	20
Sessão 5 (%)	60	100	100	100	50	100	20	100	40	60	60	40
Média (%)	65	95	95	90	57	85	75	95	75	90	70	50

5.1.2 Voluntário 2

Para o Voluntário 2, foram utilizados 6 canais para processar o sinal na rede *neuro-fuzzy*, uma vez que o Canal 4 e o Canal 5 encontravam-se sem sinal durante parte dos ensaios. Para o janelamento do sinal foi utilizado 35% do valor de CVM calculado no processo de calibração do sistema, uma vez que o Voluntário em questão apresentou sinais com CVM com amplitudes elevadas. Os dados de teste compreendem as sessões 2, 3, 4 e 5 e seus gráficos estão representados respectivamente nas Figuras 62, 63, 64 e 65.

Para a sessão 2, representada na Figura 62, os maiores problemas encontrados no reconhecimento do sinal foram o movimento M11 que foi classificado como M7 (os dois compartilham o movimento de contração da mão), em 40% dos casos, e o M6 que também foi

classificado como M7 em 40% dos casos. Parte dos erros se deve ao fato de que os canais excluídos do processamento do sinal são responsáveis pelo movimento de flexão e rotação do antebraço, o que explica os erros nos movimentos M11 e M7 que são compostos pelos mesmos.

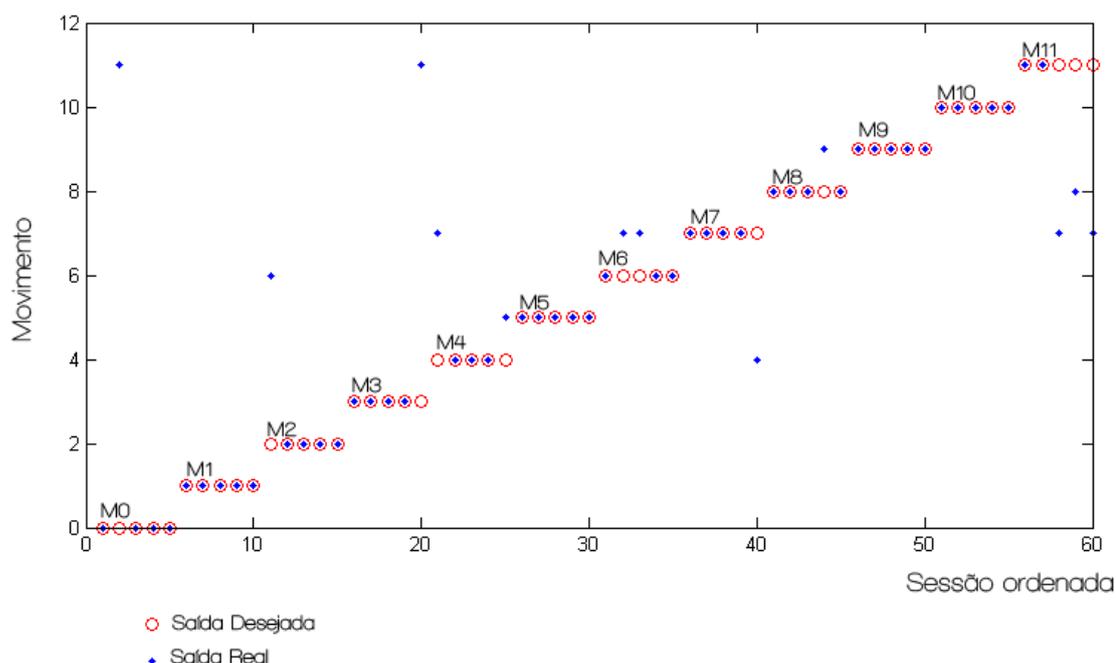


Figura 62 Saída do sistema para Voluntário 2 – Sessão 2.

Analisando a sessão 3, representada pela Figura 63 a menor taxa de acurácia ocorreu para o movimento M0, que foi classificado como M11 (compartilham o movimento de contração da mão), o movimento M10 e o M2 (os dois envolvem o movimento de flexão do punho) foram classificados como M4 (rotação do antebraço) e o movimento M7 foi classificado como o M11 (os dois envolvem o movimento de contração da mão). Assim como discutido anteriormente o não processamento do Canal 4 e 5, pode ser responsável pela falta de acurácia dos movimentos.

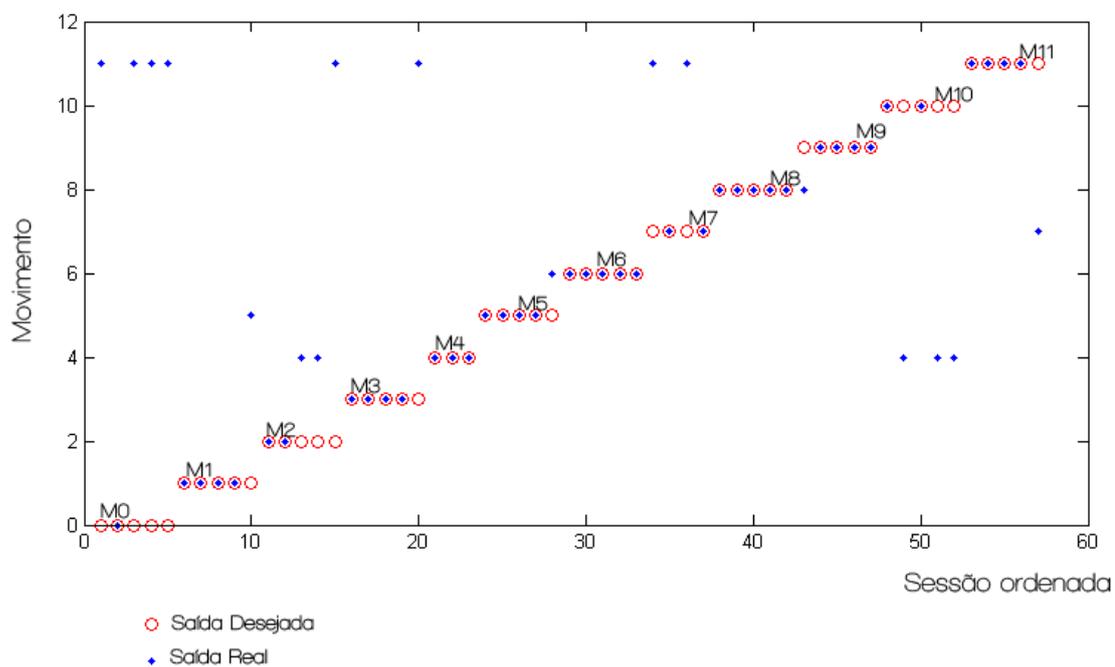


Figura 63 Saída do sistema para Voluntário 2 – Sessão 3.

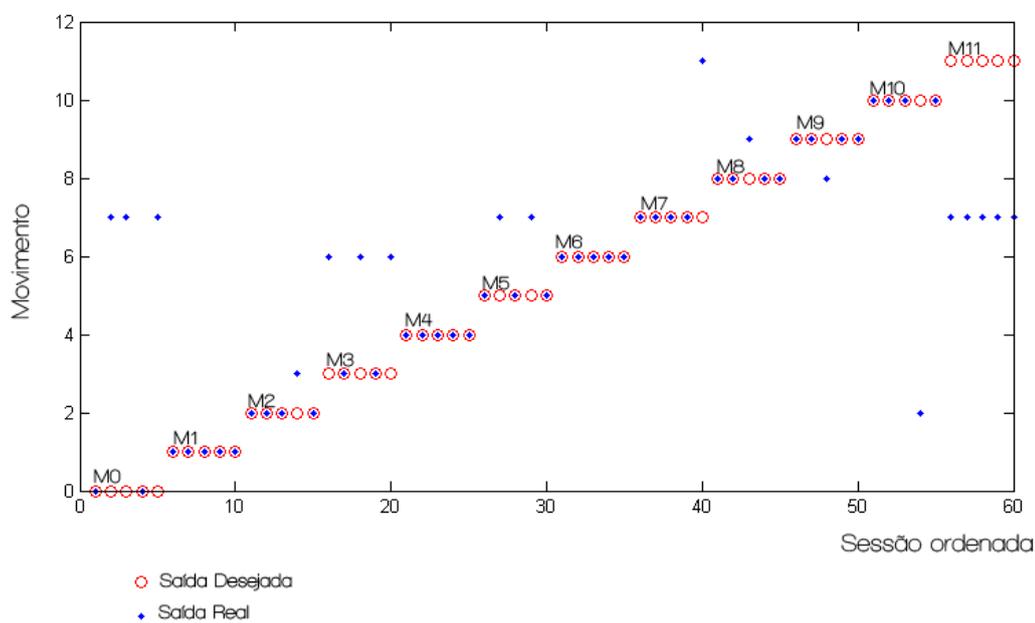


Figura 64 Saída do sistema para Voluntário 2 – Sessão 4.

Na sessão 4 (ver Figura 64), o maior erro de acurácia ocorreu na classificação do movimento M11 que foi classificado como M7, assim como o movimento M5. Outro problema foi a classificação dos movimentos M3 com M6, vale ressaltar que o Canal 5, um

dos responsáveis pelo movimento M3, não foi processado pelo sistema. Já pode-se perceber que utilizando o treinamento recursivo a taxa de acurácia da sessão 4 para a sessão 5 (Figura 65) foi elevada, nota-se principalmente pelo movimento M11 que nessa sessão teve 100% de acerto. Sem o treinamento recursivo seria possível perceber um decréscimo significativo na acurácia do sistema.

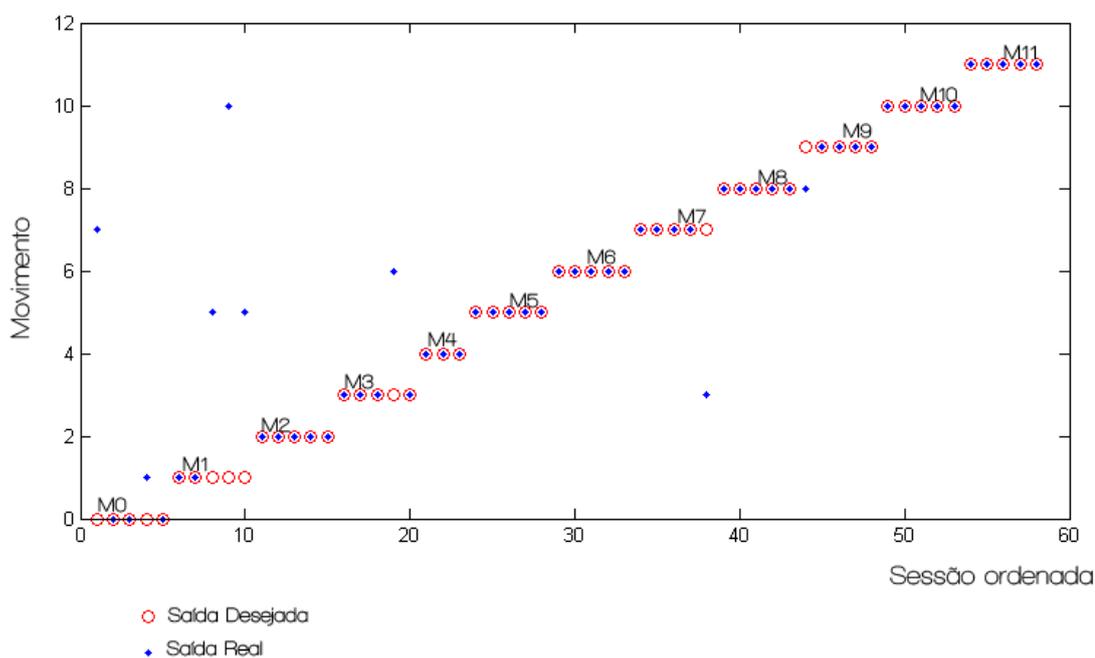


Figura 65 Saída do sistema para Voluntário 2 – Sessão 5.

Tabela 7 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 2.

Voluntário 2	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
Sessão 2 (%)	80	100	80	80	60	100	60	80	80	100	100	40
Sessão 3 (%)	20	80	40	80	100	80	100	50	100	80	40	80
Sessão 4 (%)	40	100	80	40	100	60	100	80	80	80	80	0
Sessão 5 (%)	60	40	100	80	100	100	100	80	100	80	100	100
Média (%)	50	80	75	70	90	85	90	72	90	85	80	55

A Tabela 7 apresenta a taxa de acurácia média do sistema para cada movimento por sessão, e a média geral de cada movimento por ensaio. Os movimentos com menor acurácia

foram o M11 com 55% e o M0 com 50% de acurácia, pelos motivos descritos previamente, possivelmente em função do não-processamento dos Canais 4 e 5.

5.1.3 Voluntário 3

Para o Voluntário 3 foi utilizado uma taxa de 45% dos valores de CVM para o janelamento do sinal e o Canal 3 não foi analisado, pois não apresentava sinal mioelétrico em parte do ensaio. Segue os resultados adquiridos para as sessões 2, 3, 4 e 5 representadas na Figura 66, Figura 67, Figura 68 e Figura 69, respectivamente.

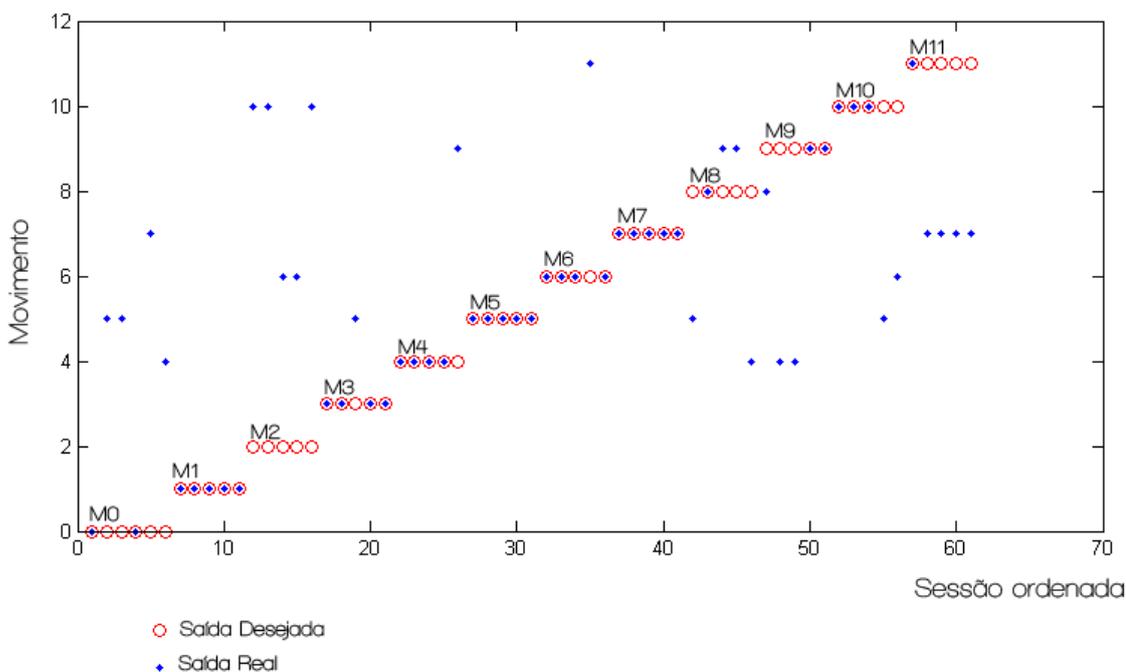


Figura 66 Saída do sistema para Voluntário 3 – Sessão 2.

Na sessão 2 (Figura 66), o movimento M11 foi parcialmente caracterizado pelo M7, uma vez que os dois contêm um movimento em comum de contração da mão, cujo Canal 3, um dos responsáveis pelo movimento de contração da mão, não foi analisado no sistema. Outro erro de caracterização ocorreu entre o movimento M2 e M10, que partilham o movimento de flexão do punho. Também houve problemas com os movimentos M8 e M9,

que são muito similares, exceto pelo fato do movimento M9 realizar também a flexão do punho. O movimento M9 também foi confundido com o movimento M4, que representa a rotação do antebraço.

Na sessão 3 (ver Figura 67) as maiores dificuldades de classificação foram entre o movimento M11 e M0, que tiveram reconhecimento invertido, possivelmente pelo não-processamento do Canal 3. O movimento M6 foi confundido com o M11. E também o movimento M2 que foi caracterizado como M6. E na sessão 4 (Figura 68), ocorreu reconhecimento invertido do movimento M8 com M9, e do movimento M6 com M3.

