

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

ROSA MARIA JIMENEZ BERMUDEZ

**PROPOSTA DE UM SISTEMA BASEADO EM REDES
NEURAIS E WAVELETS PARA CARACTERIZAÇÃO DE
MOVIMENTOS DO SEGMENTO MÃO-BRAÇO**

Porto Alegre

2013

ROSA MARIA JIMENEZ BERMUDEZ

**PROPOSTA DE UM SISTEMA BASEADO EM REDES
NEURAIS E WAVELETS PARA CARACTERIZAÇÃO DE
MOVIMENTOS 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;
subárea: Instrumentação

ORIENTADOR Prof. Dr. Alexandre Balbinot

Porto Alegre

2013

ROSA MARIA JIMENEZ BERMUDEZ

**PROPOSTA DE UM SISTEMA BASEADO EM REDES
NEURAIS E WAVELETS PARA CARACTERIZAÇÃO DE
MOVIMENTOS 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. Letícia Vieira Guimarães, UERGS

Doutora pela Muroran Institute of Technology – Hokkaido, Japão

Prof. Dr. Valner João Brusamarello, UFRGS

Doutor pela Universidade Federal de Santa Catarina, Brasil

Coordenador do PPGEE: _____

Prof. Dr. João Manoel Gomes da Silva Junior

Porto Alegre, Agosto de 2013.

RESUMO

Este trabalho apresenta um sistema para o processamento do sinal mioelétrico baseado em Redes Neurais e Wavelets. Com a aquisição dos sinais mioelétricos dos músculos do segmento mão-braço, é possível determinar diversos parâmetros para a caracterização dos movimentos executados. A Transformada Wavelets foi utilizada na etapa de segmentação do sinal e a rede neural artificial na caracterização do movimento executado. O sistema é constituído de um eletromiógrafo (EMG de 8 canais), placa de aquisição de dados e um computador responsável pelo processamento dos dados. Foram utilizado eletrodos de superfície posicionados em lugares estratégicos no segmento mão-braço. O experimento consiste em repetir movimentos do segmento mão-braço executados por um modelo virtual. Os movimentos avaliados, neste trabalho, são: contração da mão, extensão do punho, flexão do antebraço, flexão do punho, rotação do braço, rotação e flexão do antebraço, rotação do braço e contração da mão, extensão e flexão do punho, contração da mão e elevação do braço. Esses movimentos são apresentados ao sujeito em determinadas sequências através dos modelos virtuais desenvolvidos, permitindo assim, a padronização do movimento a ser executado pelo voluntário. O sinal é adquirido através de uma placa de aquisição e processado. As etapas principais de processamento são: segmentação do sinal de interesse através da Wavelet Discreta, extração de características (r.m.s, variância, desvio padrão, sesgo, curtose) e uso da Rede Neural para determinar o movimento executado final dos testes, foi verificado que o movimento contração da mão e elevação do braço apresentou uma taxa de acerto média de 75%; o movimento flexão do antebraço obteve 81% de acerto médio; a contração da mão obteve 33% de acerto médio, o movimento contração da mão 76% de acerto médio; o movimento de flexão do punho 100 % de acerto médio, rotação e flexão do

antebraço 66% de acerto médio, extensão e flexão do punho um 16% de acerto médio, extensão do punho 83,3% de acerto médio, rotação do braço 16,7% de acerto médio. Rotação do braço e contração da mão 83,3% de acerto médio.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais, Wavelet , Sinais Mioelétricos, movimentos do segmento mão-braço.

ABSTRACT

This work presents a neural-network myoelectric processing-based system. With the acquisition of myoelectric signals from the muscles of the hand-arm segment, it is possible to determine the parameters that characterize the executed movements. Therefore, in this work Artificial Neural Networks are implemented to recognize patterns in order to determine the executed movement. The system is constituted by an electromyography (8-channel EMG), a data acquisition board and a computer responsible for data processing. In this research an experimental system is developed to capture the myoelectric signals by means of an EMG and a data acquisition board. Surface electrodes located in strategic places in the hand-arm segment are used. The experiment consists of repeated movements of the hand-arm segment executed by a virtual model. The movements examined in this work are: hand contraction, fist extension, forearm flexion, fist flexion, arm rotation, forearm rotation and flexion, fist contraction and extension and arm elevation. Those movements are presented to a volunteer in a random way by means of the virtual models developed, permitting a standardization of the movements that are to be executed by the volunteer. In the last part it is verified that the hand-contraction movement and the arm-elevation movement present an accuracy rate average of 75%; the forearm-flexion movement reaches 81% of accuracy rate average, the hand-contraction movement with 33% of accuracy rate average, the hand-contraction movement with 76% of accuracy rate average, the fist-flexion movement reached a 100% in the accuracy rate average, the forearm rotation flexion movement with a 66% in the accuracy rate average, the fist extension and flexion movement reaches the 16% in the accuracy rate average and the fist-extension movement with a 83.3% of accuracy rate average.

Keywords: Neural Networks, myoelectric signals, movements of the hand-arm segment.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
1.1 JUSTIFICATIVA	15
1.2 OBJETIVOS	16
2 UMA BREVE REVISÃO DA LITERATURA	17
2.1 UNIDADE MOTORA	19
2.2 O MÚSCULO E SUA ANATOMIA	19
2.2.1 Movimentos da articulação do ombro	20
2.2.2 Movimentos e músculos da articulação do cotovelo e antebraço	21
2.3 REDE NEURONAIAS ARTIFICIAL	23
2.3.1 Formato de um neurônio	24
2.3.2 Função de ativação	25
2.4 PERCEPTRONS DE MULTICAMADA	26
2.5 TAXA DE APRENDIZAGEM	28
2.6 TRABALHOS RELACIONADOS COM O SINAL EMG PARA CARACTERIZAR O SEGMENTO MÃO – BRAÇO	29
3 MATERIAIS E MÉTODOS	33
3.1 POSICIONAMENTO DOS ELETRODOS DO SEGMENTO MÃO BRAÇO	34
3.2 ELETROMIOGRAFO	34
3.3 REGISTRO DO SINAL EMG	34
3.3.1 Captura dos movimentos	35
3.4 METODOLOGIA EMPREGADA PARA A REALIZAÇÃO DOS ENSAIOS DE AQUISIÇÃO DE DADOS	41
3.4.1 Aquisição de dados	41
3.5 PRÉ-PROCESSAMENTO DO SINAL	44
3.6 SEGMENTAÇÃO DO SINAL DE EMG	47
3.6.1 Momentos de ativação do músculo	50
3.6.2 Wavelet Discreta	50
3.7 EXTRAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS	51
3.8 CLASSIFICAÇÃO	54
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	60
4.1 VOLUNTÁRIO UM	60
4.1.1 Resultado das extrações das características do Voluntário um, com a transformada de Wavelet	70
4.1.2 Resultados do reconhecimento dos movimentos em cada canal como RNA para o voluntário um	72
4.2 VOLUNTÁRIO DOIS	75
4.3 VOLUNTÁRIO TRÊS	83
5 COMPARAÇÕES DE MOVIMENTOS REPETIDOS ENTRE VOLUNTÁRIOS	91
5.1 COMPARAÇÃO ENTRE CARACTERÍSTICAS DE SESGO, MÉDIA, VARIÂNCIA, DESVIO PADRÃO, CURTOSE E RMS.	95
6 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DESTES TRABALHOS COM OUTROS ESTUDOS	103

7 CONCLUSÕES.....	105
8 PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS	106
9 BIBLIOGRAFIA	107

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Registro de uma contração muscular. Adaptado de (TORTORA, 2000).	17
Figura 2 Contração muscular: a) O músculo não se encontra em movimento, b) O músculo em movimento (contração concêntrica), c) O músculo em movimento (contração excêntrica) e d) A contração do músculo é devido a uma descarga elétrica do nervo que controla. Adaptado de (TORTORA, 2000).....	18
Figura 3 Relação dos músculos esqueléticos com os ossos. Adaptado de (TORTORA, 2000).	20
Figura 4 Movimentos de articulação. Adaptado de (LYNN & LIPPERT, 2011).	21
Figura 5 a) Movimento do cotovelo e b) Movimento do antebraço. Adaptado de (LYNN & LIPPERT, 2011).	22
Figura 6 a) O músculo Braquial, b) músculo Supinador e c) combinação. Adaptado de (LYNN & LIPPERT, 2011).....	22
Figura 7 Forma não-linear de um neurônio. Adaptado de (HAYKIN, 1999).	24
Figura 8 a) Função limiar, e b) Função limiar por parte (adaptado de HAYKIN, 1999).	25
Figura 9 Função sigmóide para parâmetro de inclinação α Adaptado de (HAYKIN, 1999)..	26
Figura 10 Arquitetura de um perceptron de multicamadas com duas camadas ocultas. Adaptado (HAYKIN, 1999).	28
Figura 11 Visão geral do sistema.	33
Figura 12 Fluxograma da rotina de aquisição e geração de vídeos.	36
Figura 13 Exemplo das animações do movimento de extensão e flexão do punho. ADAPTADO (CONTO & BALBINOT, 2011).....	36
Figura 14 Rotina de visualização das animações.	37
Figura 15 Rotina de aquisição do sinal EMG.....	38
Figura 16 Representação dos movimentos simples e representação dos movimentos em vídeos. FONTE (FAVIERO, 2012).	39
Figura 17 Representação dos movimentos compostos: a) Contração da Mão com rotação do braço, b) Rotação com flexão do antebraço, c) Rotação com flexão do antebraço e do punho d) Extensão e flexão do punho. FONTE (FAVIEIRO, 2011).	40
Figura 18 Ilustração do posicionamento aproximado dos eletrodos no músculo do segmento mão-braço (TORTORA, 2000) e (FAVIEIRO, 2011).....	42
Figura 19 Apresentação como exemplo do sinal de EMG.	45
Figura 20 Fluxograma do procedimento remoção do componente DC (ajuste de offset).....	46
Figura 21 Fluxograma do procedimento normalização em magnitude.	46
Figura 22 Recorte das janelas a cada 250ms do sinal EMG.....	48
Figura 23 Temporização dos movimentos de um só canal.....	49
Figura 24 a) Exemplo do sinal mioelétrico do canal 1 e b) trecho do sinal indicando a contração da mão e a elevação do braço.....	49
Figura 25 Fluxograma da rotina de cálculo do valor da variância.	51
Figura 26 Fluxograma da rotina de cálculo do valor da média.	52
Figura 27 Exemplo das extrações das características de cada movimento com seu respectivo canal.	54
Figura 28 Entradas das características na rede neurais.....	56
Figura 29 Fluxograma da rotina da validação.	59

Figura 30 a) Sinal eletromiográfico bruto do canal 0 e b) Sinal segmentado.....	61
Figura 31 Sinal de EMG: Movimento de contração da mão e elevação do braço.	62
Figura 32 Sinal de EMG: Movimento de flexão do antebraço.....	62
Figura 33 Sinal de EMG : Movimento contração da mão.....	63
Figura 34 Sinal de EMG: Movimento rotação do braço	63
Figura 35 Sinal de EMG: Movimento flexão do antebraço.....	64
Figura 36 Sinal de EMG: Movimento extensão e flexão do punho.	64
Figura 37 a) Sinal EMG bruto do canal 1 e b) O sinal segmentado.....	65
Figura 38 Sinal EMG: Movimento de contração da mão e elevação do braço.	66
Figura 39 Sinal de EMG: Movimento de flexão do braço.	66
Figura 40 Sinal de EMG: Movimento de contração da mão e elevação do braço.	67
Figura 41 Sinal de EMG: Movimento de flexão do punho.	67
Figura 42 a) Sinal de EMG totalmente ativo e b) Sinal segmentado.	68
Figura 43 Movimentos: a) contração da mão e elevação do braço, b) Flexão do antebraço, c) Contração da mão e d) Flexão do punho.	70
Figura 44 Aproximações da Transformada de Wavelet do sinal EMG do canal 0.	71
Figura 45 Detalhes da Transformada de Wavelet do sinal EMG do canal 0.....	71
Figura 46 Resultados do voluntário 1, dos movimentos da série um.	73
Figura 47 O sinal EMG com os oito canais, da série um.	76
Figura 48 a) Sinal EMG do canal 0 com a identificação dos MUAP e b) Segmentação do sinal EMG do canal 0.	77
Figura 49 Recorte dos movimentos: a) rotação do braço b) movimento extensão e flexão do punho, c) flexão do antebraço e d) contração da mão.	79
Figura 50 Resultados da taxa de acerto como os movimentos da série um.....	80
Figura 51 Resultados da taxa de acertos como os movimentos da série dois.	82
Figura 52 O sinal EMG com os oito canais, da série dois.....	84
Figura 53 Sinal EMG do canal 0, com (a identificação dos MUAP e b) Segmentação do sinal EMG do canal 0.	85
Figura 54 Resultados da taxa de acertos como os movimentos da série três.	87
Figura 55 Resultados da taxa de acerto do Voluntário três como a série um.....	88
Figura 56 Resultados da taxa de acertos como os movimentos da série três.	90
Figura 57 Resultados do movimento contração da mão e elevação do braço.	91
Figura 58 Resultados do movimento flexão do antebraço.	92
Figura 59 Resultados do movimento flexão do antebraço.	92
Figura 60 Resultados do movimento de rotação do braço.....	93
Figura 61 Resultados do movimento de extensão do punho.	93
Figura 62 Comparações de movimentos de todos os voluntários.	94
Figura 63 Resultado do movimento extensão do punho de todos os voluntário com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.....	95
Figura 64 Resultados da Taxa de acertos com os movimentos da série um com a características rms.....	96
Figura 65 Resultados da taxa de acertos com os movimentos da série dois com a característica RMS.	97
Figura 66 Resultados da taxa de acertos para os movimentos com a característica rms.....	97
Figura 67 Resultado da taxa de acertos como os movimentos da série três como a série um como a característica de RMS.	98
Figura 68 Resultados da taxa de acertos como os movimentos da série três, como a característica de RMS.	99
Figura 69 Resultado do movimento contração da mão e elevação do braço com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.....	100
Figura 70 Resultado do movimento flexão do antebraço com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.	101

Figura 71 Resultado do movimento de contração da mão com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.....	101
Figura 72 Resultado do movimento de contração da mão com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.....	102
Figura 73 Resultado do movimento de extensão do punho de tudo os voluntários com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.....	102

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Músculos e ações. Adaptado (FAVIEIRO, 2012).	23
Tabela 2 Os resultados de outros estudos. (Adaptado de BALBINOT, FAVIEIRO, 2013) ...	32
Tabela 3 Músculos e os canais.	41
Tabela 4 Movimentos com as séries respectivas.	43
Tabela 5 Número Movimento e Movimentos Executados.	43
Tabela 6 Série de movimentos a escolha do voluntário.	44
Tabela 7 Combinação das saídas do classificador.	56
Tabela 8 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.	75
Tabela 9 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos do Voluntário dois com a série um.	81
Tabela 10 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.	83
Tabela 11 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.	87
Tabela 12 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.	89
Tabela 13 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.	90

LISTA DE ABREVIATURAS

ABTECA: *Associação Brasileira de Tecnologia Assistiva*

CVM: *Contração Voluntária Máxima*

EMG: *Eletromiografia*

EMD: *Decomposição de modos Empíricos*

FMI: *Funções intrínsecas*

ITS: *Instituto de Tecnologia Assistiva*

LABVIEW: *Laboratory Virtual Instrument Engineering*

MUAP: *Motor Unit Action Potential*

MUAPT: *Motor Unit Action Potential Train*

MLP: *Perceptron Multicamadas*

ONU: *Nações Unidas*

RMS: *Root Mean Square*

SME: *Sinal Mioelétrico*

RNA: *Redes neurais artificiais*

RBF: *Funções Radiais de Base*

1. INTRODUÇÃO

A eletromiografia (EMG) é um método valioso, porque através do sinal de EMG é possível verificar a atividade elétrica dos músculos esqueléticos de diferentes partes do corpo na realização de movimentos (YONGJIAN, 2010). Os sinais de EMG têm sua origem nas contrações dos principais músculos esqueléticos e são mais estáveis em comparação com outros sinais biológicos (JORGENSEN, WHEELER, & STEPNIEWSKI, 2000). O registro do sinal EMG pode ser realizado com eletrodos de superfície que capturam uma soma de trens da unidade motora (MUAPs – Motor Unit Action Potencial) (REN, HU, & WANG, 2006.) .

Como os sinais eletrofisiológicos transmitem informações importantes, podem ser utilizados para controlar, por exemplo, próteses e diagnosticar transtornos do sistema neuromuscular (YONGJIAN, 2010). Como o sinal de EMG apresenta baixa amplitude (normalmente na faixa de mV) e é extremamente susceptível a ruído (SAPPAT, MAHAPHONCHAIKUL, SANGWORASIL, PINTAVIROOJ, & TUANTRANONT, 2012) as etapas essenciais na caracterização de movimentos por intermédio de sinais de EMG são as etapas de amplificação, filtragem, segmentação do sinal de interesse e extração de parâmetros estatísticos. A etapa de segmentação é uma das etapas mais nobres, pois permite separar o sinal que caracteriza determinado evento. Tipicamente o sinal segmentado é dividido em seções que contém MUAPs significativos e normalmente os métodos baseiam-se na definição de um limiar para detectar uma contração muscular (SANCHEZ, 2008).

É importante salientar que durante o transcorrer deste trabalho serão apresentadas diversas seções permitindo uma discussão sobre as diversas etapas utilizadas para o processamento do sinal de EMG.

1.1 JUSTIFICATIVA

Entre os anos de 1983 a 1992, a ONU considerou importante fomentar ações para melhorar as condições de vida de portadores de deficiência física (ONU, s.d.). Nos últimos anos, no Brasil, diversas entidades e associações tem destinado especial interesse no desenvolvimento e na divulgação de ações na área de Tecnologia Assistiva. Nos últimos anos, no Brasil, diversas entidades e associações tem destinado especial interesse no desenvolvimento e na divulgação de ações na área de Tecnologia Assistiva (ITS, s.d.) (ABTECA, s.f.) (RITA, s.f.). Demonstrando, portanto, a importância de pesquisas nesta área. Este trabalho refere-se exatamente a este tema, pois o desenvolvimento de sistemas computacionais e de sistemas biomecânicos gerenciados por sinais mioelétricos tem permitido imitar o movimento do braço humano, sem perfeição, tornando esta área de estudo alvo de muitas pesquisas. Pesquisas demonstram que amputados são aptos a gerar repetidamente determinados sinais mioelétricos padronizados. Isso torna a utilização desse sinal muito vantajosa, porque os sinais de EMG transmitem informações importantes, e podem ser utilizadas para controlar, por exemplo, próteses e diagnosticar transtornos do sistema neuromuscular. Em função desse breve relato, o desenvolvimento deste trabalho se justifica e pretende contribuir na área de instrumentação biomédica e processamento de sinais de EMG na caracterização de determinados movimentos do segmento mão-braço.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é desenvolver um sistema de reconhecimento e classificação de padrões de movimento do segmento mão-braço a partir da extração das características dos sinais de EMG com uso de Redes Neurais Artificiais (RNA). Além disso, como objetivos secundários, destacam-se o desenvolvimento de um algoritmo de aquisição do sinal eletromiográfico captados através de eletrodos de superfície para a caracterização dos seguintes movimentos do segmento mão-braço: contração da mão, 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. Além disso, destaca-se também o desenvolvimento de um algoritmo utilizando a Energia Média e a Wavelet Discreta para segmentação e para a extração das características do sinal (média, variância, desvio padrão, sesgos, curtose, rms) que são as entradas da Rede Neural, permitindo assim, realizar o reconhecimento de padrões dos sinais mioelétricos que representem os movimentos executados pelo usuário. Como resultado final, o objetivo é determinar a taxa de acerto do sistema desenvolvido, ou seja, determinar se o movimento executado (replicando o movimento virtual) foi reconhecido pelo sistema. Além disso, analisar o percentual de acerto em função do número de características utilizadas.

2 UMA BREVE REVISÃO DA LITERATURA

O estudo da eletromiografia teve início no ano de 1849, comprovando que o músculo gera uma atividade elétrica durante sua contração voluntária (PLACE, YAMADA, JOSEPH, BRUTON, & WESTERBLAD, 2008). No ano de 1929 o EMG começou a ser usado em diagnóstico diferencial das atrofia neurogênicas e miogênicas, dando início a estudos na área da atividade muscular (CABALLERO, DUQUE, & CABALLOS, 2002).

Na atualidade, considera-se a o estudo do sinal de EMG de grande valia, pois através da análise do sinal de EMG é possível caracterizar movimentos executados (YONGJIAN, 2010). A contração muscular tem como unidade funcional a unidade motora que recebe e transmite impulsos elétricos, chamados potenciais de ação, (CIFUENTES, 2010) como é mostrado na Figura 1.

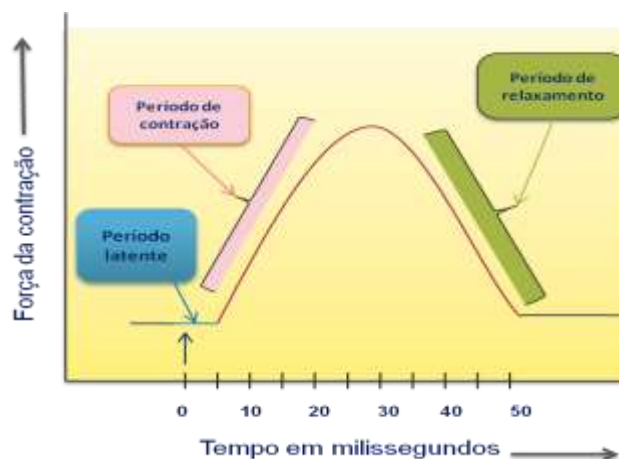


Figura 1 Registro de uma contração muscular. Adaptado de (TORTORA, 2000).

Pode-se verificar na Figura 1, o registro da contração muscular, e a existência de um curto período entre a aplicação do estímulo e o início da contração muscular. Na segunda fase ocorre o período de contração (representado pela cor rosa) e o terceiro período de relaxamento (representado pela cor verde). Então, quando ocorre um estímulo, a fibra muscular se contrai (TORTORA, 2000). Existem dois tipos de contrações musculares, uma delas é a contração

isotônico-concêntrica e a outra a excêntrica como se encontra ilustrado na Figura 2b e 2c (TUDOR, 2001). De maneira sincronizada, onde a soma total das ações individuais que chegam pelas fibras musculares da unidade motora, formam um potencial de ação da unidade motora como é ilustrado na Figura 2d que gera uma contração de um músculo devido a uma descarga elétrica do nervo que controla (TORTORA, 2000)

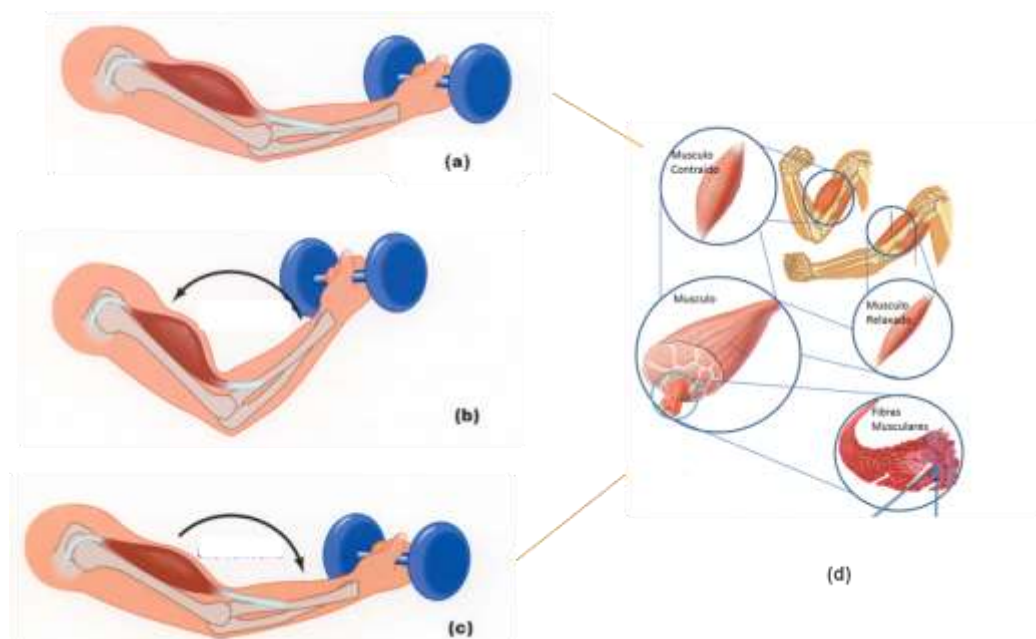


Figura 2 Contração muscular: a) O músculo não se encontra em movimento, b) O músculo em movimento (contração concêntrica), c) O músculo em movimento (contração excêntrica) e d) A contração do músculo é devido a uma descarga elétrica do nervo que controla. Adaptado de (TORTORA, 2000).

2.1 UNIDADE MOTORA

A unidade motora compreende um grupo de fibras musculares, onde as células musculares são estimuladas por fibras nervosas chamadas neurônio motor (GUYTON, 1988). Então um neurônio motor isolado, com as células musculares por ele inervados recebe o nome de unidade motora (SERRALVO, CEZAR, DIFINI, & HENRIQUE, 2009).

Como o neurônio motor tem muitas fibras musculares a estimulação de um neurônio motor faz que todas as fibras musculares da unidade motora se contraíam simultaneamente. Os músculos do corpo controlam os movimentos, como por exemplo, o bíceps e o tríceps totalizando cerca de 2.000 fibras musculares em cada unidade motora (TORTORA, 2000) (SILVERTHORN, 2008).

2.2 O MÚSCULO E SUA ANATOMIA

O músculo esquelético é um órgão formado por diferentes tecidos, como são o tecido muscular esquelético, o tecido vascular e o tecido nervoso. O músculo liso e o músculo cardíaco formam o que se chama músculo humano, cada um deles com funções específicas importantes no corpo humano. Quando o músculo se contrai ele traciona os tendões e os ossos em direção ao outro, como é ilustrado na Figura 3a. Como se pode observar a maioria dos músculos atravessa pelo menos uma articulação (LYNN & LIPPERT, 2011).

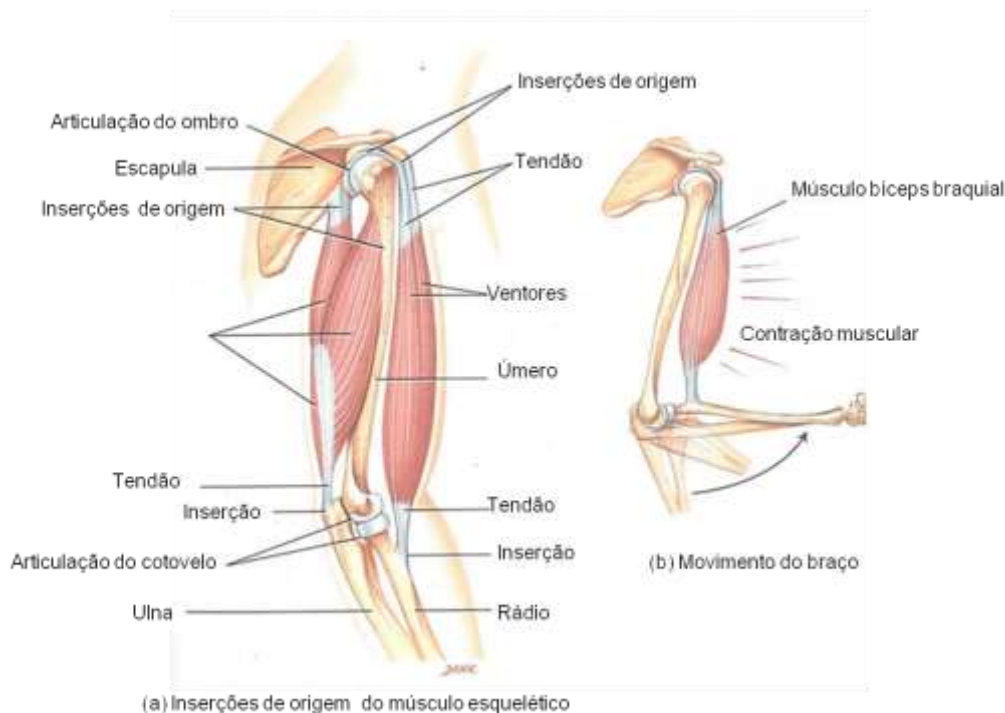


Figura 3 Relação dos músculos esqueléticos com os ossos. Adaptado de (TORTORA, 2000).

Na Figura 3b é apresentado o movimento do antebraço erguendo um peso, onde se observa o princípio da alavanca (TORTORA, 2000). Então se pode dizer que os músculos são elásticos, o que significa que eles retornam ao seu comprimento original após um período de alongamento ou encurtamento.

2.2.1 Movimentos da articulação do ombro

O ombro tipicamente realiza os movimentos de flexão, extensão e hipertensão; abdução e adução; rotação medial e lateral; e abdução e adução horizontais como é ilustrado na Figura 4 (LYNN & LIPPERT, 2011).

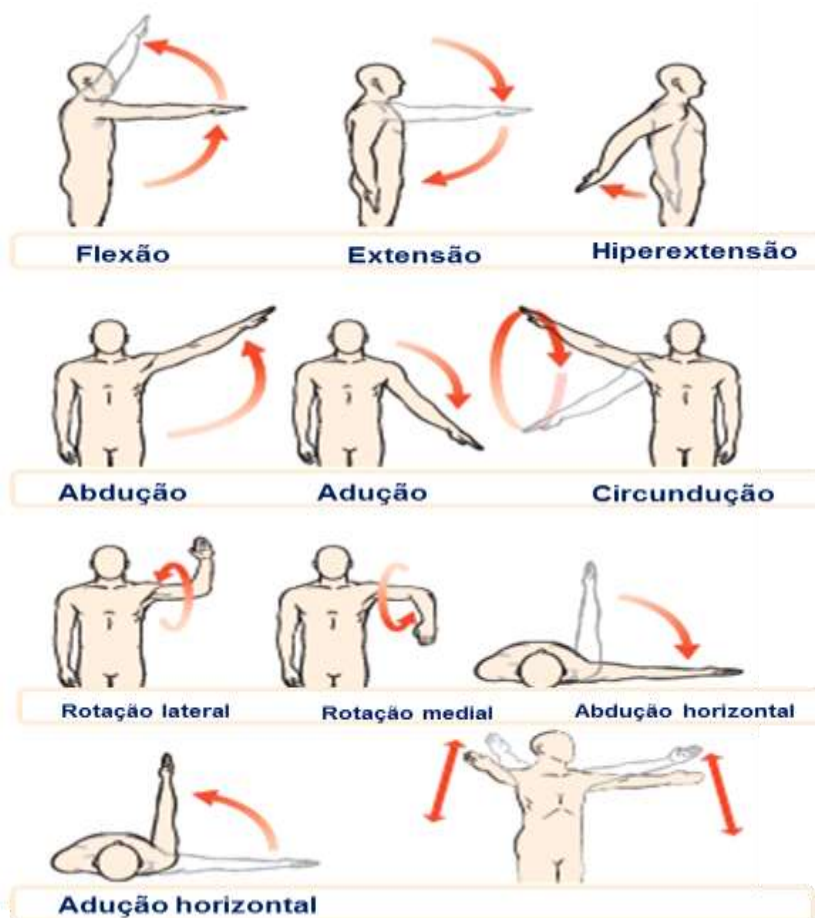


Figura 4 Movimentos de articulação. Adaptado de (LYNN & LIPPERT, 2011).

São quatro os possíveis movimentos de articulação no ombro, o primeiro faz referência à flexão, extensão e hiperextensão e o segundo se identifica como abdução e adução (LYNN & LIPPERT, 2011).

2.2.2 Movimentos e músculos da articulação do cotovelo e antebraço

O cotovelo permite o movimento de flexão que tem um ângulo de 145° e extensão com um ângulo 0° por ser uma articulação em dobradiça, uniaxial conforme aparece na Figura 5a (LYNN & LIPPERT, 2011). A articulação do antebraço entre o rádio e a ulna é conhecida como a articulação radioulnar. Esta articulação radioulnar é uma junta de articulação uniaxial, permitindo apenas a pronação e a supinação do antebraço conforme mostra a Figura 5b (LYNN & LIPPERT, 2011).

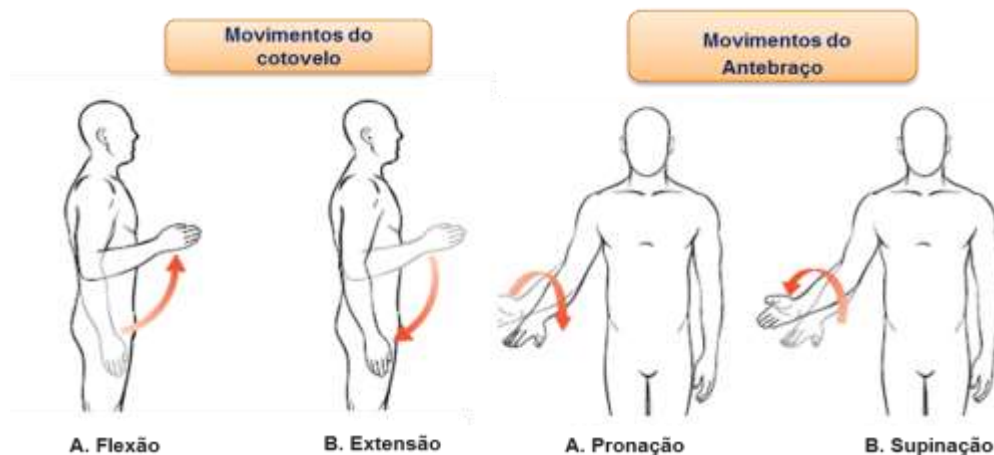


Figura 5 a) Movimento do cotovelo e b) Movimento do antebraço. Adaptado de (LYNN & LIPPERT, 2011).

Os músculos do cotovelo e do antebraço são o Braquial, Braquioradial, Bíceps braquial, Supinador, Tríceps braquial, Ancôneo, Pronador redondo e Pronador quadrado. Para exemplificar, a Figura 6a mostra o músculo Braquial e a Figura 6b o músculo Supinador. O músculo Braquial é um flexor muito forte independentemente da posição do antebraço. Este tem duas cabeças e é localizado no braço, este músculo é comumente referido simplesmente como o bíceps (LYNN & LIPPERT, 2011).