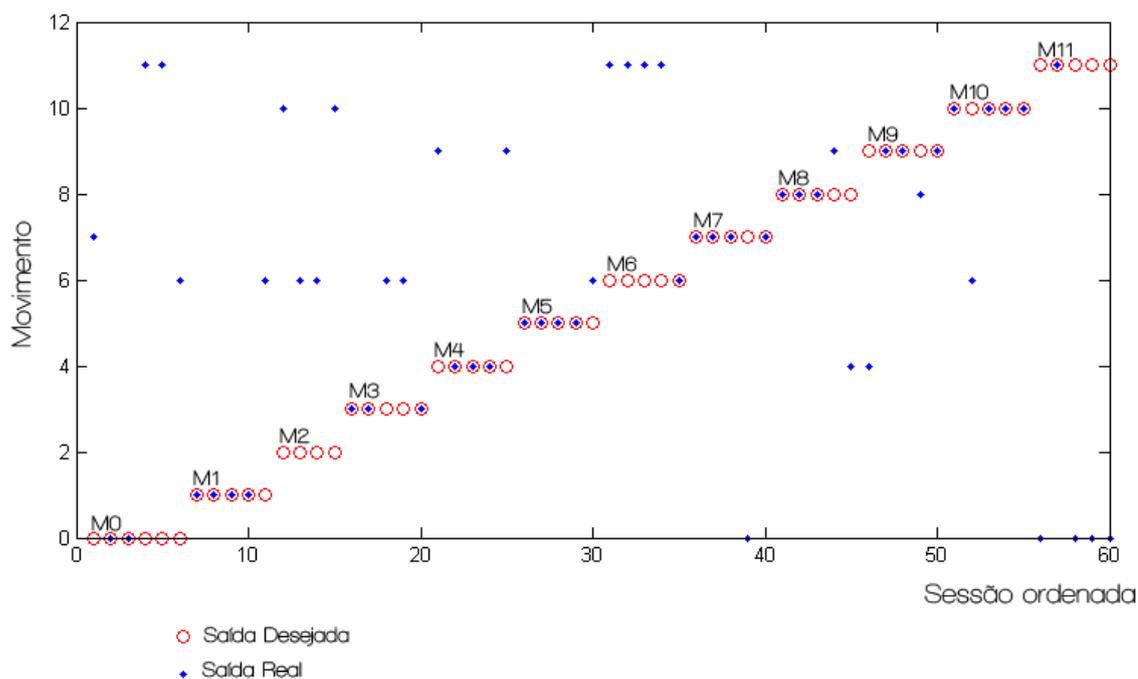


Figura 67 Saída do sistema para Voluntário 3 – Sessão 3.

Na sessão 5, representada pela Figura 69, o movimento M9 persistiu sendo reconhecido como movimento M8. Nessa sessão o movimento M6 conseguiu alcançar 100% de acerto.

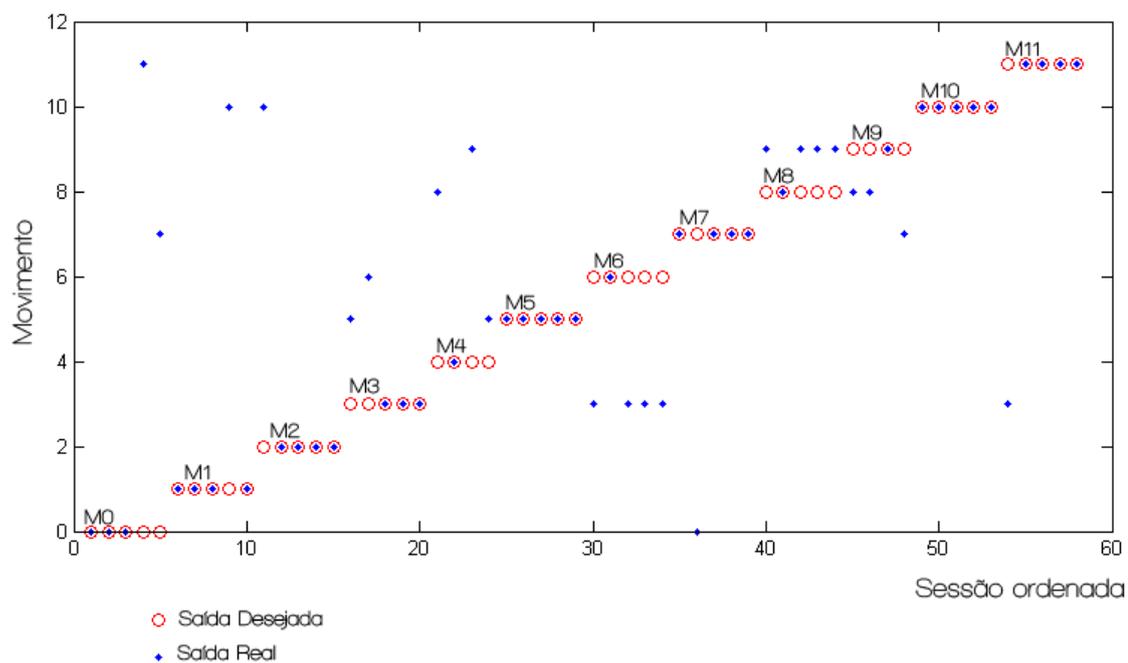


Figura 68 Saída do sistema para Voluntário 3 – Sessão 4.

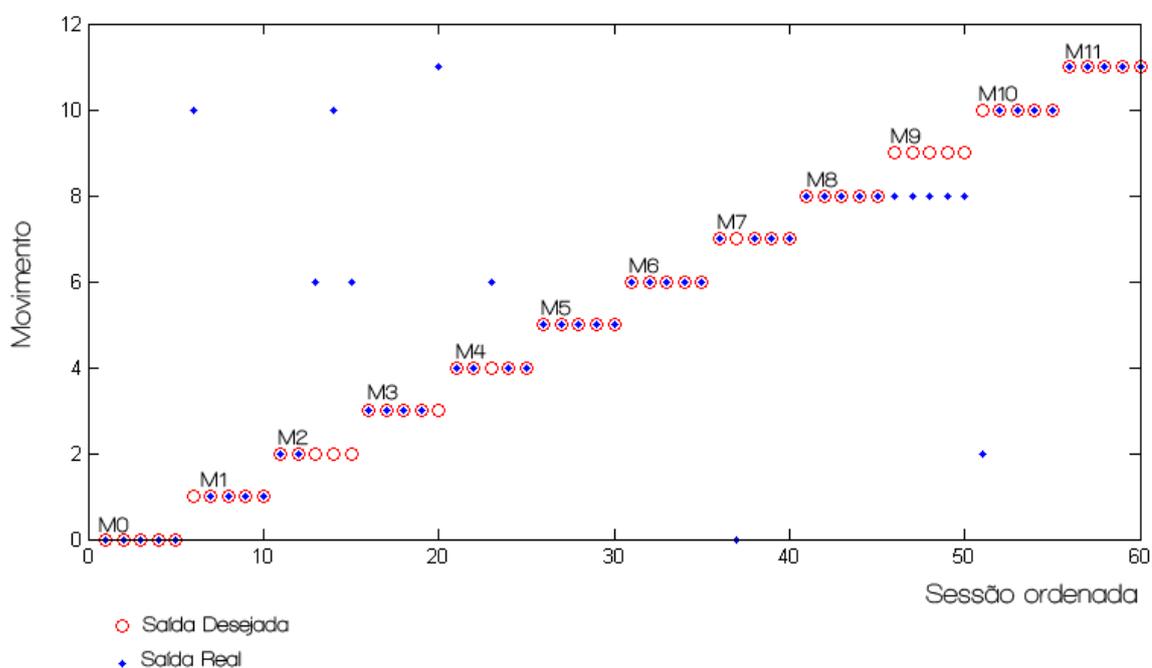


Figura 69 Saída do sistema para Voluntário 3 – Sessão 5.

Na Tabela 8, pode-se perceber que o maior erro é devido ao movimento M9 e M8, que são similares e, por este motivo, para este voluntário, foram reconhecidos erroneamente.

Outra dificuldade de reconhecimento para o Voluntário 3 foi o movimento M2, em que a maior parte dos erros ocorreram com o movimento M6, cujos valores de entrada rms são similares.

Tabela 8 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 3.

Voluntário 3	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
Sessão 2	40	100	0	80	80	100	80	100	20	40	60	20
Sessão 3	40	80	0	60	60	80	20	80	60	60	80	20
Sessão 4	60	80	80	60	25	100	20	80	20	25	100	80
Sessão 5	100	80	40	80	80	100	100	80	100	0	80	100
Média	60	85	30	70	61	95	55	85	50	31	80	55

5.1.4 Voluntário 4

Para o reconhecimento dos movimentos executados pelo Voluntário 4, foi utilizada uma taxa de 50% da CVM como limiar, e foram processados todos os canais, exceto o canal 3 e o canal 7. Nas Figuras 70, 71, 72 e 73 estão representados os resultados das sessões 2, 3, 4 e 5.

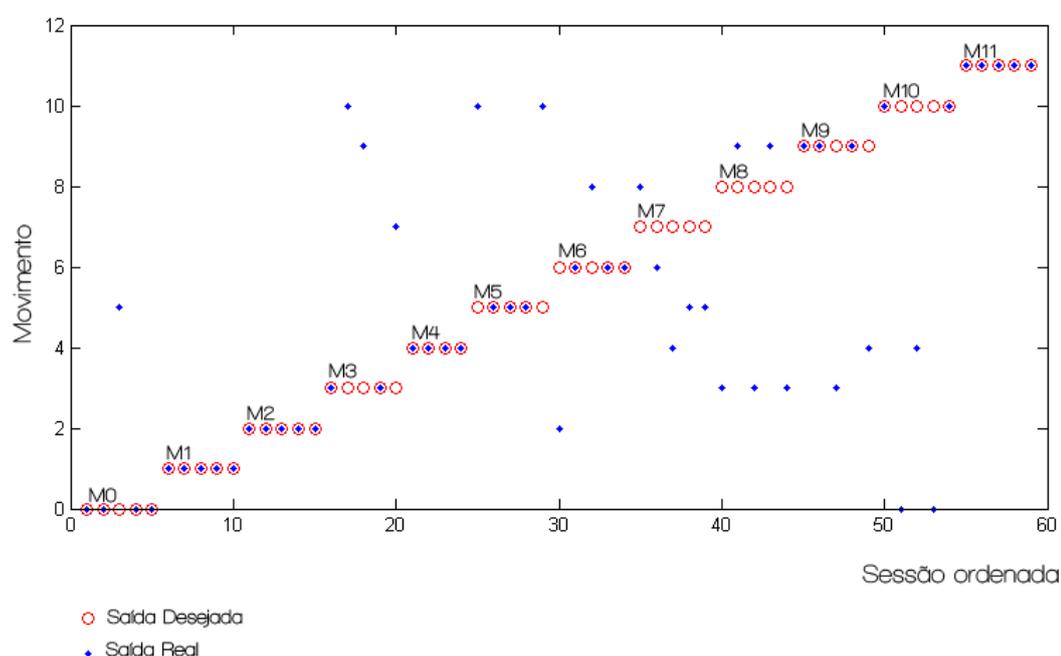


Figura 70 Saída do sistema para Voluntário 4 – Sessão 2.

Na sessão 2 (ver Figura 70), percebe-se problemas na caracterização tanto do movimento M7 quanto do movimento M8 (compartilham o movimento de rotação do antebraço). Já na sessão 3 (Figura 71), ocorre o problema recorrente de caracterização cruzada dos movimentos M8 e M9, já comentada nos resultados dos Voluntários anteriores. Outro problema é a caracterização dos movimentos M5 (confundido com M0) e M6 (confundido com M7), que deve-se ao fato do não processamento dos Canais 3 e 7, responsáveis pelos movimentos de contração da mão, extensão do punho e adução da mão.

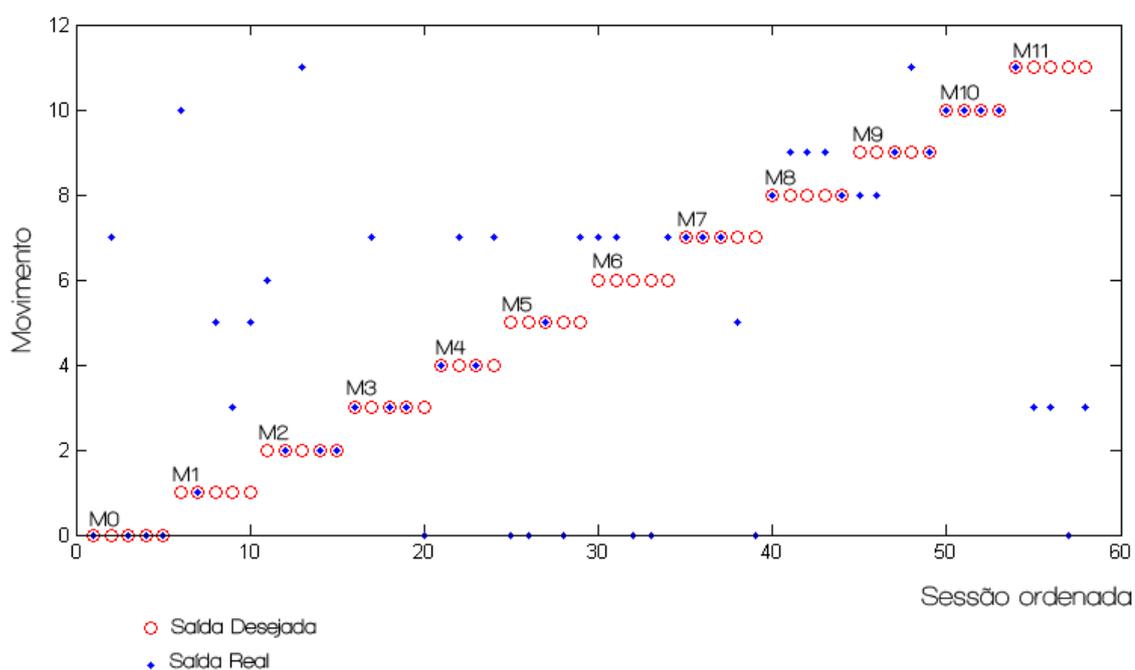


Figura 71 Saída do sistema para Voluntário 4 – Sessão 3.

Na sessão 4 (ver Figura 72), percebe-se que foi corrigido o problema dos movimentos M5 e M6, pelo treinamento híbrido, no entanto ocorreram problemas na caracterização do movimento M7, confundido com M5. Na sessão 5 (ver Figura 73) o Voluntário já se encontrava cansado e sua amplitude do sinal já se apresentava bem inferior ao resultado anterior, conforme percebe-se pela falta de acurácia da última sessão.

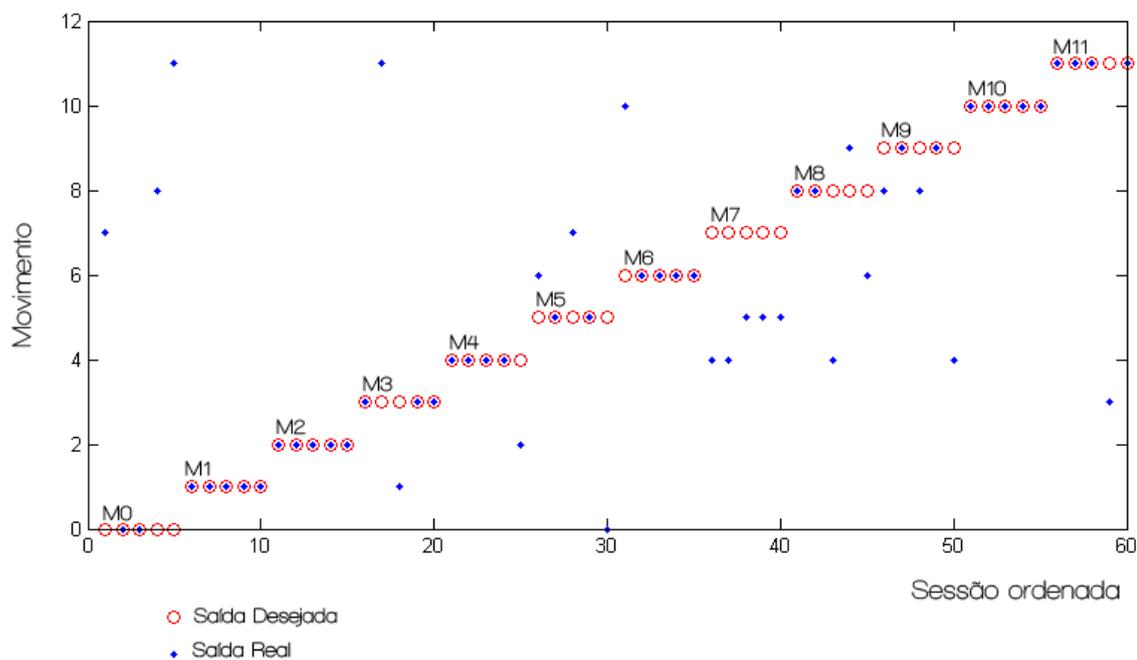


Figura 72 Saída do sistema para Voluntário 4 – Sessão 4.

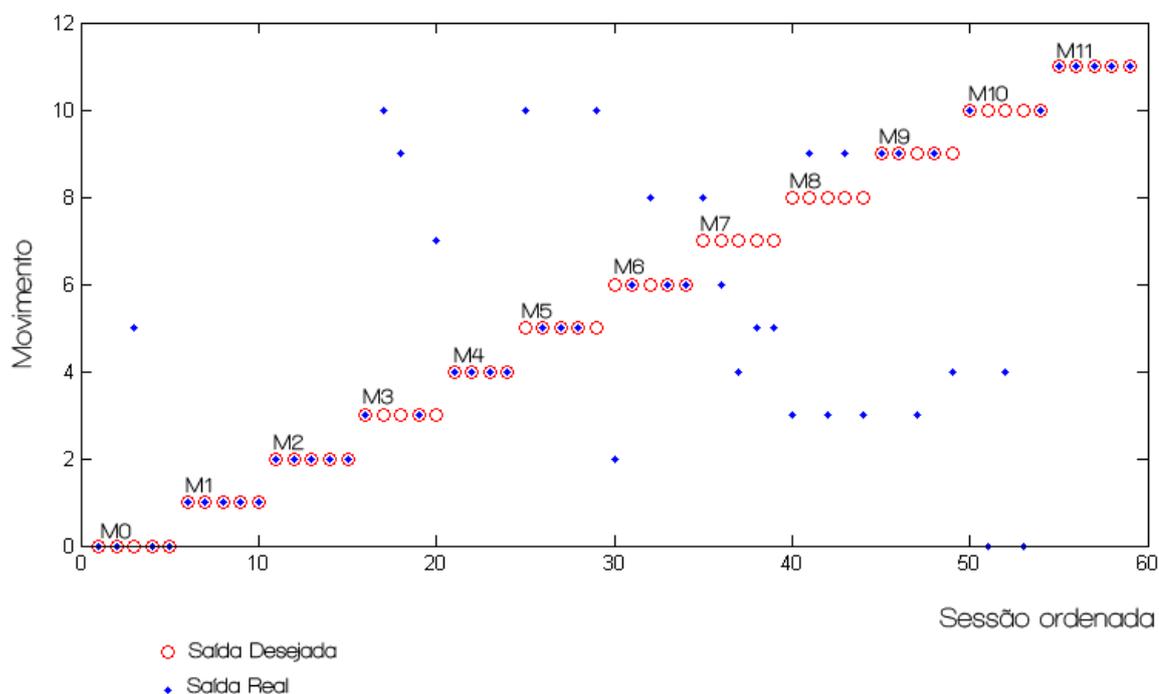


Figura 73 Saída do sistema para Voluntário 4 – Sessão 5.

Nesse ensaio os resultados aparecem inferiores aos outros usuários, conforme Tabela 9. Isso se deve ao fato de que o sinal de dois canais importantes, Canal 3 e 7, responsáveis

principalmente pelos movimentos de contração da mão, extensão do punho e adução do punho, não foram processados pela falta do sinal mioelétrico, representando a falta de acurácia dos movimentos M6, M7 e M11. O Voluntário também se encontrava cansado ao final do ensaio. Pode-se perceber que os movimentos M1 e M2 têm a taxa de acerto média mais alta desse ensaio, e a combinação desses movimentos, representada por M10 (extensão seguida de flexão do punho) também tem uma taxa de acerto média elevada se comparada aos outros movimentos deste mesmo ensaio.

Tabela 9 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 4.

Voluntário 4	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
Sessão 2	80	100	100	40	100	60	60	0	0	60	40	100
Sessão 3	80	20	60	60	50	20	0	60	40	40	100	20
Sessão 4	40	100	100	60	80	60	80	0	40	40	100	80
Sessão 5	40	100	80	20	60	20	0	40	20	0	60	20
Média	60	80	85	45	72	40	35	25	25	35	75	55

5.1.5 Voluntário 5

Para os ensaios do Voluntário 5 foi utilizado o valor de 30% de CVM para o janelamento do sinal. Nesta análise os canais C1 e C7 foram excluídos. As Figuras 74, 75, 76 e 77 representam os resultados para o Voluntário 5 das sessões 2, 3, 4 e 5.

Na sessão 2 (ver Figura 74) a maior fonte de erro encontra-se no movimento M11, que foi caracterizado principalmente como o movimento M0 (compartilham o movimento de contração da mão). O movimento M8 também é confundido com o movimento M0. E por sua vez, o movimento M4 é confundido com o M8. Na sessão 3 (ver Figura 75) a caracterização errônea do movimento M11 continua, e também aparece a confusão entre os movimentos M8 e M9. O movimento M3 e M4 são parcialmente reconhecidos como movimento M9, sendo que os dois utilizam principalmente o músculo bíceps.

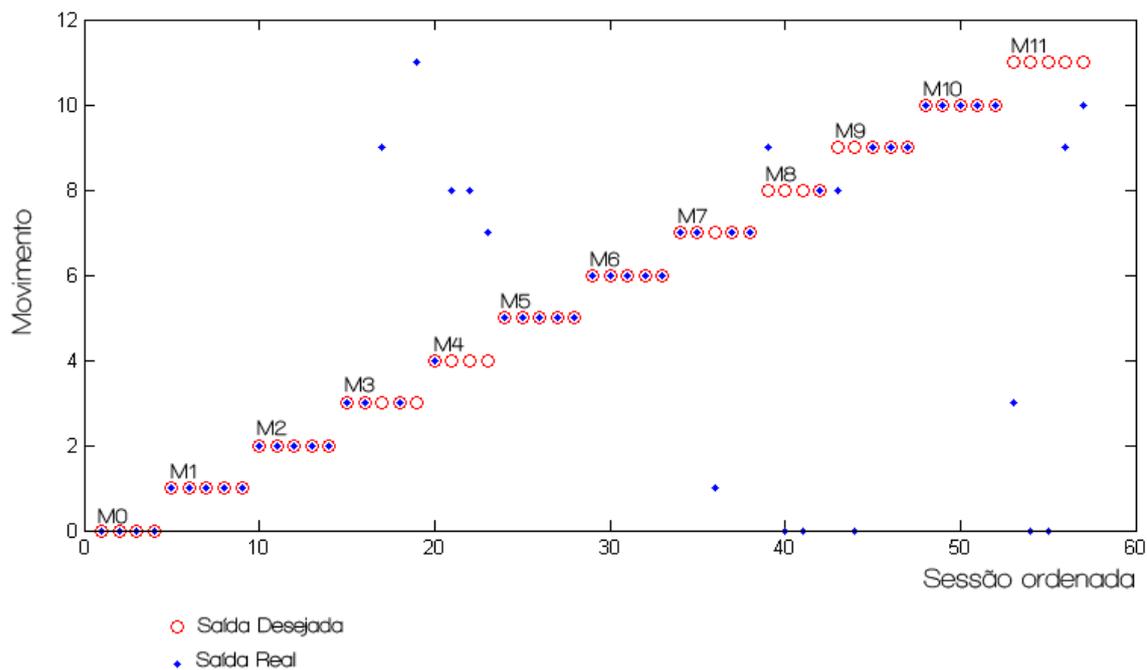


Figura 74 Saída do sistema para Voluntário 5 – Sessão 2.

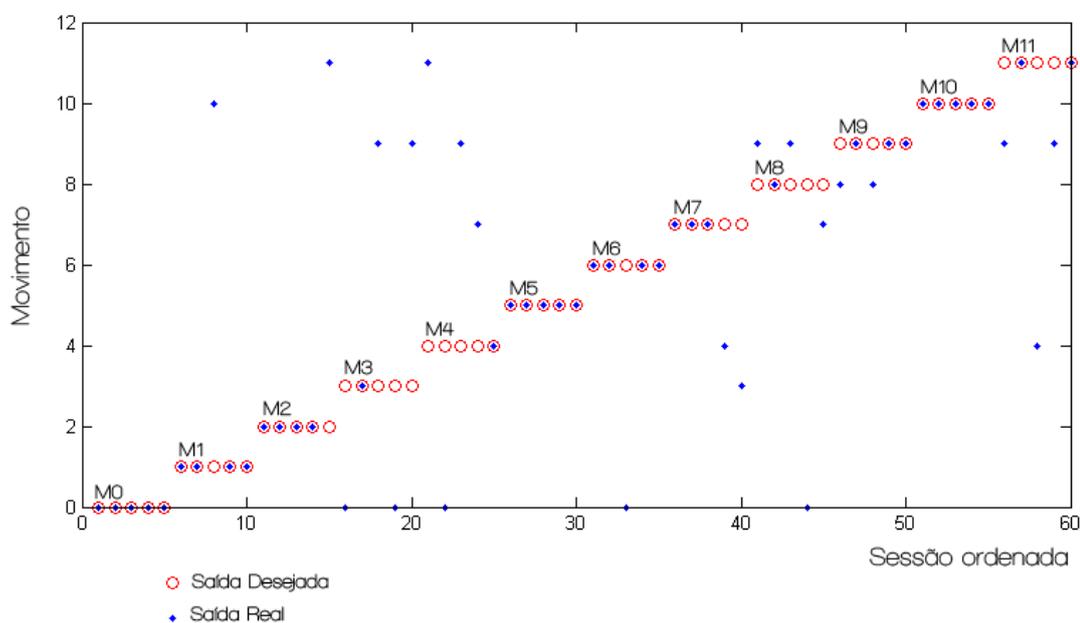


Figura 75 Saída do sistema para Voluntário 5 – Sessão 3.

Na sessão 4 (ver Figura 76) ainda persistem os problemas dos movimentos M3 e M4. O movimento M11 também é confundido com o M0. Já o movimento M8 é reconhecido quase totalmente como movimento M7 (os dois compartilham o movimento de rotação do

antebraço). Na sessão 5 (ver Figura 77), os movimentos M8 e M9 voltam a ser confundidos entre si, e o movimento M11 é confundido com o M9 (os dois têm o movimento de flexão do antebraço em comum).

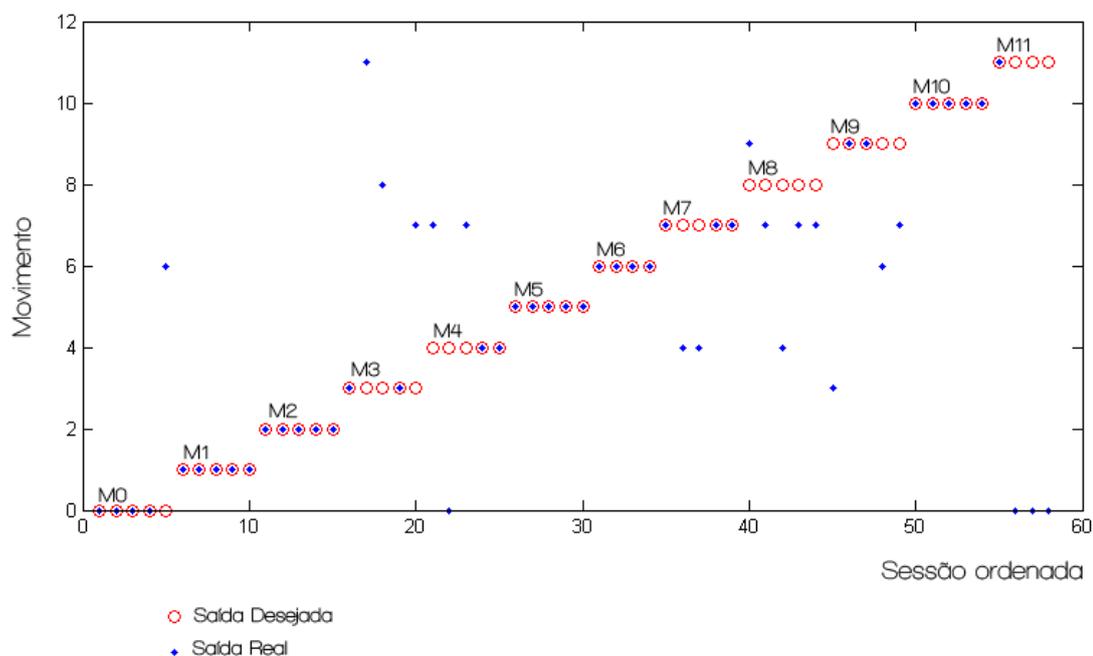


Figura 76 Saída do sistema para Voluntário 5 – Sessão 4.

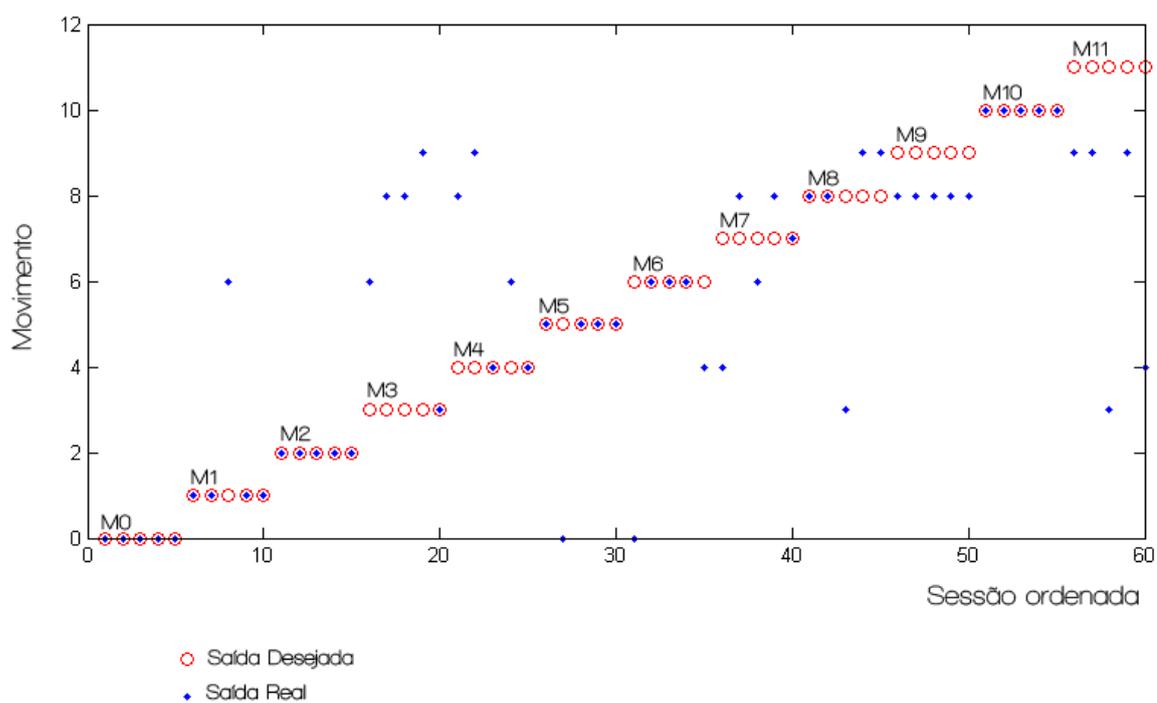


Figura 77 Saída do sistema para Voluntário 5 – Sessão 5.

Conforme Tabela 10, os movimentos com a menor eficácia foram M3, M4, M8 e M11 com taxas de 35%, 30%, 21% e 16% respectivamente. Uma das possíveis causas para o erro dos movimentos é a falta do processamento dos Canais 1 e 7 (responsáveis pelos movimentos de extensão do punho, flexão do punho, adução da mão e abdução da mão), a realização dos movimentos M8 e M9 de forma similar e o fato de que o movimento de contração da mão tinha uma amplitude do sinal superior ao movimento de flexão do antebraço, causando a falta de acurácia do movimento M11.

Tabela 10 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 5.

Voluntário 5	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
Sessão 2	100	100	100	60	20	100	100	80	25	60	100	0
Sessão 3	100	80	100	20	20	100	80	60	20	60	100	40
Sessão 4	80	100	100	40	40	100	100	60	0	40	100	25
Sessão 5	100	80	100	20	40	80	60	20	40	0	100	0
Média	95	90	100	35	30	95	85	55	21	40	100	16

5.1.6 Voluntário 6

Para o Voluntário 6 foi utilizado uma taxa de 40% dos valores de CVM para o janelamento do sinal e o Canal 3 foi excluído do processamento do sinal, pois não apresentava sinal mioelétrico em parte do ensaio. O Canal 3 é um dos músculos responsáveis pelos movimentos de contração da mão e extensão do punho. Seguem os resultados adquiridos para as sessões 2, 3, 4 e 5 representados nas Figuras 78, 79, 80 e 81, respectivamente.

Na sessão 2, representada pela Figura 78, a maior dificuldade foi no reconhecimento do movimento M11, que foi confundido com o M7 (compartilham o movimento de contração da mão). Houve também certa dificuldade com o movimento M6, sendo parcialmente confundido com o movimento M0. A sessão 3 (ver Figura 79) já ocorreu uma maior

difficuldade no reconhecimento dos movimentos: M0, M3, M4 e M6 confundidos com o movimento M11, e o movimento M9 confundido com M8.