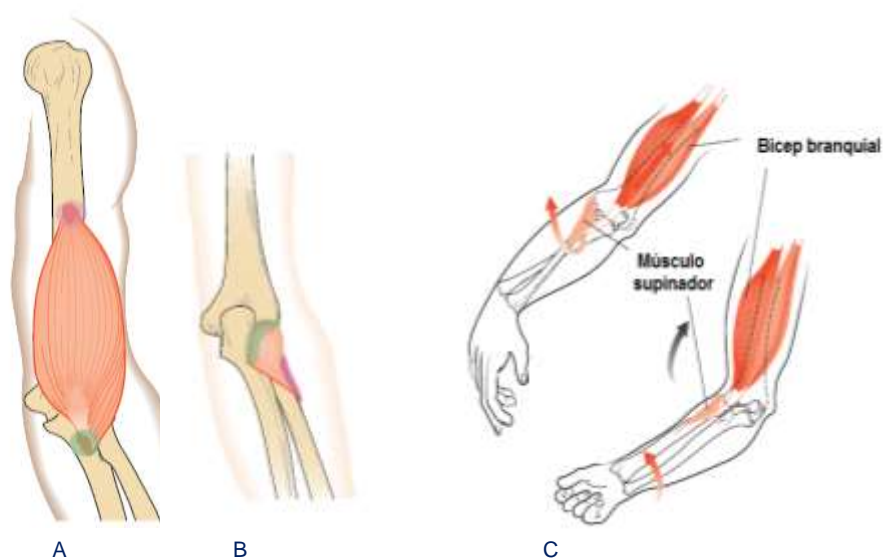


Figura 6 a) O músculo Braquial, b) músculo Supinador e c) combinação. Adaptado de (LYNN & LIPPERT, 2011).

Na Figura 6c observa-se como se faz uma combinação em uma ação de conjugação de forças para mover o rádio (LYNN & LIPPERT, 2011) . A Tabela 1 apresenta um resumo das ações dos principais músculos do segmento mão-braço.

Tabela 1 Músculos e ações. Adaptado (FAVIEIRO, 2012).

Ação	Músculos Envolvidos
Flexão do cotovelo	Bíceps
	Braquial
	Braquioradial
Extensor do cotovelo	Tríceps
Pronação do antebraço	Pronador Redondo
	Pronador quadrado
Supinação do antebraço	Bíceps / Supinador

2.3 REDE NEURONAIAS ARTIFICIAL

Pode-se definir uma Rede Neural Artificial (RNA) como um modelo matemático criado com base nas funções de redes neurais biológicas (MAHDEVARI & RAHMAN, 2012), como uma estrutura formada de várias unidades interconectadas que são compostas por células que simulam as funções de neurônios biológicos (SUBASI & ERÇELEBI, 2005). (HAYKIN, 1999) define “*uma rede neural como um processador maciçamente paralelamente distribuído constituído de unidade de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso*”. Portanto a RNA tem uma semelhança com o cérebro em dois aspectos.

O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem. Forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido. A Rede Neural Artificial é inspirada no

sistema nervoso, composto por uma quantidade de número de elementos de processamento altamente interligados chamados de neurônios (MOBASSER & HASHTRUDI-ZAAD, 2005).

2.3.1 Formato de um neurônio

Na Figura 7 é apresentado o esboço de um neurônio, que é uma unidade de processamento de informação que realiza as operações da rede neural. Possui um conjunto de sinapses, um somador, uma função de transferência e uma saída. (HAYKIN, 1999).

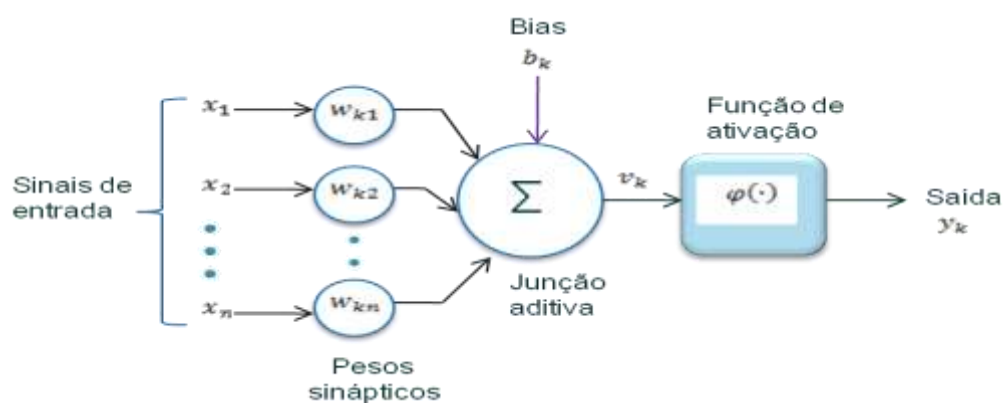


Figura 7 Forma não-linear de um neurônio. Adaptado de (HAYKIN, 1999).

Cada um dos sinais de entrada tem um peso. Como se pode observar na Figura 7, um sinal x_j na entrada da sinapse j conectada ao neurônio k é multiplicado pelo peso sináptico w_{kj} (HAYKIN, 1999).

Um somador adiciona-os sinais de entrada, com as respectivas sinapses do neurônio, formando uma combinação linear (HAYKIN, 1999). Ao passar pelo somador, a função de ativação restringe a amplitude da saída de um neurônio, funcionando como um limiar. A saída normaliza o neurônio por intervalos unitários fechados $[0,1]$ ou alternativamente $[-1,1]$. As bias têm efeito de aumentar ou diminuir, dependendo do seu valor (HAYKIN, 1999).

Resumindo:

- **entradas X_1 :** representa os sinais que chegam do outro neurônio e que são capturadas pelos dendritos;

- **os pesos w_n** : representam as intensidades das sinapses que conectam dois neurônios;
- **θ** : é uma função chamada limiar neural, e tem que ultrapassar o limiar para ser ativado (NOGUEIRA, 2007).

As redes neurais são caracterizadas por sua topologia e por suas regras de treinamento. Para projetar a arquitetura RNA se determina o número de camadas ocultas, o número de neurônios em cada camada, escolhendo a função de transferência e o algoritmo de treinamento (CIMPOIU, CRISTEA, HOSU, & SANDRU, 2011). A força destas interligações é determinada pelo peso w_n associado a elas. Para todas as RNA, a primeira camada constitui a camada de entrada (variáveis independentes) e a última camada é a saída (variáveis dependentes). Uma ou mais camadas de neurônios são as camadas ocultas que podem ser localizadas entre elas (KHATAEE & KASIRI, 2010).

2.3.2 Função de ativação

A função de ativação está representada pelo o símbolo $\varphi(v)$, (HAYKIN, 1999). A primeira função é a *função de limiar*, como é observado na Figura 8a, conhecida também como função de Heaviside (HAYKIN, 1999).

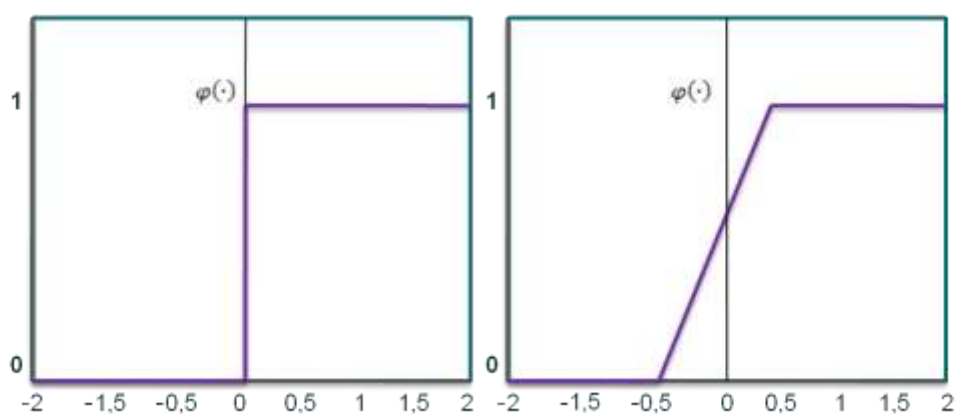


Figura 8 a) Função limiar, e b) Função limiar por parte (adaptado de HAYKIN, 1999).

A saída de um neurônio neste modelo assume o valor 1 ou 0. A função limiar que está na Figura 8b, pode ser vista como uma aproximação de um amplificador não-linear. (HAYKIN, 1999). E por último, têm-se a função Sigmóide, cujo gráfico tem a forma de s como é ilustrado na Figura 9. Esta função é a mais comum função de ativação utilizada na construção de redes neuronais.

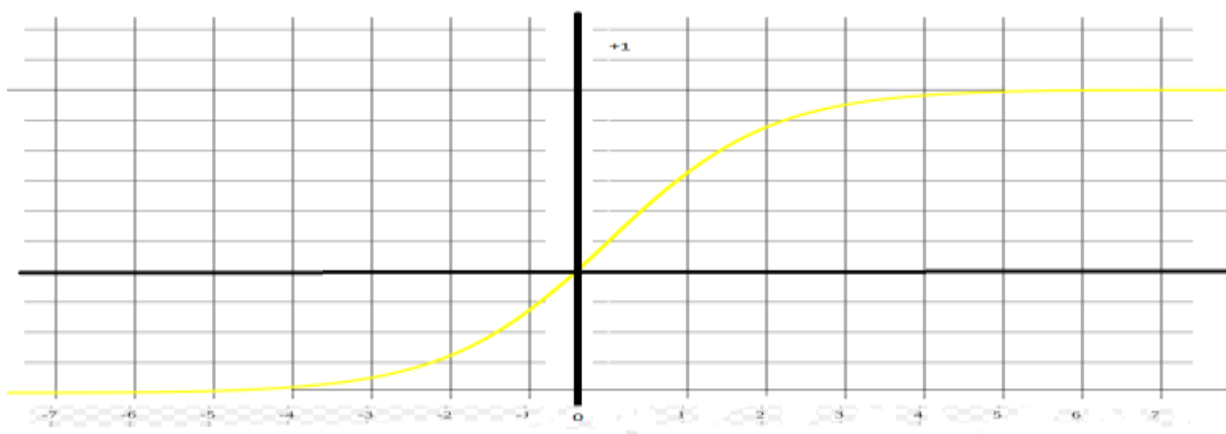


Figura 9 Função sigmóide para parâmetro de inclinação a Adaptado de (HAYKIN, 1999).

Esta função é crescente e exibe um balanceamento adequado entre comportamento linear e não-linear.

2.4 PERCEPTRONS DE MULTICAMADA

Esta rede consiste de um conjunto de unidades sensoriais que constitui a camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas. Onde o sinal de entrada se propaga para frente através da rede, camada por camada. Estas redes neurais são chamadas de perceptrons de múltiplas camadas (HAYKIN, 1999).

O Perceptron é um tipo de rede neural de múltiplas camadas onde os pesos de suas sinapses são ajustados através do seu treinamento de forma supervisionada com um algoritmo conhecido como Backpropagation. Este algoritmo trabalha com a regra de aprendizagem por correção de erro que consiste em dois passos principais (HAYKIN, 1999):

1. um passo para frente: um padrão de atividade que faz referência ao vetor de entrada, onde se propaga camada por camada. Enquanto ocorre isso, os pesos sinápticos da rede são todos fixos;
2. passo para a trás: os pesos sinápticos são ajustados de acordo com uma regra de correção de erro.

No momento de treinar a rede neural, é necessário conhecer que os perceptrons de múltiplas camadas apresentam duas características (HAYKIN, 1999):

1. tem que estar incluído no modelo de cada neurônio uma função de ativação não linear. Uma das funções que satisfaz esta exigência é uma não-linearidade sigmóide;
2. tem que ter uma ou mais camadas ocultas. Por que são as camadas ocultas que capacitam a rede a aprender tarefas complexas extraindo características mais significativas dos vetores de entrada.

O algoritmo de retropropagação é um método computacional eficiente para o treinamento de perceptrons de múltiplas camadas (HAYKIN, 1999). A Figura 10 apresenta a arquitetura de um perceptron de multi-camadas, onde pode-se observar duas camadas ocultas e uma camada de saída.

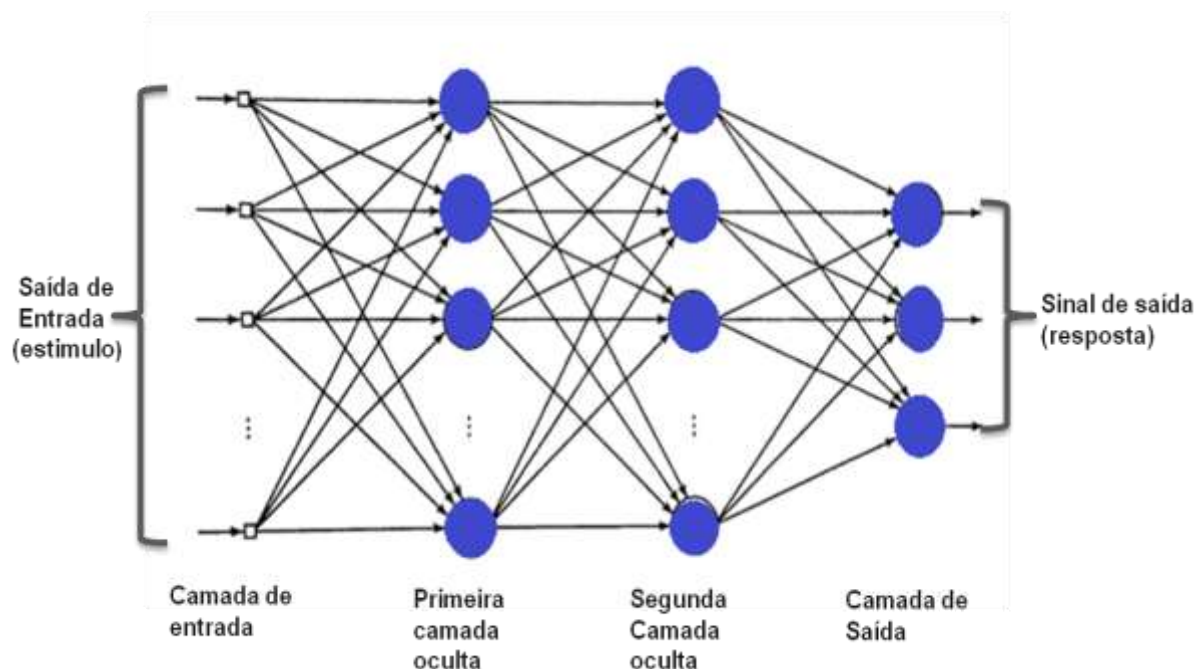


Figura 10 Arquitetura de um perceptron de multicamadas com duas camadas ocultas. Adaptado (HAYKIN, 1999).

2.5 TAXA DE APRENDIZAGEM

A taxa de aprendizagem é a habilidade de realizar tarefas novas que não podiam ser realizadas anteriormente, ou melhorar a realização de tarefas antigas, como resultado de mudanças produzidas pelo processo de aprendizagem (CARBONELL, 1983). Quando o parâmetro da taxa de aprendizagem é menor, as variações dos pesos serão menores (HAYKIN, 1999). A escolha desta taxa de aprendizagem é complexa, porque, se é pequena, o processo de aprendizagem ficaria lento (RAUBER, 2005), então menores seriam os pesos sinápticos da rede (HAYKIN, 1999). Mas se a taxa de aprendizagem é grande, vão ter oscilações do erro, gerando uma rede instável ((RAUBER, 2005)(HAYKIN, 1999).

2.6 TRABALHOS RELACIONADOS COM O SINAL EMG PARA CARACTERIZAR O SEGMENTO MÃO – BRAÇO

Muitos trabalhos propõem métodos do uso do sinal mioelétrico do segmento mão-braço para controlar uma prótese artificial usada por um amputado e, assim, melhorar sua qualidade de vida (SU, WOLCZOWSKI, FISHER, & BELL, 2005). Também são encontrados trabalhos de pesquisa utilizando o sinal mioelétrico dos membros superiores para o controle de exoesqueletos (LALITHARATNE, HAYASHI, TERAMOTO, & KIGUCHI, 2012).

Pesquisas apresentam métodos e resultados onde os sinais mioelétricos da mão e movimentos dos dedos podem ser decodificados com uma alta taxa de acertos. Por exemplo, no trabalho de (TENOREV, RAMOS, FAHMY, & ACHARYA, 2007) 32 eletrodos de superfície foram posicionados no antebraço para adquirir o sinal mioelétrico e usando uma RNA encontraram uma taxa de acerto de 98%. Outros estudos controlam as próteses mediante o reconhecimento dos sinais mioelétricos, relacionando esses padrões com os movimentos que a prótese deve realizar (FAVIEIRO, BALBINOT, & BARRETO, 2011).

As redes neurais não supervisionadas têm como objetivo classificar tarefas do EMG e doenças neuromusculares através do modelo de Kohonen, onde se escolhe os parâmetros da rede, tais como o número de neurônios, o número de iterações de aprendizagem, etc (IORDANOVA, RIALLE, & VILA, 1992). Com as redes, pode-se estimar a força que tem um sujeito analisando e processando os sinais mioelétricos, usando as RNA, fazendo um treinamento com os dados dos pontos de ação. Onde os resultados mostram através da RNA um desempenho em estimar os valores de força em tempo real (SRINIVASAN, GUPTA, SHENG, & CHEN, 2012). Outro estudo, desenvolvido por (LIU, ZHANG, & SUN, 2011), é baseado no espectro de energia e no treinamento com o RBF para classificar os movimentos dos músculos do antebraço.

Para sinais de EMG estudos envolvendo o uso das máquinas de suporte vetorial (MSV) também apresentam crescente interesse. Os autores (HAN, YUN-WEI, & LIU, 2010) propõem quatro tipos de abordagens de classificação multiclasse para a classificação de padrões EMG, e os resultados experimentais mostram que a taxa de reconhecimento é superior a 90%. Afirmando que a precisão da classificação da MSV é significativamente melhor do que o classificador de rede neural RBF.

Os autores (QINGSHAN, et al., 2010) utilizam as máquinas de suporte vetorial (MSV) com uma combinação de árvore de decisão para classificar movimentos do membro inferior usando sinais mioelétricos. Outro autor (VAUTRIN, 2009) aborda um método para classificação supervisionada de sinais de eletromiografia de superfície com o objetivo de controlar uma prótese mioelétrica através da classificação realizada com as máquinas de suporte vetorial (MSV) em um espaço de representação multicanal. A Tabela 2 - apresenta alguns estudos com características similares ao proposto nesta dissertação de mestrado. O autor (GABRIELA E BALBINOT, 2013) aborda um método Um Sistema Neuro-Fuzzy para Caracterização dos movimentos do braço. Onde tem como objetivo estudar e desenvolver um sistema que utiliza sinais mioelétricos, adquiridos por meio de eletrodos de superfície, para caracterizar certos movimentos do braço humano. Este algoritmo tem como entrada o mioelétrico sinal pré-processado, para revelar características específicas do sinal, e quanto produzir o movimento realizado. A precisão média obtida foi de 86% para 7 distinta movimentos em testes de longa duração (cerca de três horas).

<i>Estudo Selecionado</i>	<i>Ahsan et al.</i>	<i>Rajesh et al.</i>	<i>George et al.</i>	<i>Shenoy et al.</i>
---------------------------	---------------------	----------------------	----------------------	----------------------

Movimentos usados	Esquerda, direita, arriba, abaixo	Extensão da mão, alcance da mão, a extensão do punho, flexão do punho, aperto e flexão do polegar	Classificação das diferentes velocidades do movimento do cotovelo	Gesto estático da mão (gestos correspondem a pares de ações: aperto-release, esquerda-direita, de cima para baixo e girar)
Características	Valor médio, absoluto, RMS, variância, desvio padrão, zero crossing, mudança de sinal de inclinação e amplitude de Wilson	Entropia, RMS e desvio padrão	Valor da média absoluta e variância	RMS
Classificações	Rede neural artificial	Distância euclidiana	Classificador de lógica Fuzzy (FLC) e classificador probabilística de rede neural (PNNC)	Máquina de vetor de suporte lineal
Taxa de acertos	Promedio 88.4%	Característica RMS 83.33%	97.3% por FLC e 93.6% por PNNC	Promedio de 92 - 98%
Estudo selecionado	<i>Kurzynski et al.</i>	<i>Khezri et al.</i>	<i>Khezri et al.</i>	<i>Boschmann et al.</i>
Movimentos utilizados	7 Ações elementares foram distinguidos no processo de agarrar com uma mão. Posição de descanso, preparação de aperto, segure encerramento, pegando, mantendo o aperto, liberando apertação, a transição para a posição de repouso.	8 movimentos da mão: abertura e fechamento mão, apertar, flexão polegar, flexão e extensão radial do pulso e flexão e extensão do pulso	Comandos de movimento de mão (mão abertura e encerramento, flexão, extensão e flexão do punho), com feedback para aumentar a capacidade do sistema.	7 diferentes movimentos: flexão, extensão, desvio ulnar, desvio radial, pronação, supinação, abrir, fechar, pega chave, aperto pinça e extrair o dedo indicador.
características	6 tipos de uvas, dependendo do objeto agarrar (uma caneta, um cartão de crédito, um mouse de computador, um telefone celular, uma chaleira e um tubo)	Domínio do tempo, domínio tempo-frequência e sua combinação	Valor absoluto, mudanças de sinal inclinação e AR modelo coeficientes médios	
Classificação	5 tipos: Abordagem Bayes com o modelo de Markov, perceptron de múltiplas camadas, multi classificador com a função de competência, classificador baseado em lógica fuzzy e classificador baseado na teoria de Dempster-Shafer das provas.	Sistema de inferência fuzzy (FIS) e redes neurais artificiais (RNA)	Sistema Adaptive de inferência neuro-fuzzy (ANFIS)	Maquina de vetor de soporte
Taxa de acerto	Sistema de inferência Mamdani é aplicado com o one-instant-para trás e para a dependência de dois instant-trás (algoritmos FS1 e FS2)::as precisões de classificação de classificadores sequenciais comparados na experiência: para FS1: 72,5 (Ordem do Modelo AR was de 2) par 89,7 (Ordem do Modelo AR was de 8) e FS2: 69,5 (Ordem do Modelo AR was de 2) de para 88,5 (Ordem do Modelo AR was de 8)	Precisão média para oito movimentos era de 83% para 78% (a melhor combinação para projetar sistema de reconhecimento de padrões EMG)	Os resultados médios do sistema neuro-fuzzy: Abertura - 98%; fechamento - 100%; flexão do punho - 94%; extensão do punho - 96%; apertar - 98%; polegar. flexão - 94% e média de seis movimentos - 96,67%.	Precisão média de todos os 11 movimentos é de 91,3%

<i>Estudo selecionado</i>	<i>Balbinot e Faviero (2013)</i>
movimentos utilizados	7 movimentos: flexão do punho; contração de mão, a extensão do punho, flexão do antebraço, rotação do antebraço, e adução e abdução da mão.
características	Valor RMS
Classificação	Neuro-Fuzzy
Taxa de acerto	Precisão média de 86%, a precisão média de aproximadamente 90% (contratura da mão, a extensão do punho, flexão do punho e da mão abdução).

Tabela 2 Os resultados de outros estudos. (Adaptado de BALBINOT, FAVIEIRO, 2013)

Nesta pesquisa foram utilizadas seis características (média, variância, desvio padrão, sesgo, curtose, rms) para classificar 16 movimentos com uma taxa de acerto pro-médio de 63%. Os movimento contração da mão e elevação do braço apresentou uma taxa de acerto média de 75%; o movimento flexão do antebraço obteve 81% de acerto médio; a contração da mão obteve 33% de acerto médio, o movimento contração da mão 76% de acerto médio; o movimento de flexão do punho 100 % de acerto médio, rotação e flexão do antebraço 66% de acerto médio, extensão e flexão do punho um 16% de acerto médio, extensão do punho 83,3% de acerto médio, rotação do braço 16,7% de acerto médio. Rotação do braço e contração da mão 83,3% de acerto médio.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

A Figura 11 apresenta o esboço geral do sistema proposto, onde encontram-se os principais blocos que formam o sistema. A seguir, estão apresentadas discussões sobre estes blocos.

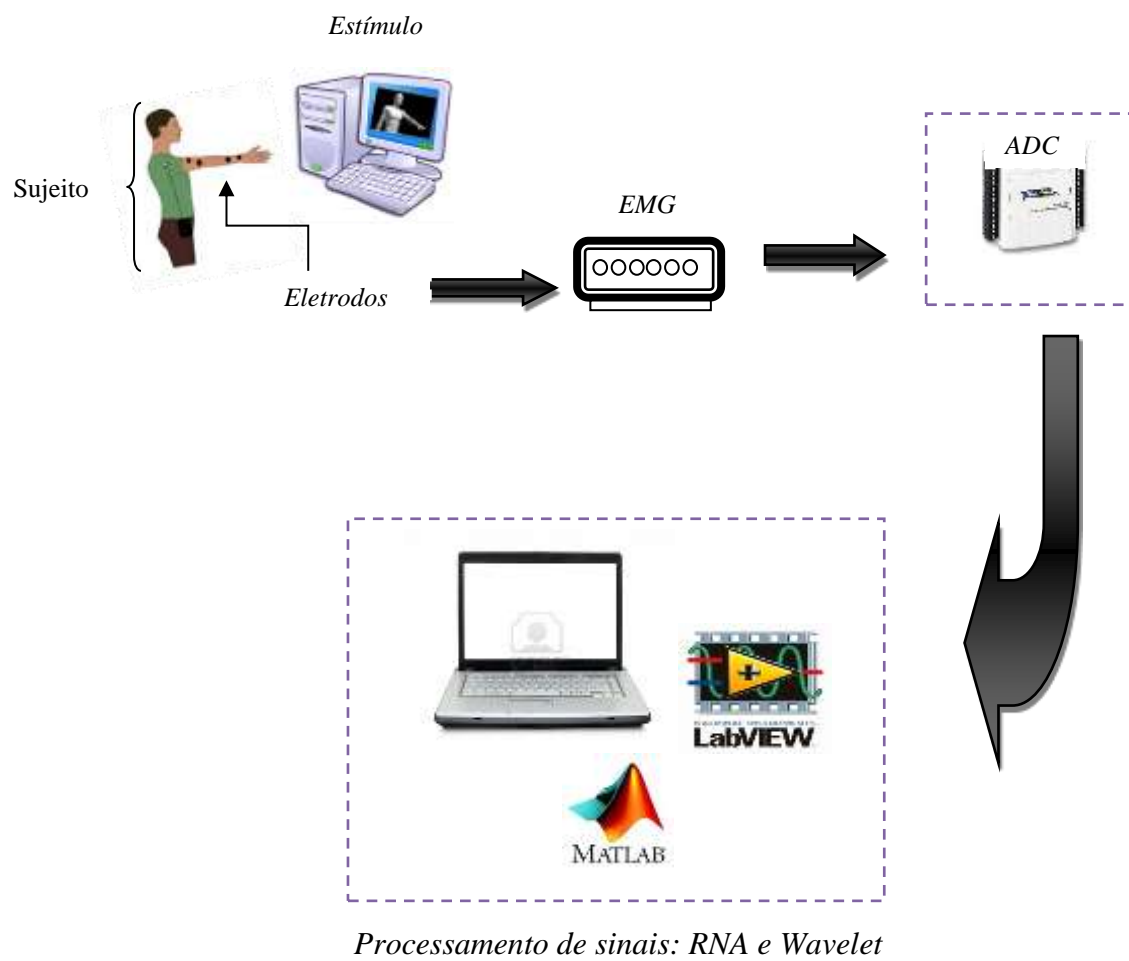


Figura 11 Visão geral do sistema.

3.1 POSICIONAMENTO DOS ELETRODOS DO SEGMENTO MÃO BRAÇO

Os eletrodos são posicionados de acordo com as indicações do Atlas Palpatório (SERGE, 2006) no músculo adequado para capturar o sinal mioelétrico.

Os eletrodos não invasivos foram posicionados nos seguintes músculos: Bíceps Braquial, Flexor radial do carpo, Flexor Ulnar do carpo, Extensor dos dedos, Pronador Redondo, Braquiorradial, Palmar longo da mão, Extensor ulnar do carpo.

Os eletrodos utilizados neste trabalho são do tipo neonatal para EMG. Foram realizados os procedimentos clássicos para a limpeza da pele e para permitir o posicionamento correto do eletrodo. Foram utilizados 16 eletrodos na configuração bipolar (dois eletrodos por canal).

3.2 ELETROMIÓGRAFO

O eletromiógrafo é um equipamento para registrar a atividade bioelétrica gerada pelo músculo através dos eletrodos. Para o desenvolvimento deste trabalho, foi utilizado um eletromiógrafo de oitos canais bipolares e um canal de referência que é posicionado na testa do voluntário. Para maiores detalhes sobre o EMG consultar o trabalho de (FAVIERO, 2012).

3.3 REGISTRO DO SINAL EMG

Para adquirir o sinal EMG, utilizou-se uma placa ADC NI 6008 com oitos canais analógicos de entrada e taxa de aquisição de 1 kHz por canal, que corresponde aos oito eletrodos localizados no braço do voluntário. A placa tem uma resolução de 10 bits e uma taxa de amostragem de 10 kS/s.

3.3.1 Captura dos movimentos

Para processar os sinais mioelétricos foram utilizados os softwares Labview e Matlab. No Labview, foi desenvolvido um programa para executar vídeos com os movimentos padrões a serem avaliados neste trabalho, sendo: flexão do punho, contração da mão, extensão do punho, flexão do antebraço, rotação do antebraço, adução da mão, abdução da mão, 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. Os vídeos indicam as sequências dos movimentos que o voluntário deve repetir. Na Figura 12 pode-se observar o fluxograma representa a geração de vídeos e a aquisição dos sinais.

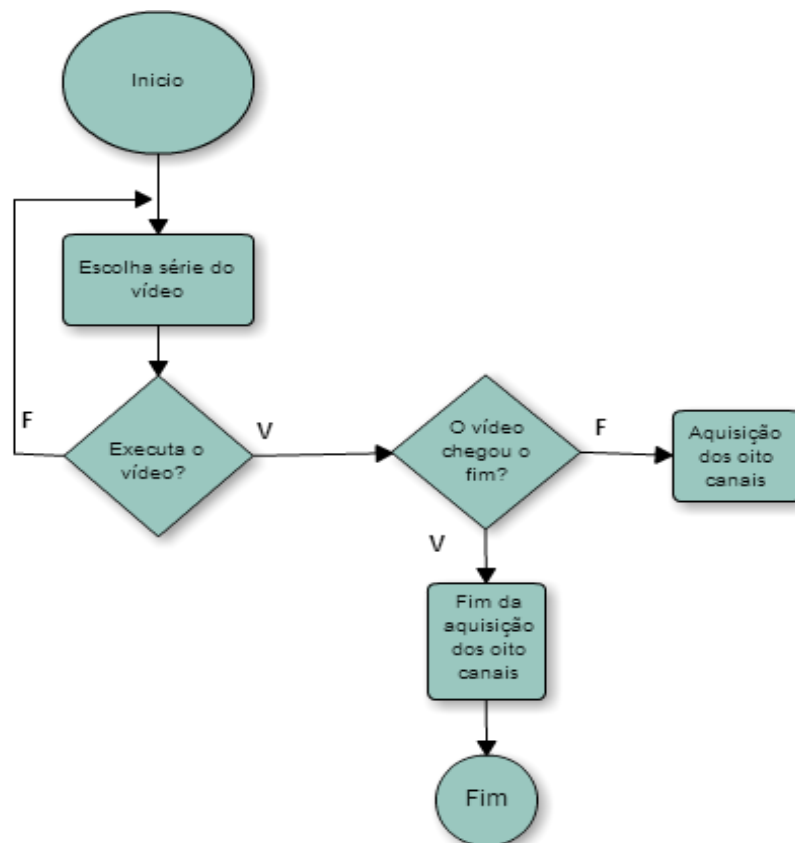


Figura 12 Fluxograma da rotina de aquisição e geração de vídeos.

Foram desenvolvidos os vídeos com o software MakeHuman 1.0 - versão Alpha. A criação dos vídeos tem por função a padronização de movimentos deste estudo e por consequência forçar a sua repetição pelo voluntário. O MakeHuman é um projeto de código livre que permite a criação de modelos humanos, onde tem-se algumas opções, tais como idade, peso, altura etc. Após a criação do modelo virtual, é possível exportá-lo para o software Blender, que é um programa de modelagem 3D apoiado por várias ferramentas. Ele foi criado como software livre, onde pode ser usado para criar visualização em 3D estático. Também apresenta motor de 3D em tempo real, permitindo a criação de conteúdo tridimensional interativo (CONTO & BALBINOT, 2011).

A geração das animações foi desenvolvida por (CONTO & BALBINOT, 2011). As animações têm uma posição inicial e final de cada movimento. A Figura 13, por exemplo, apresenta o movimento de extensão e flexão do punho, como é observado no procedimento das animações.

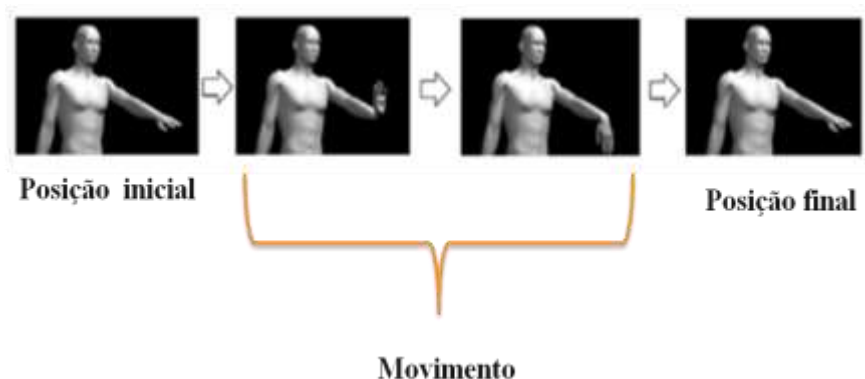


Figura 13 Exemplo das animações do movimento de extensão e flexão do punho. ADAPTADO (CONTO & BALBINOT, 2011).

Após a criação dos vídeos que são os movimentos padronizados, foi desenvolvido um código no Labview para ler os vídeos e apresentá-los na tela. A Figura 14 apresenta a rotina desenvolvida.