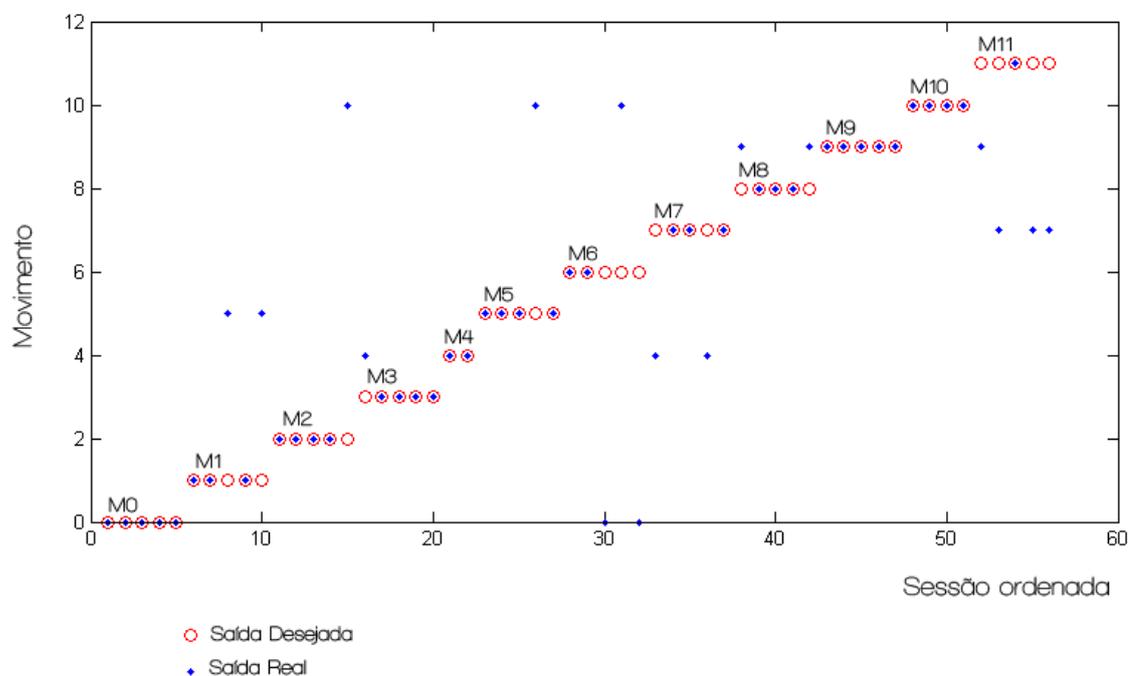


Figura 78 Saída do sistema para Voluntário 6 – Sessão 2.

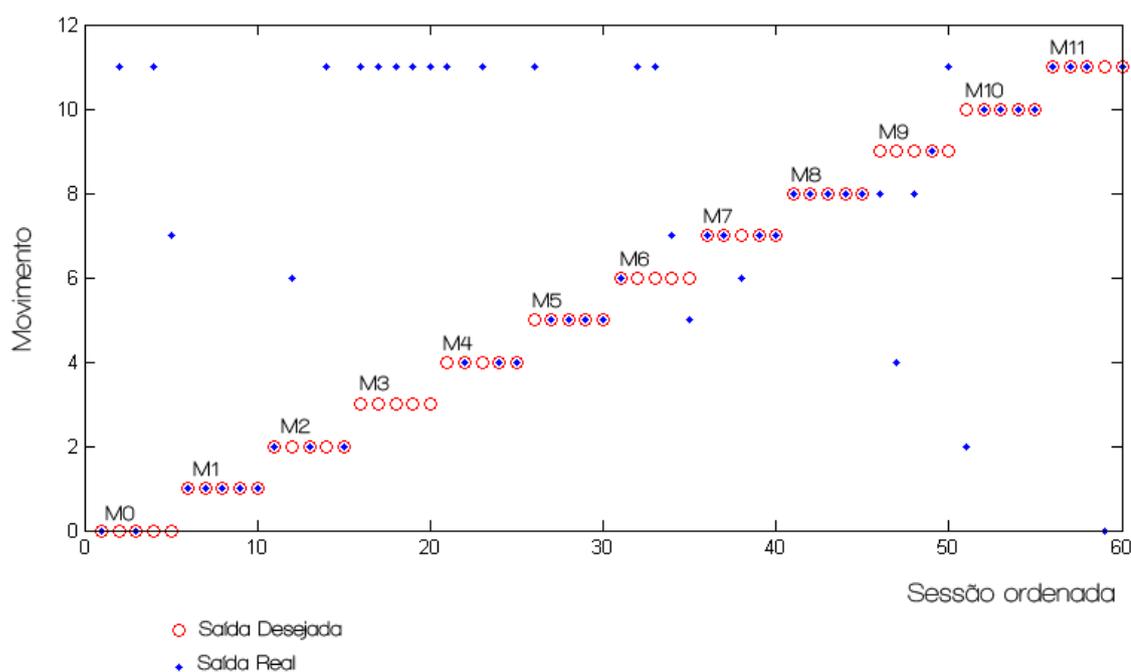


Figura 79 Saída do sistema para Voluntário 6 – Sessão 3.

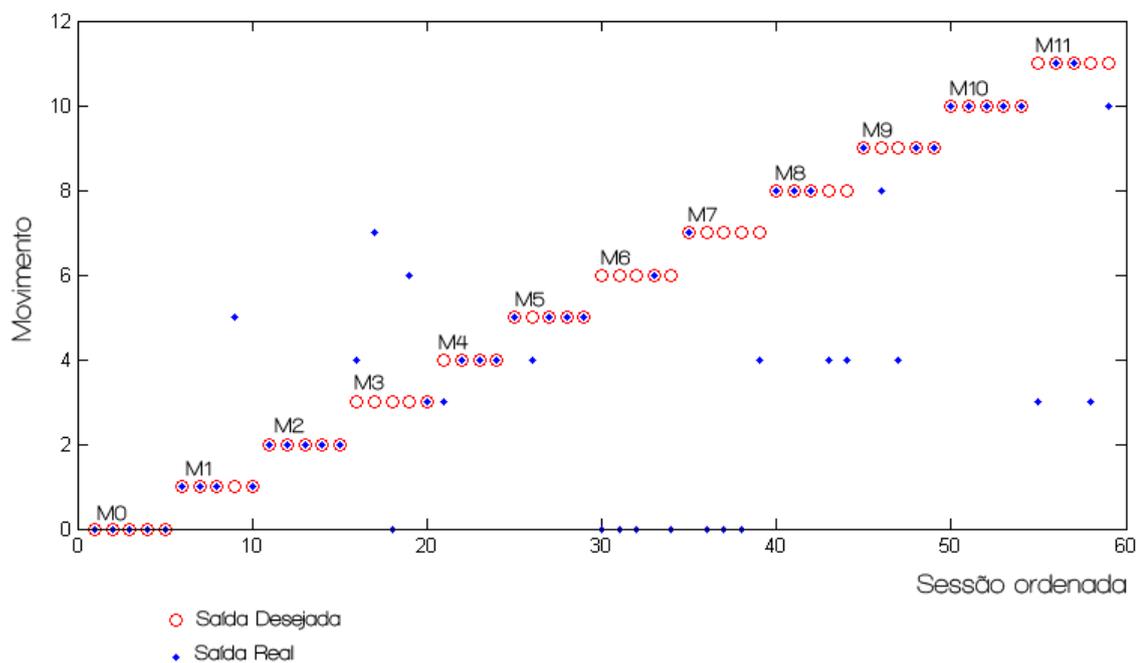


Figura 80 Saída do sistema para Voluntário 6 – Sessão 4.

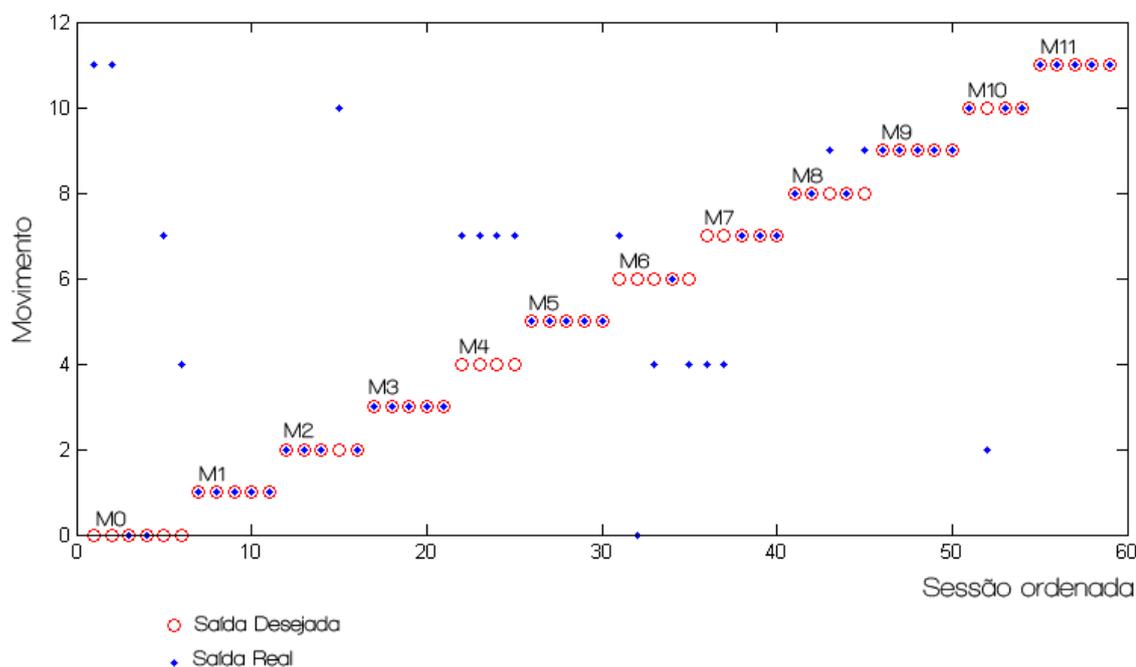


Figura 81 Saída do sistema para Voluntário 6 – Sessão 5.

Na sessão 4 (Figura 80), ocorreu uma grande dificuldade, principalmente nos movimentos M7 e M6, sendo confundidos com M0. Também ocorreu dificuldade no

reconhecimento do movimento M3. Na última sessão (Figura 81) ocorre o não reconhecimento do movimento M4, sendo reconhecido como M7 e o movimento M6, reconhecido como M2.

Segue na Tabela 11 o resumo dos resultados. Para o Voluntário 6 a maior dificuldade ocorreu no reconhecimento do movimento M6 e do movimento M3, com taxas de acerto de 25% e de 45% respectivamente. Durante os ensaios, o Voluntário teve dificuldade em executar o movimento M6 (adução da mão), o que levou a taxa de acertos de somente 25%.

Tabela 11 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 6.

Voluntário 6	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
Sessão 2	100	60	80	80	100	80	40	60	60	100	100	20
Sessão 3	40	100	60	0	60	80	20	80	100	20	80	80
Sessão 4	100	80	100	20	75	80	20	20	60	60	100	40
Sessão 5	40	100	80	80	0	100	20	100	60	100	75	100
Média	60	85	80	45	58	85	25	65	70	70	88	60

5.1.7 Voluntário 7

Para o Voluntário 7, utilizou-se uma taxa de 50% da CVM para o janelamento dos sinais. Este candidato conseguiu chegar ao término do ensaio com todos os eletrodos posicionados e por consequência com todos os canais do EMG ativos. Porém, foi o Voluntário que apresentou a maior dificuldade motora em replicar os movimentos deste trabalho, além de apresentar sinais visíveis de cansaço durante a realização deste experimento. Isso demonstra a complexidade na realização de trabalhos com seres humanos, porém ressalta a importância da realização de pesquisas nesta área. Como exemplo, para este caso, os sinais musculares deste Voluntário apresentaram as menores amplitudes, com sinais com amplitude na faixa de $0,3V \pm 0,1 V$. Os resultados seguem nas Figuras 82, 83, 84 e 85.

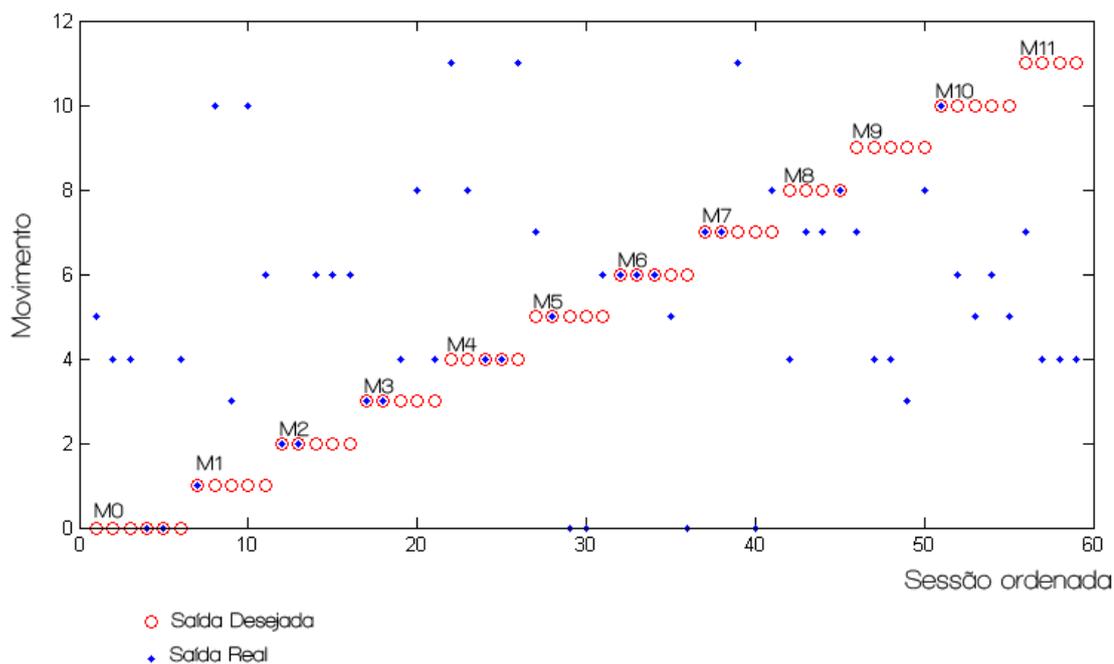


Figura 82 Saída do sistema para Voluntário 7 – Sessão 2.

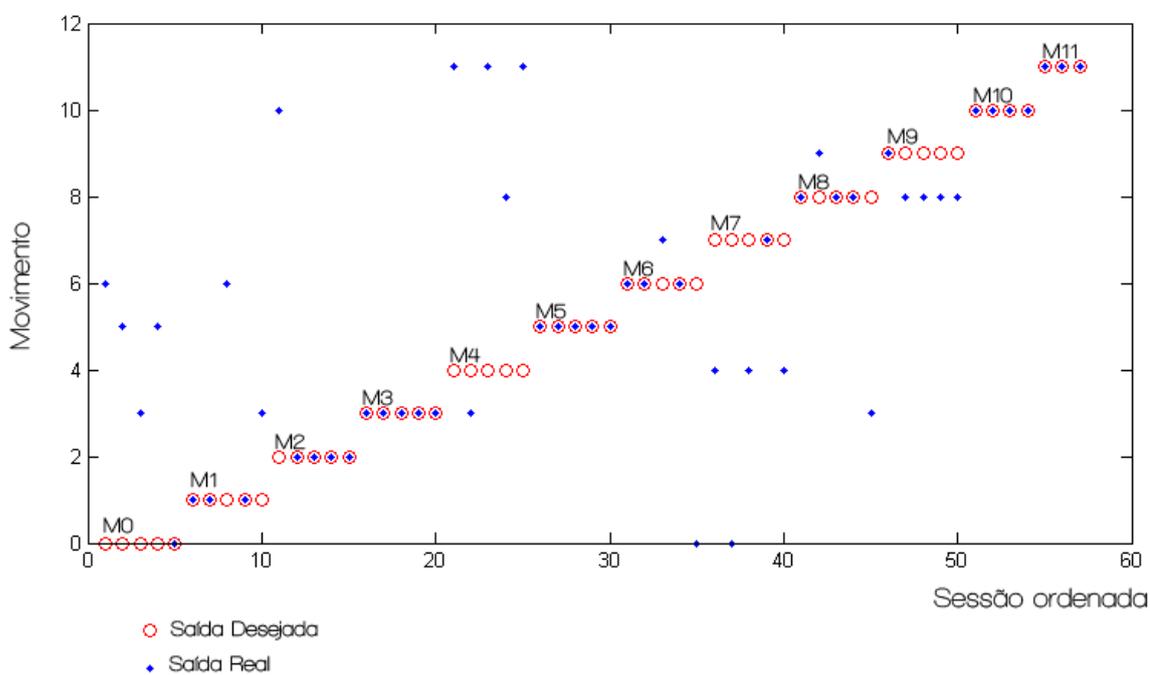


Figura 83 Saída do sistema para Voluntário 7 – Sessão 3.

Na sessão 2 (ver Figura 82), o sistema desenvolvido apresentou dificuldades no reconhecimento de praticamente todos os movimentos, mas quase sempre, os movimentos

foram confundidos com somente 1 ou 2 movimentos distintos. Na sessão 3 (Figura 83) já se percebe uma melhoria na acurácia do sistema, em que ocorreu o reconhecimento cruzado dos movimentos M9 e M8. Também ocorreu erro no reconhecimento do movimento M7 por M4 (compartilham a rotação do antebraço) e no reconhecimento do movimento M4 com M11.

Na sessão 4 (Figura 84), a dificuldade de reconhecimento ocorreu nos movimentos: M4 (sendo considerado M8, compartilhando o movimento de rotação do antebraço), M6 (sendo considerado M0) e M10 (sendo considerado M6). Na sessão 5 (ver Figura 85), a dificuldade foi maior devido ao cansaço em que o Voluntário se encontrava. O movimento M0 foi confundido com o M6, o M4 com o M8, o M8 com M4, o M9 com M4 e o M11 com M7.

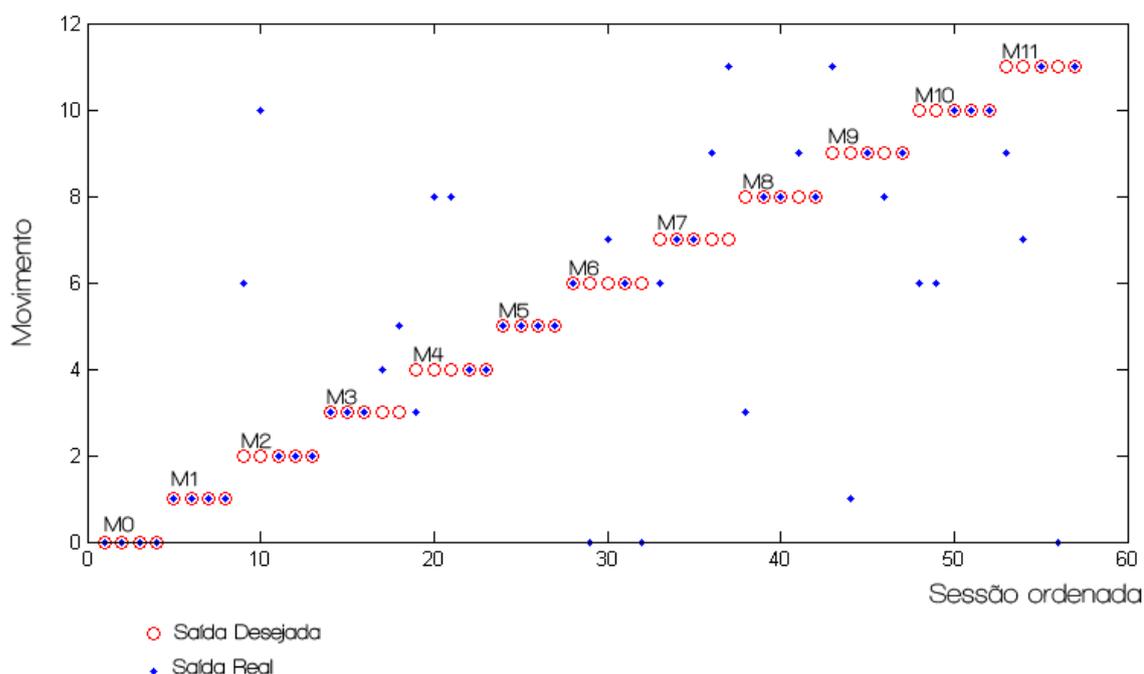


Figura 84 Saída do sistema para Voluntário 7 – Sessão 4.

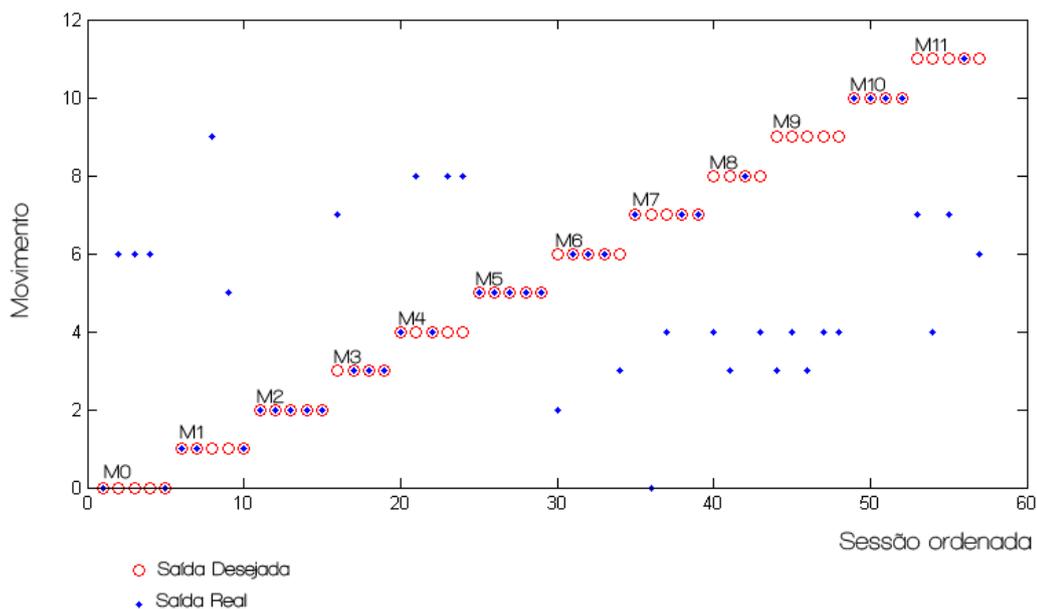


Figura 85 Saída do sistema para Voluntário 7 – Sessão 5.

Na Tabela 12 encontra-se a taxa de acurácia média do sistema para o Voluntário 7, cujos movimentos M9 e M4 foram os que tiveram menor taxa de acerto, com 15% e com 30%, respectivamente. O movimento M9 foi executado durante o ensaio completo sem nenhuma distinção do movimento M8, o que leva a crer que a taxa de acertos baixa foi devido a falha do usuário em executar o movimento de forma correta.

Tabela 12 Resumo da taxa de acurácia média do sistema para Voluntário 7.

Voluntário 7	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
Sessão 2	40	20	40	40	40	20	60	40	25	0	20	0
Sessão 3	20	60	80	100	0	100	80	20	80	20	100	100
Sessão 4	100	100	80	80	40	100	40	40	80	40	80	40
Sessão 5	40	80	100	75	40	100	80	80	25	0	100	20
Média	50	65	75	74	30	80	65	45	52	15	75	40

5.2 COMPARAÇÕES ENTRE VOLUNTÁRIOS

Para facilitar a compreensão dos resultados obtidos, neste trabalho, este capítulo apresenta a taxa de acertos por movimento dos Voluntários, onde é possível visualizar a diferença da taxa de acerto do sistema para cada movimento.

A Figura 86 apresenta a média da taxa de acerto para o movimento M0 para todos os Voluntários. Exceto para o Voluntário 5, o movimento tem uma taxa de acertos média na faixa de 50 à 62%. Isso ocorre principalmente pelo fato do movimento de contração da mão estar presente em outros dois movimentos complexos, o que acaba reduzindo a taxa de acurácia do sistema, quando o sistema não consegue identificar qual o movimento executado. Muitas vezes o movimento M0 é identificado como M11 ou M7, os três movimentos envolvem a contração da mão.

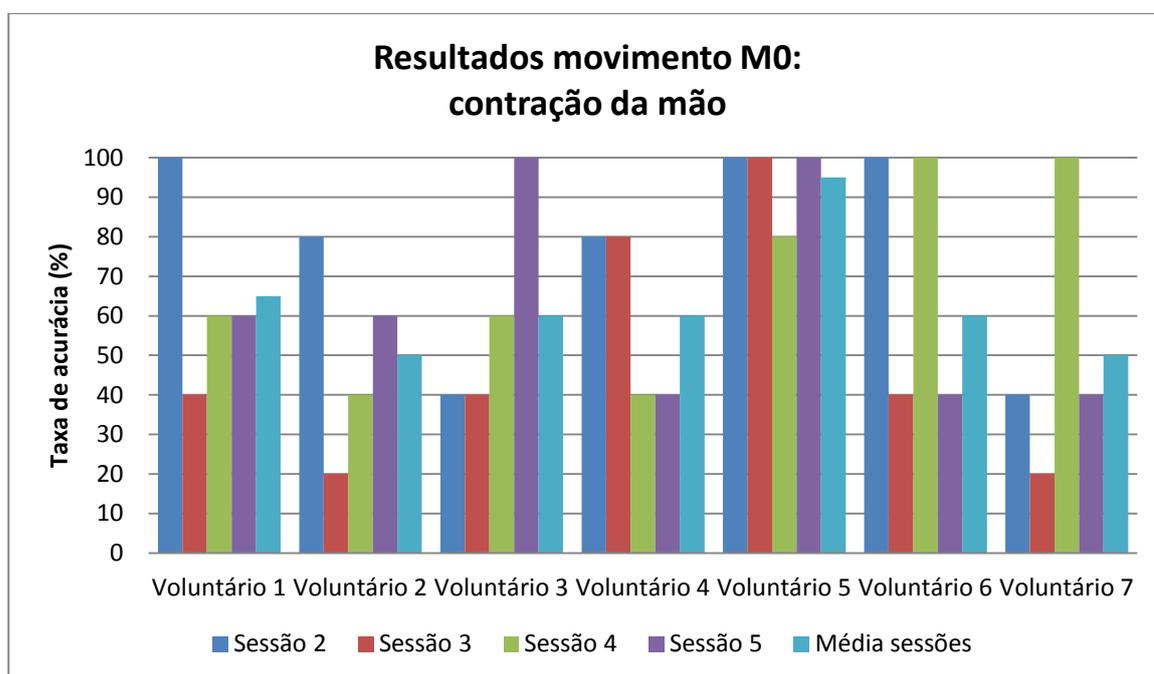


Figura 86 Resultados do movimento M0.

A Figura 87 representa os resultados médios obtidos para o movimento M1. Como pode-se perceber no gráfico, o movimento de extensão do punho foi corretamente

reconhecido em grande parte dos os ensaios, com taxas de acerto superiores a 80%, exceto em alguns casos isolados dos Voluntários 2, 4 e 6. O Voluntário 7 foi o que apresentou a menor acurácia com uma taxa média de 65%.

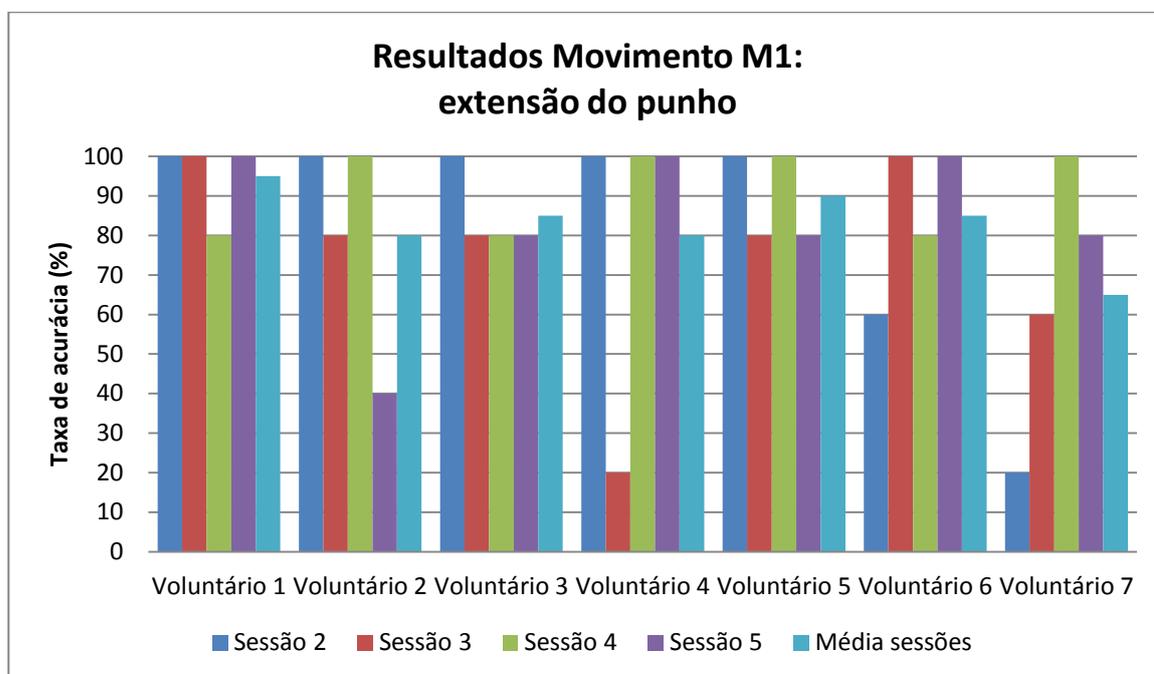


Figura 87 Resultados do movimento M1.

Os resultados do movimento M2 encontram-se na Figura 88. Analisando o gráfico, percebe-se que excetuando o Voluntário 3, a taxa de acertos média do movimento M2 ficou acima de 75%. As maiores ocorrências de erro aconteceram com o movimento M6 (adução da mão) e M10 (compartilham o mesmo movimento de extensão). Durante os ensaios também foi possível notar que o movimento M6 é um dos movimentos que os Voluntários tiveram maior dificuldade em executar.

A Figura 89 representa os resultados médios obtidos para o movimento M3. Pode-se perceber que para os Voluntários 3, 4 e 5 o sistema obteve uma taxa de acertos inferior a 50%. A grande parte dos erros de acurácia ocorreram pelo fato de que o movimento M3 estar presente em vários movimentos complexos (M8, M9 e M11), sendo caracterizado erroneamente por eles. Outro erro constante foi com o movimento M6, que possivelmente

ocorreu pelo fato do sistema ter sido treinado de forma errada pelo usuário, que tem dificuldade em executar o respectivo movimento.

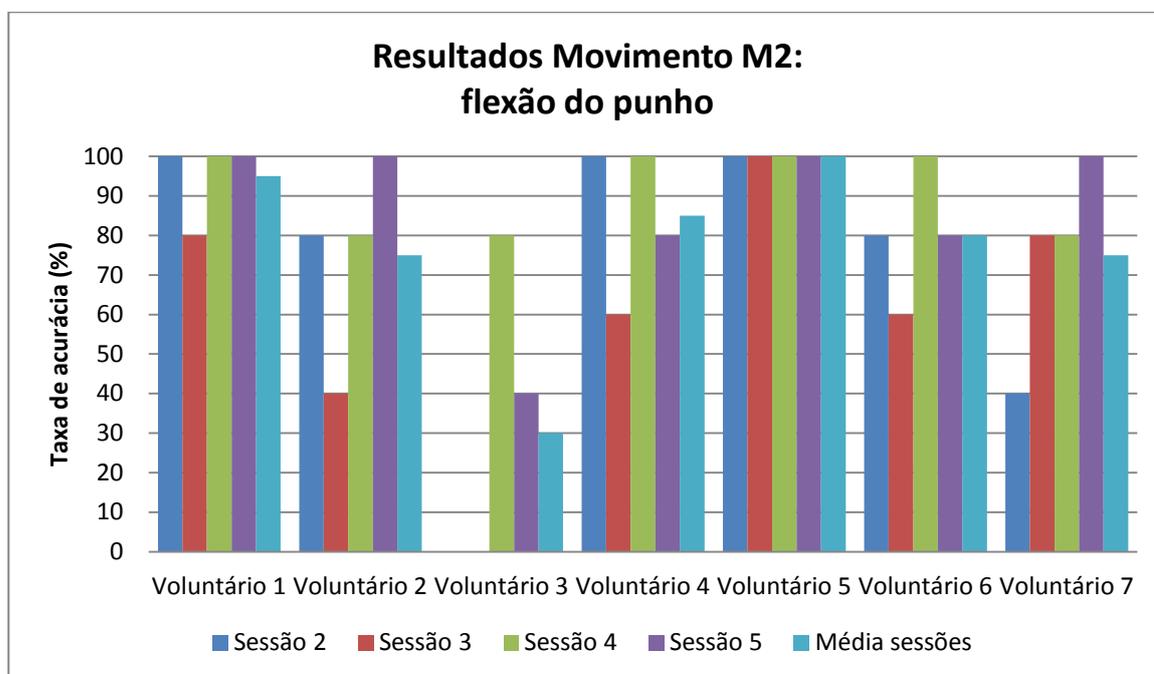


Figura 88 Resultados do movimento M2.

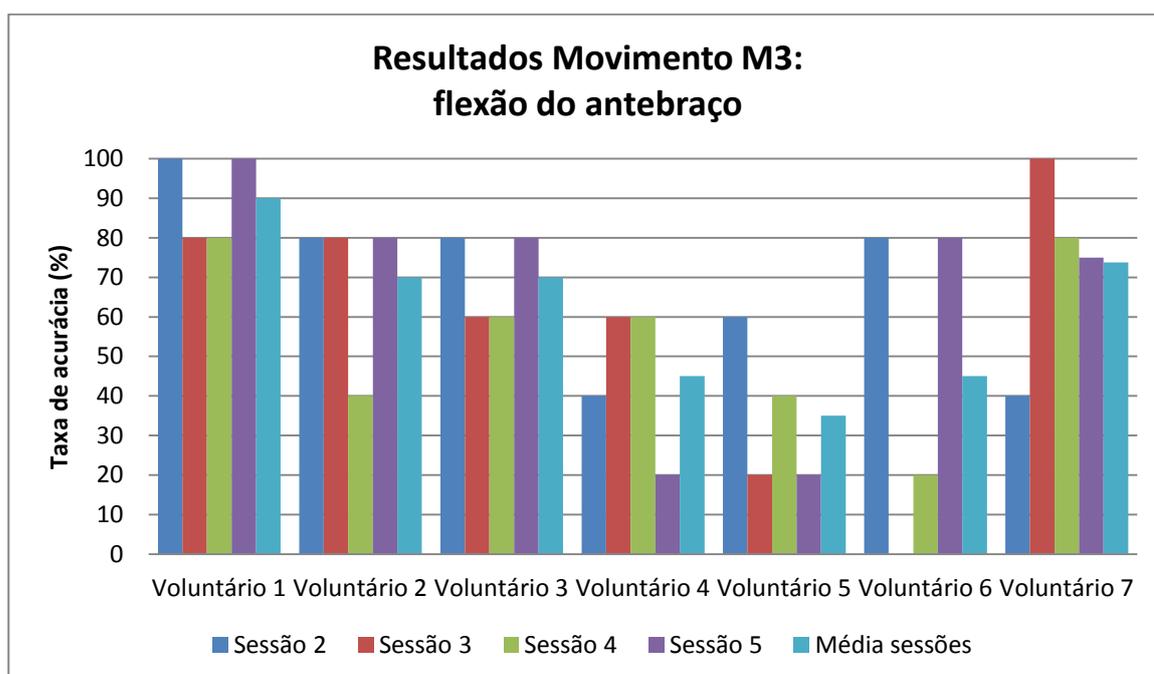


Figura 89 Resultados do movimento M3.