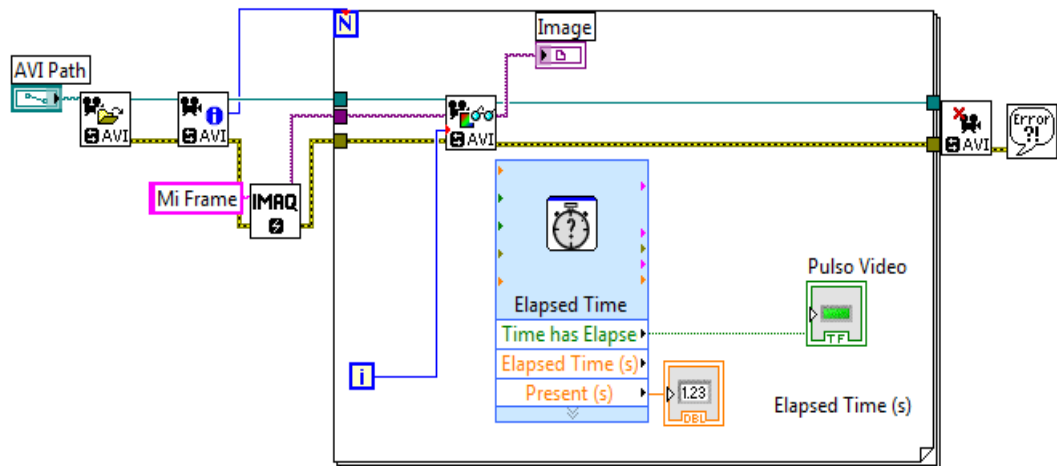


Figura 14 Rotina de visualização das animações.

Onde *AVI Path* é o nome da rotina completa, incluindo a unidade e o diretório onde o caminho é fornecido pelo usuário. O usuário escolhe o arquivo de vídeos que deseja apresentar ao voluntário deste estudo. Na Figura 15, se observa a rotina da aquisição dos oito canais.

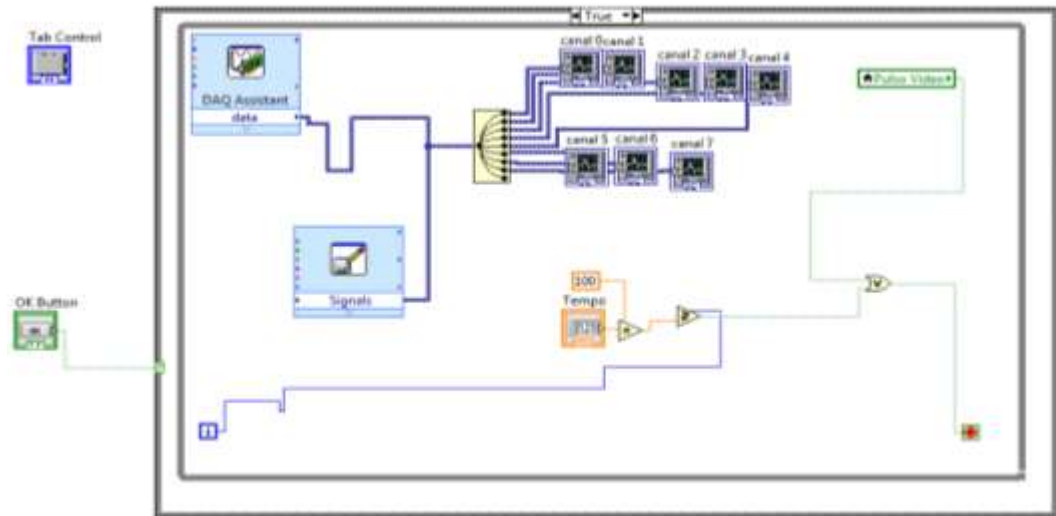


Figura 15 Rotina de aquisição do sinal EMG.

Foi criada uma variável chamada pulso, que indica quando a aquisição deve começar, e outro pulso que informa quando apresentação do vídeo foi finalizado e, portanto a aquisição deve parar conforme o fluxograma da Figura 12. Os movimentos do segmento mão-braço foram divididos em dois grupos, o primeiro grupo é chamado de movimentos simples, sendo apresentados na Figura 16, com os seguintes movimentos:

- Flexão do punho;
- Contração da Mão;
- Extensão do Punho;
- Rotação do Antebraço;
- Adução da Mão;
- Abdução Mão;
- Flexão do antebraço.

Esses movimentos foram escolhidos para as animações e cada um dos movimentos tem uma posição inicial como ilustrado na Figura 13, ou seja, cada movimento começa na

posição inicial de repouso e termina na posição. É importante ressaltar que a escolha dos movimentos deve-se a manutenção da continuidade de trabalhos anteriores.

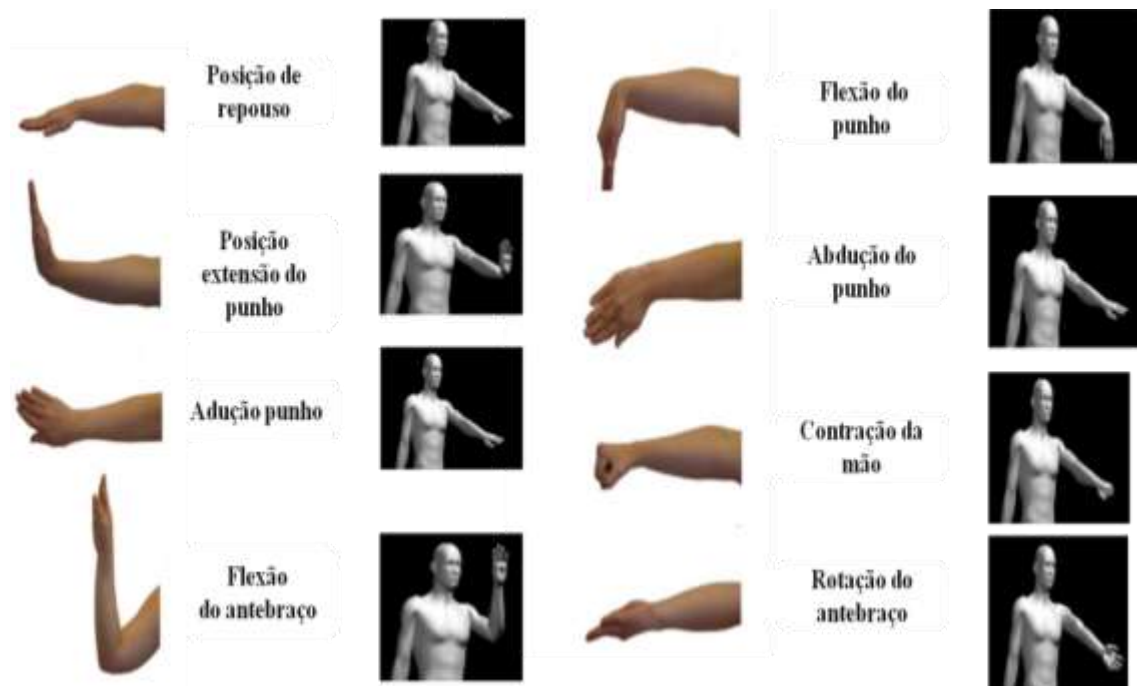


Figura 16 Representação dos movimentos simples e representação dos movimentos em vídeos.

FO N TE (FAVIERO, 2012).

O segundo grupo de movimentos é chamado de composto conforme apresenta a Figura 17 e se caracterizam por uma combinação de movimentos simples, tais como:

- A. Contração da mão com rotação do braço;
- B. Rotação com flexão do antebraço;
- C. Rotação com flexão do antebraço e do punho;
- D. Contração da mão com flexão do antebraço;
- E. Extensão e flexão do punho.



Figura 17 Representação dos movimentos compostos: a) Contração da Mão com rotação do braço, b) Rotação com flexão do antebraço, c) Rotação com flexão do antebraço e do punho d) Extensão e flexão do punho. FONTE (FAVIEIRO, 2011).

3.4 METODOLOGIA EMPREGADA PARA A REALIZAÇÃO DOS ENSAIOS DE AQUISIÇÃO DE DADOS

Os ensaios foram realizados com três alunos voluntários, com um termo de consentimento livre e esclarecido, onde se fornece as informações de como funciona o ensaio e quais são os possíveis riscos que podem ocorrer se o voluntário aceitar participar. Este trabalho faz parte do projeto aprovado pelo Comitê de Ética CAAE: 11253312.8.0000.5347.

3.4.1 Aquisição de dados

Inicialmente os eletrodos não invasivos são posicionados na posição ventral do músculo cujo sinal mioelétrico se deseja analisar. Os procedimentos empregados para a aquisição dos sinais de EMG foram, obtidos com o posicionamento dos eletrodos no musculo do braço. Os eletrodos são posicionados na parte ventral do músculo que se deseja analisar. Na Tabela 3, é apresentada a correspondência entre canais e músculos.

Tabela 3 Músculos e os canais.

Canais	Músculo
Canal 0 (C0)	Bíceps Braquial
Canal 1 (C1)	Flexor radial do carpo
Canal 2 (C2)	Flexor Ulnar do carpo
Canal 3 (C3)	Extensor dos dedos
Canal 4 (C4)	Pronador Redondo
Canal 5 (C5)	Braquioradial
Canal 6 (C6)	Palmar longo da mão
Canal 7 (C7)	Extensor ulnar do carpo

Após o esboço do posicionamento dos eletrodos no braço como ilustra a Figura 18 é apresentado uma breve explicação ao voluntário do procedimento que deve realizar. O voluntário, seleciona uma sequência (de 1 a 7) que corresponde a uma determinada série de movimentos virtuais.

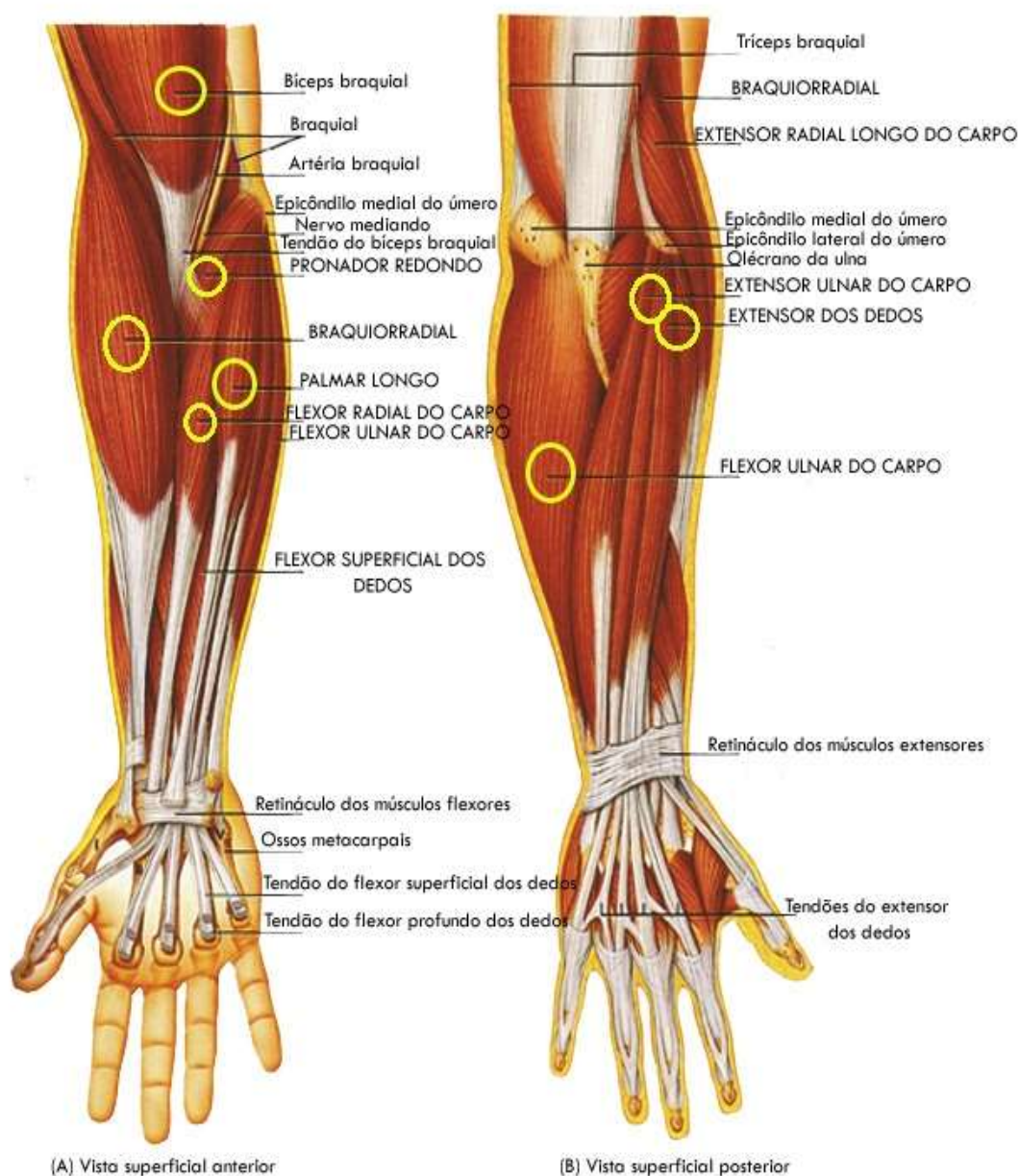


Figura 18 Ilustração do posicionamento aproximado dos eletrodos no músculo do segmento mão-braço (TORTORA, 2000) e (FAVIEIRO, 2011).

Todas as sequências de movimentos (também denominados de séries) apresentam o mesmo tempo de duração e alguns movimentos podem ser repetidos (verificar Tabela 4, Tabela 5 e Tabela 6).

Tabela 4 Movimentos com as séries respectivas.

#	Movimentos gerados	Série1	Série2	Série3	Série4	Série5	Série6	Série7
1	Contração Mão	5	2	9	4	1	9	8
2	Extensão do Punho	8	8	3	2	9	8	7
3	Flexão antebraço	3	7	1	5	7	3	7
4	Flexão Punho	6	3	5	7	5	2	4
5	Rotação Braço	8	5	5	5	9	3	3
6	Rotação flexão Antebraço	3	3	1	7	2	5	8
7	Rotação Braço e contração Mao	1	5	3	3	6	2	1
8	Extensão Flexão do punho	4	9	2	4	8	9	6
9	Contração Mao e Elevação do braço	1	4	9	3	3	7	3
1	Contração Mão	9	2	6	1	5	1	2
2	Extenso Punho	6	6	7	1	7	8	1
3	Flexão Antebraço	7	9	4	9	3	7	6
4	Flexão Punho	5	7	4	8	4	4	9
5	Rotação Braço	2	1	6	9	2	5	5
6	Rotação flexão Antebraço	4	1	8	2	1	6	4
7	Rotação Braço e contração Mao	7	4	2	6	4	4	9
8	Extensão e Flexão do punho	2	6	8	8	8	6	2
9	Contração Mao e Elevação do braço	9	8	7	6	6	1	5

Tabela 5 Número Movimento e Movimentos Executados.

Número do Movimento	Movimento Executado
M1	Contração Mão
M2	Extensão do Punho
M3	Flexão antebraço
M4	Flexão Punho
M5	Rotação Braço
M6	Rotação flexão Antebraço
M7	Rotação Braço e contração Mao
M8	Extensão e Flexão do punho
M9	Contração Mao e Elevação do braço

Tabela 6 Série de movimentos a escolha do voluntário.

Série1	Série2	Série3	Série4	Série5	Série6	Série7
5	2	9	4	1	9	8
8	8	3	2	9	8	7
3	7	1	5	7	3	7
6	3	5	7	5	2	4
8	5	5	5	9	3	3
3	3	1	7	2	5	8
1	5	3	3	6	2	1
4	9	2	4	8	9	6
1	4	9	3	3	7	3
9	2	6	1	5	1	2
6	6	7	1	7	8	1
7	9	4	9	3	7	6
5	7	4	8	4	4	9
2	1	6	9	2	5	5
4	1	8	2	1	6	4
7	4	2	6	4	4	9
2	6	8	8	8	6	2
9	8	7	6	6	1	5

3.5 PRÉ-PROCESSAMENTO DO SINAL

Com o uso do Labview, os dados são salvos em um arquivo com extensão lvm. Este arquivo contém o número da série, a data do experimento, a frequência de aquisição e o número de colunas correspondentes a cada canal. Os experimentos são salvos em uma pasta chamada denominada de Ensaios.

Posteriormente, a estrutura básica de programação é composta de um *script* principal que realiza a leitura do banco de dados (composto “por arquivos. lvm”). Inicialmente, os dados são apresentados na tela para o posterior processamento. Como exemplo, na Figura 19 são apresentados os oito canais de um dado ensaio. A seguir são apresentadas as principais etapas de processamento até a extração de características que são as entradas para a RNA.

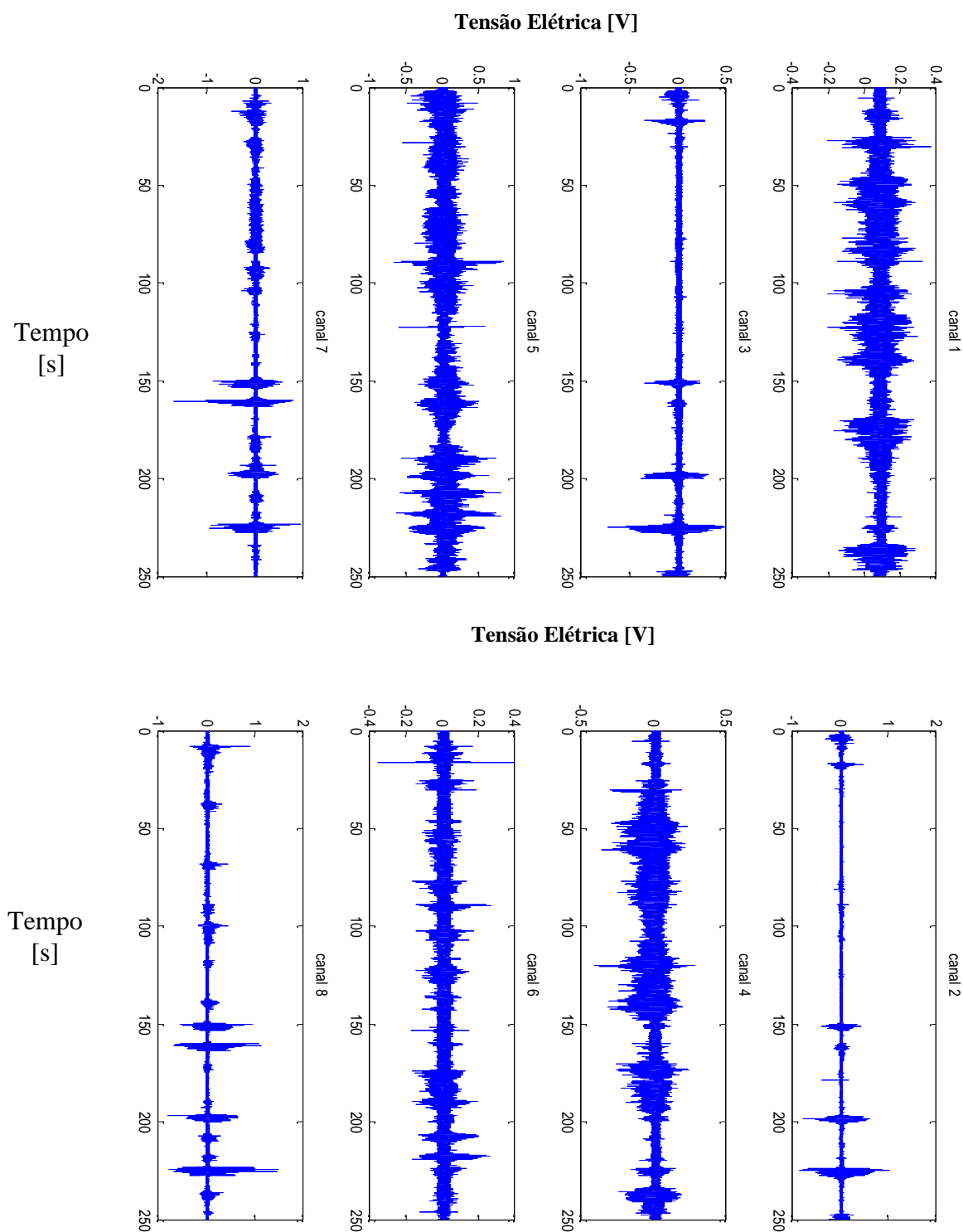


Figura 19 Apresentação como exemplo do sinal de EMG.

A primeira etapa é eliminar o valor DC dos oito canais, já que este componente não faz parte do sinal mioelétrico. O procedimento utilizado foi a retirada do nível DC através da média do sinal, conforme mostra a Figura 20.

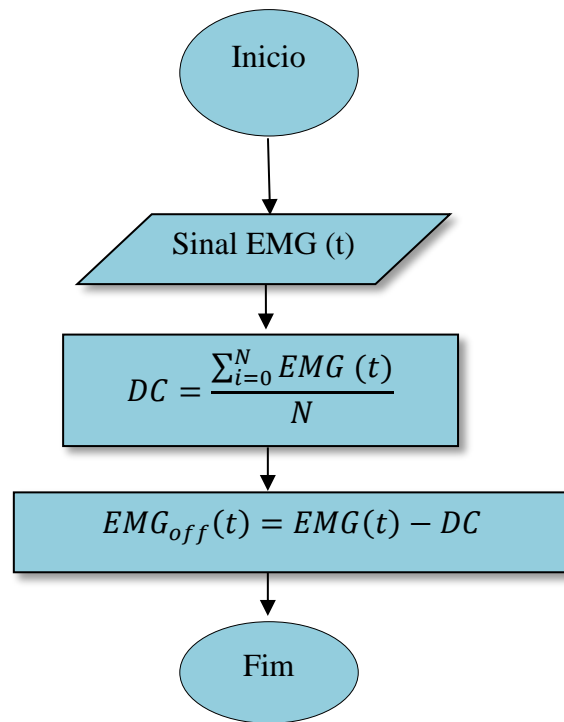


Figura 20 Fluxograma do procedimento remoção do componente DC (ajuste de offset).

A segunda etapa é realizar a normalização do sinal EMG em magnitude com ajuda do Matlab, de acordo com o fluxograma da Figura 21.

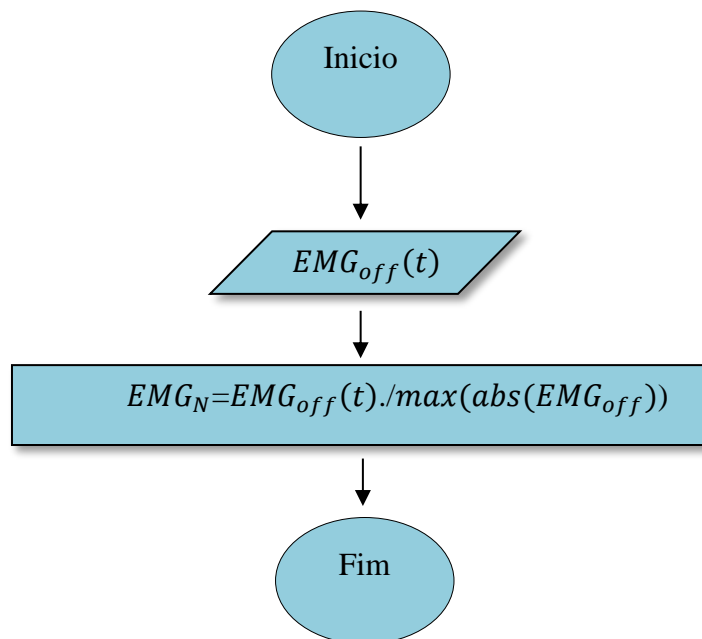


Figura 21 Fluxograma do procedimento normalização em magnitude.

Portanto, se obtém um novo sinal EMG_N cuja magnitude está normalizada. Uma vez que é realizada a normalização, o sinal é filtrado. Escolheu-se uma configuração de filtro Butterworth, de quarta ordem cujas características apresentam uma resposta em magnitude muito plana e seu declive descende rápido no momento que se aproxima a frequência de corte. O filtro permite frequências na banda de passagem de 20 a 500 Hz, pois esta faixa é a de maior interesse para este trabalho.

3.6 SEGMENTAÇÃO DO SINAL DE EMG

A segmentação do sinal de EMG tem como objetivo capturar a informação útil e selecionar as regiões do sinal eletromiográfico que tem atividade representativa para um dado movimento. Neste trabalho, o sinal mioelétrico foi segmentado em janelas de 250 ms (observação: é importante salientar a existência de diversas discussões científicas para o tamanho adequado de uma janela e, neste trabalho, este tamanho foi determinado em função de diversas referências bibliográficas considerarem 250 ms adequado e também pela experiência em trabalhos anteriores do grupo de pesquisa a que estou inserida), buscando registros de comprimento temporários que contêm as informações mais úteis a partir do sinal EMG. Para esta segmentação, foi calculada a energia média do sinal mioelétrico definida (P) pela Equação (1).

$$P = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L x^2(n) \quad (1)$$

onde L é o comprimento do segmento $x(n)$. Para facilitar o entendimento, é apresentado um exemplo. Considere um vetor, cujo nome é Ve . O Ve é onde são salvos os momentos de ativação do músculo e não-ativação comparada a um determinado limiar. O limiar é um valor que se elege para saber quais picos do sinal ultrapassam o valor estipulado e podem ser classificados como momento de ativação. Os limiares variaram entre 30 a 50 % da contração

voluntária máxima (CVM), os quais foram obtidos a partir da média dos valores de pico de um sinal dos Muaps, para assim diferenciar um momento de contração muscular, representando um movimento. Neste método, o zero (0) representa está em repouso ou abaixo de um dado limiar e não será considerado como sinal ativo, caso contrário, será representado por um (1) indicando a existência do MUAP, conforme exemplo indicado pela Figura 22.

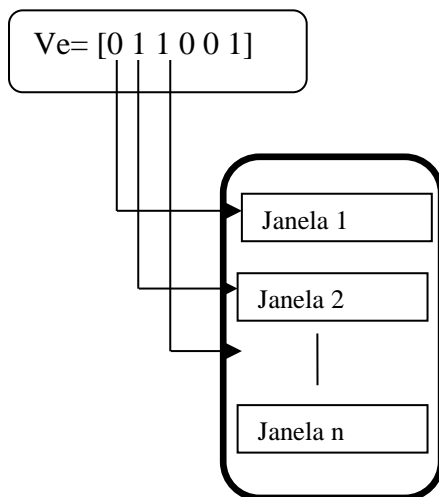


Figura 22 Recorte das janelas a cada 250ms do sinal EMG.

Os movimentos apresentados nos vídeos animados têm um tempo inicial que é representado por $T_1, T_3, T_5, T_{impares}$ e tempo final que é representado por T_2, T_4, T_6, T_{par} . Entre cada movimento existe um tempo de repouso que é chamado de TR . Todo este processo de temporização é apresentado na Figura 23.



Figura 23 Temporização dos movimentos de um só canal.

Na Figura 24, é apresentado, como exemplo, o sinal bruto de uma dado ensaio: Canal 1 parte do conjunto de vídeos da Série 3. O primeiro movimento que foi identificado como é mostrado na Tabela 3 e que faz parte dos movimentos compostos é o movimento de *Contração da mão e Elevação do braço*. Este movimento começa no tempo $T_1 = 0,0$ s e finaliza no tempo $T_2 = 0,7$ s.

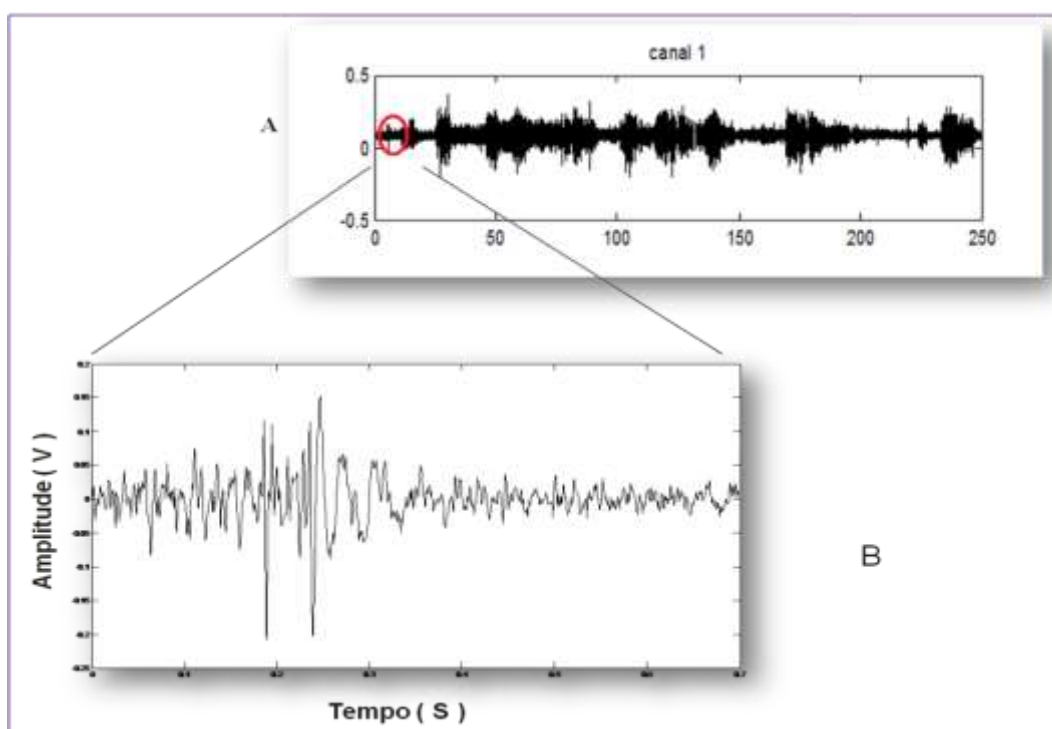


Figura 24 a) Exemplo do sinal mioelétrico do canal 1 e b) trecho do sinal indicando a contração da mão e a elevação do braço.

3.6.1 Momentos de ativação do músculo

Considera-se que o músculo está ativo se os sinais ultrapassam o limiar de cada canal como foi realizado na segmentação. Como todos os movimentos estão representados pelos eletrodos posicionados como mostra a Tabela 2, cada eletrodo posicionado no músculo vai ser responsável por algum movimento específico.

3.6.2 Wavelet Discreta

Neste trabalho, foi usada a Transformada Wavelet para obter as características do sinal e assim gerar as entradas para a etapa de classificação. As Wavelets são funções matemáticas utilizadas para filtrar séries de dados e analisar a variação de seu conteúdo espectral, fornecendo uma representação tempo-frequência mais precisa para sinais não estacionários (MAZURKIEWICZ, 2007).

Foi realizada uma decomposição do sinal EMG em diferentes níveis. A escolha da função Wavelet e os níveis de decomposição são de muita importância, já que descrevem o sinal que se deseja analisar. Então, para realizar a implementação, neste trabalho escolheu-se a Transformada Discreta Wavelet (DWT) e uma base Wavelet Daubechie 8 (Db8). A Wavelet Daubechie foi escolhida em função da semelhança com os sinais EMG com quatro níveis de decomposição como é apresentada na Figura 27. Onde em cada decomposição se extrai as características (Média, Variância, Desvio padrão, Sesgos, Curtose, rms)

3.7 EXTRAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS

A etapa da extração de características é muito importante, pois são os parâmetros de entrada da RNA. Portanto, as características que sejam representativas irão proporcionar um ótimo desempenho na entrada do classificador. A extração das características foi realizada sobre a base de dados, que são os ensaios previamente analisados, para ter padrões claros de cada movimento. Os padrões extraídos mais relevantes das características foram: Média Aritmética, Variância, Desvio padrão, Segas, Curtose, rms. A variância (VAR) determina a energia do sinal EMG, como se observa na Equação 2:

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N x_n^2 \quad (2)$$

O valor (VAR) é calculado para cada canal individualmente a partir dos vetores que contém o sinal segmentado. Quando o sinal ultrapassa o limiar, se detecta movimento conforme ilustrado no fluxograma da Figura 25.

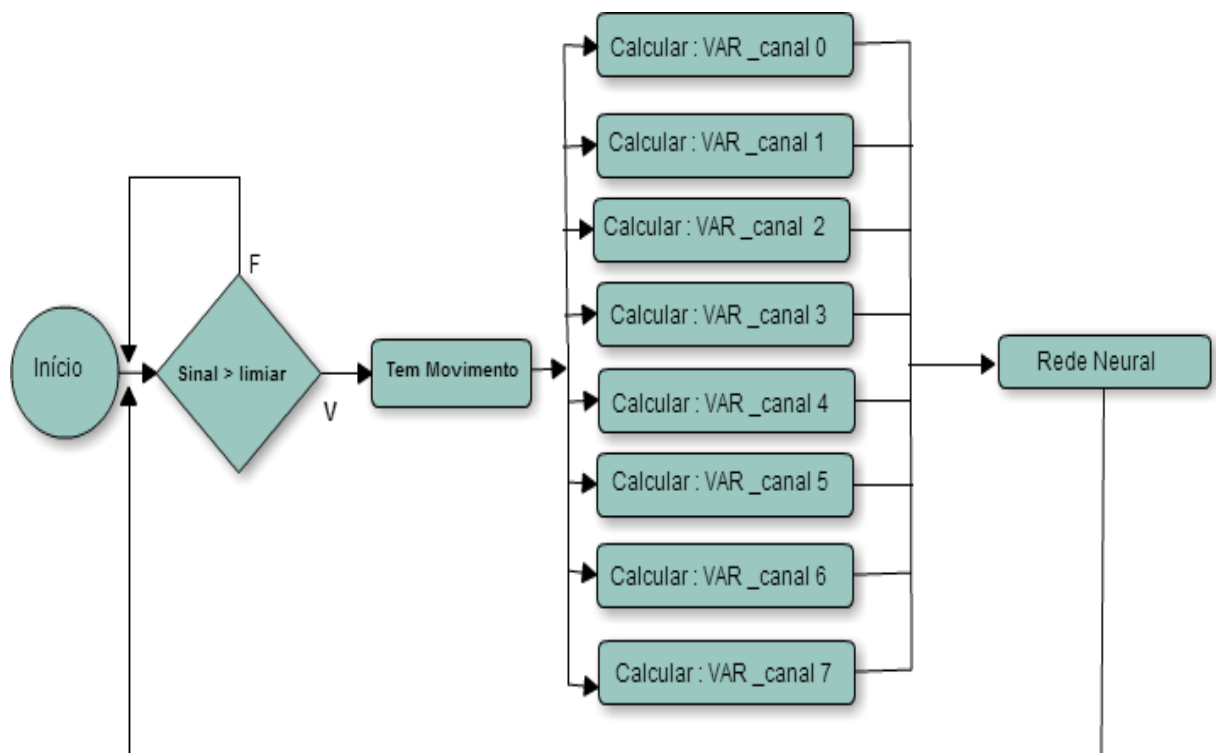


Figura 25 Fluxograma da rotina de cálculo do valor da variância.