Os resultados do movimento M4 encontram-se na Figura 90. Analisando-se o gráfico, pode-se concluir que, exceto para os Voluntários 5 e 7, que obtiveram uma taxa de acertos média de 30%, o sistema como um todo teve uma taxa de acerto superior a aproximadamente 60%. Os erros de reconhecimento ocorreram em grande parte com os movimentos complexos (M7, M8 e M9) que compartilham o movimento de rotação do antebraço. Também ocorreram alguns erros com o movimento M6 e com o movimento M11, possivelmente pelo fato de que o movimento M4 e M11 dependem em grande parte do músculo bíceps para ser executado.

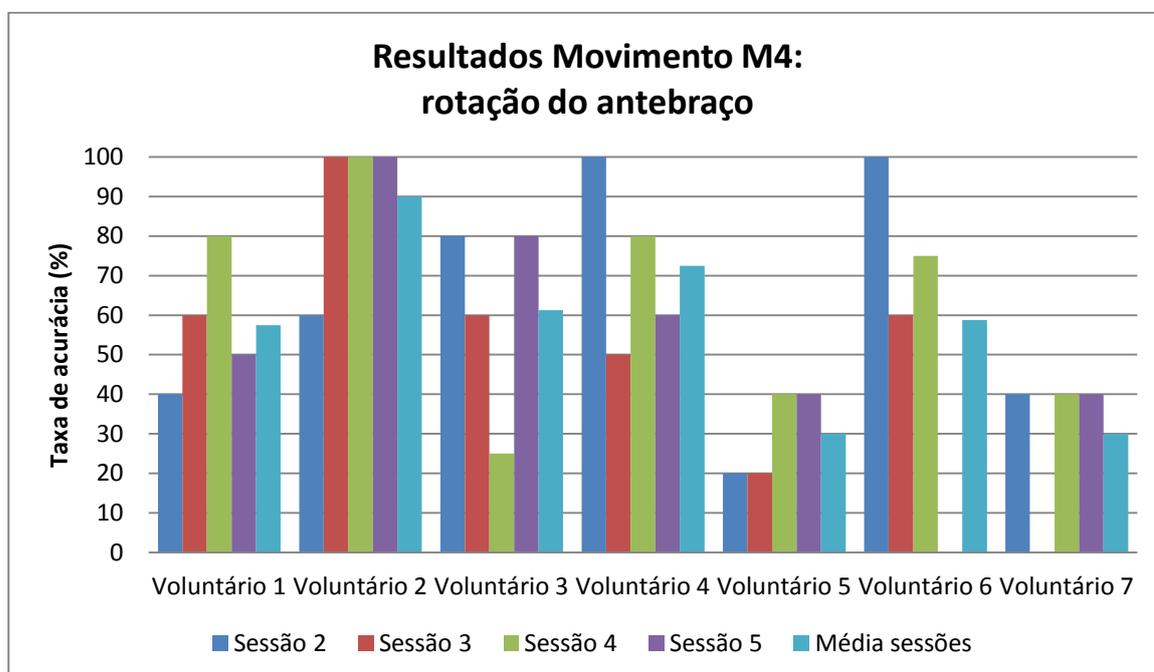


Figura 90 Resultados do movimento M4.

A Figura 91 representa os resultados médios obtidos para o movimento M5. De acordo com os resultados apresentados o sistema teve uma taxa de acerto média superior a 80% para todos os Voluntários, exceto para o Voluntário 4. O Voluntário 4 demonstrou ter tido dificuldades em executar o movimento, observação realizada durante os ensaios. Outra causa para a falta de acurácia que ocorrerão em algumas sessões com a confusão com o movimento M0 e M10.

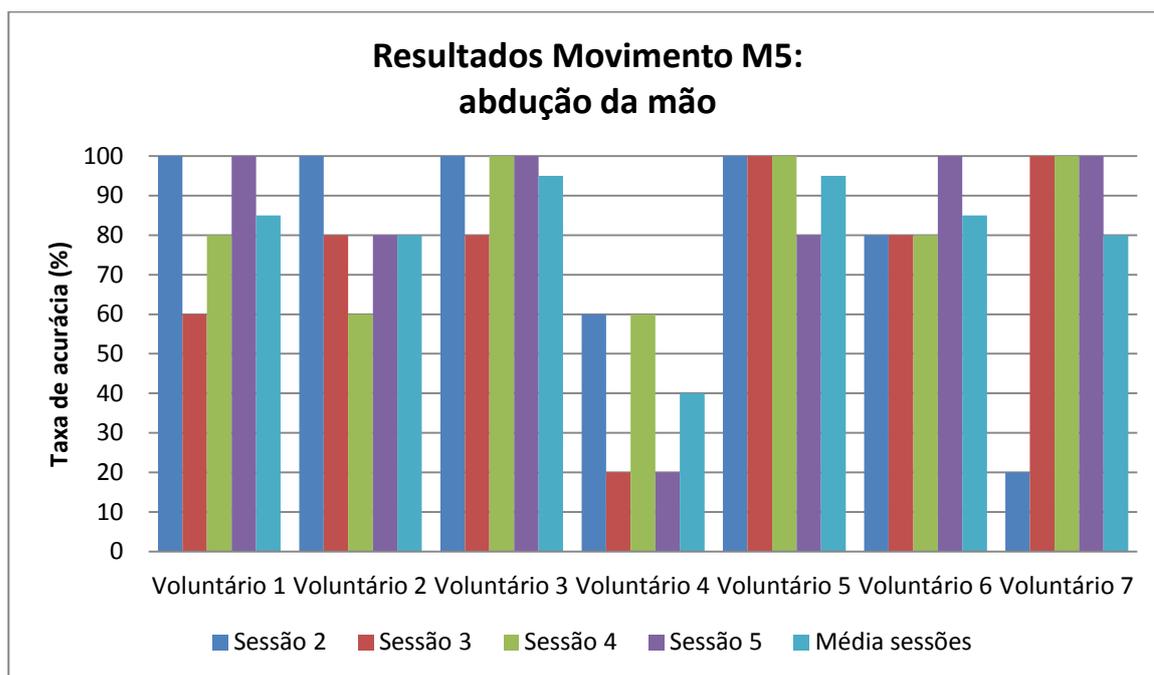


Figura 91 Resultados do movimento M5.

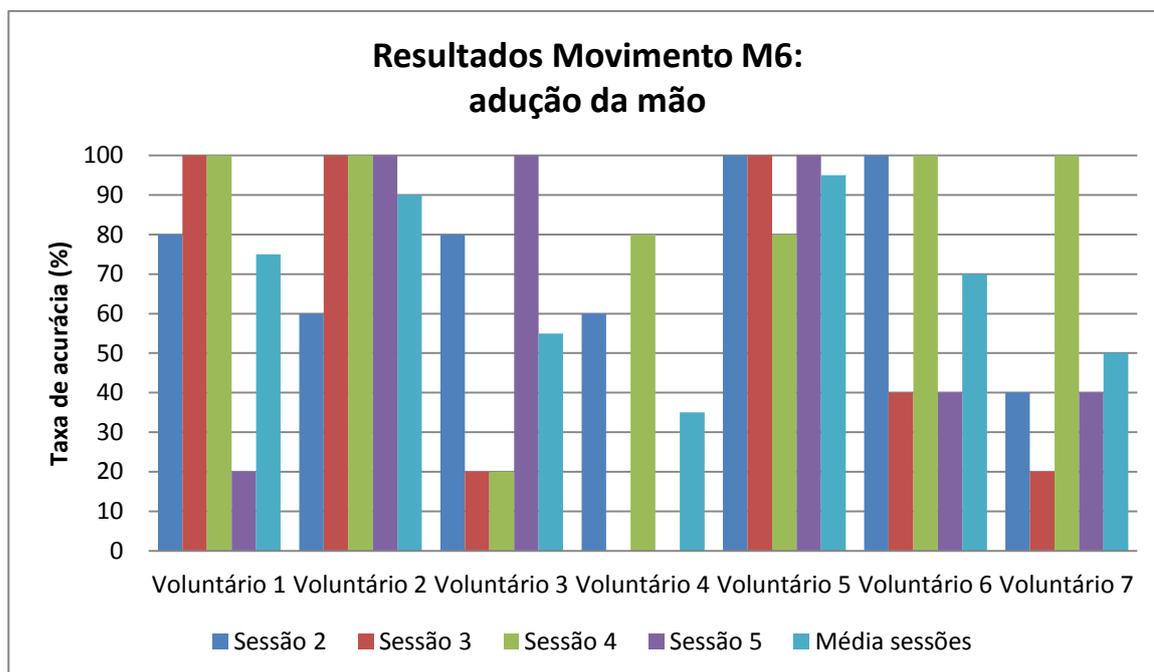


Figura 92 Resultados do movimento M6.

Os resultados do movimento M6 se encontram na Figura 92. De acordo com os resultados apresentados o sistema teve uma taxa de acerto média inferior a 80% para todos os Voluntários, exceto para o Voluntário 2 e 5. Esse movimento foi o movimento simples que os

Voluntários tiveram a maior dificuldade para replicar, o que pode-se perceber pela baixa acurácia do mesmo. Grande parte dos voluntário realizava o movimento com o antebraço, ao invés de somente aduzir a mão.

Os resultados do movimento M7 encontram-se na Figura 93. Analisando-se o gráfico é possível perceber que, exceto para os Voluntários 4, 5 e 7, o sistema atingiu uma taxa de acerto superior a 65%. O pior caso foi para o Voluntário 4, que teve uma taxa de acertos média de 25%. A grande maioria dos erros ocorreu no reconhecimento do movimento como M0 (contração da mão) e M4 (rotação do antebraço), que representam a composição de movimentos simples do movimento em questão. Também ocorreram alguns erros com os movimentos M9, M8 (compartilham o movimento de rotação do antebraço) e M11 (compartilha o movimento de contração da mão).

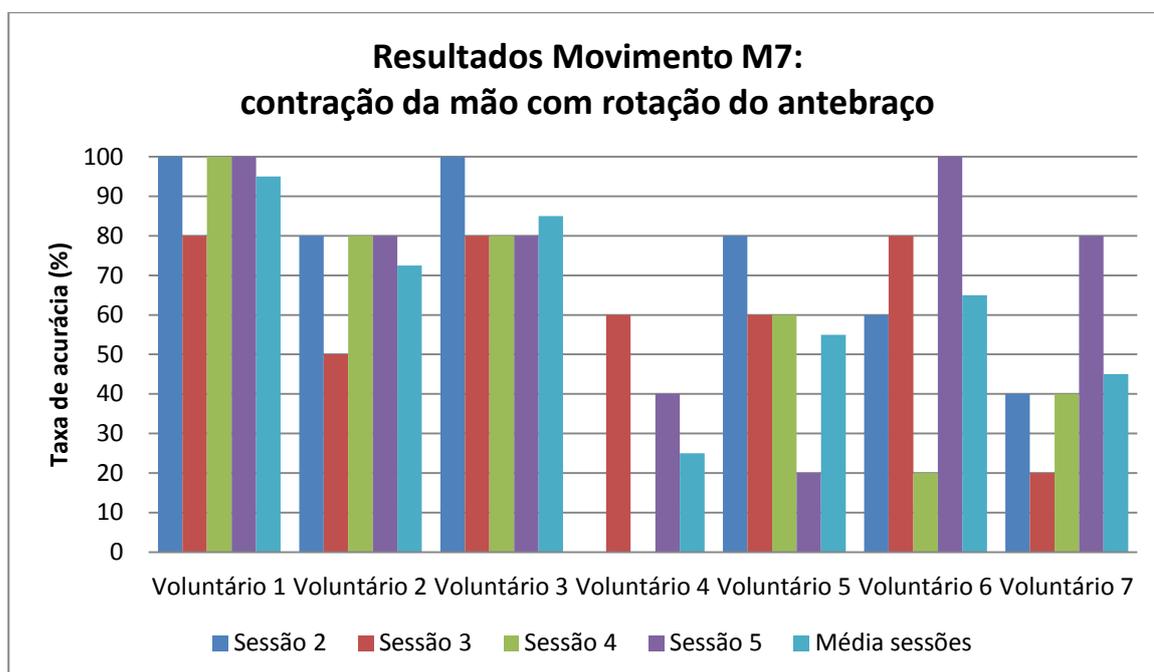


Figura 93 Resultados do movimento M7.

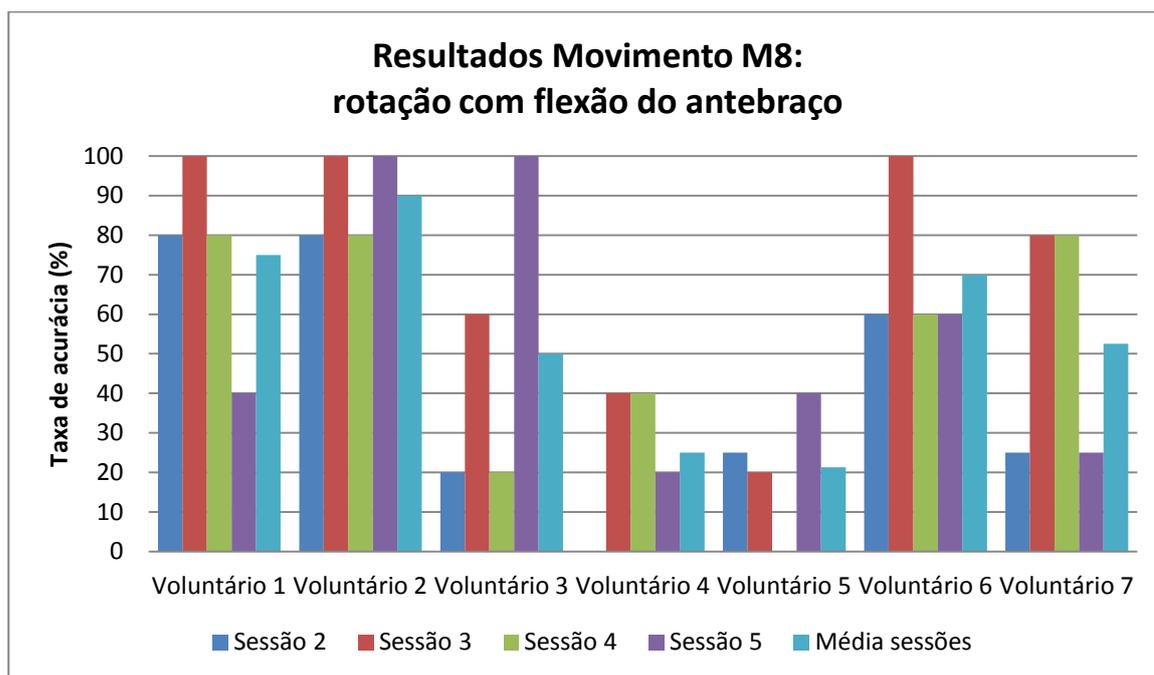


Figura 94 Resultados do movimento M8.