A média Aritmética consiste na soma de todos os valores observados, divididos pelo valor total de observação como é apresentado na Equação 3. O valor da média aritmética 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 26.

$$\bar{X} = \frac{\sum x_i}{n} \quad (3)$$

Onde o desvio padrão é a raiz quadrada da variância, sempre considerado como um resultado positivo, ilustrado na Equação 4.

$$S = +\sqrt{S^2} \quad (4)$$

O coeficiente de assimetria (Sesgo) e a Curtose do sinal foram determinadas, respectivamente, pelas Equações (5) e (6):

$$CA = \frac{\sum(x_i - \bar{X})^3 / n - 1}{3} \quad (5)$$

$$CC = \frac{\sum(x_i - \bar{X})^4 / n - 1}{S^4} - 3 \quad (6)$$

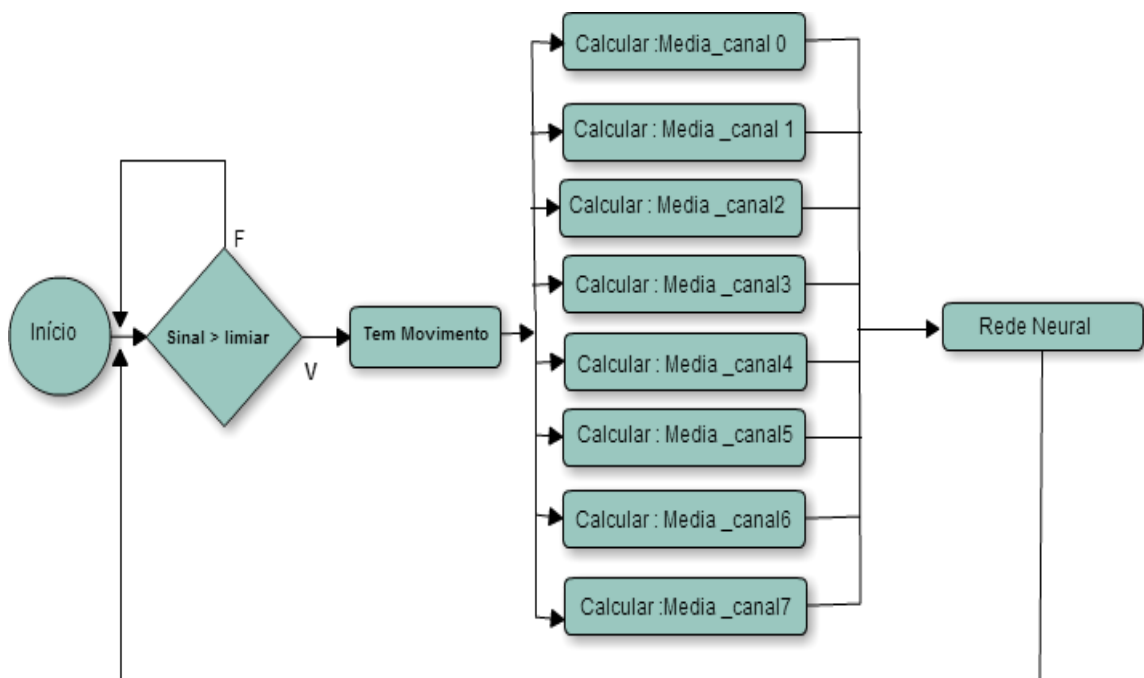


Figura 26 Fluxograma da rotina de cálculo do valor da média.

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 7:

$$rms = \sqrt{\left(\frac{1}{T} \int_{t_i}^{t_i+T} EMG(t)^2 * dt\right)} \quad (7)$$

Onde EMG(t) representa o sinal mioelétrico no instante t, t_i é o instante inicial e T é o período de amostragem. Após a segmentação do sinal, são extraídas as características já mencionadas anteriormente, referentes à janela de tempo dos movimentos da Figura 23. Como são oito canais, o que se deseja fazer é obter todas as características para formar uma matriz com todos os dados, como é ilustrado na Figura 27.

A Figura 27 apresenta o processo das extrações das características. Quando se tem o primer recorte do sinal M1, se aplica a Transformada de Wavelets no sinal M1 em quatro decomposição. As decomposição correspondem aos detalhes e aproximações. Depois de obter os detalhes e aproximações do sinal M1 se extrai as características como são: Média, Variância, Desvio padrão, Sesgo, Curtose, rms. Então a primeira decomposição dos detalhes D por características (6) em cada decomposição.

O seja a matriz vai se formando com os primeiro valores de (D1 x 6) (D2 x 6) (D3 x 6) (D4 x 6). E as decomposição das aproximações A por características (6), então os valores serão (A1 x 6) (A2 x 6) (A3 x 6) (A4 x 6). Tudo este processo é para cada sinal dos movimentos

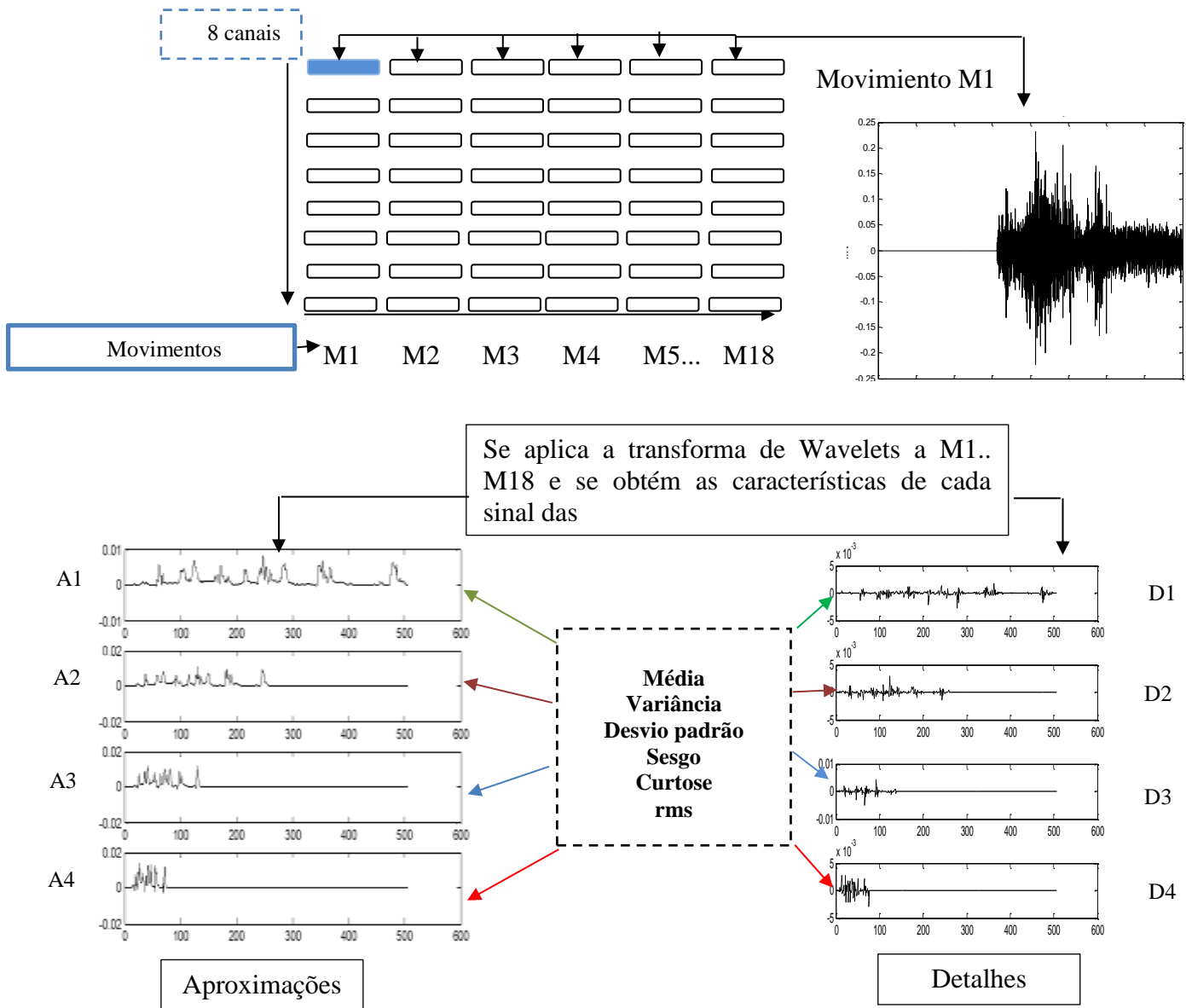


Figura 27 Exemplo das extrações das características de cada movimento com seu respectivo canal.

3.8 CLASSIFICAÇÃO

Para a classificação foi utilizada uma Rede Neural Multicamada Perceptron (MLP), especificamente com um algoritmo de treinamento *backpropagation*, já que esta rede tem a capacidade de adaptar-se para aprender a relação entre um conjunto de padrões e ser capaz de aplicar a mesma relação a novos padrões de entrada. Portanto, este sistema tem como entradas os valores, Média, Variância, Desvio padrão, Segas Curtose e valor rms de cada canal de aquisição dos dados. Apresenta como saída os movimentos caracterizados que estão sendo realizados pelo o segmento mão-braço.

O sistema MLP foi implementado neste trabalho com o software Matlab, utilizando a ferramenta Neural Network Toolbox do MATLAB. Nessa sessão será explicada a estrutura do sistema desenvolvido, os parâmetros escolhidos, como foi realizado o processo de treinamento da rede e sua utilização para reconhecer os movimentos nos canais realizados pelos voluntários.

1. Define-se o número de entradas: os padrões estão organizados em uma matriz com todos os valores correspondentes das características extraídas com os procedimentos descritos anteriormente. Essa matriz é a entrada da RNA como ilustra a Figura 28.
2. Todos os canais são processados e o sistema tem a capacidade de excluir o canal que não tem movimento através da decisão em função do limiar do sinal e apresenta como saída um vetor com os canais selecionados. Como já discutido, nos capítulos anteriores, a saída da rede MLP é considerada fixa, contendo 17 movimentos já que no momento das extrações de características alguns movimentos estão abaixo do limiar, ou seja, são considerados canais inativos e que não representam nenhum dos movimentos avaliados (tipicamente são músculos não ativos em determinado movimento do segmento mão-braço).

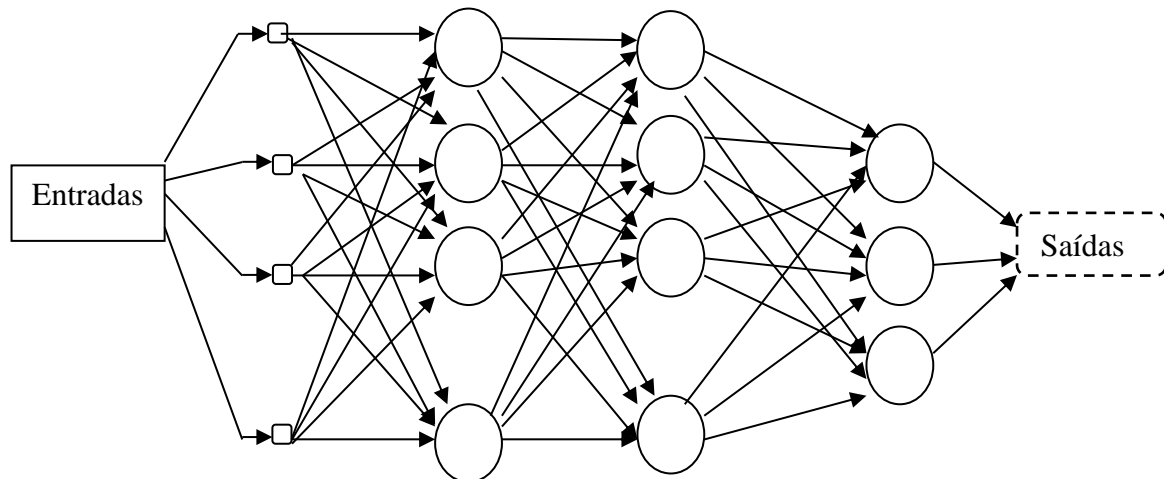


Figura 28 Entradas das características na rede neurais.

3. Estrutura da Rede:

- Dados de entrada: matriz com as entradas da rede MLP;
- Dados de saída: vetor com as saídas esperadas para os dados de entrada definidas. O objetivo da saída é uma combinação do classificador como é mostrado na Tabela 7. As saídas desejadas para todos os movimentos, onde as colunas são os movimentos e as linhas a ordem do quadrante em sentido horizontal é apresentação dos canais. Esses critérios fazem parte da função de ativação de cada camada oculta.

Tabela 7 Combinação das saídas do classificador.

- Carregar a rede do voluntário;
- Carregar as entradas do mesmo voluntário;
- Carregar os objetivos do mesmo voluntário;
- Definir um limiar;
- Salvar os dados da rede e entrada como uma variável nova;
- Compara a variável nova com o limiar;
- Se for maior, então coloca um -1 e se é menor 1.

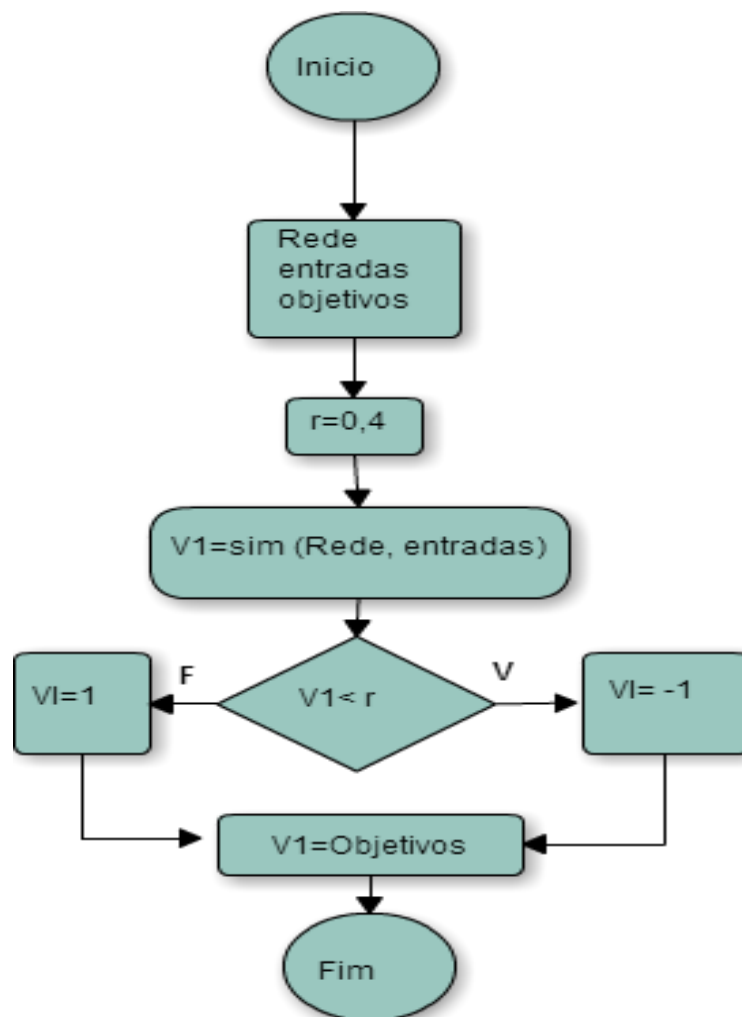


Figura 29 Fluxograma da rotina da validação.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados encontrados neste trabalho. A base de dados deste trabalho foi formada por três voluntários. Todos os voluntários envolvidos foram esclarecidos sobre o experimento e assinaram o Termo de Livre Consentimento referente ao projeto aprovado pelo Comitê de Ética.

4.1 VOLUNTÁRIO UM

Para o voluntário um, foi selecionada a série três onde se encontram os seguintes movimentos: contração da mão e elevação do braço, flexão do antebraço, contração da mão, rotação do braço, extensão do punho, rotação do braço e contração da mão, flexão do punho, extensão e flexão do punho. A Figura 30a mostra o sinal bruto, onde os picos vermelhos representam graficamente que o sinal EMG ultrapassou o limiar determinado, sendo assim, foi considerado a existência de uma contração muscular para o músculo (canal) avaliado. Após a identificação dos picos (indicados pela cor vermelha) o procedimento de segmentação ocorre para possibilitar a extração de características e por consequência a posterior identificação dos movimentos pela RNA (ver Figura 30b).

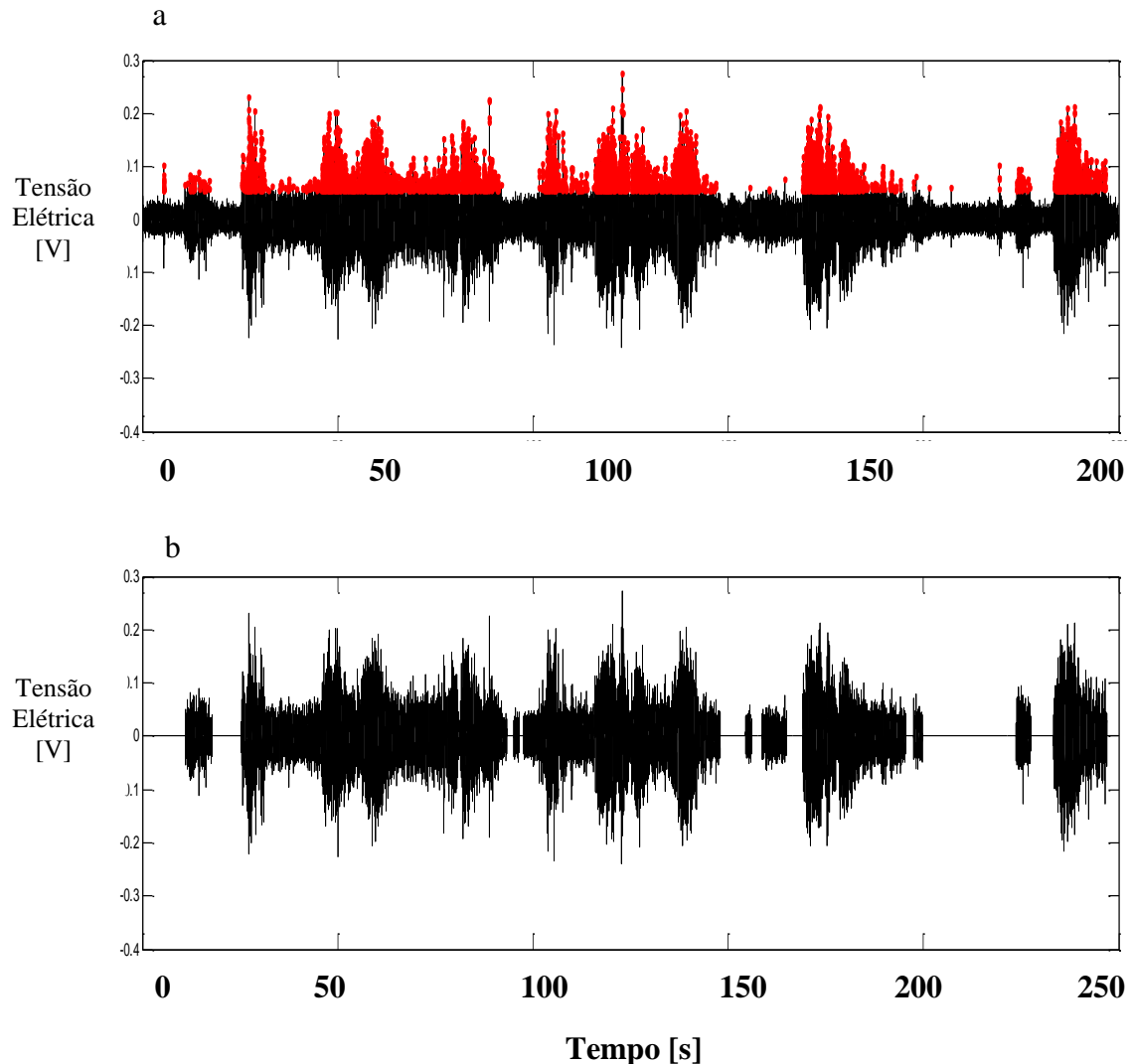


Figura 30 a) Sinal eletromiográfico bruto do canal 0 e b) Sinal segmentado.

Os tempos iniciais dos movimentos são identificados de acordo com a temporização dos vídeos de referência (movimentos virtuais) conforme apresentado na Figura 23. Baseado nesta identificação são realizados recortes no sinal anteriormente segmentado. Por tanto, representando o movimento executado pelo voluntário baseado na referência (movimento virtual). Na Figura 31 se observa o movimento, flexão do antebraço. O movimento contração da mão é mostrado na Figura 32. O movimento rotação da mão se encontra na Figura 33. A

Figura 34 apresenta o movimento de flexão do antebraço. O movimento de extensão mostrado na Figura 35 e extensão flexão do punho é mostrado na Figura 36. Foram desconsiderados possíveis atrasos na realização dos movimentos em função do método utilizado para “recorte dos trechos segmentados” e considerado que os voluntários estavam bem treinados e Sistema.

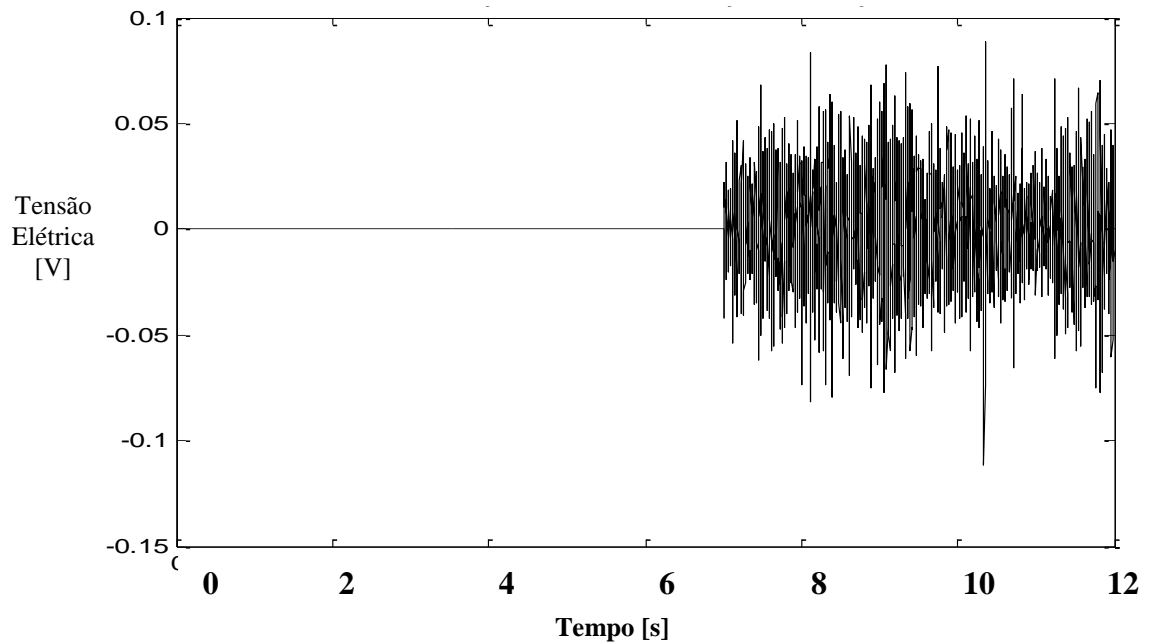


Figura 31 Sinal de EMG: Movimento de contração da mão e elevação do braço.

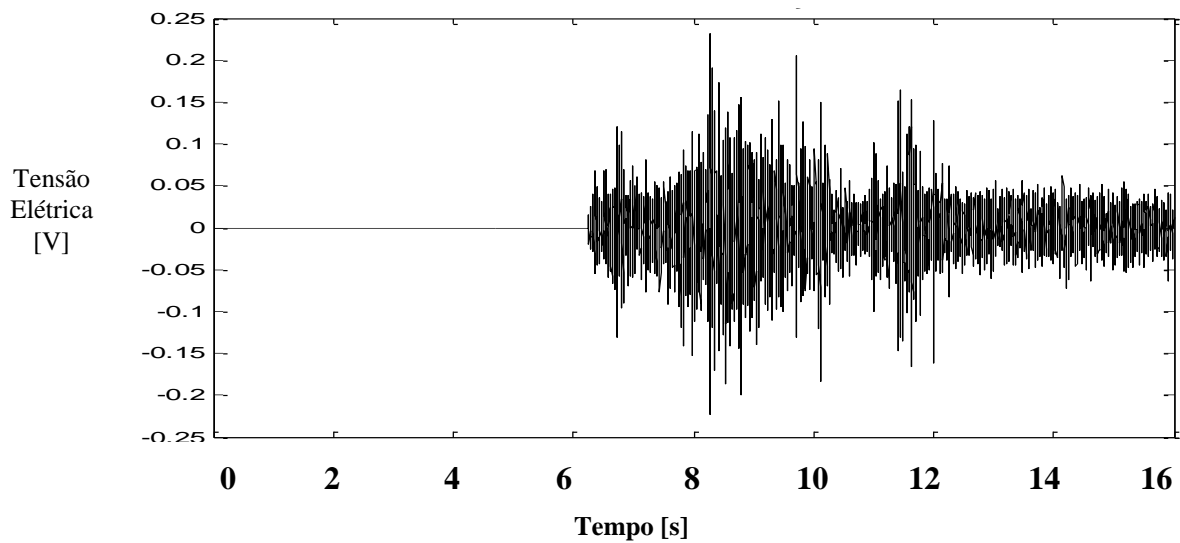


Figura 32 Sinal de EMG: Movimento de flexão do antebraço.

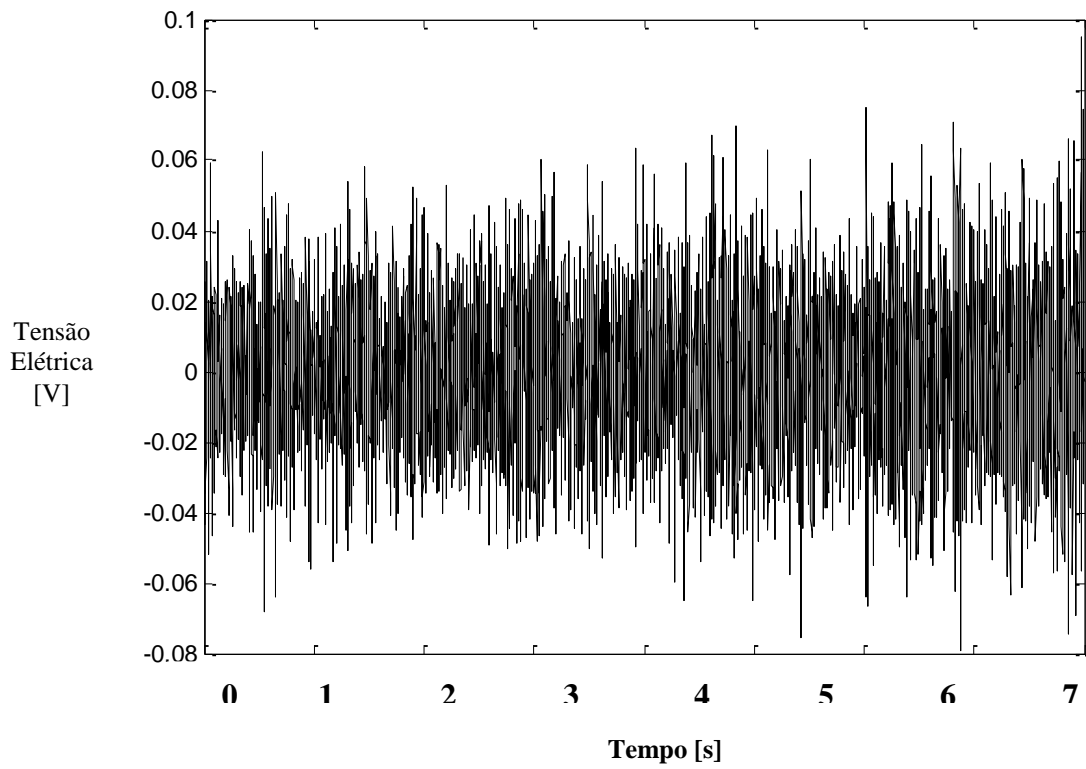


Figura 33 Sinal de EMG : Movimento contração da mão.

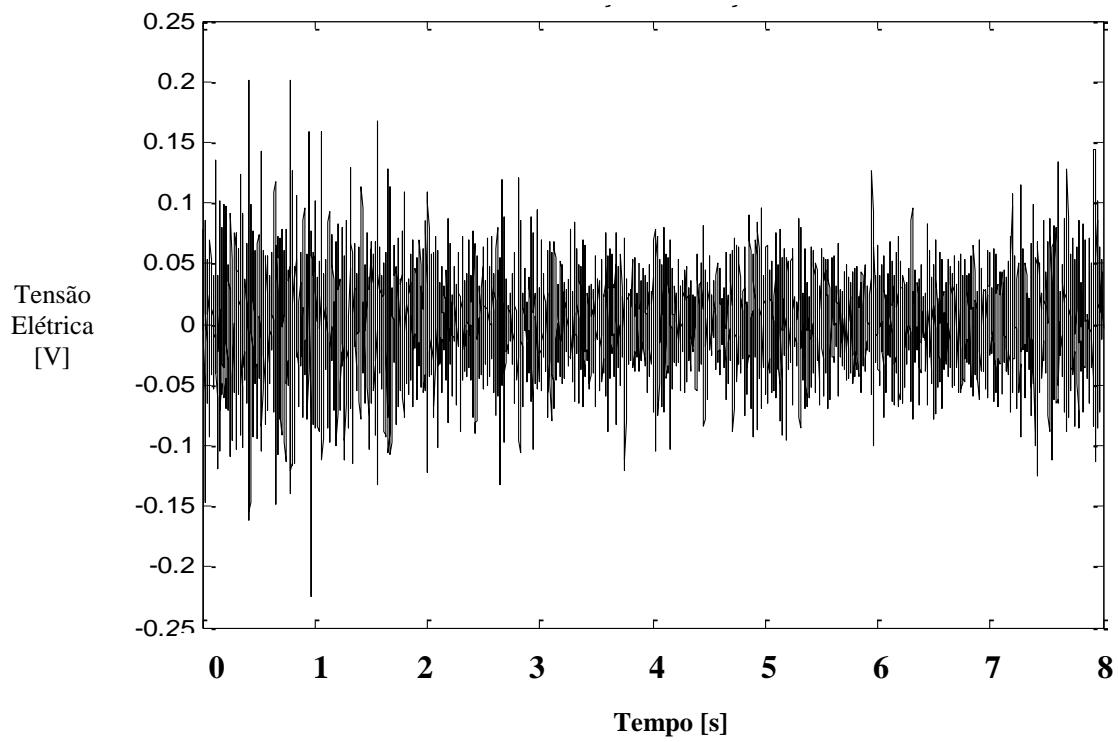


Figura 34 Sinal de EMG: Movimento rotação do braço

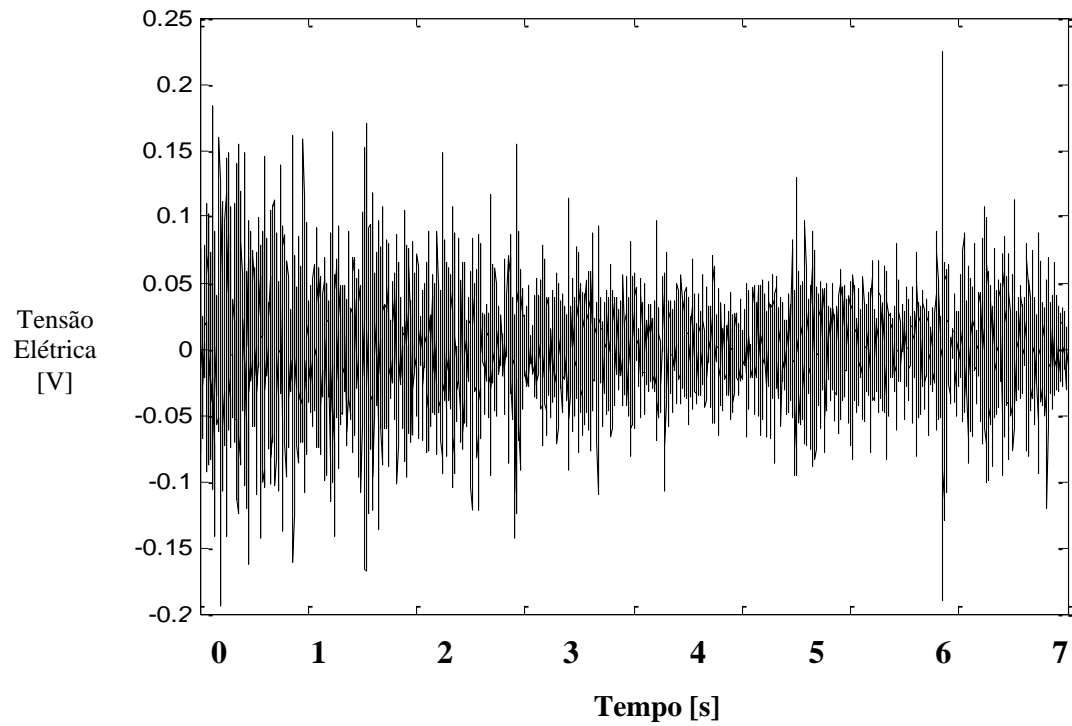


Figura 35 Sinal de EMG: Movimento flexão do antebraço.

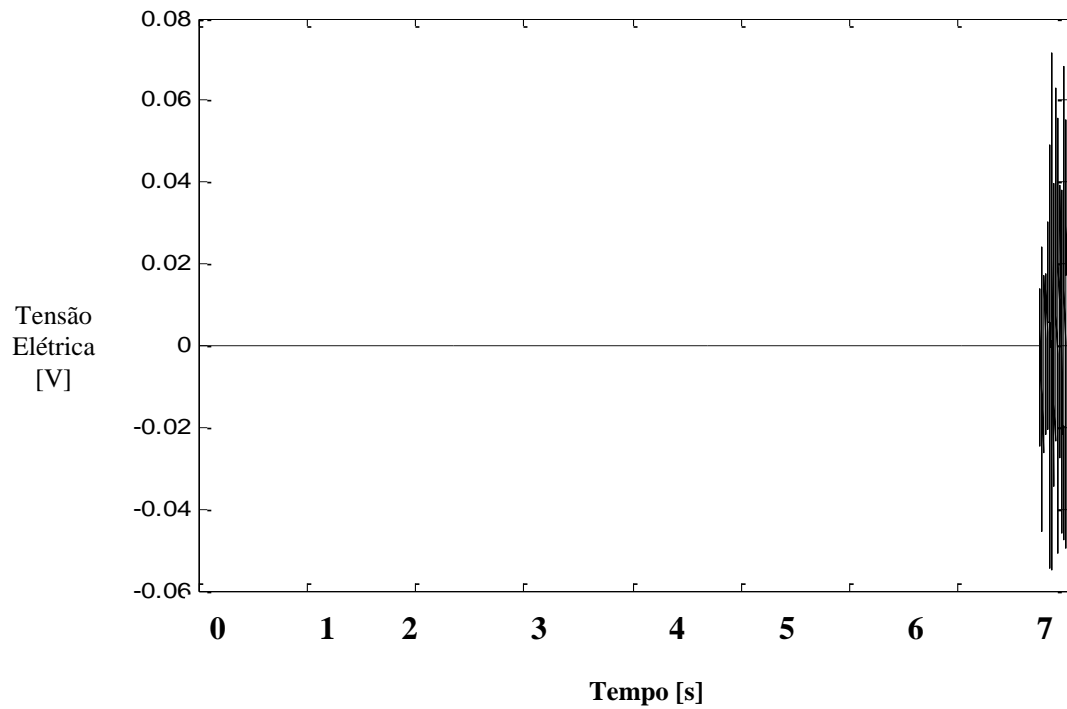


Figura 36 Sinal de EMG: Movimento extensão e flexão do punho.