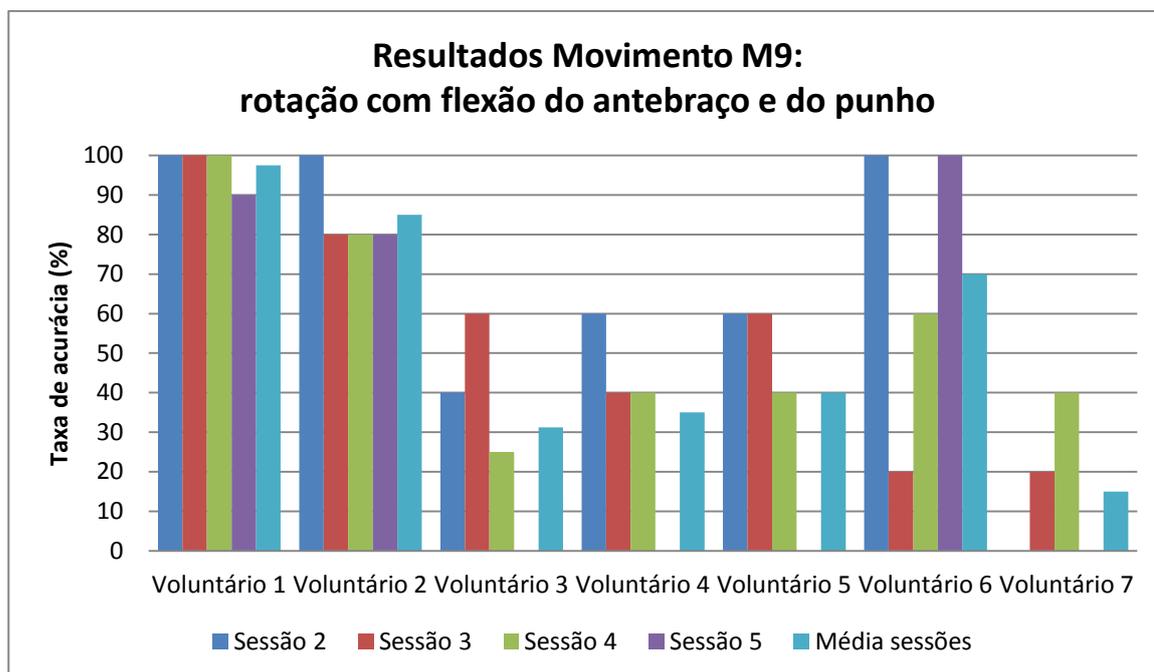


Figura 95 Resultados do movimento M9.

A Figura 94 representa os resultados médios obtidos para o movimento M8. O movimento M8 teve taxas de acerto médias inferiores a 55% no sistema, exceto para os Voluntários 1 (75%), 2(90%) e 6 (70%). Nesse caso, o problema de acurácia do sistema foi

devido a erro do usuário por não executar o movimento de forma correta. Para a maioria dos casos, exceto Voluntários 1, 2 e 6, o movimento M9 executado era igual ao M8, não sendo realizada a flexão do punho, como mostrado nos vídeos. Como os Voluntários 1 e 2 participaram do testes iniciais do sistema, os mesmos já estavam familiarizados com os movimentos, o que resultou em uma maior taxa de acertos. Analisado o gráfico do movimento M9, representado pela Figura 95, pode-se perceber o mesmo padrão ocorrido no movimento M8.

Os resultados do movimento M10 encontram-se na Figura 96. A média de taxa de acertos foi superior a 70% em todos os casos. Isso ocorreu principalmente pelo fato de que os movimentos simples que compõe o movimento M10 são movimentos antagônicos facilmente distintos. Assim como, os movimentos M1 e M2 obtiveram taxas de acerto acima de 75% na maior parte dos casos.

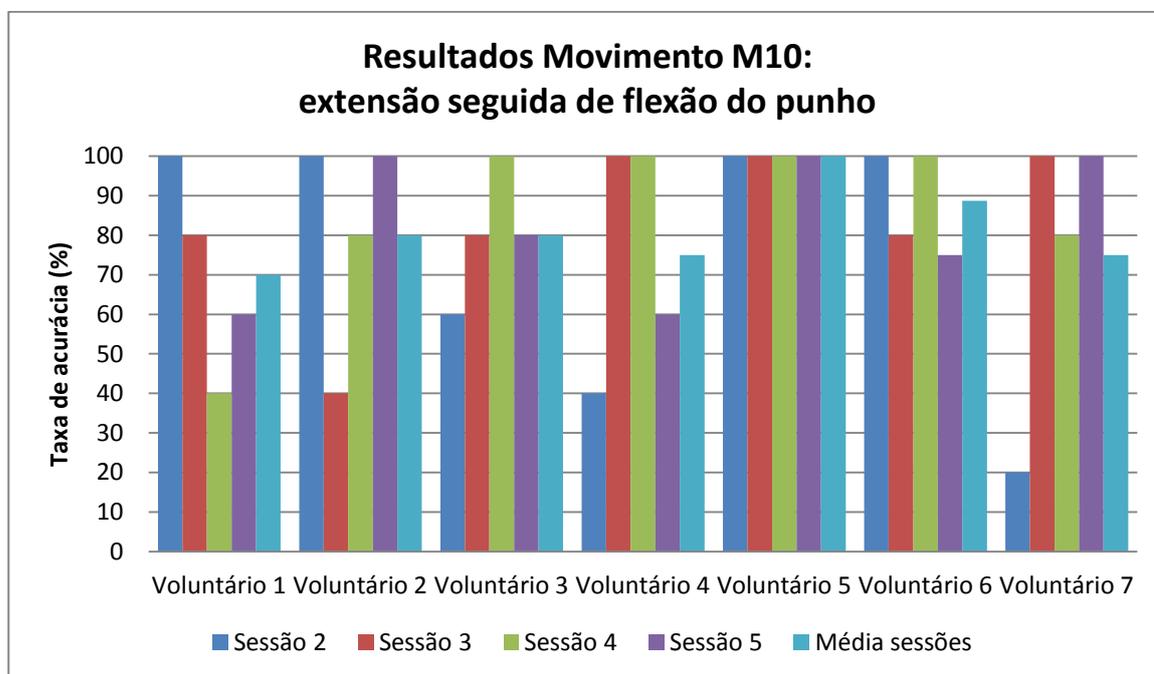


Figura 96 Resultados do movimento M10.

A Figura 97 representa os resultados médios obtidos para o movimento M11. Esse movimento teve uma taxa de acerto média inferior a 60% em todos os casos. A falta de

acurácia do sistema deve-se ao fato de que muitos movimentos contêm os movimentos simples executados no movimento em questão. O sistema foi reconhecido erroneamente na maioria dos casos pelo movimento M0 e M3 (movimentos simples que compõem o movimento M11), M9 (compartilham o movimento de flexão do antebraço) e M7 (compartilham o movimento de contração da mão).

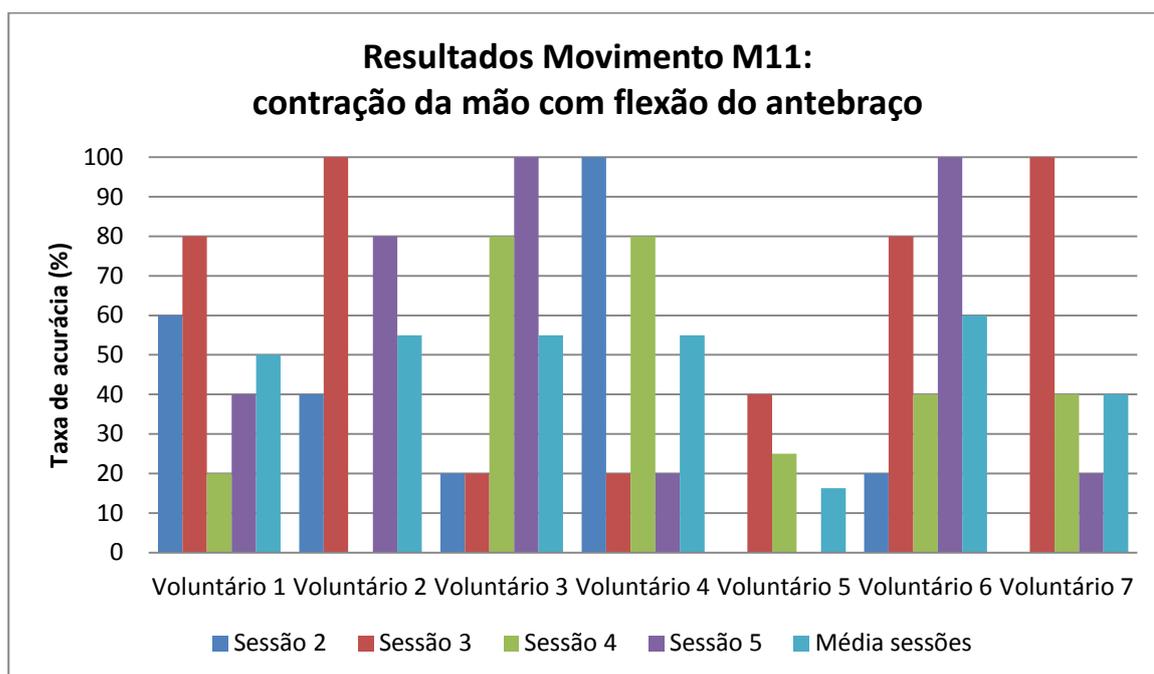


Figura 97 Resultados do movimento M11.

A Figura 98 representa a média geral dos ensaios realizados para cada movimento. Analisando-se o gráfico percebe-se que os movimentos com maior acurácia foram o M1, M2, M5 e M10 (combinação de M1 com M2), com taxas médias de aproximadamente 80%. Esses movimentos são bem distintos entre si, o que eleva a taxa de acurácia do sistema. O pior caso ocorreu para o movimento M11, que teve uma taxa de acerto média inferior a 50%, pois combina movimentos simples utilizados em grande parte dos movimentos complexos executados, dificultando o correto reconhecimento do mesmo. No total o sistema obteve uma acurácia média de 65%.

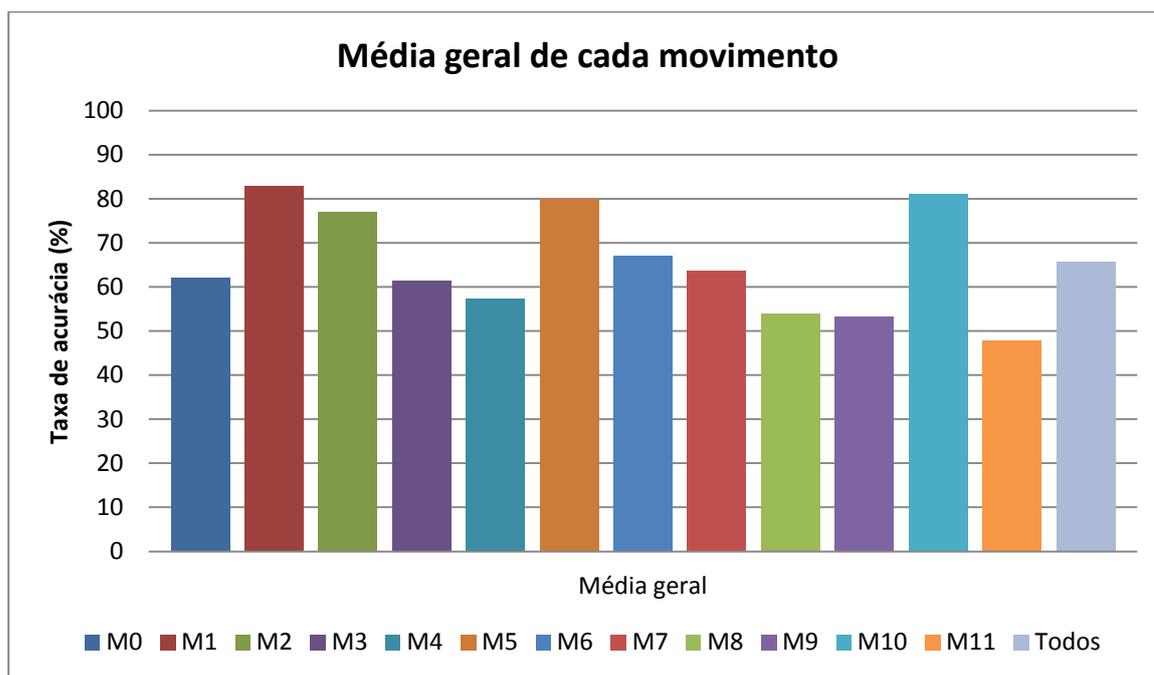


Figura 98 Resultado geral do sistema para cada movimento.

5.3 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DESTE TRABALHO COM OUTROS ESTUDOS

Considerando outras pesquisas realizadas na área de reconhecimento de sinais mioelétricos do segmento mão-braço, descritas no Capítulo 3.5, a média de acurácia deste sistema é inferior. Porém esta simples comparação não pode ser realizada, pois deve-se levar em consideração diversos fatores que diferenciam os estudos. Como por exemplo, nos diversos trabalhos avaliados, na área de reconhecimento de movimentos do segmento mão-braço, realizaram apenas classificação de movimentos simples, não levando em consideração movimentos combinados, como foi o objetivo do presente estudo. Como foi possível perceber nos resultados do sistema desenvolvido, grande parte do erro foi causada por movimentos similares, ou a diferenciação de movimentos compostos com seus respectivos movimentos simples. O braço humano tem diversos graus de liberdade e conseguir desenvolver um sistema que consiga caracterizar diversos movimentos distintos e combinados é onde está o

verdadeiro desafio e por este motivo esta linha de trabalho, cuja dissertação faz parte, é uma área de pesquisa ativa (FAVIEIRO et al., 2011; FAVIEIRO & BALBINOT, 2011).

Comparando o sistema desenvolvido com técnicas *fuzzy* (CHAN, 2000) classificou 4 movimentos simples utilizando somente dois canais com uma acurácia de 91%. Também foi desenvolvido um sistema por (AJIBOYE, 2005) para caracterizar 4 classes de movimentos utilizando 4 canais, obtendo uma acurácia de 86%. Esses sistemas obtiveram resultados similares ao encontrado no estudo preliminar do presente trabalho (FAVIEIRO & BALBINOT, 2011) em que foi utilizada a técnica *neuro-fuzzy* para classificar 5 movimentos distintos utilizando 3 canais de aquisição do sinal, obtendo uma acurácia de 86%. Demonstrando que o sistema desenvolvido utilizando somente movimentos simples e número limitado de canais obteve uma acurácia superior ao encontrado ao se caracterizar movimentos combinados.

Comparando com a pesquisa de (MOMEN, 2007) ao tentar classificar 9 movimentos distintos, utilizando somente a característica rms da janela processada e dois canais de aquisição obteve uma acurácia média de 48,9%. Esse estudo é muito similar ao sistema desenvolvido, no sentido de que utiliza a mesma característica do sinal e fazendo uma comparação direta a média da taxa de acerto do sistema desenvolvido é 30% superior ao obtido por (MOMEN, 2007) para 9 movimentos.

Outra diferença que é importante salientar é que o estudo proposto utilizou somente uma característica extraída para cada canal, diferente de outros estudos que utilizam até 13 características por canal (KHUSHABA *et al*, 2010), cuja acurácia média foi de 87% para a classificação de 10 movimentos distintos.

6 CONCLUSÕES

O sistema proposto tinha como objetivo utilizar uma quantidade limitada máxima de 8 canais de aquisição do sinal mioelétrico e com a ajuda de uma técnica de inteligência computacional mais robusta conseguir verificar a validade desse sistema em termos de desempenho na caracterização de 11 movimentos distintos, incluindo 5 movimentos complexos.

Nos ensaios realizados, a média dos valores de pico de um sinal com contração voluntária máxima (CVM) apresentou-se no mínimo maior que 4 vezes a média dos picos do sinal muscular em um momento de relaxamento. Sendo assim, pode-se definir um limiar variando de 30 a 50% do valor de CVM para diferenciar um momento de contração muscular, representando um movimento.

Com o janelamento do sinal no instante em que ocorre um movimento, foi possível obter o valor rms para cada um dos 8 canais e utilizar esses valores como entrada de uma rede neuro-*fuzzy* de até 8 entradas com 1 saída. Essa rede tem o propósito de caracterizar os movimentos que estão sendo executados. A rede foi adaptada de acordo com treinamento supervisionado, para avaliar o desempenho do sistema ao longo do tempo.

Como se pode observar nos resultados obtidos, alguns movimentos alcançaram uma taxa de acerto mais baixa, isso pode ocorrer devido à baixa qualidade do sinal, erro do usuário, bem como à quantidade de movimentos que foi apresentada à rede neuro-*fuzzy*, visto que alguns movimentos têm a resposta em valor rms muito similar, fazendo com que a rede se confunda. A acurácia média obtida foi de 65% de acertos para 11 movimentos distintos em ensaios de longa duração (aproximadamente 3 horas).

7 PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS

Seria muito importante em trabalho futuros realizar os ensaios com um número significativo de Voluntários, para se realizar uma análise estatística robusta dos resultados, podendo avaliar melhor o sistema, suas falhas e seus pontos fortes. Esses ensaios também deverão ser realizados em pessoas com amputação parcial e total do membro superior. Isso é crucial para a pesquisa, para saber como o sistema se aplicaria e se adaptaria, sendo possível avaliar qual a validade do sistema para um futuro controle de próteses do segmento mão-braço por sinais mioelétricos.

Outra proposta para trabalhos futuros seria pesquisar outras características que poderiam ser extraídas do sinal para melhorar o desempenho da rede *neuro-fuzzy*, fazendo com que o sistema tenha capacidade de caracterizar uma vasta gama de movimentos complexos com uma taxa de acertos acima de 90%, tendo uma maior capacidade de diferenciar os movimentos. Uma prática utilizada para melhorar a caracterização dos movimentos seria realizar coletas do sinal mioelétrico de forma invasiva, assim garantindo um sinal de maior qualidade e sem efeito de *crosstalk*. Outra forma de garantir uma melhor taxa de acerto do sistema é implementar um *feedback* para o usuário, para a pessoa que está realizando o ensaio saber se ela está fazendo o mesmo de forma correta, evitando erros comuns de distração, ou aplicando força exagerada.