É importante observar que nem todos os movimentos foram repetidos em todos os canais, como é no caso do canal 1. A Figura 37a apresenta o sinal bruto do Canal 1, cujo eletrodo foi posicionado na parte ventral do músculo Flexor Radial do Carpo. Os ensaios foram realizados com os vídeos da Série 3, cujos resultados encontram-se nas Figuras 38, 39, 40, e 41. Diversos movimentos não ativaram o Canal 1 (M3, M4, M5, M6 e etc), pois o músculo Flexor radial do carpo age como não antagonista ao movimento.

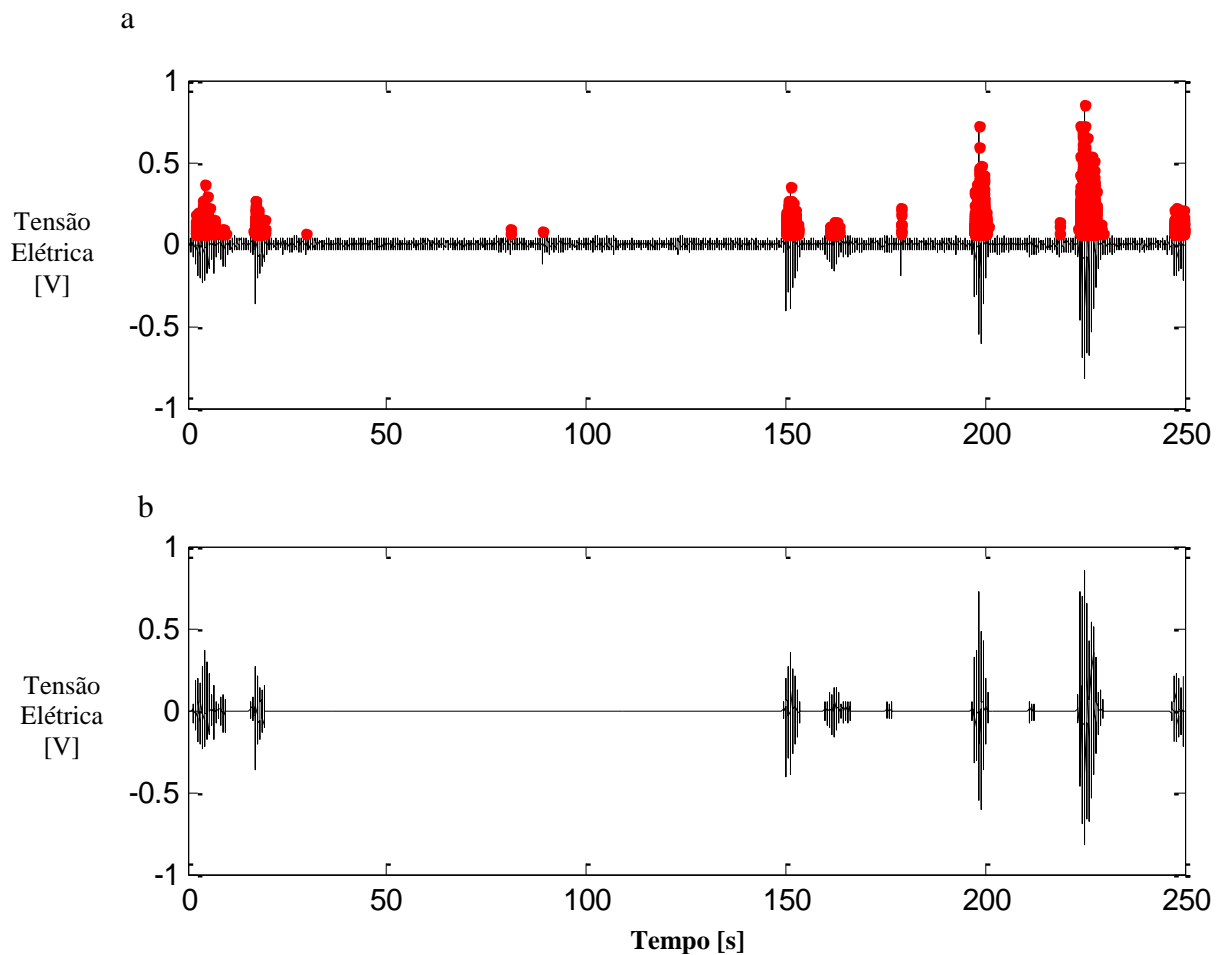


Figura 37 a) Sinal EMG bruto do canal 1 e b) O sinal segmentado

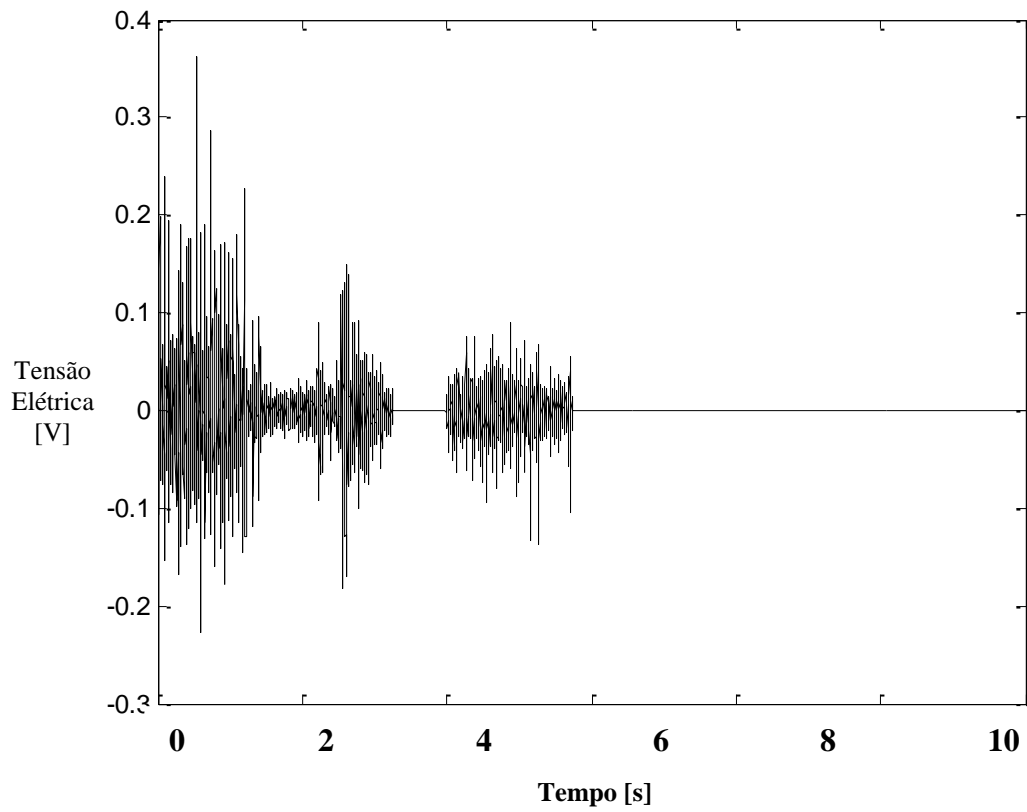


Figura 38 Sinal EMG: Movimento de contração da mão e elevação do braço.

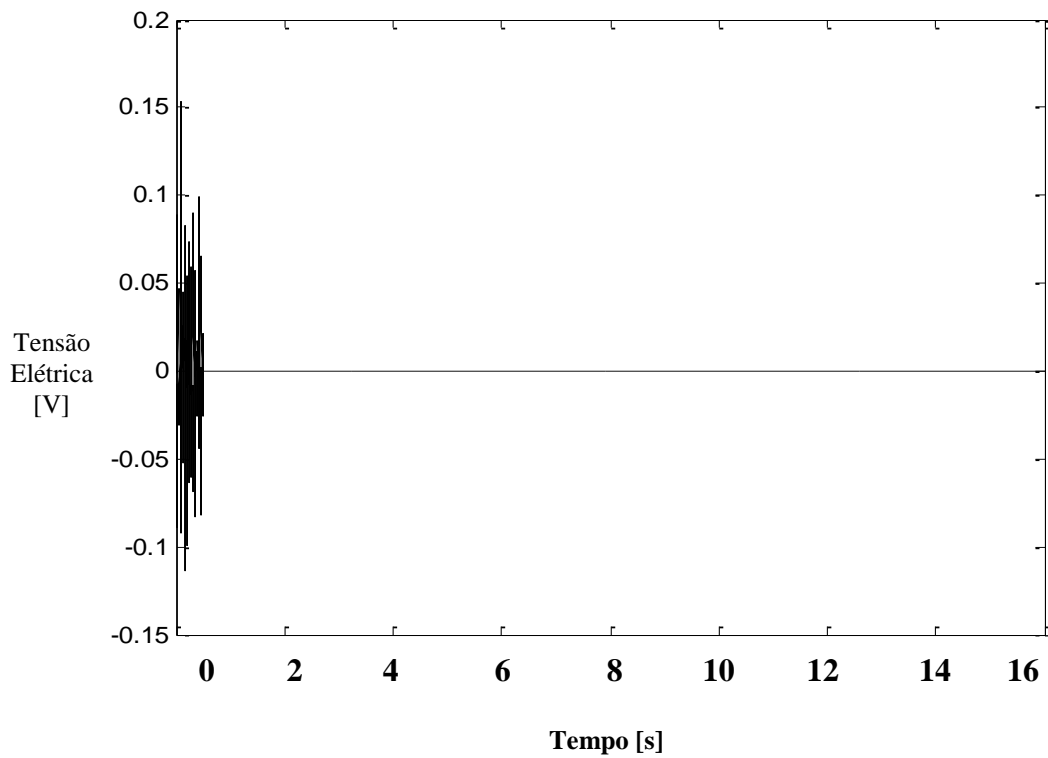


Figura 39 Sinal de EMG: Movimento de flexão do braço.

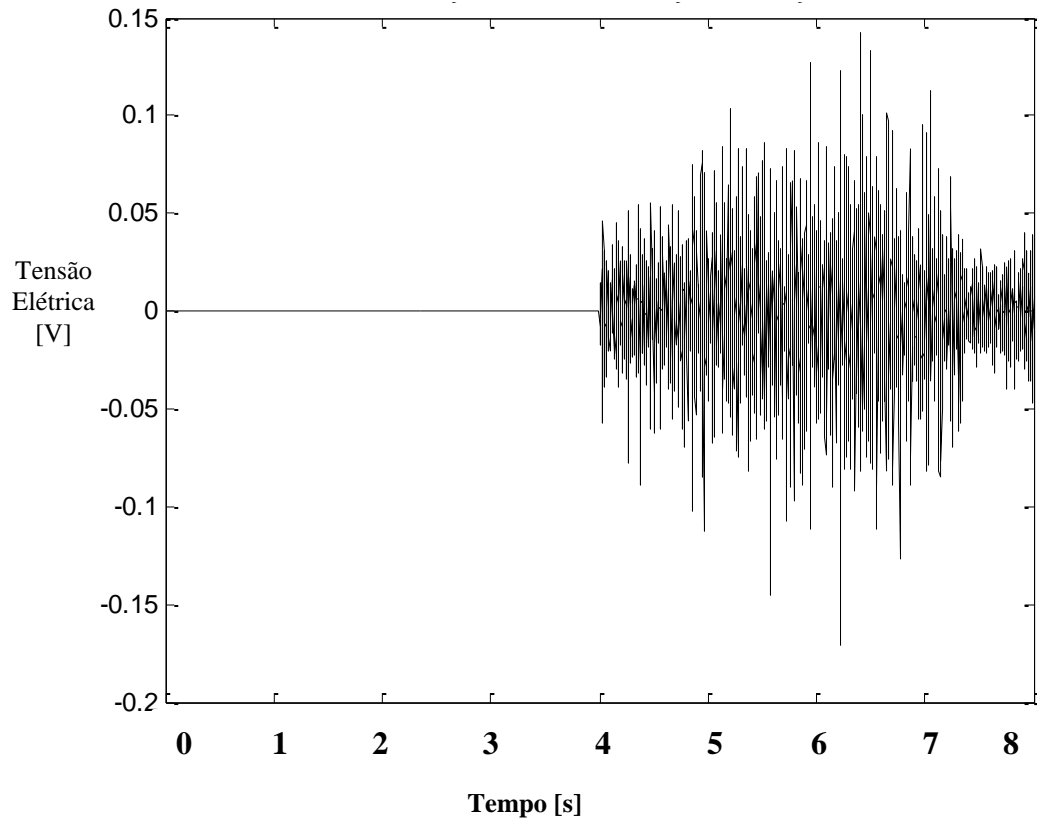


Figura 40 Sinal de EMG: Movimento de contração da mão e elevação do braço.

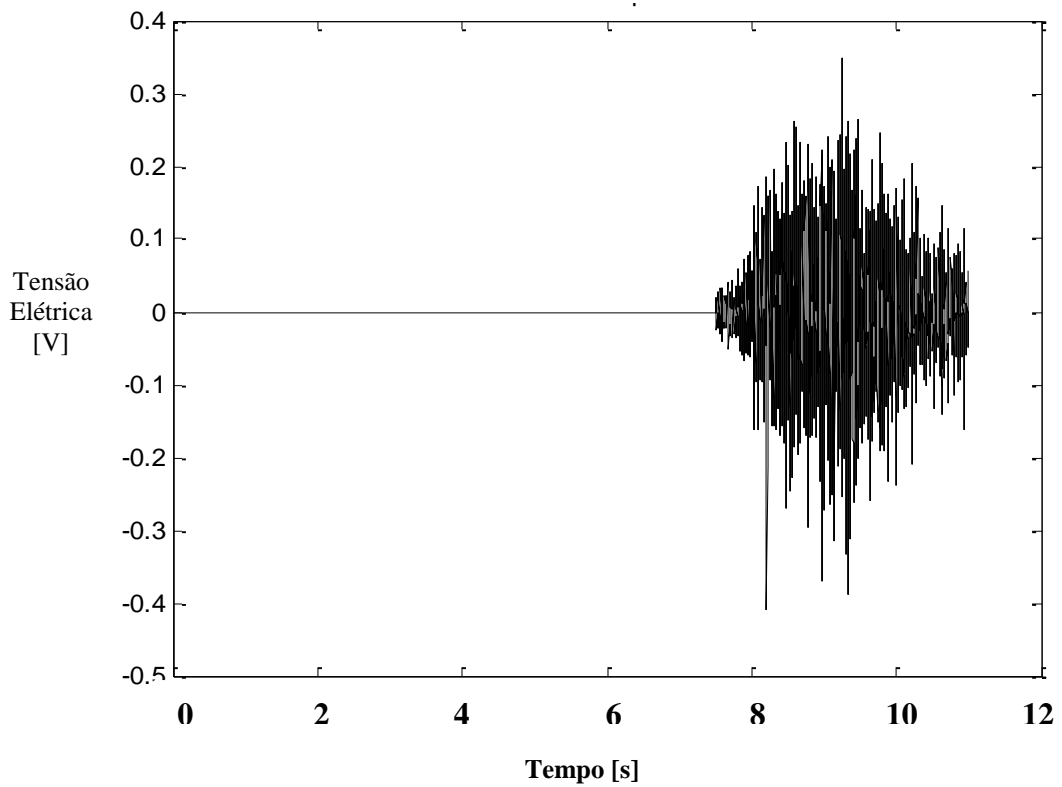


Figura 41 Sinal de EMG: Movimento de flexão do punho.

A Figura 42a apresenta o sinal bruto e o sinal segmentado do Canal 5 do músculo Braquiorradial. A Série 3 - Canal 5 apresentou diversos segmentos ativos demonstrando que vários movimentos executados (nesta Série 3), pelo voluntário, estão relacionados ao músculo Braquiorradial. Figura 43.

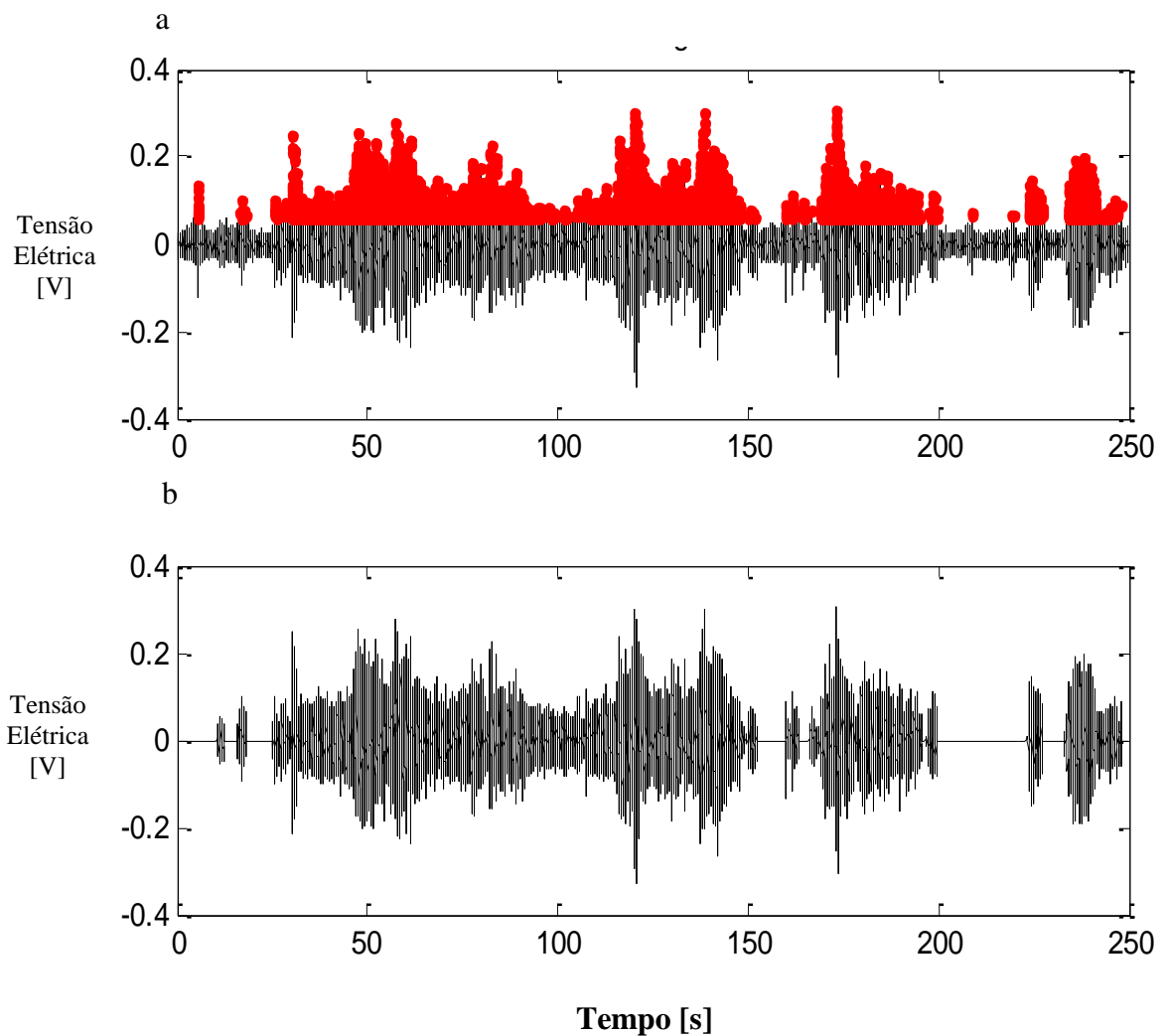
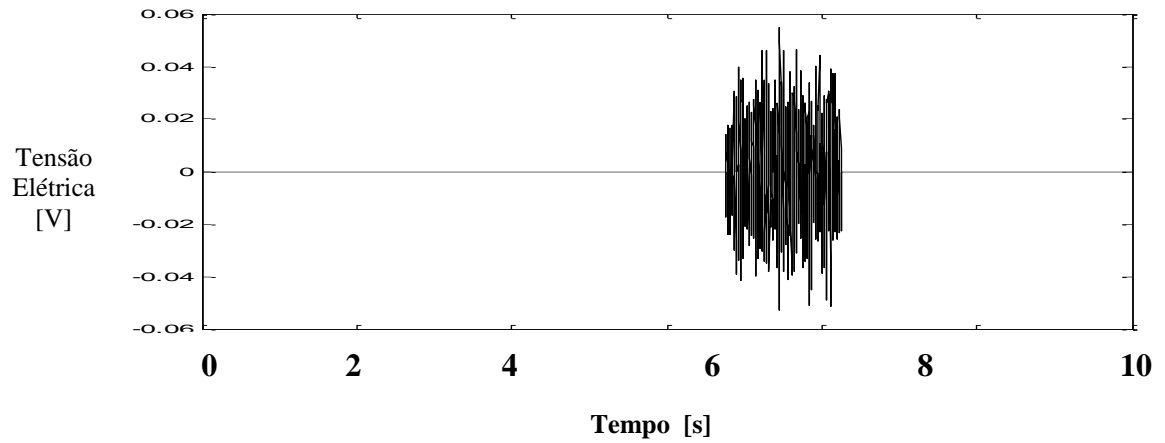
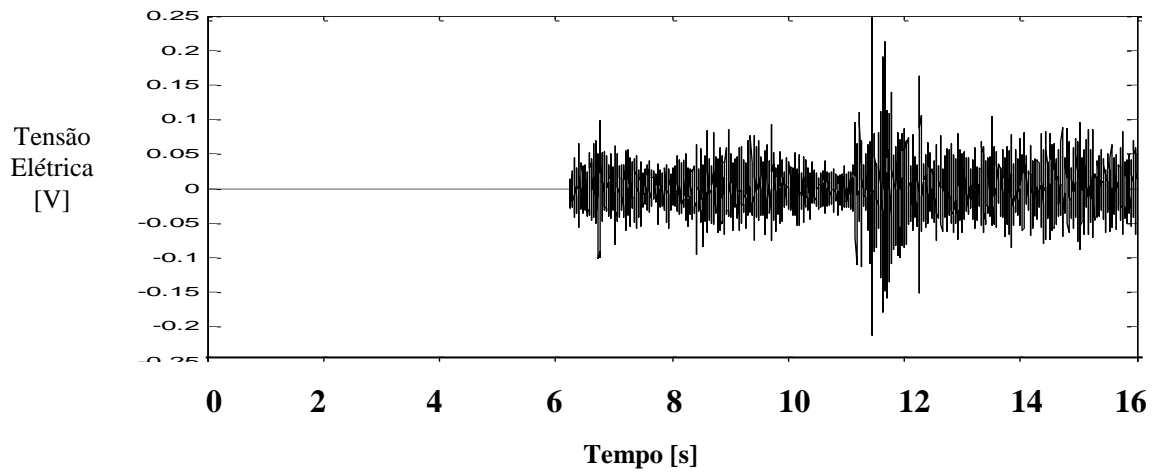


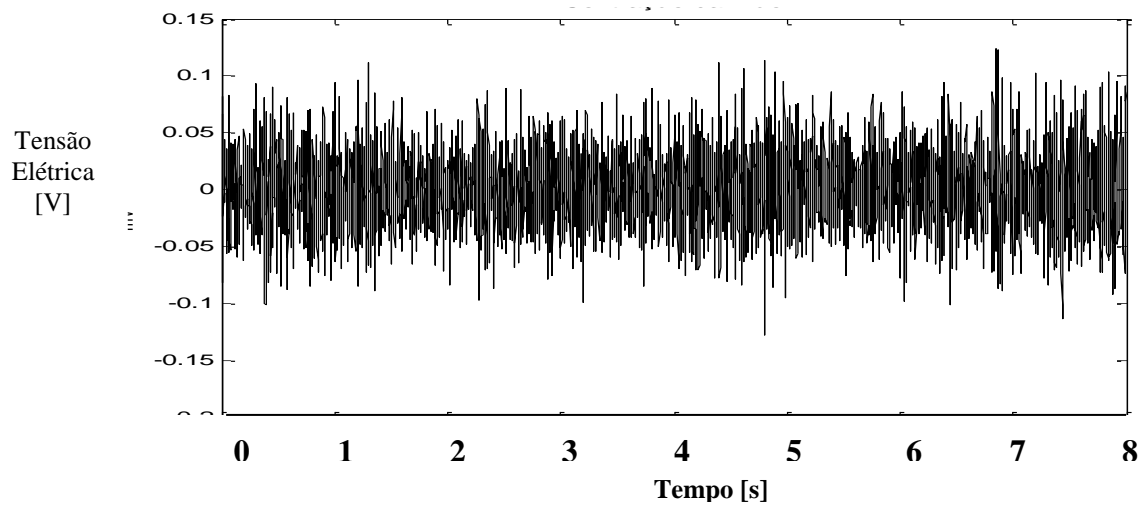
Figura 42 a) Sinal de EMG totalmente ativo e b) Sinal segmentado.



a) Contração da mão e elevação do braço



b) Flexão do antebraço



c) Contração da mão

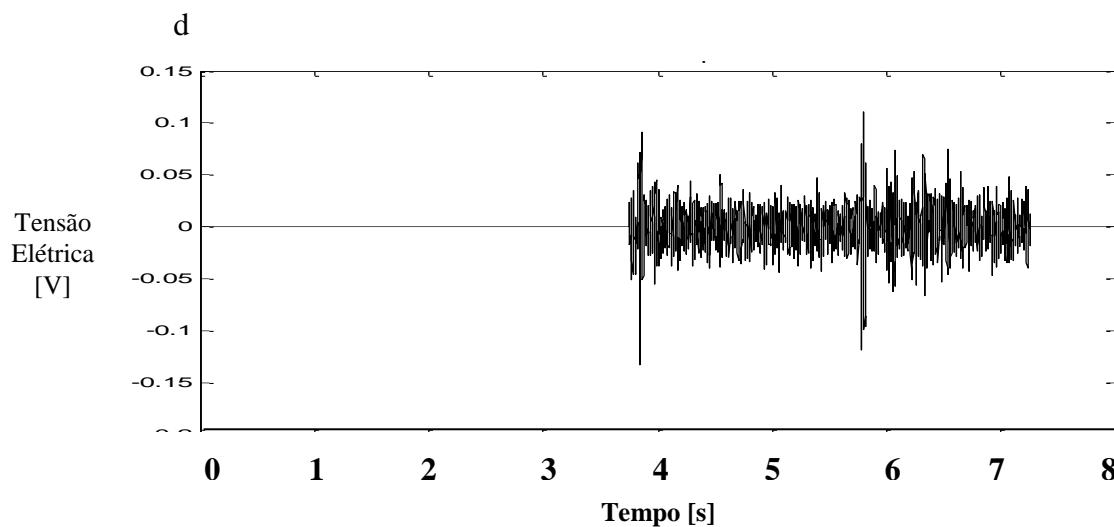


Figura 43 Movimentos: a) contração da mão e elevação do braço, b) Flexão do antebraço, c) Contração da mão e d) Flexão do punho.

4.1.1 Resultado das extrações das características do Voluntário um, com a transformada de Wavelet

A Wavelet mãe que foi selecionada para extrair as características é a Daubechies, já que esta função da Wavelet é assimétrica e tem filtros de longitudes $2n$. As características obtidas foram o resultado da segmentação das janelas de 250 ms, com 4 níveis de decomposição. Na Figura 44 é apresentado os modos de decomposição das aproximações e na Figura 45 os detalhes.

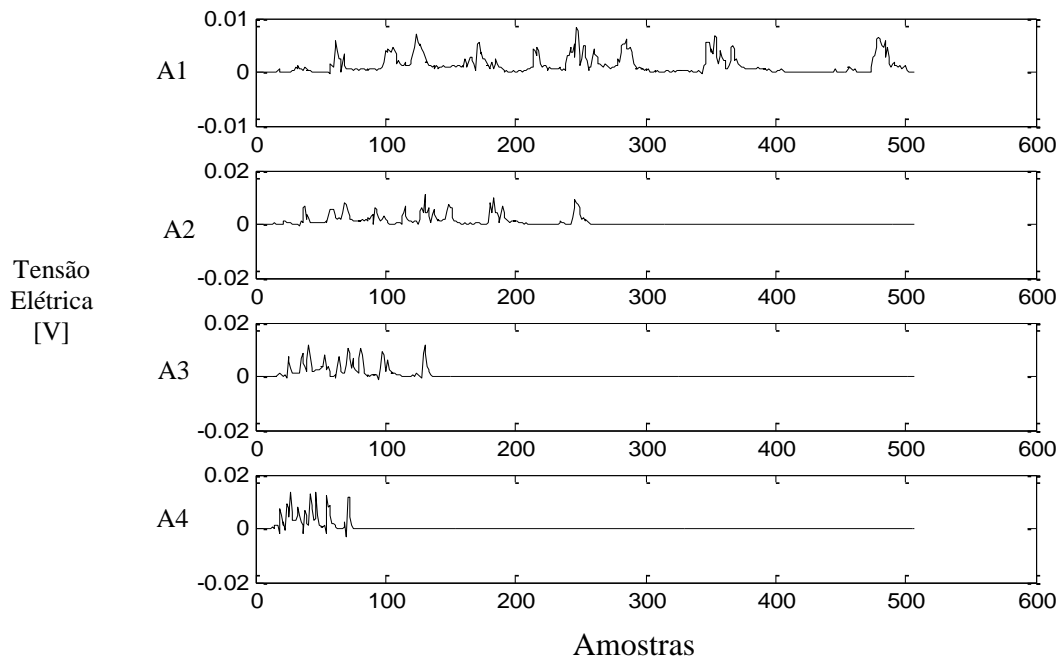


Figura 44 Aproximações da Transformada de Wavelet do sinal EMG do canal 0.

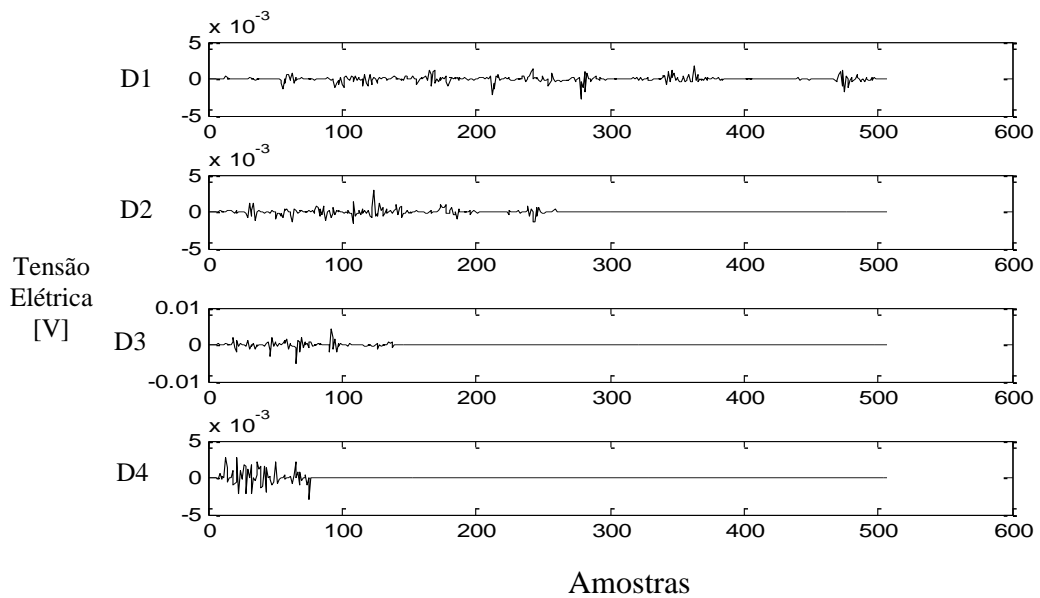


Figura 45 Detalhes da Transformada de Wavelet do sinal EMG do canal 0.

Com base nesta transformada as características são determinadas como indicado na Figura 27. Oito canais são utilizados com cinco características cada.

4.1.2 Resultados do reconhecimento dos movimentos em cada canal como RNA para o voluntário um

Os resultados esperados são os reconhecimentos dos movimentos, de cada série, em todos os oito canais. A entrada da rede corresponde às seis características. A série selecionada correspondia a 17 movimentos e foram selecionados 15 movimentos, pois 2 ficaram abaixo do limiar determinado. Os padrões para treinar a rede foram com três camadas ocultas e 20 neurônios em camadas oculta, com a função de ativação Tangente sigmóide, com um valor da taxa de aprendizagem de 0,095 e épocas de treinamento de 10000. A Figura 46 apresenta os resultados encontrados. Para o Voluntário 1 foi utilizado uma taxa de 40% dos valores de CVM para a segmentação da janela de forma manual. Os ensaios realizados com este candidato foram com todos os eletrodos posicionados e por consequência com todos os canais do EMG ativos. Na Tabela 8, encontram-se as porcentagens dos movimentos identificados pela rede em cada canal. Os movimentos são:

- M1 = Contração da mão e elevação do braço;
- M2= Flexão do antebraço;
- M3= Contração da mão;
- M4= Rotação do braço;
- M5 =Rotação do braço;
- M6= Contração da mão;
- M7= Flexão do antebraço;
- M8= Extensão do punho;
- M9= Contração mão e elevação do braço
- M10= Rotação da flexão do antebraço;

- M11=Rotação do braço e contração da mão;
- M12=Flexão do punho;
- M13=Flexão do punho;
- M14=Rotação e flexão do antebraço;
- M15=Extensão e flexão do punho;

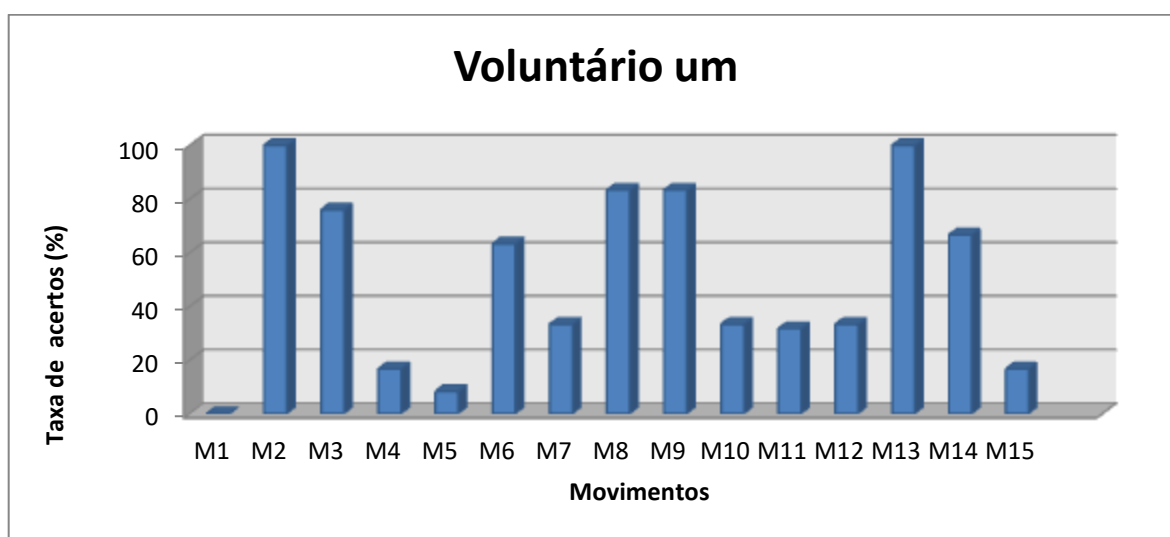


Figura 46 Resultados do voluntário 1, dos movimentos da série um.

Para o Voluntário 1 foi utilizado uma taxa de 40% dos valores de CVM para a segmentação da janela de forma manual. Os ensaios realizados com este candidato foram com todos os eletrodos posicionados e por consequência com todos os canais do EMG ativos. Na Tabela 8, encontram-se as porcentagens dos movimentos identificados pela rede em cada canal. Os movimentos são:

- M1 = Contração da mão e elevação do braço;
- M2= Flexão do antebraço;
- M3= Contração da mão;
- M4= Rotação do braço;
- M5 =Rotação do braço;
- M6= Contração da mão;
- M7= Flexão do antebraço;
- M8= Extensão do punho;
- M9= Contração mão e elevação do braço
- M10= Rotação da flexão do antebraço;
- M11=Rotação do braço e contração da mão;
- M12=Flexão do punho;
- M13=Flexão do punho;
- M14=Rotação e flexão do antebraço;
- M15=Extensão e flexão do punho;

Tabela 8 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.

MOVIMENTOS	(%)
M1	0
M2	100
M3	76,663
M4	16,777
M5	8,333
M6	63,333
M7	33,333
M8	83,333
M9	83,333
M10	33,333
M11	31,772
M12	33,313
M13	100
M14	66,777
M15	16,766

Na mesma Tabela 8 se observa que ocorreu uma grande dificuldade, para reconhecer principalmente os movimentos chamados de: Contração da mão e elevação do braço, rotação do braço, flexão do antebraço, rotação e flexão do antebraço, rotação do braço e contração da mão, rotação e flexão do antebraço, extensão e flexão do punho.

4.2 VOLUNTÁRIO DOIS

Para o voluntário dois, foi selecionada a série um, onde se encontram os seguintes movimentos: Rotação do braço, extensão e flexão do punho, flexão do antebraço, rotação e flexão do antebraço, extensão e flexão do punho, flexão do antebraço, contração da mão, flexão do punho, contração da mão, contração da mão e elevação do braço, rotação e flexão do antebraço, rotação do braço e contração da mão, rotação do braço, extensão do punho, flexão do punho, rotação do braço e contração da mão, contração da mão e elevação do braço.

A Figura 47 apresenta os oito sinais de EMG, onde se pode observar que os canais três e sete apresentam sinal eletromiográfico com nível de ruído considerável, devido a problemas relacionados ao posicionamento e provável deslocamento dos eletrodos. Estes canais foram desconsiderados na posterior análise.

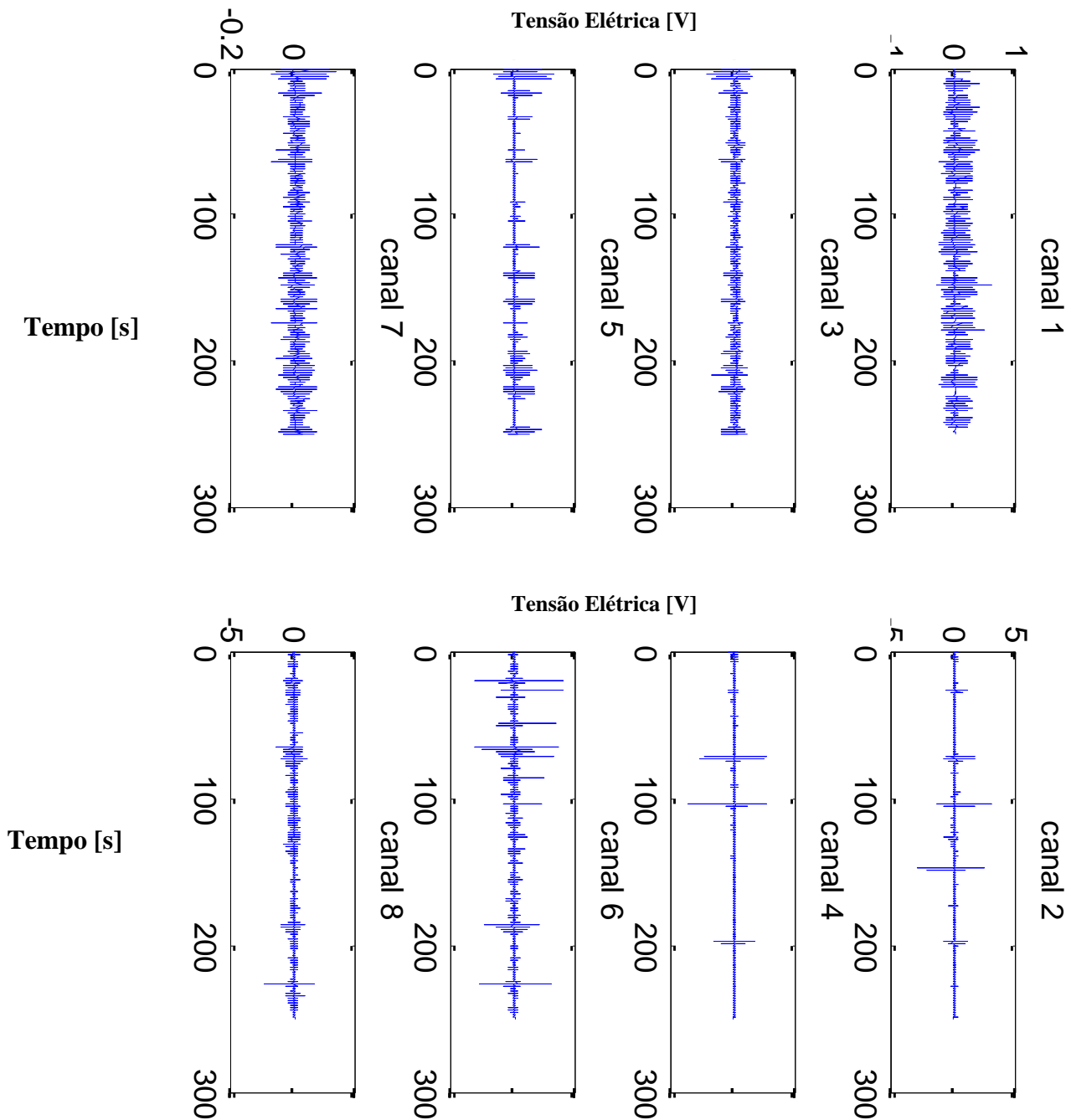


Figura 47 O sinal EMG com os oito canais, da série um.

Como exemplo, foi selecionado o canal 0 como é mostrado na Figura 48a, onde os trechos na cor vermelha indicam partes ativas do sinal, ou seja, os MUAPS. A Figura 48b apresenta a respectiva segmentação do sinal bruto.

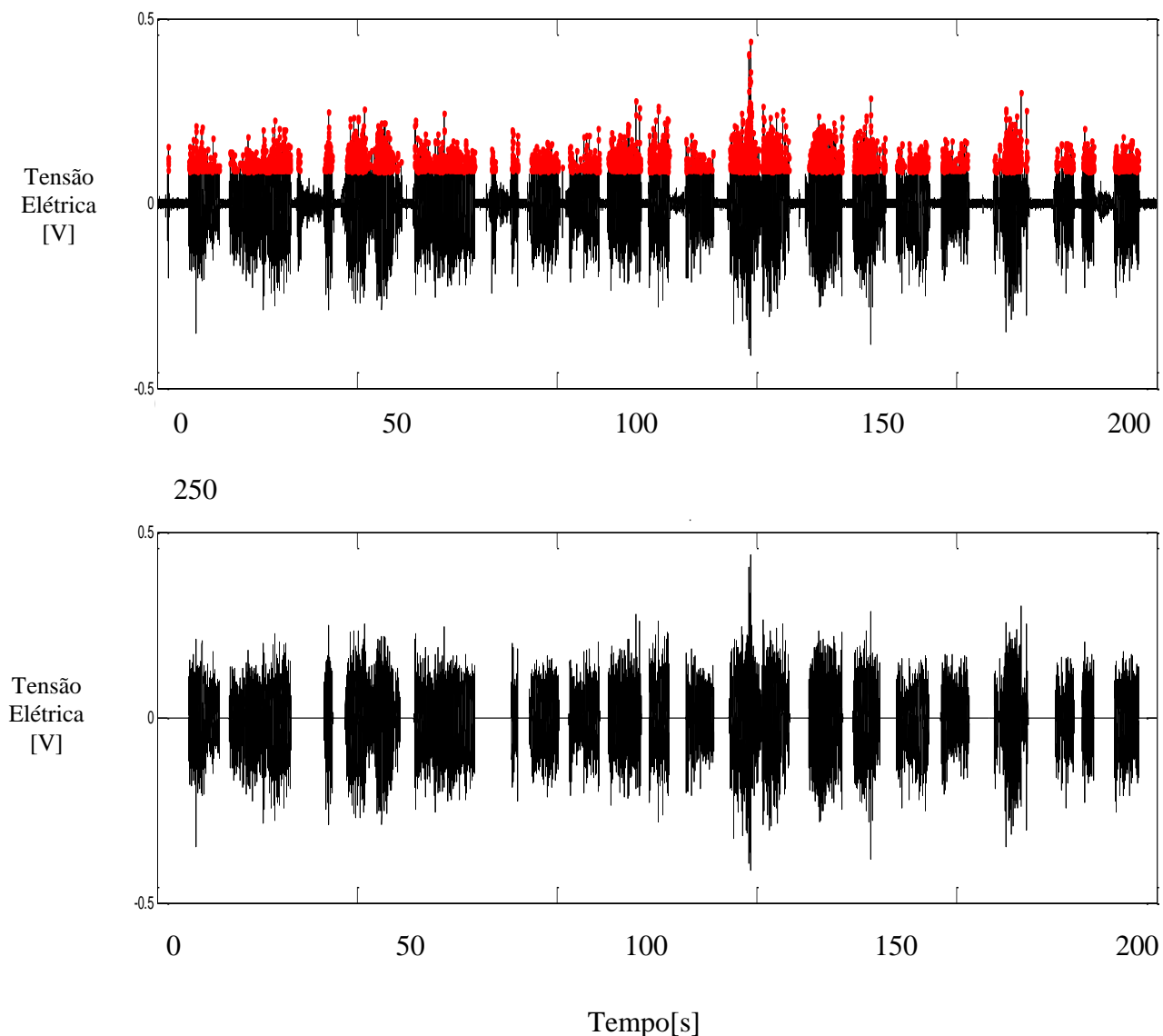
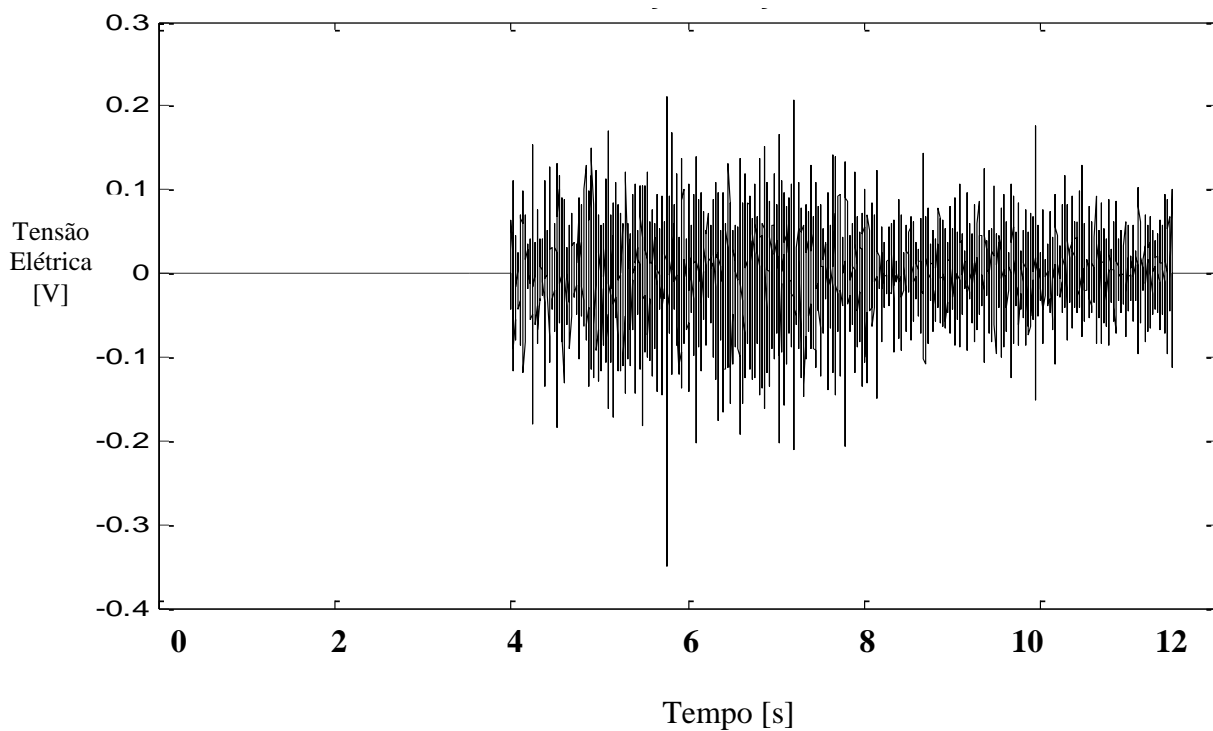


Figura 48 a) Sinal EMG do canal 0 com a identificação dos MUAP e b) Segmentação do sinal EMG do canal 0.

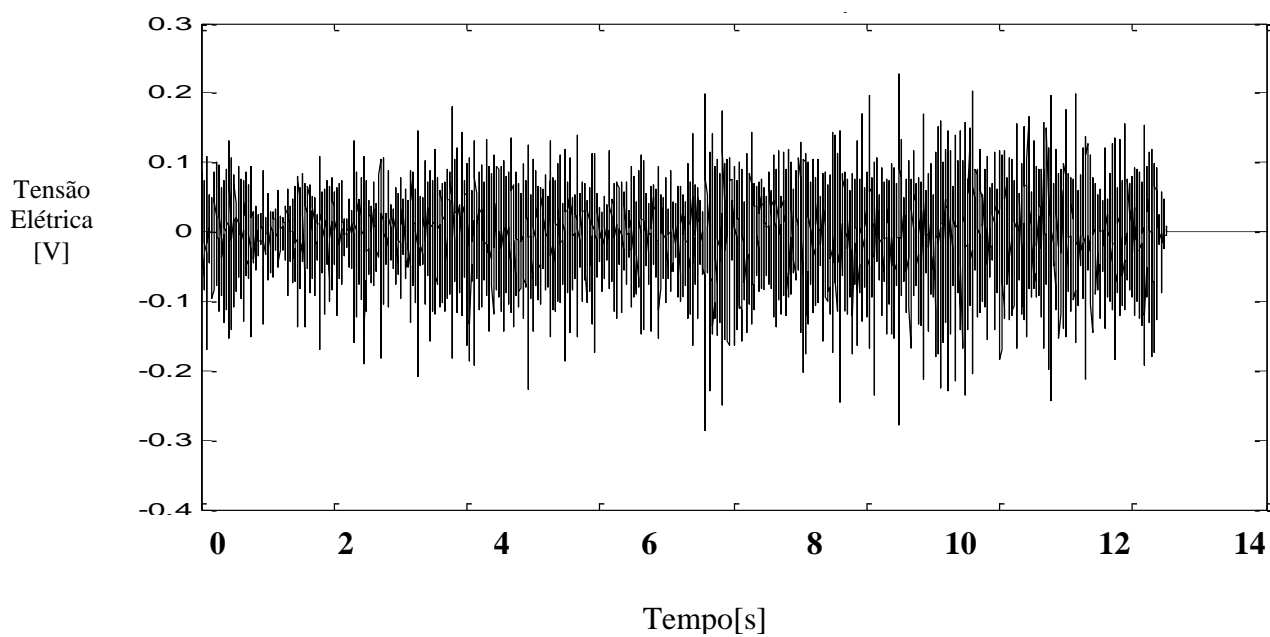
Após a segmentação do sinal é realizado a seleção dos trechos de interesse de acordo com os tempos pré-determinados dos movimentos de referência (movimentos virtuais ou

vídeos). A Figura 49 apresenta a seleção ou recorte dos trechos, do sinal anteriormente segmentado, para os movimentos: rotação do braço, extensão e flexão do punho, flexão do antebraço e contração da mão.

a) rotação do braço



b) Movimento extensão e flexão do punho



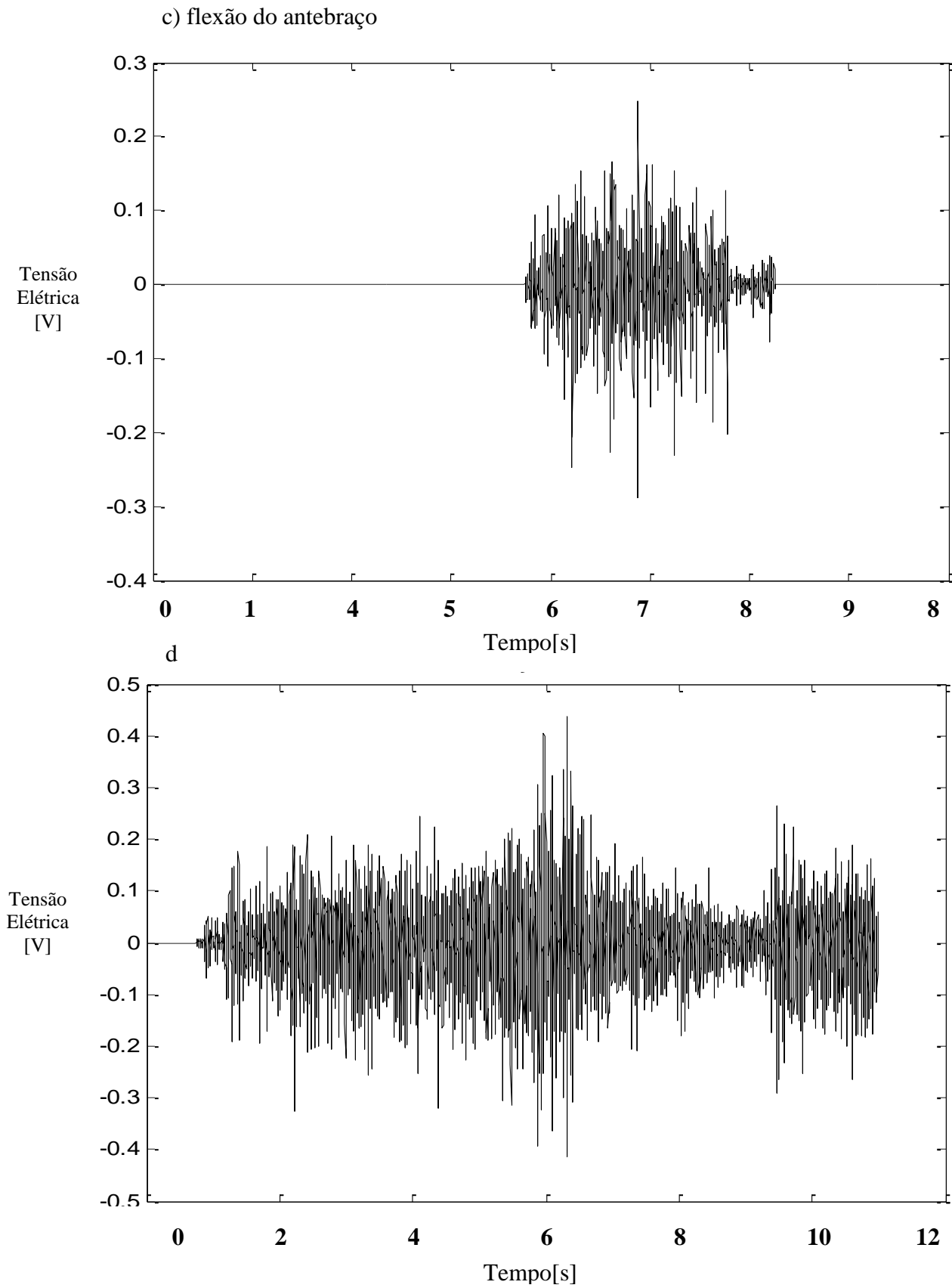


Figura 49 Recorte dos movimentos: a) rotação do braço b) movimento extensão e flexão do punho, c) flexão do antebraço e d) contração da mão.

A Wavelet mãe selecionada para extrair as características de cada movimento foi à mesma do voluntário um. Então para o voluntário dois foi utilizado o mesmo procedimento; Resultados do reconhecimento dos movimentos em cada canal com a RNA para o voluntário dois

Os resultados esperados são os reconhecimentos dos movimentos em todos os oito canais. A entrada da rede corresponde às cinco características dos momentos estatísticos. As saídas desejadas correspondem aos 16 movimentos que se quer reconhecer. A Rede implementada e a configuração é a mesma do voluntário um. Os resultados desta rede estão na Figura 50, onde são reconhecidos os movimentos dos oito canais do voluntário dois com a série um.

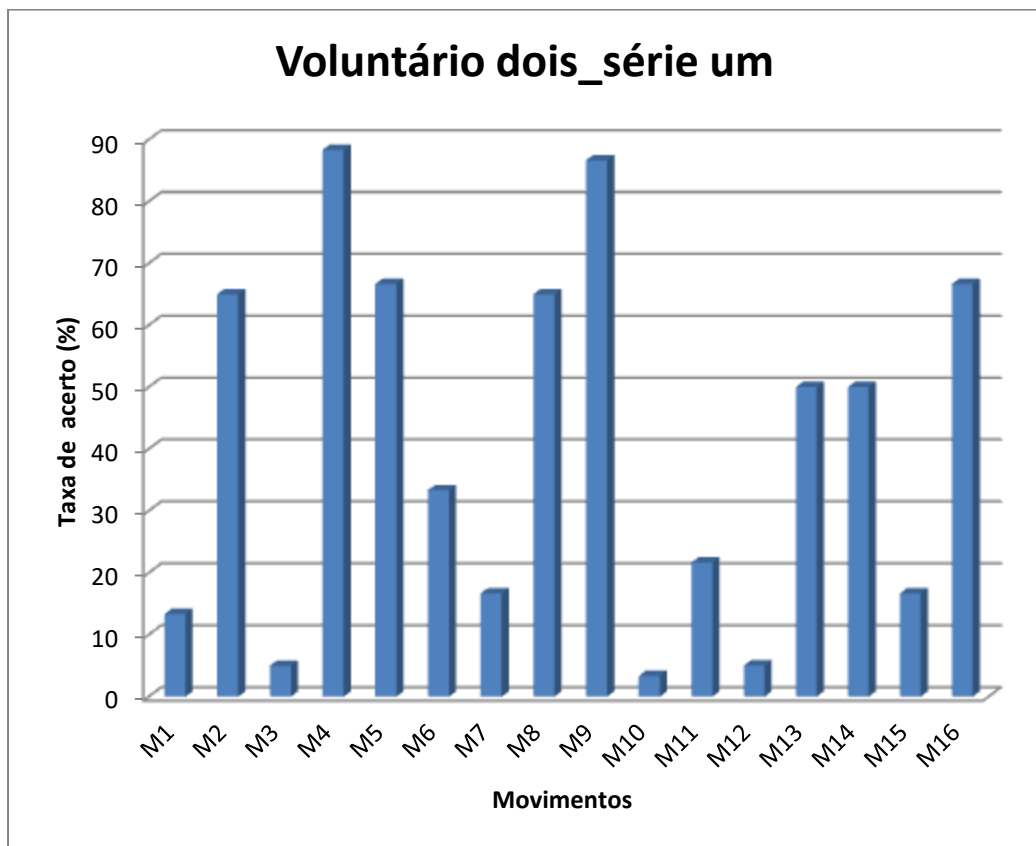


Figura 50 Resultados da taxa de acerto como os movimentos da série um.

Para o reconhecimento dos movimentos executados pelo Voluntário 2 da série um, foi utilizada uma taxa de 50% da contração voluntária máxima (CVM) como limiar, e foram processados todos os 8 canais. Os maiores problemas encontrados no reconhecimento do sinal foram os movimentos: rotação do braço com uma taxa de acerto de 13%, 4,9% para o movimento de flexão do antebraço, 16,6% para o movimento de contração da mão, 3,3% para a flexão do punho, 5% para a contração da mão e 5% para a elevação do braço e extensão do punho. Parte dos erros se deve ao fato de que os canais 3 e 7 apresentam baixa qualidade, porém no momento de fazer o processamento do sinal, e prejudicam a resposta do RNA. A Tabela 9 apresenta as taxas de acerto para este ensaio.

Tabela 9 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos do Voluntário dois com a série um.

MOVIMENTOS	(%)
M1	13,333
M2	65,523
M3	4,922
M4	88,311
M5	66,77
M6	33,333
M7	16,777
M8	65,722
M9	86,722
M10	3,333
M11	21,777
M12	5
M13	50,182
M14	50,333
M15	16,777
M16	66,772

Com este voluntário foi possível realizar ensaios com outra série também (chamada Série 2). Nesta Série 2 os movimentos executados foram: Extensão do punho, extensão e flexão do punho, rotação do braço e contração da mão, flexão do antebraço, rotação do braço, flexão do antebraço, rotação do braço, flexão do antebraço, rotação do braço, extensão do

punho, rotação e flexão do antebraço, contração da mão e elevação do braço, rotação do braço e contração da mão, contração da mão, flexão do punho, rotação e flexão do antebraço, extensão e flexão do punho. Pode-se perceber pela Figura 51 a taxa de acerto dos movimentos desta série. O único movimento não reconhecido pela RNA foi o de extensão do punho. Esta série apresenta alguns pontos importantes em ensaios com EMG: o treinamento do uso do sistema por parte do voluntário é um fator extremamente importante. Com várias outras séries, repetições entre séries e novos ensaios provavelmente as taxas de acerto seriam melhores em função da melhor execução dos movimentos por parte dos voluntários. Em função de prazos não foi possível realizar um estudo mais aprofundado de causas e efeitos e sua relação com as taxas de acerto do sistema, assim como, uma maior quantidade de ensaios e de voluntários. Portanto, a abordagem adotada neste trabalho foi mais com o objetivo de demonstrar o funcionamento do sistema e comprovar a possibilidade real de utilizar sinais de EMG e uma simples RNA na caracterização de movimentos do segmento mão-braço. A Tabela 10 apresenta os percentuais para cada um dos movimentos.

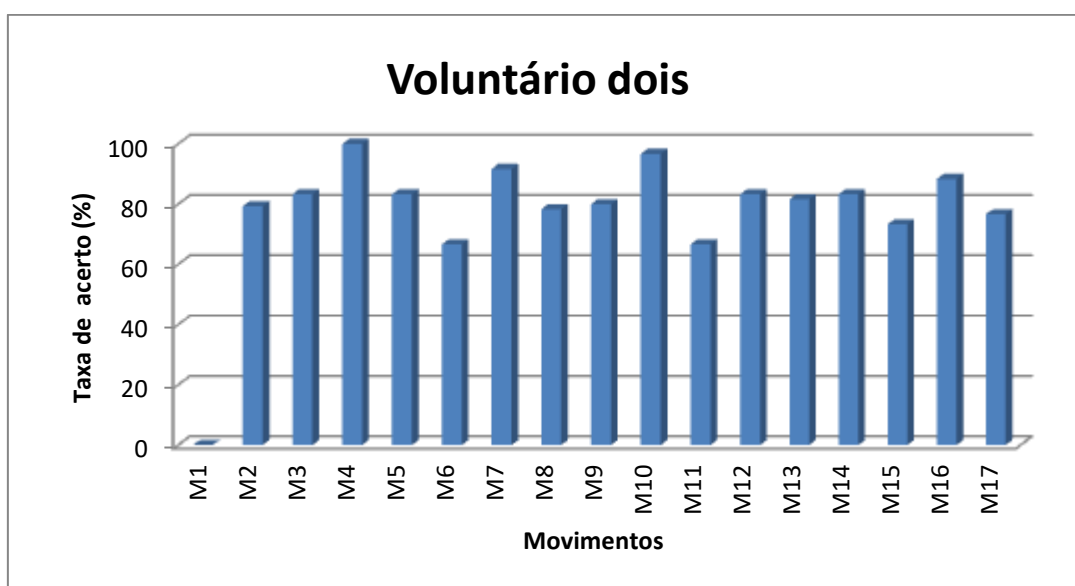


Figura 51 Resultados da taxa de acertos como os movimentos da série dois.

Tabela 10 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.

Movimentos	%
M1	0
M2	79,333
M3	83,322
M4	100
M5	83,322
M6	66,771
M7	91,753
M8	78,333
M9	80,79
M10	97,333
M11	66,777
M12	83,332
M13	81,722
M14	83,332
M15	73
M16	88,325
M17	77,55

4.3 VOLUNTÁRIO TRÊS

Para o voluntário três, foi selecionada a série dois, onde o conjunto de movimentos é: Extensão do punho, extensão e flexão do punho, rotação do braço e contração da mão, flexão do antebraço, rotação do braço; flexão do antebraço, rotação do braço, flexão do antebraço, rotação do braço, extensão do punho, rotação flexão do antebraço, contração da mão e elevação do braço, rotação do braço e contração da mão, contração da mão, flexão do punho, rotação e flexão do antebraço, extensão e flexão do punho. A Figura 52 apresenta os oito canais deste ensaio.

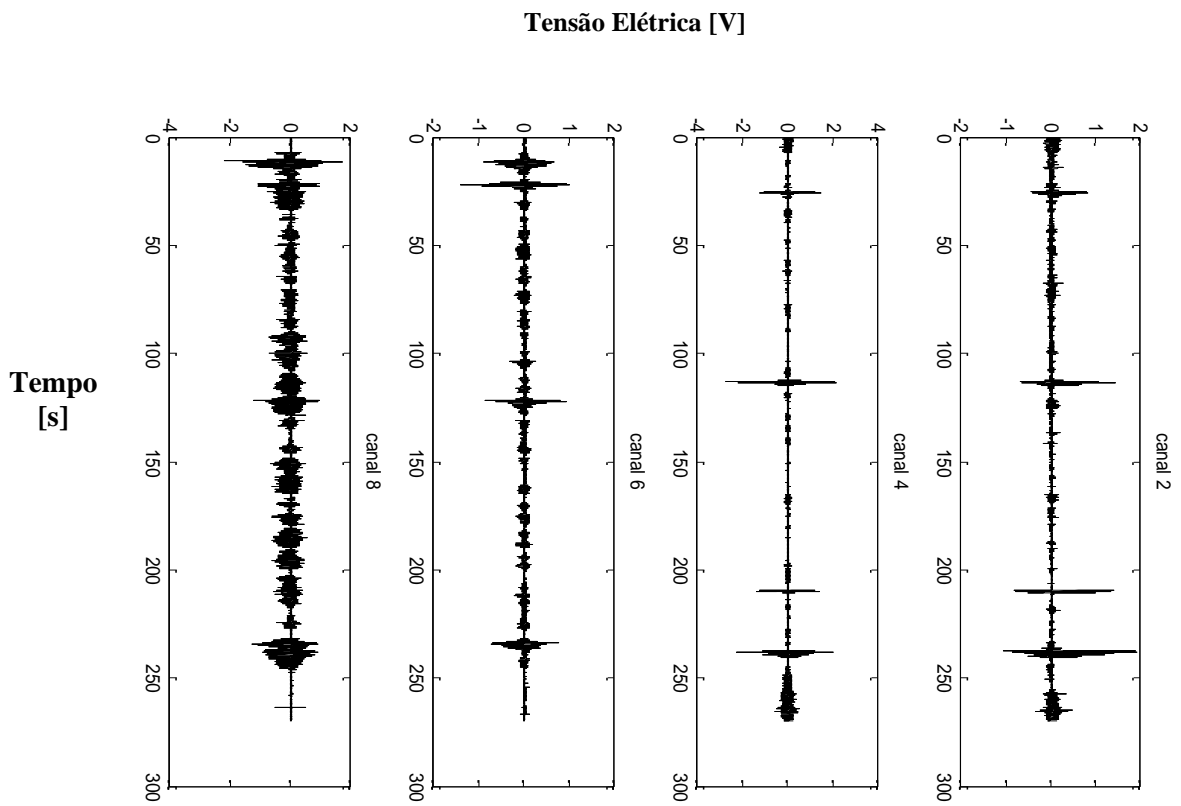
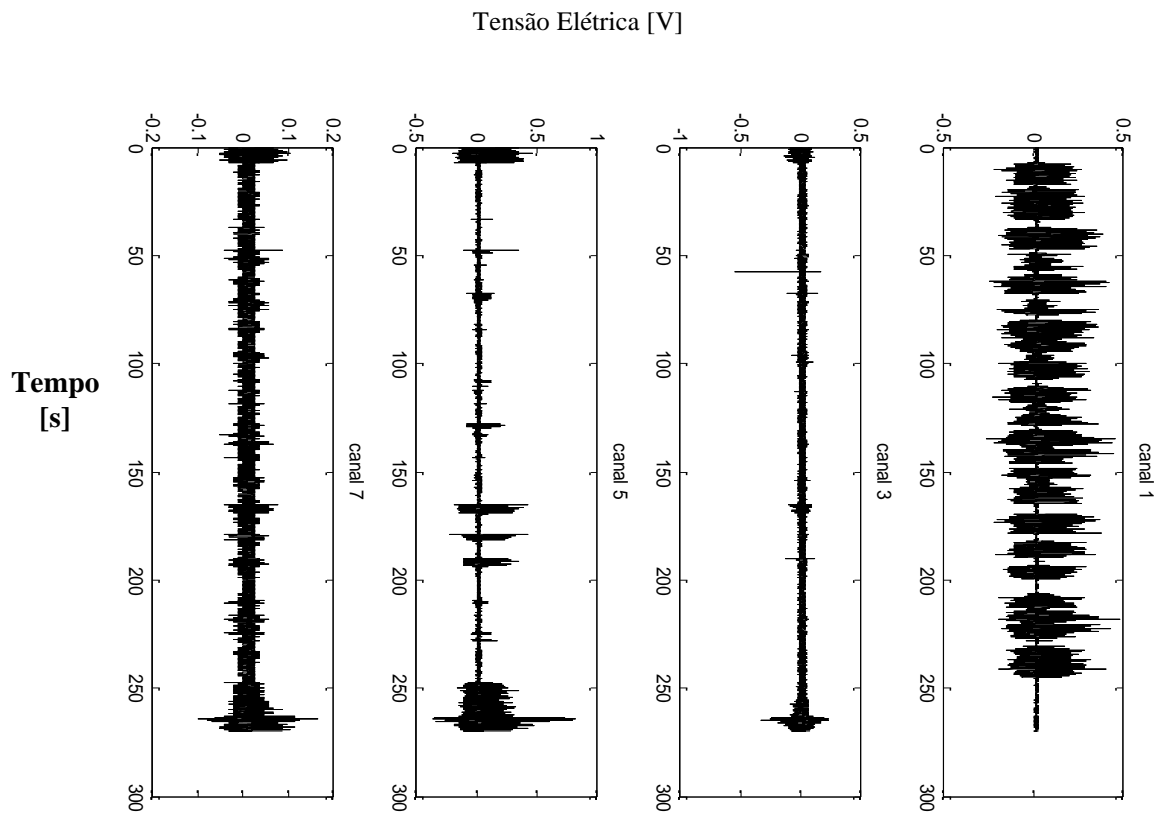


Figura 52 O sinal EMG com os oito canais, da série dois.

A Figura 53 apresenta, como exemplo, o sinal bruto do Canal 0 e a correspondente segmentação (conforme método apresentado no Capítulo 3).

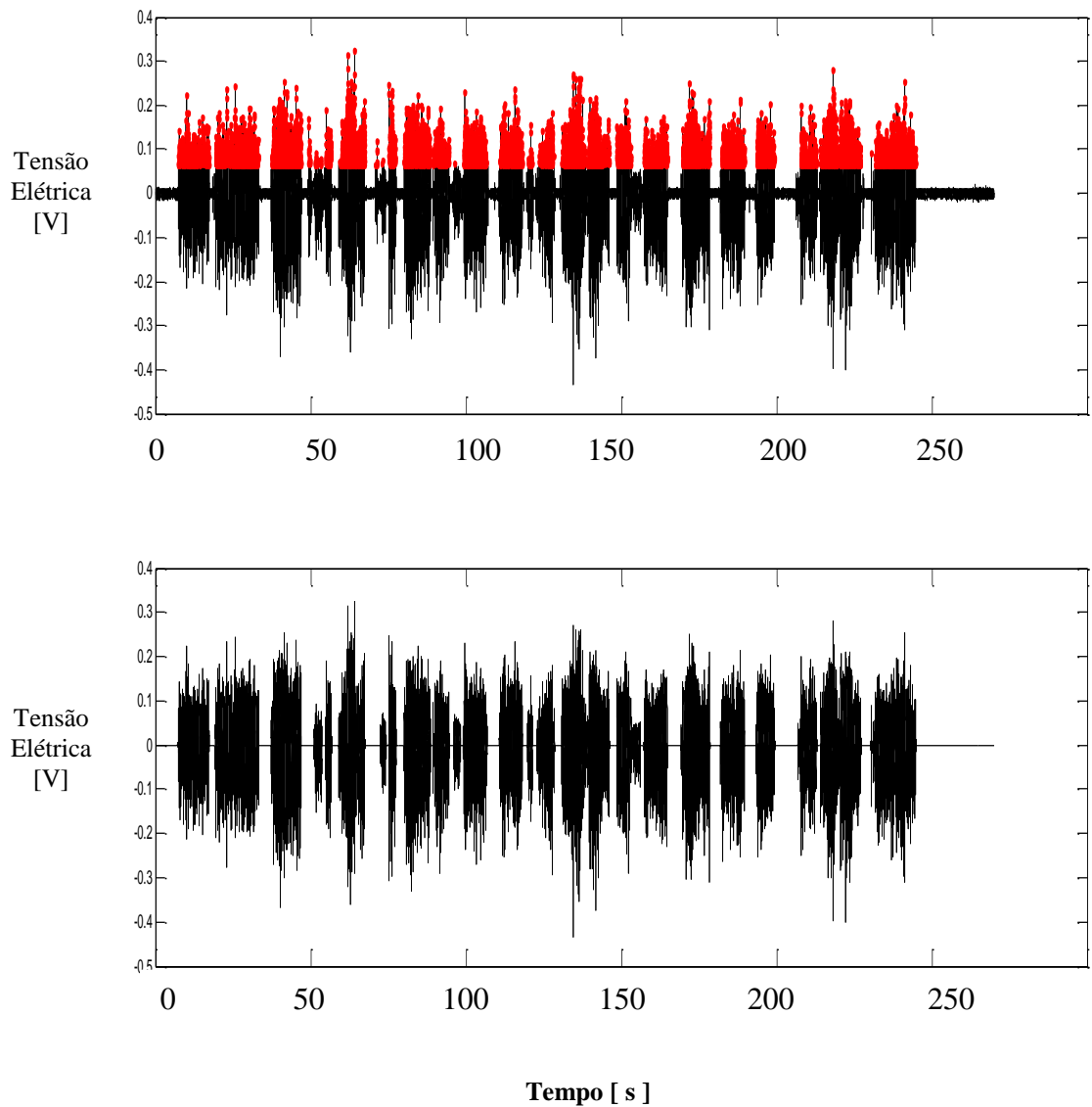


Figura 53 Sinal EMG do canal 0, com (a) identificação dos MUAP e (b) Segmentação do sinal EMG do canal 0.

Da mesma forma que nos ensaios anteriores, os procedimentos executados são os mesmos, ou seja, os sinais são pré-processados, segmentados e suas correspondentes características são obtidas, ou seja, são as entradas da RNA.

Os sinais são recortados e as características são extraídas com a Transformada de Wavelet. Com as características extraídas se forma as entradas da RNA. As configurações da rede são as mesmas dos ensaios anteriores. Como resultado de toda a metodologia proposta se obtém as taxas de acerto apresentadas na Figura 54. Os movimentos reconhecidos nos canais do voluntário três, são:

- M1 = extensão do punho,
- M2= extensão e flexão do punho,
- M3= rotação do braço e contração da mão,
- M4= flexão do antebraço,
- M5= rotação do braço,
- M6= flexão do antebraço,
- M7= rotação do braço e flexão antebraço,
- M8 = rotação do braço,
- M9 = extensão do punho,
- M10 = rotação e flexão do antebraço,
- M11 = contração da mão
- M12= elevação do braço,
- M13 = rotação do braço,
- M14= contração mão,
- M15 = rotação flexão antebraço

Estes movimentos foram os que tiveram a maior taxa de acerto, superior a 50 %. E os movimentos: contração da mão e flexão do Punho Não foram reconhecido com uma taxa de acerto 0%, como é apresentado na Tabela 11.

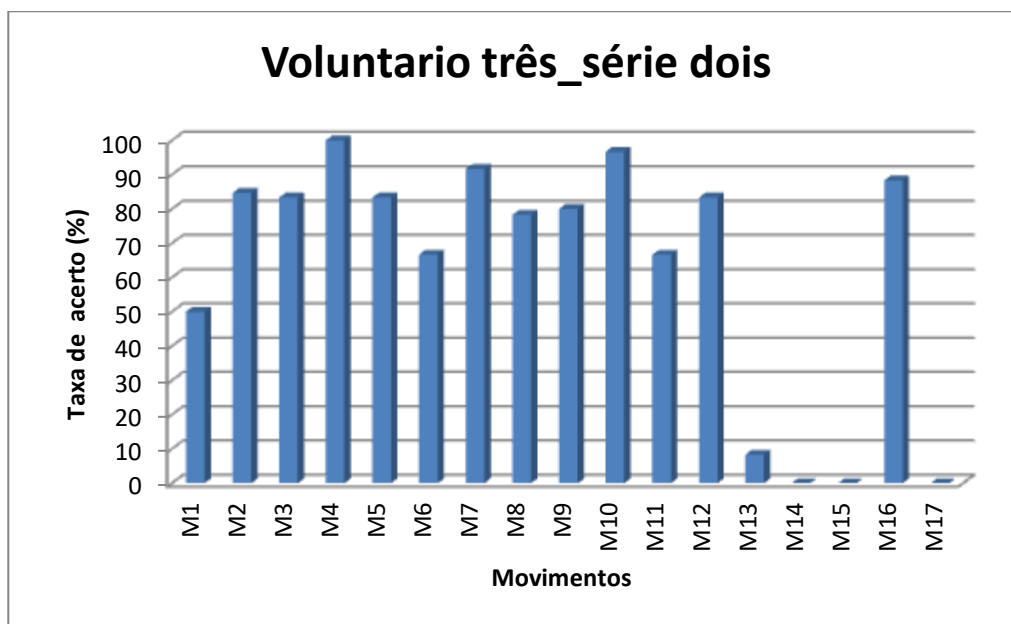


Figura 54 Resultados da taxa de acertos como os movimentos da série três.

Tabela 11 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.

Movimentos	%
M1	50,331
M2	84,7437
M3	83,333
M4	100
M5	83,333
M6	66,777
M7	91,7256
M8	78,333
M9	80,463
M10	96,758
M11	66,777
M12	83,333
M13	8,33
M14	0
M15	0
M16	88,333
M17	0

Para os ensaios do Voluntário três, selecionando a série um, foi utilizado o valor de 30% de CVM para o janelamento do sinal. A maior fonte de erro encontra-se nos movimentos Extensão do punho, Flexão do antebraço, contração da mão, flexão do punho, contração da mão e flexão do punho onde não foi possível reconhecer esses movimentos como se pode observar na Figura 55.

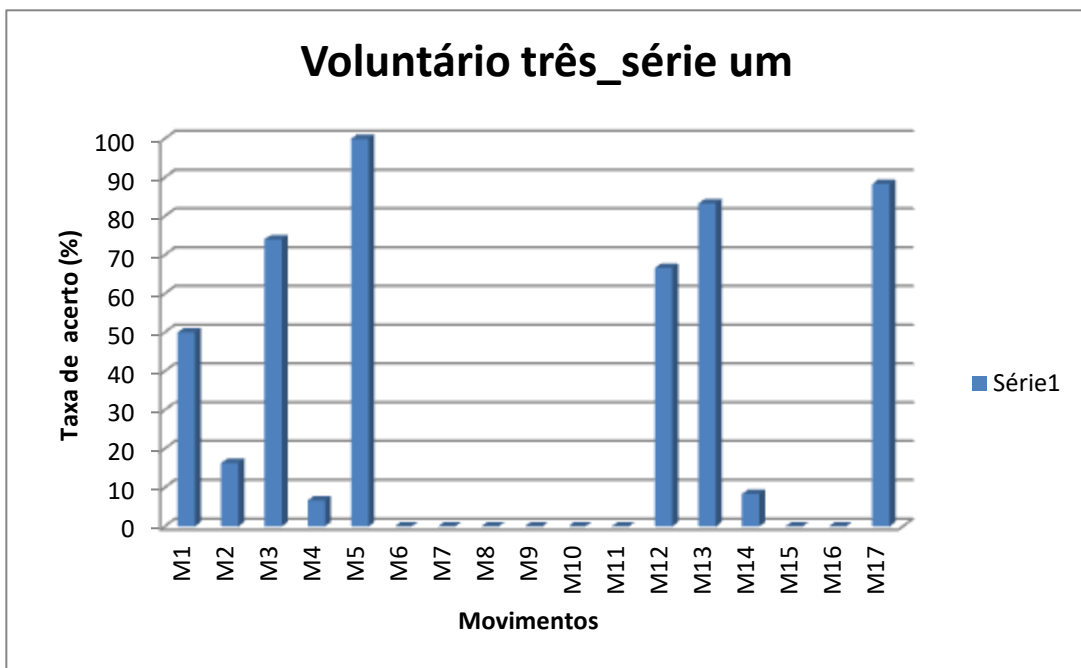


Figura 55 Resultados da taxa de acerto do Voluntário três como a série um.

Os movimentos que foram reconhecidos são os seguintes: rotação do braço, flexão do antebraço, rotação e flexão do antebraço, contração da mão, contração da mão e elevação do braço, rotação e flexão antebraço com uma taxa superior a 40%. 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. A Tabela 12 apresenta as porcentagens de cada movimento.

Tabela 12 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.

Movimentos	(%)
M1	50,253
M2	16,333
M3	74,259
M4	6,777
M5	100
M6	0
M7	0
M8	0
M9	0
M10	0
M11	0
M12	66,728
M13	83,333
M14	8,333
M15	0
M16	0

Nesta série três, a dificuldade de reconhecimento ocorreu nos movimentos: contração da mão e elevação do braço com uma taxa de acertos de 0%, 0% flexão do punho, 0% rotação e flexão do antebraço e extensão e flexão do punho 0% como é apresentado na tabela 13. Como o canal 3 e 7 foram excluído porque tinha muito ruído, então dificultava o processamento do sinal faz que erro de acerto aumente. Por isso o valor é 0% nestes movimentos. De maneira gráfica de pode observar na Figura 56 os movimentos do voluntário três da série três.

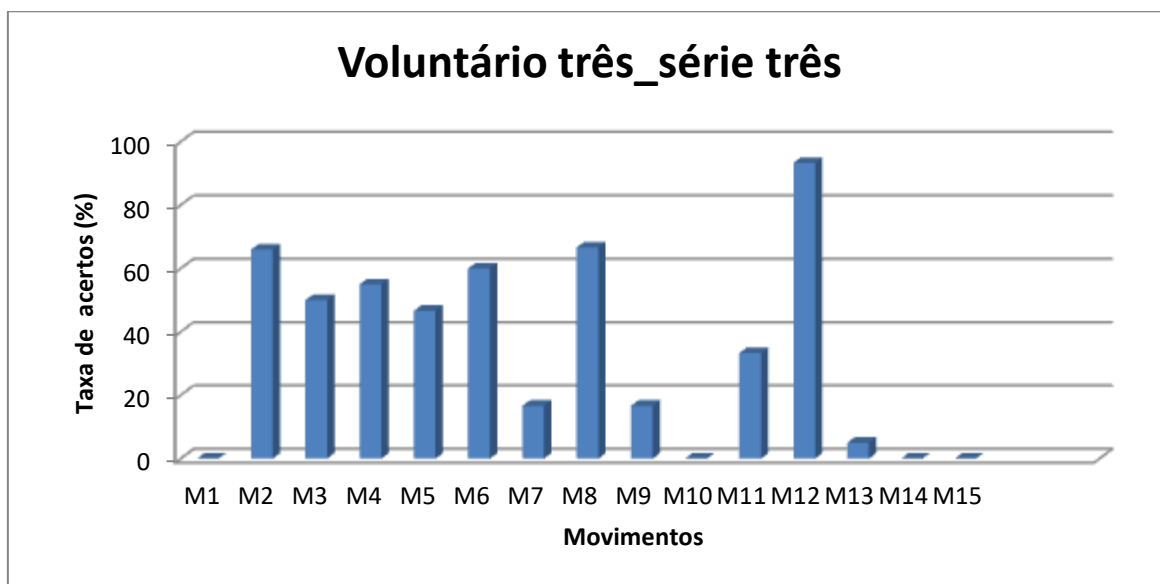


Figura 56 Resultados da taxa de acertos como os movimentos da série três.

Tabela 13 Porcentagem % dos Movimentos reconhecidos.

MOVIMENTOS	(%)
M1	0
M2	66,758
M3	50,546
M4	55,333
M5	46,777
M6	60,582
M7	16,771
M8	66,777
M9	16,777
M10	0
M11	33,333
M12	93,333
M13	5,555
M14	0
M15	0

5 COMPARAÇÕES DE MOVIMENTOS REPETIDOS ENTRE VOLUNTÁRIOS

A Figura 57 apresenta a taxa de acerto média-para o movimento de contração da mão e elevação do braço. A taxa de acerto média foi de 82,5%. Como pode-se perceber na Figura 57, o movimento de contração da mão e elevação do braço foi corretamente reconhecido em grande parte dos ensaios, com taxas de acerto superiores a 82,5%, exceto em alguns casos isolados dos Voluntários 1.

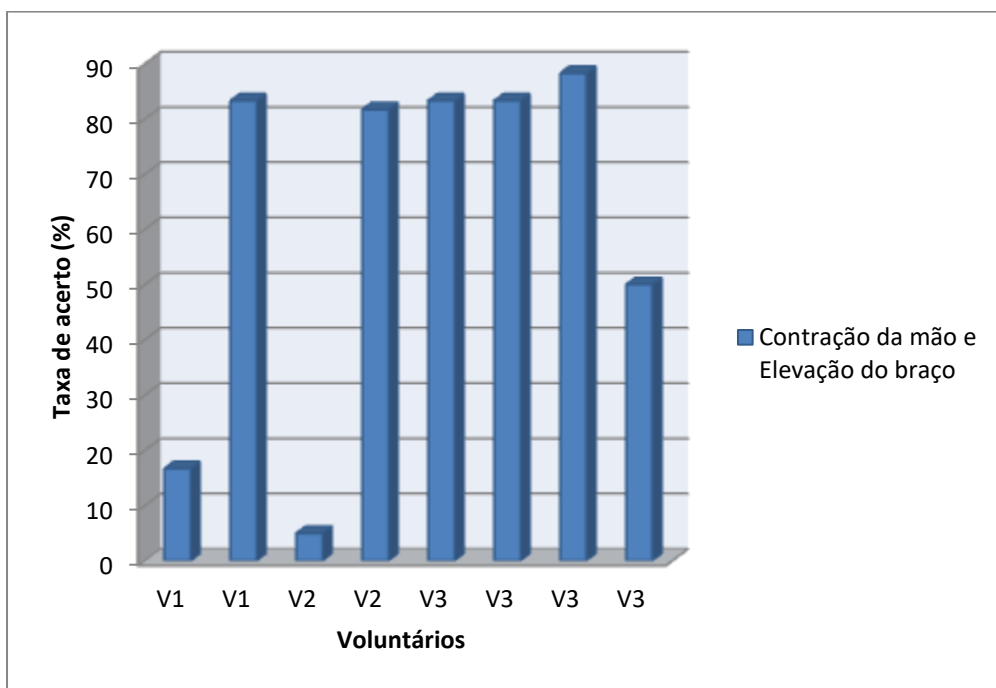


Figura 57 Resultados do movimento contração da mão e elevação do braço.

Os resultados do movimento flexão do antebraço encontram-se na Figura 58. Fazendo-se uma análise, percebe-se que se excetuando o Voluntário V2_1, a taxa de acerto média do movimento ficou abaixo de 5%. Isto se deve ao fato de que durante os ensaios não foi possível executar corretamente este movimento. A continuação deste trabalho irá avaliar de

forma mais coerente a realização de alguns movimentos que não são os mais funcionais do segmento mão-braço.

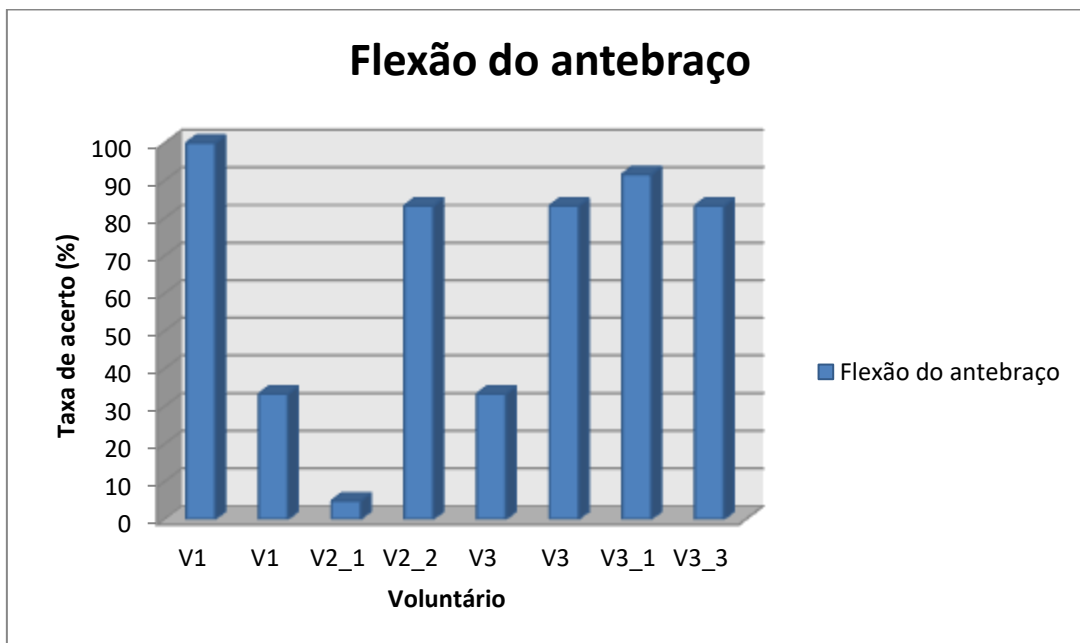


Figura 58 Resultados do movimento flexão do antebraço.

A Figura 59 apresenta a média da taxa de acerto para o movimento de flexão do braço para todos os Voluntários. Este movimento apresentou a menor taxa de acerto com uma taxa média de 10,8%.

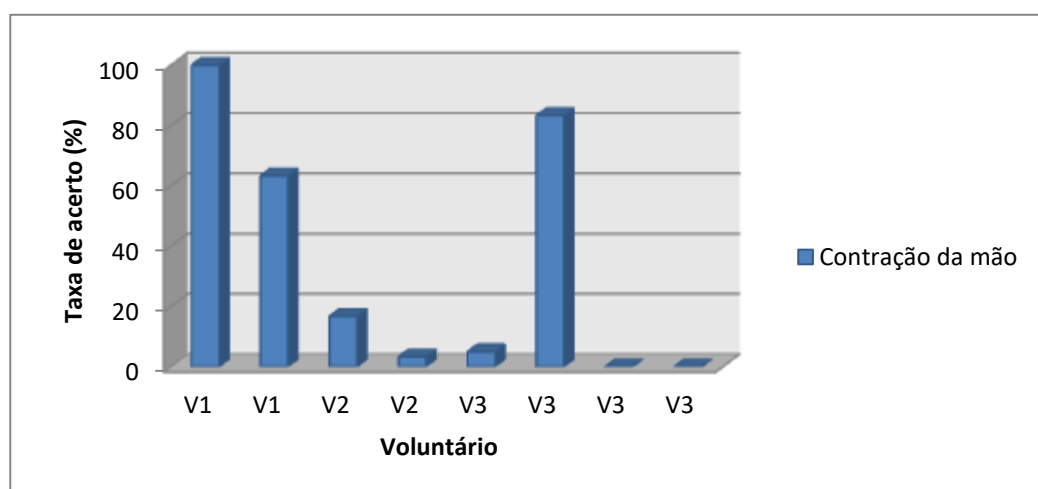


Figura 59 Resultados do movimento flexão do antebraço.

O movimento de rotação do braço apresentou taxas de acertos média inferiores a 57,5% no sistema, como é apresentado na Figura 60. Para o voluntário V2_1, a taxa de acertos média do movimento é 0%.

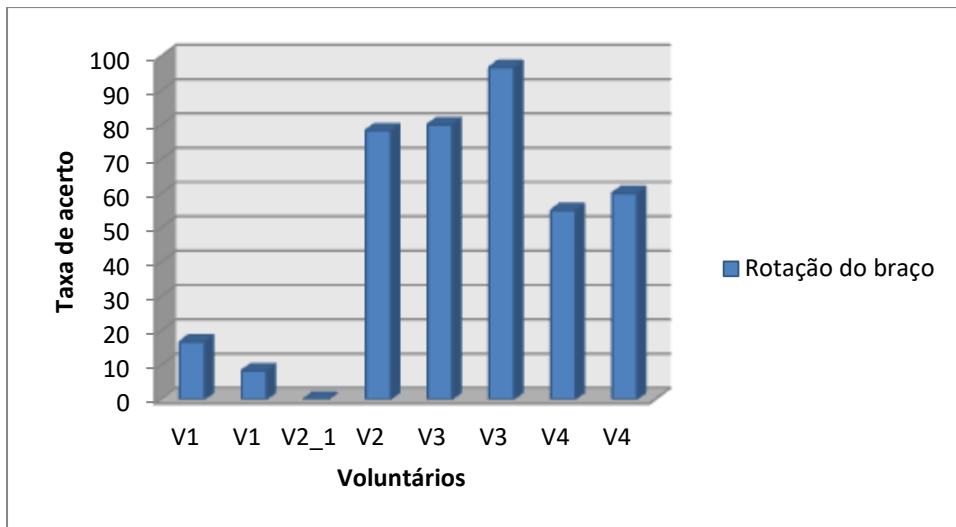


Figura 60 Resultados do movimento de rotação do braço.

A Figura 61 representa os resultados médios obtidos para o movimento de extensão do punho. Como pode-se perceber no gráfico, o movimento de extensão do punho nos voluntários V_2_2, V3_2, V3_3 demonstrou ter tido dificuldades em executar o movimento, observação realizada durante os ensaios com uma média de 3,3% de taxa de acerto.

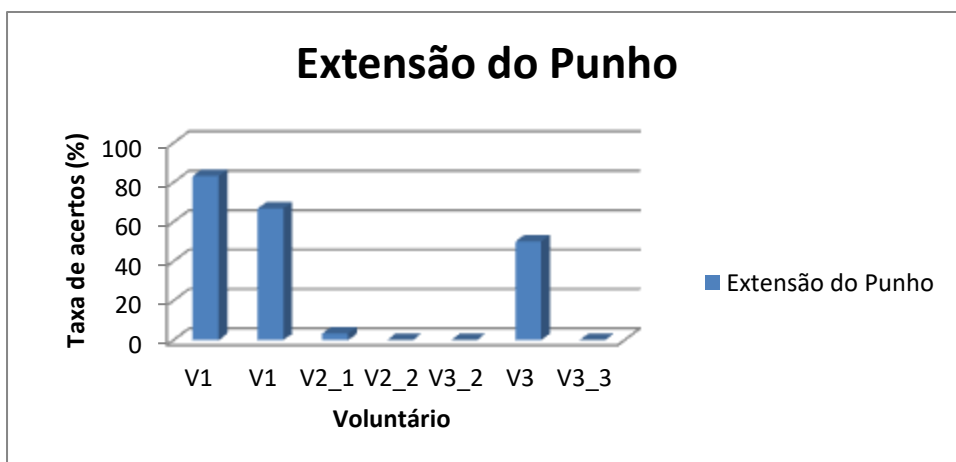


Figura 61 Resultados do movimento de extensão do punho.

A Figura 62, para facilitar a compreensão dos resultados obtidos, apresenta as comparações de movimentos de todos os voluntários e a taxas de acertos em geral, onde é possível visualizar a diferença da taxa de acerto do sistema para cada movimento. Os erros apresentados neste trabalho são devidos principalmente a erros cometidos pelos voluntários nas execuções dos respectivos movimentos. Isso deve-se a alguns fatores: tempo curto de treinamento no uso do sistema, erros de posicionamento de eletrodos não invasivos, número de repetições e número de ensaios indevidos e diversos movimentos utilizados não são os mais funcionais do segmento mão-braço. A continuação deste trabalho está avaliando esses aspectos e corrigindo eventuais erros devido a pequena amostra de voluntários utilizada neste trabalho.

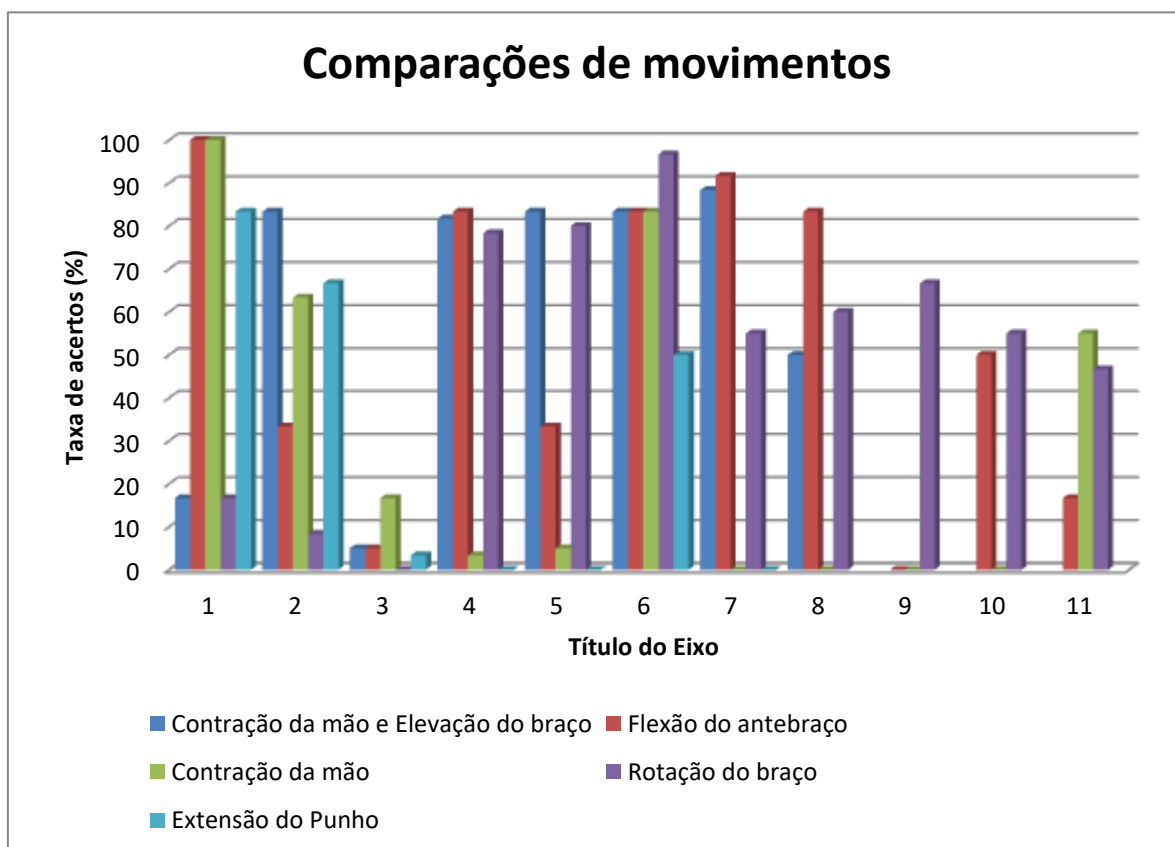


Figura 62 Comparações de movimentos de todos os voluntários.

5.1 COMPARAÇÃO ENTRE CARACTERÍSTICAS DE SESGO, MÉDIA, VARIÂNCIA, DESVIO PADRÃO, CURTOSE E RMS.

Para facilitar a compreensão dos resultados obtidos, neste trabalho, este capítulo apresenta a taxa de acertos por movimento e Voluntários, com cada uma das características onde é possível visualizar a diferença da taxa de acerto do sistema para cada movimento. Na Figura 63 pode-se observar as características com o movimento extensão do punho, onde as maiores taxas de acertos estão na média, no rms e na curtose, ultrapassando 60% de acerto.

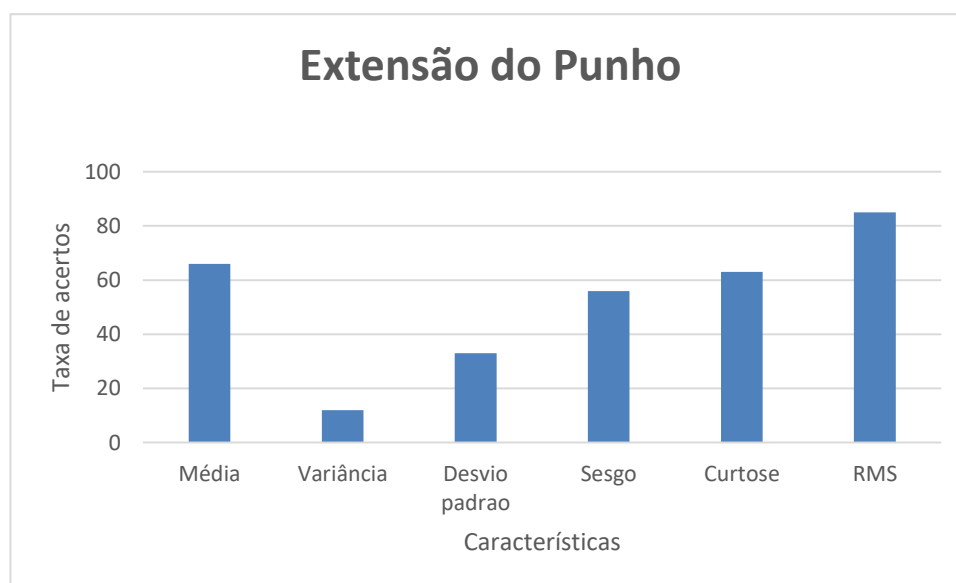


Figura 63 Resultado do movimento extensão do punho de todos os voluntário com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.

A Figura 64 apresenta os resultados do voluntário um com uma taxa de contração voluntária máxima (CVM) de 30% como limiar para a segmentação. Os resultados apresentados são com o valor rms, onde a rede foi treinada com esta característica de entrada. Foram implementadas três camadas ocultas como 50 neurônios em cada camada oculta com

um valor de taxa de aprendizagem de 0,95, já que a aprendizagem é o processo pelo qual uma rede neural modifica seus pesos em resposta à informação de entrada.

Neste treinamento se observou-que o movimento M1 foi reconhecido, com uma taxa de acerto maior que 40%. Os movimentos M2, M13 e M14 apresentaram uma taxa superior a 90 % de acertos.

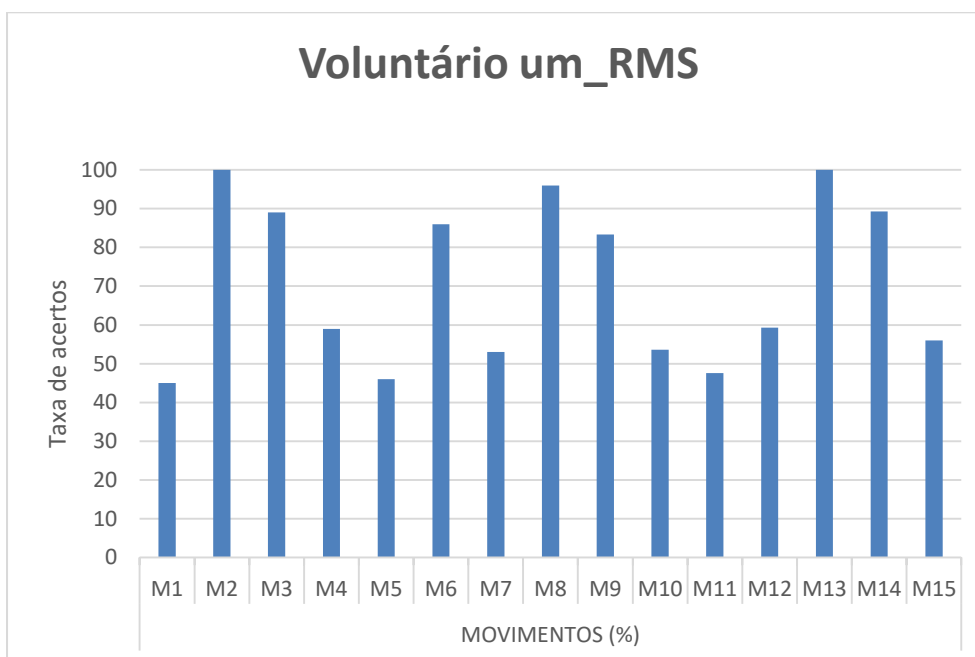


Figura 64 Resultados da Taxa de acertos com os movimentos da série um com a características rms.

Para o voluntário dois da série um, as taxas de acertos da RNA com a característica rms apresentou resultados sensivelmente melhores quando comparados aos resultados da Figura 50. Na Figura 65, o movimento M1 tem um acerto superior a 50 %. Comparando este mesmo movimento com o resultado da Figura 54, o movimento M1 não foi reconhecido.

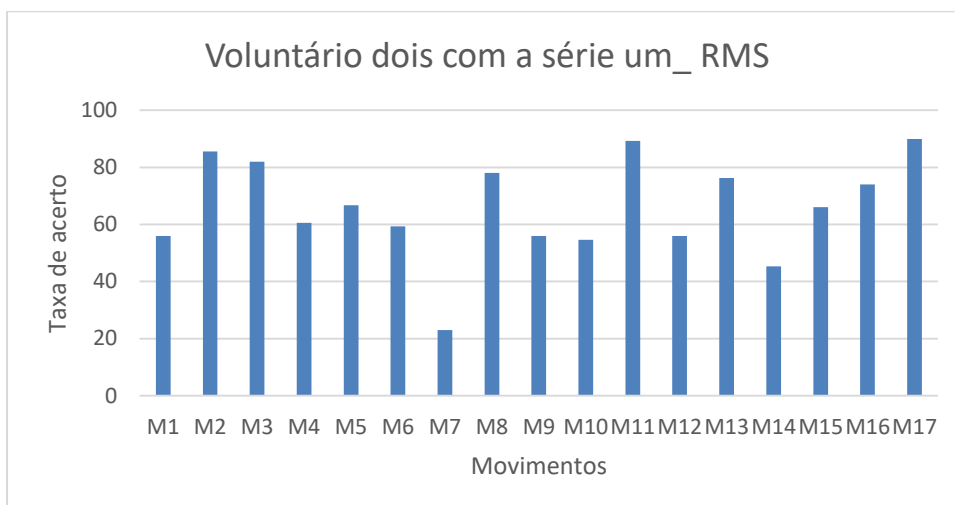


Figura 65 Resultados da taxa de acertos com os movimentos da série dois com a característica RMS.

A Figura 66 apresenta os resultados das taxas de acertos dos movimentos com a característica para o voluntário 3 da Série 2. Este resultado mostrou que os movimentos M13 e M14 apresentaram a menor taxa de acerto.

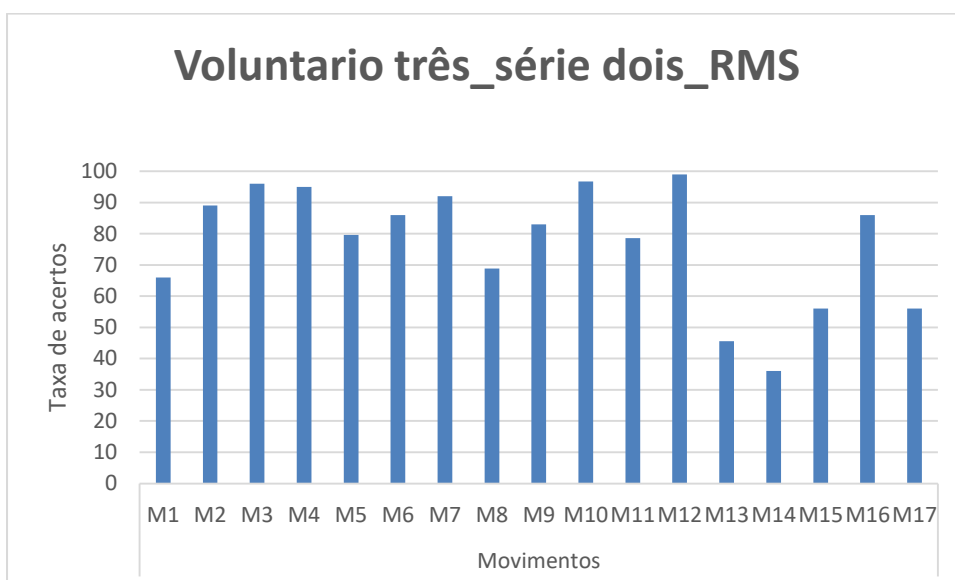


Figura 66 Resultados da taxa de acertos para os movimentos com a característica rms..

A Figura 67 apresenta os resultados para o Voluntário 3 da Série 1. Neste ensaio o movimento 16 não foi reconhecido e os valores dos movimentos M4, M6, M7, M10 e M15 apresentaram taxas inferiores a 22% já que foram sinais com qualidade inferior aos ensaios anteriores.

Comparando a resposta dos resultados da taxa de acertos com os movimentos da série três da Figura 56, os movimentos M6, M7, M8, M9, M10 e M11 não foram reconhecidos. Na Figura 67, os resultados são inferiores a 50% de acerto, independentes do valor de limiar e da configuração da rede, pois os sinais capturados neste ensaios são de qualidade sofrível. Os valores da taxa de acertos com a característica rms não apresentaram melhorias, confirmando que este voluntário apresentou dificuldade par replicar os ensaios ou que já se encontrava com fadiga muscular ou o posicionamento dos eletrodos estava errado.

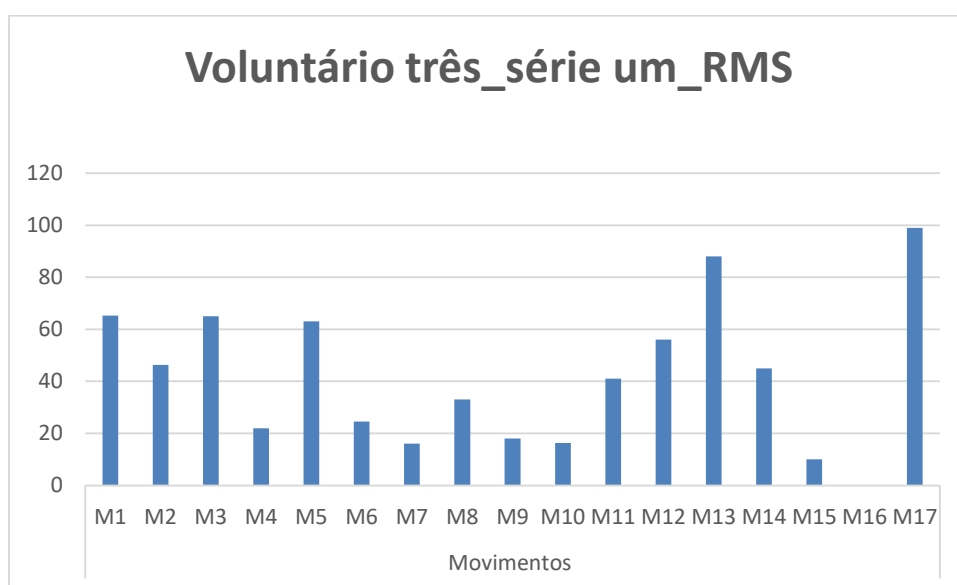


Figura 67 Resultado da taxa de acertos como os movimentos da série três como a série um como a característica de RMS.

Para o seguinte treinamento com a característica RMS, o sinal dos canais 3 e canal 7 foram excluídos porque apresentava uma quantidade de ruído, dificultando o processamento do sinal, afetando a resposta da RNA. Como pode ser observado na Figura 67, o movimento M1 não foi reconhecido e os movimentos M7, M10, M14, M15 estão inferiores a 20 % da taxa de acertos. Entretanto, os outros movimentos foram reconhecidos como uma taxa superior a 50 % de acerto.

O movimento M1 não foi reconhecido pelas características média, sesgos, desvio padrão, curtose, variância e RMS devido à baixa qualidade do sinal EMG. Os movimentos M14 e M15 da Figura 57 não foram reconhecidos, mas com a característica rms os movimentos M14 e M15 apresentaram um reconhecimento superior a 10% de acertos.

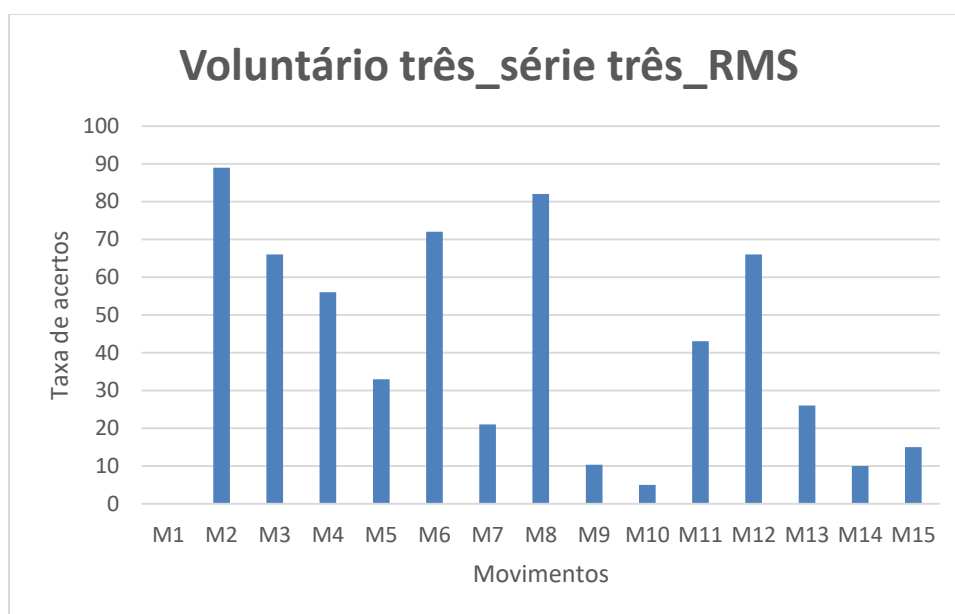


Figura 68 Resultados da taxa de acertos como os movimentos da série três, como a característica de RMS.

Na Figura 68 pode-se observar as características com as taxas de acertos. O valor da característica da média do movimento contração da mão e elevação do braço apresentou um

valor superior a 60 % de acertos, junto com o valor da variância e o valor do desvio padrão. A característica rms apresentou vantagem porque fornecem uma medida da potência do sinal de EMG com um valor de acerto de 88% e por este motivo é a característica mais utilizada em trabalhos envolvendo sinais de EMG.

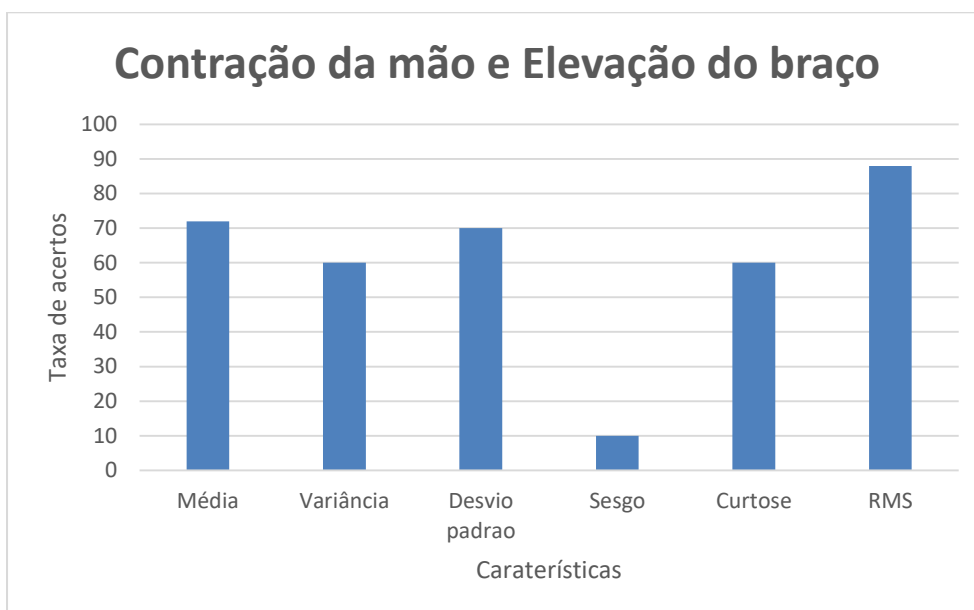


Figura 69 Resultado do movimento contração da mão e elevação do braço com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.

O movimento de flexão de antebraço tem maior acerto nas características de média, variância, desvio padrão e RMS. Na Figura 70 pode-se observar que a taxa de acerto com a característica Sesgo foi menor do que 30%.

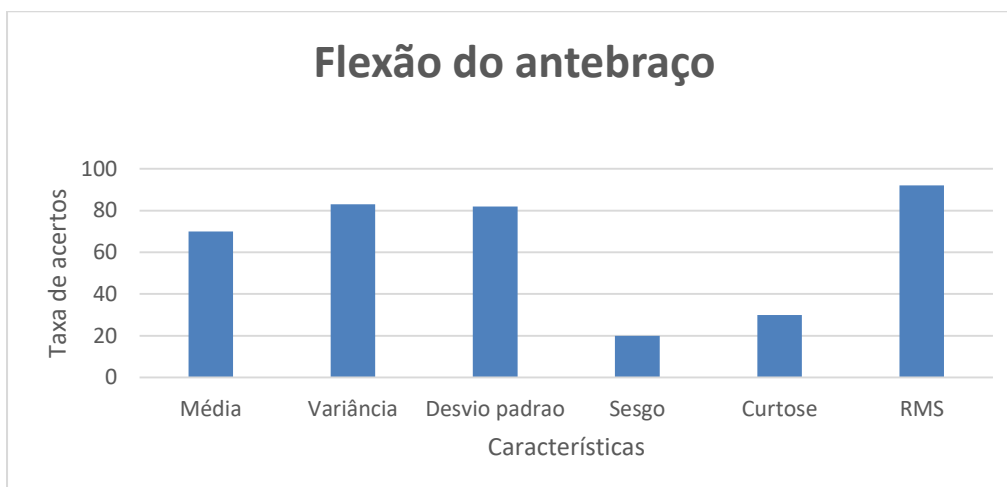


Figura 70 Resultado do movimento flexão do antebraço com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.

O movimento contração da mão apresentou uma taxa de acerto inferior que características variância, sesgo e curtose, com valores abaixo de 10% de acertos. Nas características RMS e média o valor de acerto na RNA é maior que 60%, como pode ser observado na Figura 71.

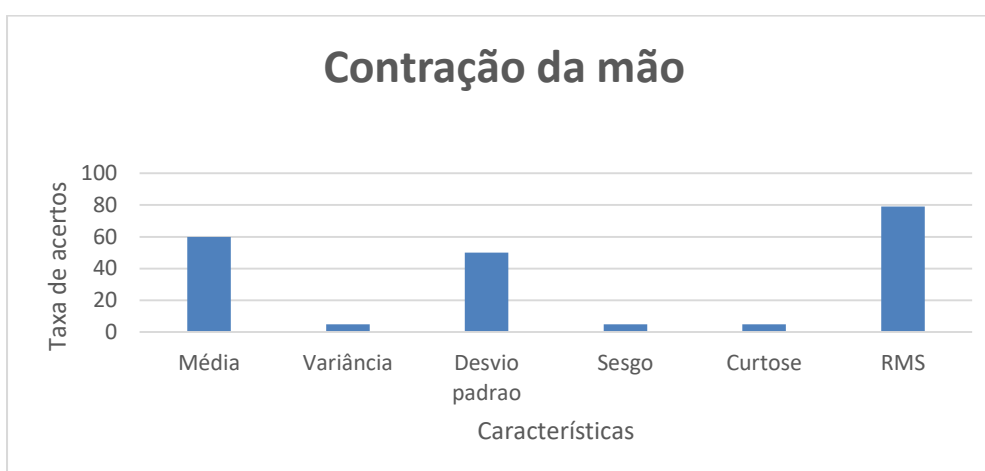


Figura 71 Resultado do movimento de contração da mão com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.

O movimento rotação do braço apresentou taxas elevadas em quase todas as características. Os valores de média, variância, desvio padrão e rms apresentaram taxas de

acerto superiores a 50%. As características sesgos e curtose demonstraram dificuldade no momento de reconhecer este movimento, como é apresentado na Figura 72.

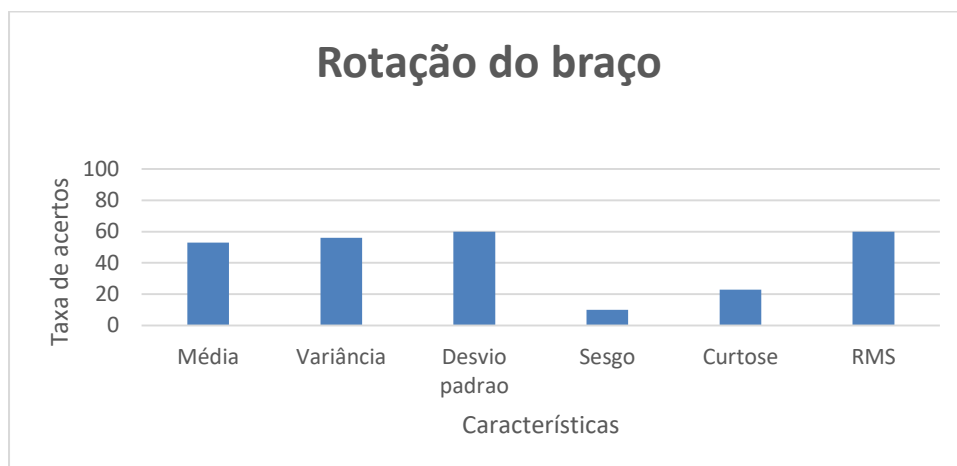


Figura 72 Resultado do movimento de contração da mão com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.

Para o movimento extensão do punho a taxa de acertos da RNA para praticamente todas as características, apresentou valores inferiores a 30%. Porém com o uso da característica RMS os resultados foram de 85%, porém com limiar diferente dos anteriores com pode ser observado na Figura 73.mas a característica RMS foi maior, com um valor de 85% de taxa de acerto devido.

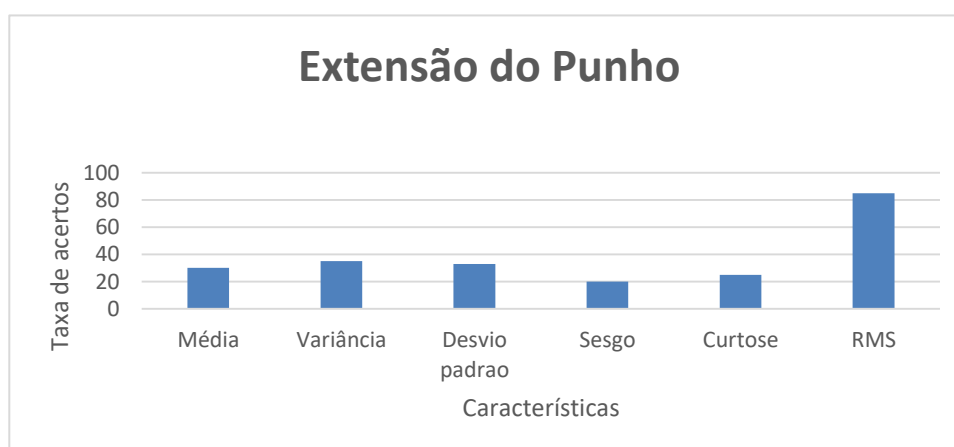


Figura 73 Resultado do movimento de extensão do punho de tudo os voluntários com as características: Média, Variância, Desvio padrão, sesgos e RMS.

6 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DESTE TRABALHO COM OUTROS ESTUDOS

Para permitir a comparação dos resultados deste trabalho com outros deve-se considerar as seguintes questões:

- reconhecimento do segmento mão braço;
- classificação de movimentos simples
- o número de características extraídas; e principalmente o método empregado para reconhecimento de padrões.

A maioria dos trabalhos avaliados realizou apenas classificação de movimentos simples e não movimentos combinados. Na pesquisa de (FAVIEIRO et al., 2011; FAVIEIRO & BALBINOT, 2011) é realizado a análise de combinações de movimentos, como por exemplo, no movimento de rotação com flexão do antebraço e punho, foi obtido um acerto de 55 %. Na pesquisa (TENOREV, RAMOS, FAHMY, & ACHARYA, 2007), foram utilizados 32 eletrodos de superfície para classificar 12 movimentos com uma taxa de acerto superior a 98% com a técnica para reconhecimento de padrões de neuro-fuzzy.

Resultados similares aos encontrados neste trabalho foram obtidos no estudo de (FAVIEIRO, BALBINOT, & BARRETO, 2011) em que foi utilizada a técnica neuro-*fuzzy* para classificar 5 movimentos distintos utilizando 3 canais de aquisição do sinal, obtendo uma taxa de acerto de 86%. Nesta pesquisa o movimento Contração da mão e Elevação do braço apresentou uma taxa de acerto de 75 % e o movimento flexão do antebraço de 81 % e o movimento de contração da mão de 33% comparado com o trabalho de (FAVIEIRO & BALBINOT, 2012). No trabalho desenvolvido foram utilizadas seis características, para classificar 16 movimentos com uma taxa de acerto médio de 63%. No trabalho de (MOMEN, KRISHNAN, & CHAU, 2007) foi utilizado dois canais de aquisição para classificar 9

movimentos distintos com uma taxa de acerto média de 48,9%. Na pesquisa de (Zhihong & Zhizeng, 2008) foram classificados os seguintes movimentos: extensão do punho, flexão do punho, extensão da mão, através de dois eletrodos posicionados no antebraço, nos músculos extensor ulnar do carpo e flexor ulnar do carpo.

No trabalho desenvolvido por (MD, MUHAMMAD, & OTHMAN, 2012) foi também utilizada uma RNA. Os resultados mostram que para 10 neurônios ocultos e sete características de entrada os resultados obtidos foram de 88,4%.

7 CONCLUSÕES

O sistema proposto tinha como objetivo, desenvolver um sistema de reconhecimento e classificação de padrões de movimento do segmento mão-braço a partir da extração das características dos sinais de EMG com uso de Redes Neurais Artificiais (RNA). Os limiares variaram entre 30 a 50 % da contração voluntária máxima (CVM), os quais foram obtidos a partir da média dos valores de pico de um sinal dos MUAPS, para assim diferenciar um momento de contração muscular, representando um movimento. A extração por identificação de MUAP é precisa, simples, rápida e confiável.

Com a segmentação do sinal em janelas de 250 ms, foi possível obter os valores dos dados estatísticos para cada um dos 8 canais e utilizar esses valores como entrada de uma rede neural artificial. Essa rede tem o propósito de caracterizar os movimentos que estão sendo executados.

A eficiência da rede neurais depende (considerando-se a base de dados adequada) do desempenho da segmentação do sinal e da qualidade da extração das características para classificar os movimentos do segmento mão braço. 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, como o ruído, erro do usuário, bem como à quantidade de movimentos que foi apresentada na rede neurais a taxa de acerto média obtida foi de 63% de acertos para 16 movimentos.

8 PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS

Para futuras pesquisas se recomenda ter uma base de dados maior, para ter um número significativo de amostras. Outra melhoria importante do sistema seria aumentar o número de características realizando um estudo comparativo entre extração de características com as taxas de acertos. Além disso, é importante avaliar novos movimentos principalmente com foco em movimentos funcionais que apresentam tipicamente menor dificuldade para execução por parte dos voluntários.

Outra proposta para trabalhos futuros é extrair as características com a Transformada de Hilbert, fazendo a decomposição de modos Empíricos (EMD), extraindo a energia do sinal associado com várias escalas de tempo chamado funções intrínsecas (FMI). Permitindo determinar a frequência e a amplitude instantânea do sinal. Para verificar o desempenho da rede neural, realizando análises comparativas com a extração de características da Transformada de Wavelet com a rede neural. 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 possa saber se está executando o movimento de forma correta, evitando erros comuns de distração, ou aplicando força exagerada.

Trabalhos futuros podem também fazer uso de outras técnicas de Inteligência Computacional, como por exemplo, Máquinas de Suporte Vetorial e Redes Bayesianas.

REFERÊNCIAS

- ABTECA. **Tecnologia assistiva**. Disponível em < <http://www.abteca.org.br> >. Acesso em: 10 janeiro de 2013.
- AHSAN, M. R.; MUHAMMAD, I. I.; OTHMAN, O. K., EMG Motion Pattern Classification through Design. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOMEDICAL ENGINEERING (ICoBE), 2012, Penang, Malaysia. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2012. p. 175-179.
- AJIBOYE, A. B.; WEIR, R. F., A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control. In: IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION ENGINEERING, 2005, New York. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2005. p. 280-291.
- BOMPA, T. **Periodização no treinamento esportivo**. Barcelona: Editora Manole Ltda, 2001.
- CABALLERO, K. et al. Conceptos básicos para el análisis electromiográfico. **CES odontol. Instituto de Ciencias de la Salud**, Medellin, v. 15, n. 1, p. 41-50, 2002.
- CARBONELL, J. G. **An overview of machine learning**. Berlin Heidelberg: Springer, 1983.
- CHAN, F. H. Fuzzy EMG classification for prosthesis control. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, New York, v. 8, n. 3, p. 305-311, June 2000.
- CIFUENTES, I. **Diseño y construcción de un sistema para la detección de señales electromiográficas**. 2010. 110p. Trabalho de conclusão de curso— Universidad Autónoma de Yucatam -UADY, Mérida Yucatán, 2010.
- CIMPOIU, C. et al. Antioxidant activity prediction and classification of some teas using artificial neural networks. **Food Chemistry**, Cluj-Napoca, v. 127, n. 3, p. 1323-1328, 2011.
- CONTO, E.; BALBINOT, A. Ambientes virtuais controláveis por sinais mioelétricos. In: SALÃO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DO IC/FUC, 2013, Porto Alegre. **Anais...** Porto Alegre: FUC, 2011. p. 1-4.
- DAPENG, LI.; ZHANG, Y. Artificial neural network prediction of angle based on surface electromyography. In: CONTROL, AUTOMATION AND SYSTEMS ENGINEERING, 2011, Singapore. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2011. p. 1-3.
- FAVIEIRO, G.; BALBINOT, A.; BARRETO, M. M. G. Decoding arm movements by myoelectric signals and artificial neural networks. In: BIOSIGNALS AND BIOROBOTICS CONFERENCE (BRC), 1., 2001, Vitória. **Proceedings...** Vitória: ISSNIP, 2011. p. 1-6.

FAVIERO, G.J. **Desenvolvimento de um sistema neuro-fuzzy para análise de sinais mioelétricos do segmento mão-braço**. 2012. 147p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2012.

FENG, L.; YU, Z.; KENING, G. Pattern recognition of finger motion's emg signal based on improved bp neural networks, 2011, Harbin. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2011. p. 1266-1269.

GUPTA, S. et al. An analysis to generate emg signal and its perspective: a panoramic approach. In: **ADVANCES IN POWER CONVERSION AND ENERGY TECHNOLOGIES**, 2012, Mylavaram. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2012. p. 1-5.

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

HAYKIN, S. **Redes Neurais, Principios e pratica**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 1999.

IORDANOVA, I.; VINCENT R.; ANNICK V. Use of unsupervised neural networks for classification tasks in electromyography. In: **ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY**, 1992, Paris. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 1992. p. 1014-1015.

ITS. **Instituto social do brasil**. Disponível em: <<http://www.itsbrasil.org.br/projetos/porta-nacional-de-tecnologia-assistiva>>. Acesso em: 13 janeiro 2013.

JOGENSEN, C.; WHEELER, K.; STEPNIIEWSKI, S., Bioelectric control of a 757 class high fidelity aircraft simulation. In: **WORLD AUTOMATION CONGRESS**, 2000, Maui. **Proceedings...** New York: NASA Ames Research Center, 2000.

KHATAEE, A. R.; KASIRI, M. B., Artificial neural networks modeling of contaminated water treatment processes by homogeneous and heterogeneous nanocatalysis. **Molecular Catalysis A: Chemical**, Amsterdam, v.331, n.1-2, p. 86-100, Oct. 2010.

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.

LALITHARATNE, T. et al. A study on effects of muscle fatigue on emg-based control for human upper-limb power-assist Information and Automation for Sustainability. In: **IEEE CONFERENCE**, 6., 2012, Beijing. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2012.

LIU, S.; ZHANG, Q., Basing on rbf neural network to classify surface electromyography. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON INSTRUMENTATION, MEASUREMENT, COMPUTER, COMMUNICATION AND CONTROL**, 2011, Beijing. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2011. p. 262-265.

LUO, R.C.; CHANG, CC. Electromyography signal integrated robot hand control for massage therapy applications. In: IEEE/RSJ INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS, 2010, Taipei. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2010. p. 3881-3886.

LYNN, S.; LIPPERT, M. P.; **Clinical kinesiology and anatomy: physical therapist assistant program**. 5. ed. Oregon: Guanabara Koogan, 2011.

MADHEVARI, S.; RAHMAN, S. Prediction of tunnel convergence using Artificial Neuronal Networks. **Tunneling and Underground Space Technology**, Amsterdam, v. 28, p. 218-228, Mar. 2012.

MAZURKIEWICZ, P., Automatic segmentation of emg signals based on wavelet representation. In: COMPUTER RECOGNITION SYSTEMS 2017, Berlin. **Proceedings...** Berlin: Springer, 2007. p. 589-595.

MD, R. A.; MUHAMMAD, I. I.; OTHMAN, O. K., EMG Motion Pattern Classification through Design. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOMEDICAL ENGINEERING (ICOB), 2012, Penang. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2012. p. 175-179.

MOBASSSER, F.; HASHTRUDI-ZAAD, K. Rowing stroke force estimation with EMG signal using Artificial Neural Networks. In: CONTROL APPLICATIONS, 2005, Toronto. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2005 p. 825-830.

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.

NOGUEIRA, K. **O uso de Técnicas de realidade virtual e aumentada na simulação de prótese de membros superiores**. 2007. 69p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal Uberlândia, Minas Gerais, Uberlândia, 2007.

ONU. **Discapacidad**. Disponível em < <http://www.un.org/spanish/disabilities> >. Acesso em: 5 janeiro 2013.

PLACE, N. et al. Interpolated twitches in fatiguing single mouse muscle fibres: implications for the assessment of central fatigue. **The Journal of physiology**, Stockholm, v. 586, n. 11, p. 2799-2805, June 2008.

SHE, Q. et al. Multiple kernel learning SVM-based EMG pattern classification for lower limb control. In: CONTROL AUTOMATION ROBOTICS & VISION (ICARCV), 2010, Singapore. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2010. p. 2109–2113.

RAUBER, T. W. **Redes Neurais Artificiais**. Disponível em: <http://www.riopomba.ifsudestemg.edu.br/dcc/dcc/materiais/1926024727_reconhecimento-de-caracter2.pdf>. Acesso em: 10 janeiro de 2013.

REN, X. et al. MUAP extraction and classification based on wavelet transform and ICA for EMG decomposition. **Medical and Biological Engineering and Computing**, Baltimore, v.44, n. 11, p. 371, Apr. 2006.

SANCHEZ, D. **Procesado y transmisión de señales biomédicas para el diagnóstico de trastorno y enfermedades del sueño**. 2008. 247p. Tese (Doutorado em Automação e computação) — Escuela superior de ingeniería, Cadiz, España. 2008.

SAPPAT, A. et al. Real-time identification of electromyographic signals from hand movement. In: ELECTRICAL ENGINEERING/ELECTRONICS, COMPUTER, TELECOMMUNICATIONS AND INFORMATION TECHNOLOGY (ECTI-CON), 9., 2012, Phetchaburi. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2012. p. 1–4.

TIXA, S. **Atlas de anatomía palpatoria**. 2 ed. Madrid: Elsevier Masson, 2006.

SERRALVO, M. et al. **Fisiologia humana**. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, 2009.

SILVERTHORN, D. U., **Fisiologia humana: um enfoque integrado**. 7 ed. Porto Alegre: Artmed Editora, 2010.

SRINIVASAN, H. et al. Estimation of hand force from surface Electromyography signals using Artificial Neural Network. In: INTELLIGENT CONTROL AND AUTOMATION (WCICA), 2012, Beijing, China. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2012. p. 584-589.

SU, YU. et al. Towards an EMG controlled prosthetic hand using a 3d electromagnetic positioning system. **Instrumentation and measurement technology conference- imtc**, Otawaa, v. 56, n. 1, p. 178-186, 2007.

SUBASI, A.; ERÇELEBI, E. Classification of eeg signals using neural network and logistic regression. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, Kahramanmaras, v. 78, n. 2, p. 87-99, 2004.

TENOREV, F. et al. Towards the control of individual fingers of a prosthetic hand using surface emg signals. In: ENGENHARIA EM MEDICINA E BIOLOGIA SOCIETY, 29., 2007, Lyon. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2007. p. 6145-6148.

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

VAUTRIN, D. et al. A novel criterion of wavelet packet best basis selection for signal classification with application to brain–computer interfaces. **IEEE transactions on biomedical engineering**, New york, v. 56, n. 11, p. 2734-2738, 2009.

Zhao, Yongjian, and Boqiang Liu. A novel blind source extration method for biomedical signals. In: BIOINFORMATICS AND BIOMEDICAL TECHNOLOGY (ICBBT), 2010, Chengdu. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2010. p. 348–352.

LIU, Z.; LUO, Z; Hand Motion Pattern Classifier Based on EMG Using Wavelet Packet. 8 IEEE. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON IT IN MEDICINE AND EDUCATION. INTELLIGENT CONTROL AND ROBOTICS RESEARCH INSTITUTE, 2008, Xiamen. **Proceedings...** New York: IEEE Press, 2009. p. 28-32.