Outra melhoria importante do sistema seria realizar um estudo comparativo com os resultados e dados adquiridos na anamnese para, com um número de amostras adequado, e uma análise estatística, verificar se existe alguma característica dos Voluntários que influencie nos resultados obtidos como, por exemplo, sexo e idade.

REFERÊNCIAS

AJIBOYE, A. B.; WEIR, R. F. A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, Baltimore, v. 13, n. 3, p. 280–291, Sept. 2005.

BALBINOT, A. et al. Desenvolvimento de uma Prótese experimental controlada por eletromiografia. In: CONGRESSO IBERO-AMERICANO SOBRE TECNOLOGIAS DE APOIO A PORTADORES DE DEFICIÊNCIA, 4., 2006, Vitória. **Anais...** Vitória: IBERDISCAP, 2006, v.1, MA-3 – MA-6.

BARROS, K. R. **Metodologia para classificação de sinais EMG para controle de próteses com baixo esforço computacional**. 2005. 40 f. Tese (Mestrado em engenharia elétrica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2005.

BASMAJIAN, J.V.; DE LUCA, C.J **Muscle alive**: their functions revealed by electromyography. Baltimore: Wlliams & Wilkins, 1985.

BELTRAMINI, L.M. **Elementos de histologia e anátomo-fisiologia humana**. São Carlos: USP, 1997.

CHAN, F. H. Y. et al. Fuzzy EMG classification for prosthesis control. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, Baltimore, v.8, n.3, p. 305–311, Sept. 2000.

CHIU, S. L. Fuzzy model identification based on cluster estimation. **Journal of Intelligent and Fuzzy systems**, [S.l.], v.2, n.3, p. 267-278, Sept. 1994.

CONTO, E.; BALBINOT, A. Ambientes virtuais controláveis por sinais mioelétricos. In: SALÃO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DO IC/FUC, 15., Porto Alegre, 2011. **Anais...** Porto Alegre: FUC, 2011, p. 1-4.

DELSYS INC. Tutorials & WhitePapers: **A discussion on Surface Electromyography: Detection and Recording**, 1996. Disponível em: <http://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_SEMGintro.pdf>. Acesso em: 17 Jun. 2011.

DE LUCA, C.J. Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Gainesville, v.26, n.6, p. 313-325, June 1979.

_____. The use of surface electromyography in biomechanics. **Journal of Applied Biomechanics**, Providence, v.13, n. 2, p. 135-163, 1997.

DUBOIS, D.; PRADE, H. **Fuzzy set and systems: theory and applications**. New York: Academic Press, 1980.

ENGLEHART, K.; HUDGINS, B. A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Gainesville, v.50, n.7, p. 848–854, July 2003.

ENGLEHART, K. et al. Classification of Myoelectric Signal using Time-Frequency Based Representations. **Medical Engineering & Physics**, York, v.21, n.6, p. 431-438, 1999.

FAVIEIRO, G. **Controle de uma prótese experimental do segmento mão-braço por sinais mioelétricos e redes neurais artificiais**. 2009. 111 f. Trabalho de conclusão de curso. Engenharia de computação, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

FAVIEIRO, G.; BALBINOT, A. Adaptive Neuro-Fuzzy Logic Analysis Based on Myoelectric Signals for Multifunction Prosthesis Control. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 33., Boston, 2011. **Proceedings...** Boston: EMBS, 2011, p. 7888-7891.

FAVIEIRO, G.; BALBINOT, A.; BARRETO, M. M. G. Decoding arm movements by myoelectric signals and artificial neural networks. In: BIOSIGNALS AND BIROBOTICS CONFERENCE (BRC), 1., Vitória, 2011. **Proceedings...** Vitória: ISSNIP, 2011, p. 1-6.

GHEZ, C. **Principles of neural science**. New York: McGraw-Hill, 1999.

GUYTON, A.C. **Fisiologia Humana**. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1988.

_____. **Textbook of medical physiology**. Philadelphia: Elsevier Saunders, 2006.

HINCAPIE, J. G.; KIRSCH, R. F. Feasibility of EMG-Based neural network controller for an upper extremity neuroprosthesis. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Gainesville, v.17, n.1, p. 80–90, Feb. 2009.

HUDGINS, B.; PARKER, P.; SCOTT, R. N. A neural network classifier for multifunction myoelectric control. In: INTERNATIONAL CONFERENCE IEEE/EMBS, 13., Orlando, 1991. **Proceedings...** Orlando: EMBS, 1991, v.13, n.3, p. 1454-1455.

_____. A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Gainesville, v.40, n.1, p. 82-94, Jan. 1993.

_____. Control of Artificial Limbs Using Myoelectric Pattern Recognition. **Medical & Life Sciences Engineering**, [S.l.], v.13, n.1, p. 21-38, 1994.

JANG, J. R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference systems. **IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics**, New York, v.23, n.3, p. 665-685, June 1993.

JANG, J. R.; SUN, C.; MIZUTANI, E. **Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence**. New York: Prentice Hall, 1997.

KARLIK, B.; TOKHI, M. O.; ALCI, M. A fuzzy clustering neural network architecture for multifunction upper-limb prosthesis. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Gainesville, v.50, n.11, p. 1255–1261, Nov. 2003.

KENDALL, F.P.; MCCREARY, E.K **Músculos**: provas e funções. São Paulo: Manole, 1986.

KHEZRI, M.; JAHED, M. A novel approach to recognize hand movements via sEMG patterns. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE EMBS, 29., Lyon. **Proceedings...** Lyon: EMBS, 2007, p. 4807-4810.

KHUSHABA, R. N.; AL-ANI, A.; AL-JUMAILY, A. Orthogonal Fuzzy Neighborhood discriminant analysis for multifunction myoelectric hand control. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Gainesville, v.57, n.6, p. 1410–1419, June 2010.

KOVÁKS, Z.L. **O cérebro e sua mente**: uma introdução a neurociência computacional. São Paulo: Acadêmica, 1997.

LASKOSKI, G.T. **Sistema de biotelemetria para eletromiografia e gonimetria**. 2007. 72 f. Trabalho de conclusão de curso. Tecnologia em Eletrônica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2007.

LI, G.; SCHULTZ, A. E.; T. A. KUIKEN, T. A. Quantifying pattern recognition: based myoelectric control of multifunctional transradial prosthesis. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, Baltimore, v. 18, n. 2, p. 185–192, Apr. 2010.

LI, G. et al. Performance of electromyography recorded using textile electrodes in classifying arm movements. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 33., Boston, 2011. **Proceedings...** Boston: EMBS, 2011, p. 4243 – 4246.

MARQUES, P. J. et al. Eletromiografia e instrumentação biomédica como sistema HCI (*Human-Computer Interfacing*) no controle de prótese experimental de mão. In: CONGRESSO IBERO-AMERICANO SOBRE TECNOLOGIAS DE APOIO A PORTADORES DE DEFICIÊNCIA, 4., Cartagena de Indias, 2008. **Proceedings...** Cartagena de Indias: IBERDISCAP, 2008, p. 1-4.

MOMEN, K.; KRISHNAN, S.; CHAU, T. Real-time classification of forearm electromyographic signals corresponding to user-selected intentional movements for multifunction prosthesis control. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, Baltimore, v.15, n.4, p. 535–542, Dec. 2007.

ORTOLAN, R. L. **Estudo e avaliação de técnicas de processamento do sinal mioelétrico para o controle de sistemas de reabilitação**. 2002. 117 f. Tese (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2002.

_____. Proposta de um Sistema de Controle de uma Prótese Mioelétrica Multifunção para Membros Superiores. In: CONGRESSO IBEROAMERICANO SOBRE TECNOLOGIAS DE APOIO A PORTADORES DE DEFICIÊNCIA, 2., Madri, 2000. **Anais...Madri: IBERDISCAP**, 2000, p. 111-114.

RADTKE, C.A.M. **Protótipo de um sistema de aquisição e processamento de sinais mioelétricos para caracterização de fadiga muscular**. 2007. 79 f. Trabalho de conclusão de curso. Engenharia Elétrica, Universidade Luterana do Brasil, Canoas, 2007.

SENSINGER, J. W.; LOCK, B. A.; KUIKEN, T. A. Adaptive Pattern Recognition of Myoelectric Signals: Exploration of Conceptual Framework and Practical Algorithms. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, Baltimore, v.17, n.3, p. 270-278, June 2009.

SHENOY, P. et al. Online Electromyographic Control of a Robotic Prosthesis. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Gainesville, v.55, n.3, p. 1128-1135, Mar. 2008.

SUGENO, M.; KANG, G. T. Structure identification of fuzzy model. **Fuzzy Sets and Systems**, North Holland, v.28, n.3, p. 15-33, May 1988.

TAKAGI, T.; SUGENO, M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, New York, v.15, n.1, p. 116-132, Jan. 1985.

TOMASZEWSKI, J.R. **Estudo e desenvolvimento de um sistema experimental para controle de prótese parcial de mão**. 2005. 145 f. Trabalho de conclusão de curso em Engenharia Elétrica, Universidade Luterana do Brasil, Canoas, 2005.

TORTORA, GERARD J. **Corpo humano: fundamentos de anatomia e fisiologia**. Porto Alegre: Artmed, 2000.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and control**, North Holland, v.8, n.3, p. 338-353, 1965.

APÊNDICE I: TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Termo de Consentimento Livre Esclarecido

Nome do Projeto: Desenvolvimento de modelos computacionais *neuro-fuzzy* para a caracterização dos movimentos do segmento mão-braço através de sinais mioelétricos.

Pesquisador Responsável: Dr. Alexandre Balbinot.

Pesquisadores/Assistentes/Alunos: Eng. Gabriela Favieiro e Carla Giovana Basso.

As informações contidas nesta folha, fornecidas por Alexandre Balbinot têm por objetivo firmar acordo escrito com o(a) Voluntário(a) para participação da pesquisa acima referida, autorizando sua participação com pleno conhecimento da natureza dos procedimentos a que ele(a) será submetido(a).

1. Natureza da Pesquisa: Esta pesquisa tem como finalidade o desenvolvimento de uma plataforma de tecnologia assistiva para avaliação de sinais mioelétricos do segmento mão-braço por métodos matemáticos para possibilitar futuramente o controle de dispositivos auxiliares na reabilitação de amputados.
2. Envolvimento na Pesquisa: ao participar dessa pesquisa o senhor(a) estará auxiliando o desenvolvimento das pesquisas na área de instrumentação biomédica. O senhor(a) tem liberdade de se recusar a participar e ainda de recusar a continuar participando em qualquer fase da pesquisa, sem lhe ocasionar qualquer prejuízo. Sempre que quiser poderá pedir mais informações sobre a pesquisa através do telefone dos pesquisadores e do projeto.
3. Protocolo experimental: Inicialmente será realizada uma breve anamnese (entrevista), onde apenas os pesquisadores terão conhecimento dos dados informados. Posteriormente será posicionado no braço e antebraço do Voluntário eletrodos de superfície, um vídeo será rodado informando os movimentos que devem ser realizados. Durante esse procedimento, estaremos adquirindo, através de um eletromiógrafo, os sinais mioelétricos do Voluntário, sendo esse o dado utilizado nesta pesquisa.
4. Riscos e desconfortos: Os procedimentos adotados nesta pesquisa obedecem aos Critérios da Ética em Pesquisa com Seres Humanos conforme Resolução nº.196/96 do Conselho Nacional de Saúde. O procedimento adotado pode causar uma leve fadiga muscular.
5. Confidencialidade: as informações neste estudo são estritamente confidenciais. Os dados do Voluntário serão identificados com um código e não com o nome. Somente os pesquisadores e o orientador desta pesquisa terão conhecimento dos dados.
6. Benefícios: Ao participar desta pesquisa você não terá nenhum benefício direto. Entretanto, esperamos que este estudo contribua com informações e elementos importantes à literatura e ao desenvolvimento da tecnologia assistiva, onde o pesquisador se compromete a divulgar os resultados obtidos.
7. Garantia de acesso: em qualquer etapa do estudo, você terá acesso aos profissionais responsáveis pela pesquisa para esclarecimento de eventuais dúvidas. O Pesquisador Responsável é o Dr. Eng. Alexandre Balbinot, que pode ser encontrado no endereço Av. Osvaldo Aranha 103 sala 206 D, POA/RS (UFRGS) Telefone 33083326.

8. Despesas e compensações: não há despesas pessoais para o participante em qualquer fase do estudo, incluindo exames e consultas. Também não há compensação financeira relacionada à sua participação. Se existir qualquer despesa adicional, ela será absorvida pelo orçamento da pesquisa.
9. Liberdade de recusar ou retirar consentimento: Você tem a liberdade de retirar seu consentimento a qualquer momento e deixar de participar do estudo sem penalização.
10. Os dados obtidos são de livre uso do grupo de pesquisadores, ou seja, podem ser publicados e utilizados no desenvolvimento de trabalhos científicos. Porém em nenhum momento serão tornados públicos os dados pessoais do Voluntário.

Após estes esclarecimentos, solicitamos o seu consentimento de forma livre para permitir sua participação nesta pesquisa.

Consentimento Livre e Esclarecido

Eu _____ portador do RG _____, de forma livre e esclarecida, manifesto meu consentimento em participar da pesquisa. em participar nesse estudo. Ficaram claros para mim quais são os propósitos do estudo, os procedimentos a serem realizados, seus desconfortos e riscos, as garantias de confidencialidade e de esclarecimentos permanentes. Ficou claro também que minha participação é isenta de despesas. Concordo voluntariamente em participar deste estudo e poderei retirar o meu consentimento a qualquer momento, antes ou durante o mesmo, sem penalidades ou prejuízo ou perda de qualquer benefício que eu possa ter adquirido, ou no meu atendimento neste Serviço. Declaro que recebi cópia deste termo de consentimento, e autorizo a realização da pesquisa e a divulgação dos dados obtidos neste estudo.

Local e data _____, ____/____/_____

Assinatura do Participante da Pesquisa

Assinatura do Pesquisador Responsável - Dr. Alexandre Balbinot.

Pesquisador Principal: Alexandre Balbinot – Tel:

Demais pesquisadores: Gabriela Favieiro - Tel:

Carla Giovana Basso - Tel:

APÊNDICE II: ANAMNESE

Identificação

Nome:

RG:

Idade: Idade em que ocorreu a amputação:

Altura: Peso: Sexo: Cor:

Naturalidade:

Profissão : Profissão antes da amputação:

Estado Civil:

Escolaridade:

Contato

Endereço:

Bairro: CEP:

Cidade: Estado:

Telefone:

e-mail:

Anamnese

Queixa Principal:

HMA:

HMP:

Data(s) da(s) amputação(s):

Já usou prótese?

Sim Não

Quanto tempo (meses)? Quantas?

Tipo(s) da(s) prótese(s)?

Anamnese

Doenças pré-existent:

Apresenta LER?

Medicamentos em uso:

Antecedentes cirúrgicos:

Hábitos de vida:

Tabagismo Etilismo Drogas Ilícitas – Quais?

Etiologia da Amputação

Vascular

Quanto tempo durou a enfermidade?

Apresenta sinais ou sintomas de doenças obstrutiva?

Sim Não

Quais?

<input type="checkbox"/> Arteriosclerose obliterante	<input type="checkbox"/> Dor isquêmica de repouso
<input type="checkbox"/> Alterações em anexos epidérmicos	<input type="checkbox"/> Microangiopatia diabética
<input type="checkbox"/> Alterações de temperatura e cor da pele	<input type="checkbox"/> Parasitismo

Traumática

Imediata Eletiva

Como foi o acidente?

Neoplasia

Duração da enfermidade?

Condição da patologia: metástase complicações

Tratamento utilizado: Quimioterapia Radioterapia

Infeciosa

Qual a patologia?

Qual o agente infeccioso?

Congênita

Causa:

Acidente por animais:

Qual animal?

Nível da Amputação

MSD

desarticulação do ombro

transumeral proximal

transumeral medial

transumeral distal

desarticulação do cotovelo

transradial proximal

transradial medial

transradial distal

desarticulação de punho

MSE

desarticulação do ombro

transumeral proximal

transumeral medial

]transumeral distal

] desarticulação do cotovelo

] transradial proximal

] transradial medial

] transradial distal

]desarticulação de punho

Observações:

Avaliação dos Cotos

MEMBRO FANTASMA

Paciente apresenta sensação de membro fantasma?

]Sim]Não

Qual a sensação fantasma?

]Pressão]Dormência]Formigamento]Posição do membro]Temperatura

Paciente apresenta dor fantasma?

] Sim]Não

Sensação:

]Disparo doloroso]Queimação]Aperto]Câimbra

Complicações intercorrências decorrentes da amputação:

] Sim] Não

Quais?

] do próprio coto] Sensoriais] Clínicas] Neurológicas] Psicológicas

Canais Usados

] Canal 1- Bíceps - Flexão do antebraço

] Canal 2- Flexor Radial do Carpo - Flexão do punho e abdução da mão

Canal 3- Flexor Ulnar do Carpo - Flexão do punho e adução da mão

Canal 4-Extensor dos dedos - extensão das falanges

Canal 5-Pronador Redondo - Pronação

Canal 6- Braquioradial - Supinação

Canal 7- Palmar Longo - flexão da mão

Canal 8- Extensor Ulnar do Carpo - Extensão e adução da mão

Observações: