

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

LUIZA CAETANO GARAFFA

**ATIVACÃO DE UM BRAÇO ROBÓTICO  
ATRAVÉS DE SINAIS MIOELÉTRICOS E  
REDES NEURAIS ARTIFICIAIS COMO  
PROTÓTIPO PARA UM ESTUDO  
PRELIMINAR DE SENSIBILIDADE HÁPTICA**

Porto Alegre

2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

LUIZA CAETANO GARAFFA

**ATIVAÇÃO DE UM BRAÇO ROBÓTICO ATRAVÉS DE  
SINAIS MIOELÉTRICOS E REDES NEURAIAS  
ARTIFICIAIS COMO PROTÓTIPO PARA UM ESTUDO  
PRELIMINAR DE SENSIBILIDADE HÁPTICA**

Projeto de Diplomação apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para Graduação em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Balbinot

Porto Alegre

2018

### CIP - Catalogação na Publicação

Caetano Garaffa, Luiza

Ativação de um braço robótico através de sinais mioelétricos e Redes Neurais Artificiais como protótipo para um estudo preliminar de sensibilidade háptica / Luiza Caetano Garaffa. -- 2018.

111 f.

Orientador: Alexandre Balbinot.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação) --  
Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Engenharia, Curso de Engenharia Elétrica, Porto Alegre, BR-RS, 2018.

1. Próteses Mioelétricas. 2. Sensibilidade Háptica.  
3. Redes Neurais Artificiais. 4. Eletromiografia de Superfície. I. Balbinot, Alexandre, orient. II. Título.

LUIZA CAETANO GARAFFA

**ATIVACÃO DE UM BRAÇO ROBÓTICO ATRAVÉS DE  
SINAIS MIOELÉTRICOS E REDES NEURAIS  
ARTIFICIAIS COMO PROTÓTIPO PARA UM ESTUDO  
PRELIMINAR DE SENSIBILIDADE HÁPTICA**

Projeto de Diplomação apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para Graduação em Engenharia Elétrica

---

**Prof. Dr. Alexandre Balbinot**  
Orientador - UFRGS

BANCA EXAMINADORA

---

**Prof. Dr. Altamiro Susin**  
UFRGS

---

**Me. Juliano Machado**  
IFSUL

# Agradecimentos

Este trabalho se tornou realidade apenas porque tive a oportunidade de conviver e aprender com pessoas maravilhosas durante toda a minha jornada acadêmica. Eu gostaria de estender meus sinceros agradecimentos a todos que, de várias formas, ajudaram a escrever esta história e a moldar meu caminho profissional.

Aos meus pais Ana e Adair, meu maior suporte e exemplo, por nunca deixarem de acreditar em mim e por sempre me incetivarem a buscar novos desafios. À minha irmã, Juliana, por ser minha melhor amiga e maior fonte de alegria, mesmo nos momentos difíceis.

Ao meu orientador, Alexandre Balbinot, por compartilhar sua experiência e seus conhecimentos, tendo grande contribuição na construção do meu caminho como profissional na área de Engenharia.

Aos membros do Laboratório de Instrumentação Eletro-Eletrônica da UFRGS, em especial ao Gabriel Florisbal e ao Gabriel Cianni, por toda contribuição e por sempre estarem dispostos a ajudar.

À todos os voluntários que participaram dos ensaios com muita paciência e doação, tornando esse trabalho possível.

A quem acompanhou o desenvolvimento deste trabalho mais de perto, Bruno Forlin, por toda paciência e carinho, por sempre ter uma palavra de incentivo e pelo suporte tanto técnico quanto psicológico.

A todos os amigos incríveis que conheci no período da faculdade, em especial à Ana Brod, Bianca Brandalise e Fábio Dias, que participaram ativamente de várias etapas deste projeto.

Agradeço pela oportunidade de aprender e poder trabalhar em uma área com tanto poder de transformação como a Engenharia. Espero que eu possa, através de seu exercício, contribuir para uma sociedade melhor.

# Resumo

As próteses de membro superior representam uma alternativa para melhorar a qualidade de vida de pessoas que passaram pelo processo de amputação. Apesar dos benefícios potencialmente propostos, a taxa de rejeição desse tipo de tecnologia é alta. Dentre os motivos, destaca-se a ausência de uma resposta referente à sensibilidade háptica, relacionada à sensação do toque e à propriocepção, o que torna o acionamento da prótese estressante e os períodos de treinamento prolongados. Com o objetivo de avaliar o impacto do retorno háptico no acionamento de próteses mioelétricas de membro superior, foi implementada a ativação de um braço robótico utilizando sinais mioelétricos e um classificador baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA), capaz de distinguir entre movimentos e intensidades a partir de características dos sinais de Eletromiografia de Superfície (sEMG). O sistema é realimentado, fornecendo uma resposta vibrotátil referente à intensidade de movimento realizada pelo dispositivo. Foram realizados testes com voluntários utilizando apenas resposta visual, apenas resposta háptica e as duas respostas em conjunto. Para os testes com resposta apenas visual, a taxa de estabilidade da ativação foi de 81.1% para a intensidade *Fraca*, 55.6% para a intensidade *Média* e 78.4% para a intensidade *Forte*. Utilizando apenas a resposta háptica, as taxas de estabilidade foram 69.3%, 60.0% e 77.9%, respectivamente. Por fim, as taxas de estabilidade utilizando os dois tipos de resposta foi 81.7%, 65.5% e 84.2%, demonstrando preliminarmente que a performance dos usuários foi superior nessa configuração. As respostas dos questionários preenchidos ao final dos testes endossaram os resultados obtidos. Porém, é importante notar que os estudos na área devem ser continuados para sua correspondente validação.

**Palavras-chave:** Sensibilidade Háptica; Prótese mioelétrica; Redes Neurais Artificiais; Eletromiografia de Superfície.

# Abstract

Upper limb prostheses represent an alternative to improve the life quality of people who have undergone an amputation process. Despite the potential benefits proposed, the rejection rate of this type of technology is high. Among the reasons, the absence of a response regarding haptic sensitivity, related to touch sensation and proprioception, stands out, which makes the activation of the prosthesis stressful and the training periods prolonged. With the objective of evaluating the impact of the haptic feedback on the activation of myoelectric upper limb prostheses, the activation of a myoelectric robotic arm was implemented using a classifier based on Artificial Neural Networks (ANN), capable of distinguishing between movements and intensities using characteristics of Surface Electromyographic signs (sEMG). The system loop is closed, providing a vibratory response relative to the movement intensity performed by the device. Tests with volunteers were performed using only visual response, only haptic response and the two responses together. For the visual-only response tests, the activation stability rate was 81,1% for the *Weak* intensity, 55,6% for the *Medium* intensity, and 78.4% for the intensity *Strong*. Using only the haptic response, stability rates were 69,3%, 60,0% and 77,9%, respectively. Finally, stability rates using the two types of response were 81,7%, 65,5% and 84,2%, showing preliminarily that the users performance was superior in this configuration. The questionnaire completed at the end of the tests corroborates the preliminary statement. However, it is important to note that continued studies should be carried out for their corresponding validation.

**Keywords:** Haptic sensitivity; Myoelectric prosthesis; Artificial Neural Networks; Surface Electromyography.

# Lista de Figuras

Figura 1 – Estrutura do músculo esquelético. . . . .	20
Figura 2 – Tensão elétrica na membrana celular durante o Potencial de Ação. . . . .	21
Figura 3 – Estrutura da junção neuromuscular e a sinapse entre neurônio motor e fibra muscular esquelética. . . . .	22
Figura 4 – Geração de um MUAP, representado pela função $h(t)$ ( <i>Motor Unit Action Potential</i> ). . . . .	23
Figura 5 – Geração do sinal mioelétrico de um músculo, resultado da soma dos MUAPTs das $n$ unidades motoras que formam o músculo em questão. . . . .	24
Figura 6 – Sinal mioelétrico adquirido durante o movimento de garra da mão direita, com eletrodos de superfície sob o músculo <i>flexor ulnar do carpo</i> . . . . .	25
Figura 7 – Módulo do espectro de densidade de potência do sinal da Figura 6. . . . .	25
Figura 8 – Representação da influência da posição do eletrodo na Densidade Espectral de Potência (PSD) normalizada do sinal adquirido. . . . .	26
Figura 9 – Principais músculos superficiais do braço e antebraço. . . . .	28
Figura 10 – Modelo de um neurônio artificial. . . . .	31
Figura 11 – Rede Neural Artificial de múltiplas camadas, contendo uma camada oculta de neurônios. . . . .	32
Figura 12 – Terminações sensoriais nervosas na pele. . . . .	33
Figura 13 – Diagrama de blocos simplificado do sistema proposto. . . . .	38
Figura 14 – Regiões de posicionamento dos eletrodos nas partes anterior e posterior do antebraço. . . . .	41
Figura 15 – Rotina implementada no <i>software</i> LabVIEW 2014 para leitura e registro dos dados adquiridos pela placa NI USB 6009. . . . .	42
Figura 16 – Arranjo experimental utilizado para a aquisição dos sinais: (1) Computador no qual as instruções e a intensidade de força medida são exibidas ao voluntário; (2) Dinamômetro; (3) Placa que contém o circuito de condicionamento do dinamômetro; (4) Fonte de alimentação da placa (3); (5) Placa de aquisição de dados NI USB 6009; (6) Eletromiógrafo; (7) Fonte de alimentação do eletromiógrafo; (8) Cabos do eletromiógrafo para o encaixe dos dois pares de eletrodos de superfície utilizados; (9) Cabo do eletromiógrafo para o encaixe do eletrodo de referência. . . . .	43
Figura 17 – Sequência temporal dos ensaios de aquisição de sinais de um indivíduo. . . . .	44
Figura 18 – Janelas que representam o protocolo de treinamento. . . . .	45
Figura 19 – Fluxograma que ilustra a lógica da rotina que gera a interface gráfica utilizada para guiar o voluntário durante as aquisições. . . . .	46



Figura 20 – Janelas gráficas que representam o protocolo de aquisição dos sinais de sEMG. . . . .	47
Figura 21 – Modelo da Rede Neural implementada com suas entradas e possíveis classificações. . . . .	48
Figura 22 – Fluxograma do processo de extração das características dos sinais de sEMG para formação da matriz de entrada utilizada no treinamento e teste da RNA. . . . .	50
Figura 23 – Fluxograma do processo de definição das saídas a partir da força medida para formação da matriz de saídas alvo utilizada no treinamento e teste da RNA. . . . .	50
Figura 24 – Fluxograma referente ao processo <i>Feedforward</i> . . . . .	51
Figura 25 – Fluxograma referente ao processo de aprendizagem pelo método de <i>Backpropagation</i> . . . . .	52
Figura 26 – Fluxograma que ilustra a lógica utilizada para o treinamento supervisionado da RNA. . . . .	53
Figura 27 – Fotos da mão e do antebraço projetados e confeccionados pelo projeto InMoove. . . . .	54
Figura 28 – Fotos do braço robótico utilizado no sistema desenvolvido. . . . .	54
Figura 29 – Fluxograma da ativação dos servo motores. . . . .	55
Figura 30 – Foto da pulseira vibrotátil desenvolvida para fornecer uma resposta háptica. . . . .	56
Figura 31 – Circuito de ativação dos motores de vibração. . . . .	57
Figura 32 – Fluxograma da ativação dos motores de vibração e ilustração da pinagem do motor 1027. . . . .	57
Figura 33 – Ângulo de ativação do braço robótico nas quatro intensidades do movimento de garra. . . . .	58
Figura 34 – Fluxograma do algoritmo utilizado para calibração do sistema. . . . .	59
Figura 35 – Arranjo experimental utilizado para a ativação <i>online</i> do sistema completo: (1)Aparato para aquisição dos sinais de sEMG, incluindo eletromiógrafo, eletrodos, fontes de alimentação e placa de aquisição de dados. Dinamômetro é utilizado como objeto pelo usuário e seu sinal auxilia calibração e acionamento do sistema; (2)Computador utilizado para processar os sinais de sEMG, inserir suas características na RNA e enviar classificação via protocolo serial para o Arduino; (3)Pulseira vibrotátil; (4)Braço robótico; (5)Fonte de alimentação; (6)Arduino UNO; (7)Placa utilizada para interconectar alimentação, servo motores e circuito de ativação dos motores de vibração. . . . .	60
Figura 36 – Fluxograma dos algoritmos em <i>Python</i> e carregados no microcontrolador Arduino Uno responsável pela ativação <i>online</i> do sistema completo. . .	61

Figura 37 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 1. . . . .	65
Figura 38 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 1. . . . .	65
Figura 39 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 1. . . . .	66
Figura 40 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 1. . . . .	67
Figura 41 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelos Voluntários N° 5 e N° 7. . . . .	68
Figura 42 – Valores da média aritmética da força (em preto) e características de RMS (em vermelho), média aritmética (em azul) e integral (em verde) extraídas dos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo resultantes do ensaio do movimento de garra do Voluntário N° 1. . . . .	69
Figura 43 – Valores da média aritmética da força (em preto) e características de RMS (em vermelho), média aritmética (em azul) e integral (em verde) extraídas dos sinais de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo resultantes do ensaio do movimento de garra do Voluntário N° 1. . . . .	69
Figura 44 – Valores da média aritmética da força (em preto) e características de RMS (em vermelho), média aritmética (em azul) e integral (em verde) extraídas dos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo resultantes do ensaio do movimento de pinça do Voluntário N° 1. . . . .	70
Figura 45 – Valores da média aritmética da força (em preto) e características de RMS (em vermelho), média aritmética (em azul) e integral (em verde) extraídas dos sinais de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo resultantes do ensaio do movimento de pinça do Voluntário N° 1. . . . .	70
Figura 46 – Valores da média da força medida por seguimento e características de RMS, média aritmética e integral extraídas dos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo dos movimentos de garra de todos os 8 voluntários unidos de forma sequencial. . . . .	71
Figura 47 – Valores da média da força medida por seguimento e características de RMS, média aritmética e integral extraídas dos sinais de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo dos movimentos de garra de todos os 8 voluntários unidos de forma sequencial. . . . .	72

Figura 48 – Valores da média da força medida por seguimento e características de RMS, média aritmética e integral extraídas dos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo dos movimentos de pinça de todos os 8 voluntários unidos de forma sequencial. . . . .	73
Figura 49 – Valores da média da força medida por seguimento e características de RMS, média aritmética e integral extraídas dos sinais de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo dos movimentos de pinça de todos os 8 voluntários unidos de forma sequencial. . . . .	73
Figura 50 – Foto do Voluntário N° 1 no ambiente de realização dos ensaios. . . . .	80
Figura 51 – Resultados do questionário preenchido pelos voluntários em relação ao conforto do dispositivo háptico. . . . .	84
Figura 52 – Resultados do questionário preenchido pelos voluntários em relação à preferência do tipo de estímulo fornecido. . . . .	85
Figura 53 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 1. . . . .	95
Figura 54 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 1. . . . .	95
Figura 55 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 1. . . . .	96
Figura 56 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 1. . . . .	96
Figura 57 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 2. . . . .	97
Figura 58 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 2. . . . .	97
Figura 59 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 2. . . . .	98
Figura 60 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 2. . . . .	98

Figura 61 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 3. . . . .	99
Figura 62 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 3. . . . .	99
Figura 63 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 3. . . . .	100
Figura 64 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 3. . . . .	100
Figura 65 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 4. . . . .	101
Figura 66 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 4. . . . .	101
Figura 67 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 4. . . . .	102
Figura 68 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 4. . . . .	102
Figura 69 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 5. . . . .	103
Figura 70 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 5. . . . .	103
Figura 71 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 5. . . . .	104
Figura 72 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 5. . . . .	104
Figura 73 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 6. . . . .	105

Figura 74 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 6. . . . .	105
Figura 75 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 6. . . . .	106
Figura 76 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 6. . . . .	106
Figura 77 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 7. . . . .	107
Figura 78 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 7. . . . .	107
Figura 79 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 7. . . . .	108
Figura 80 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 7. . . . .	108
Figura 81 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 8. . . . .	109
Figura 82 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 8. . . . .	109
Figura 83 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 8. . . . .	110
Figura 84 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 8. . . . .	110

# Lista de Tabelas

Tabela 1	– Relação entre os principais músculos superficiais do braço e antebraço e suas funções. . . . .	27
Tabela 2	– Faixas de força em Newtons das intensidades denominadas de <i>Fraço</i> , <i>Médio</i> e <i>Forte</i> relativos as movimento de <i>Garra</i> . . . . .	40
Tabela 3	– Faixas de força em Newtons das intensidades <i>Fraço</i> , <i>Médio</i> e <i>Forte</i> relativos as movimento de <i>Pinça</i> . . . . .	40
Tabela 4	– Codificação da camada de saída referentes à classificação do tipo e intensidade de movimento. . . . .	47
Tabela 5	– Valores dos ângulos dos servo motores que controlam os dedos do braço robótico e valores de <i>duty cycle</i> do PWM que determinam a frequência de vibração dos motores moeda para cada intensidade de ativação. . .	58
Tabela 6	– Relação da classificação da RNA, do número enviado via serial ao Arduino e das ações realizadas pelo microcontrolador decorrentes da informação recebida. . . . .	60
Tabela 7	– Matriz de confusão gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de todos os voluntários para os dois movimentos. . . . .	75
Tabela 8	– Matriz de confusão gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de todos os voluntários apenas para o movimento de <i>Garra</i> . .	76
Tabela 9	– Matriz de confusão gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de todos os voluntários apenas para o movimento de <i>Pinça</i> . .	76
Tabela 10	– Matriz de confusão média gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de cada voluntário individualmente, para os dois movimentos. . . . .	77
Tabela 11	– Matriz de confusão média gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de cada voluntário individualmente, para o movimento de <i>Garra</i> . . . . .	78
Tabela 12	– Matriz de confusão média gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de cada voluntário individualmente, para o movimento de <i>Pinça</i> . . . . .	78
Tabela 13	– Taxas de estabilidade do ensaio do movimento <i>garra</i> com estímulo puramente visual. . . . .	81
Tabela 14	– Taxas de estabilidade do ensaio do movimento <i>garra</i> com estímulo puramente háptico. . . . .	82
Tabela 15	– Taxas de estabilidade do ensaio do movimento <i>garra</i> com estímulos visual e háptico. . . . .	82
Tabela 16	– Média das taxas de estabilidade de todos os ensaios do movimento <i>garra</i> . .	83

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>16</b>
<b>1.1</b>	<b>Justificativas</b>	<b>16</b>
<b>1.2</b>	<b>Objetivos</b>	<b>17</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	<b>18</b>
<b>2.1</b>	<b>Princípios básicos sobre Eletromiografia de Superfície</b>	<b>18</b>
2.1.1	Aspectos Histológicos e Fisiológicos Associados aos Sinais Mielétricos	19
2.1.2	Eletromiografia de Superfície	23
2.1.3	Sinais de sEMG e o acionamento de próteses de membro superior	28
<b>2.2</b>	<b>Redes Neurais Artificiais e a classificação de movimentos a partir de sEMG</b>	<b>30</b>
<b>2.3</b>	<b>Uma Introdução à Sensibilidade Háptica</b>	<b>33</b>
2.3.1	<i>Feedback</i> háptico e a adaptação ao uso de próteses do segmento mão-braço	34
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA EXPERIMENTAL</b>	<b>38</b>
<b>3.1</b>	<b>Classificação de Movimentos</b>	<b>39</b>
3.1.1	Aquisição da Base de Dados	39
3.1.1.1	Equipamentos Utilizados	41
3.1.1.2	Protocolo de Aquisição	43
3.1.2	Rede Neural Artificial	47
3.1.2.1	Processamento <i>offline</i> da base de dados	48
3.1.2.2	Treinamento Supervisionado da Rede Neural Artificial	50
<b>3.2</b>	<b><i>Hardware</i> do braço robótico e do dispositivo háptico</b>	<b>53</b>
3.2.1	Estrutura do braço robótico	53
3.2.2	Sistema de resposta háptica vibrotátil	55
<b>3.3</b>	<b>Ativação <i>online</i> do sistema</b>	<b>57</b>
<b>3.4</b>	<b>Protocolo de ensaios com voluntários</b>	<b>61</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES</b>	<b>64</b>
<b>4.1</b>	<b>Classificação de Movimentos</b>	<b>64</b>
4.1.1	Aquisição da Base de Dados	64
4.1.2	Rede Neural Artificial	68
4.1.2.1	Processamento <i>offline</i> da base de dados	68
4.1.2.2	Treinamento Supervisionado da Rede Neural Artificial	74
<b>4.2</b>	<b>Ativação <i>online</i> do sistema</b>	<b>79</b>
<b>4.3</b>	<b>Protocolo de ensaios com voluntários</b>	<b>80</b>

<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES . . . . .</b>	<b>87</b>
<b>6</b>	<b>PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS . . . . .</b>	<b>88</b>
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS . . . . .</b>	<b>89</b>
	<b>APÊNDICE A – SINAIS ADQUIRIDOS A PARTIR DO PROTO- COLO PARA FORMAÇÃO DA BASE DE DA- DOS DE TREINAMENTO DA RNA . . . . .</b>	<b>95</b>



# 1 Introdução

A perda de um membro superior implica em uma série de limitações funcionais e consequências psicológicas na vida de uma pessoa. Desde tarefas cotidianas até a capacidade de expressão corporal e a inserção ao mercado de trabalho são afetadas, o que prejudica a independência do indivíduo. Neste contexto, próteses do segmento mão-braço vêm sendo estudadas e implementadas, com a proposta de representar uma alternativa capaz de restaurar a qualidade de vida das pessoas que passaram por amputação. As primeiras próteses desenvolvidas eram puramente mecânicas, geralmente capazes de realizar o movimento de garra por meio da tração do ombro do usuário (DOERINGER *et al.*, 1995). Atualmente, investe-se em estudos de próteses interfaceadas por biosinais, como a Eletromiografia de Superfície (sEMG), com objetivo de proporcionar um acionamento mais intuitivo e natural aos usuários (AJIBOYE, 2005; BRONZINO *et al.*, 2012).

Apesar do benefícios propostos, a taxa de rejeição ao uso de próteses de membro superior é alta, chegando a variar entre 44% e 73% (RAICHLE *et al.*, 2008). Entre os motivos da rejeição estão o peso e a funcionalidade limitada (AHMAD *et al.*, 2012). Porém, entre essas limitações destaca-se a ausência de um *feedback* háptico. As sensações táteis e de propriocepção são tão intrínsecas aos movimentos e à independência dos seres humanos que chegam a passar despercebidos pela consciência (COLE *et al.*, 1998). Através desses sentidos o ser humano é capaz de reconhecer características de objetos, ponderar a força aplicada a eles e interagir com o meio a sua volta. Sem esse tipo de resposta, apenas com um retorno visual, o controle de próteses se torna estressante, não intuitivo e faz com que o usuário tenda a aplicar forças desproporcionais a objetos (ROBLES DE LA TORRE, 2006; FUKUSHIMA *et al.*, 2018).

## 1.1 Justificativas

Visando melhorar a realidade da aceitação de próteses de membro superior, vários estudos vêm sendo realizados no sentido de desenvolver próteses que forneçam uma resposta háptica ao usuário. A ideia baseia-se em restituir, de forma artificial, as estruturas biológicas e os processos fisiológicos ligados à geração da sensação no corpo humano, perdidos na região do membro amputado. Implementando um sistema realimentado, se torna possível fornecer ao usuário um retorno referente à interação da prótese com o ambiente. O intuito é que o acionamento do braço robótico se torne mais intuitivo, e que o usuário seja capaz de realizar movimentos finos, fortemente dependentes da sensação tátil.

Os estudos na área são recentes, e várias configurações de sistemas têm sido investigadas. O *feedback* háptico pode ser fornecido de forma invasiva, valendo-se de

cirurgias para estimulação direta de nervos, ou de forma não-invasiva, utilizando, por exemplo, sistemas vibrotáteis e eletrotáteis. Além disso, as respostas fornecidas podem ser referentes à temperatura, pressão, propriocepção, entre outros. Para que essa tecnologia se torne acessível e atinja seu público alvo, é importante retificar o impacto da resposta háptica em sistemas já estudados e investigá-lo em outras abordagens.

## 1.2 Objetivos

Nesse contexto, o presente trabalho propõe-se a analisar o impacto do *feedback* háptico na estabilidade do acionamento de próteses mioelétricas de membro superior. Por representar uma alternativa não-invasiva e de implementação viável, optou-se por utilizar uma resposta háptica vibrotátil. Para isso, foi confeccionado um dispositivo vestível contendo motores de vibração, com o intuito de reproduzir a força realizada pelo braço robótico através da frequência de vibração do dispositivo.

O acionamento do braço robótico será realizado por meio de um classificador baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA). O objetivo é que o classificador seja capaz de identificar o tipo e a intensidade de movimento a partir de características dos sinais de sEMG. A partir da classificação, o braço robótico é acionado de forma a reproduzir o movimento, assim como os motores de vibração são ativados dependendo da intensidade resultante. Para análise do impacto das diferentes respostas na ativação do sistema, serão realizados testes com voluntários. Os ensaios serão realizados fornecendo apenas retorno visual, apenas retorno háptico e, por fim, ambos os retornos, para fins de comparação.

Este trabalho é apresentado através da divisão dos assuntos em capítulos. No Capítulo 2, é apresentada uma breve revisão bibliográfica abrangendo os três pilares do trabalho. Primeiro, são descritos os princípios básicos de sEMG, necessários para compreensão dos sinais adquiridos. Além disso, é apresentado um resumo de como a Eletromiografia de Superfície é empregada no acionamento de próteses do membro superior. Ainda na revisão bibliográfica, descreve-se o funcionamento das Redes Neurais Artificiais, empregadas como classificador de movimentos. Por fim, são detalhados os conceitos básicos da sensibilidade háptica e a sua relação com a adaptação ao uso de próteses do segmento mão-braço. O Capítulo 3 contém os detalhes da metodologia experimental adotada na implementação do trabalho, desde o classificador de movimentos até o *hardware* do braço robótico e do sistema vibrotátil, além da ativação *online* do sistema completo e dos testes com voluntários. Os resultados e discussões gerados a partir da implementação e testes de todos os blocos detalhados no capítulo anterior são apresentados no Capítulo 4, e as conclusões finais do trabalho estão contidas no Capítulo 5. No Capítulo 6 são apresentadas algumas possibilidades de continuidade futura para o correspondente trabalho.

## 2 Revisão Bibliográfica

### 2.1 Princípios básicos sobre Eletromiografia de Superfície

O sinal mioelétrico é a manifestação elétrica da ativação neuromuscular associada à contração muscular (DE LUCA, 1979). A relação entre eletricidade e contração muscular foi primeiramente estudada por Luigi Galvani, em 1792. Em seus experimentos, ele observou que os músculos das pernas de sapos contraíam quando seu nervo era tocado por um bisturi metálico que conduzia uma descarga elétrica. A contração também acontecia quando o nervo da perna era conectado ao músculo através de um material condutor (GALVANI & ALDINI, 1792). Posteriormente, em experimentos realizados em 1794 e 1797, Galvani demonstrou que as contrações podiam ser produzidas sem as ferramentas metálicas, apenas colocando o nervo seccionado diretamente em contato com o músculo ou com outro nervo intacto. Ao explicar suas observações, Galvani propôs, muito antes do advento da teoria celular, que as fibras musculares e nervosas possuem um mecanismo de geração de eletricidade interno, acumulando cargas positivas e negativas em duas superfícies opostas, ao que ele chamou de "eletricidade animal" (MARTONOSI, 2000).

Diversos estudos na área da eletrofisiologia foram realizados desde então. Em experimentos executados em 1838 por Carlos Matteucci, a atividade elétrica durante a contração muscular foi evidenciada através do uso de galvanômetros em ensaios envolvendo a estimulação de nervos intactos de músculos de sapo. Também utilizando galvanômetro, Frenchman Duboi-Reymon conseguiu demonstrar pela primeira vez, em 1849, a ocorrência do sinal mioelétrico durante o movimento de músculos humanos. No século XX, aumentou-se o interesse por conhecer a morfologia e características desses sinais. Por volta de 1928 surgiu a Eletromiografia Clínica (EMG), considerada o estudo das funções musculares através da captação do sinal mioelétrico. Posteriormente, Gasser e Erlanger estudaram as características dos sinais mioelétricos por meio de um osciloscópio, o que lhes rendeu o prêmio Nobel em 1944. No entanto, somente com o desenvolvimento dos computadores no final dos anos 70 tornou-se possível a decomposição do sinal eletromiográfico (ORTOLAN, 2002; IDE *et al*, 2012).

A eletromiografia fornece importantes informações quanto ao comportamento dos músculos em relação ao momento de sua ativação, à força produzida e ao estado de fadiga muscular (DE LUCA, 1997). Suas aplicações estendem-se desde a realização de diagnósticos até o acionamento de dispositivos como exoesqueletos e próteses mioelétricas. Em estudos e experimentos envolvendo eletromiografia, torna-se importante compreender os aspectos fisiológicos e histológicos acerca do sistema muscular e da geração dos potenciais de ação musculares, que somados representam o sinal mioelétrico. Dessa forma, esses aspectos

serão explorados nas próximas seções, assim como as formas de aquisição, as características e as aplicações dos sinais de eletromiografia.

### 2.1.1 Aspectos Histológicos e Fisiológicos Associados aos Sinais Mielétricos

O corpo humano é formado por três tipos de tecido muscular: liso, cardíaco e esquelético, cada um possuindo diferentes funções. Os *músculos esqueléticos* estão diretamente relacionados à produção de movimento e força. Esse tipo de músculo trabalha em conjunto com o sistema esquelético para produzir movimentos coordenados dos membros, estando envolvido na respiração, mastigação, locomoção, manutenção da postura e manipulação de objetos. Os músculos esqueléticos e seus tecidos conectivos representam cerca de 40% do peso do corpo humano (VANPUTEE *et al.*, 2016).

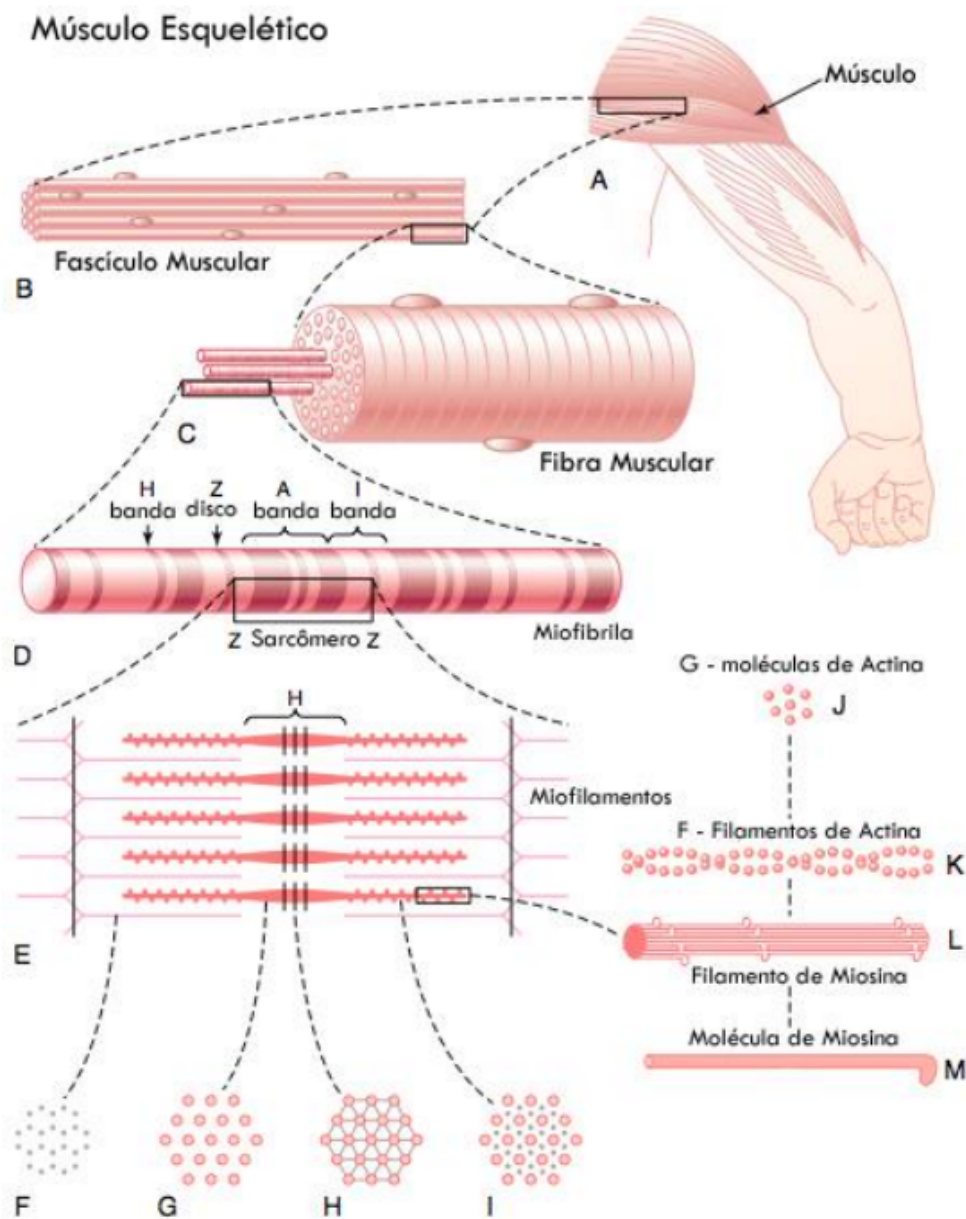
A estrutura do músculo esquelético está ilustrada pela Figura 1. Esse tipo de músculo é composto por um aglomerado de *fascículos musculares*, formados por numerosas *fibras musculares* (BELTRAMINI, 1999). Cada fibra muscular é uma célula única, longa e cilíndrica que contém vários núcleos. Na maioria dos músculos, o comprimento das fibras varia de 1 a 40mm, mas pode chegar a 300mm nas fibras mais longas. Seu diâmetro pode variar de 10 a 100µm (VANPUTEE *et al.*, 2016). As fibras musculares são formadas por unidades progressivamente menores chamadas de *miofibrilas*, *núcleos celulares* e *retículo sarcoplasmático*, respectivamente. Estas estruturas são envoltas por um fino tecido conjuntivo chamado de *sarcolema*. Os *sarcômeros*, formados por actina e miosina, constituem a unidade estrutural e funcional básica do músculo esquelético, pois são sua menor porção capaz de contrair (BELTRAMINI, 1999).

A *contração muscular* é o fenômeno responsável pela produção de movimento pelos músculos esqueléticos. A contração acontece quando as células musculares recebem um estímulo nervoso e convertem energia química (ATP) em energia mecânica para as partes móveis das células (VANPUTEE *et al.*, 2016). Várias etapas estão envolvidas neste processo, como a propagação do impulso nervoso pelo neurônio motor, a transmissão sináptica na junção neuromuscular e os potenciais de ação desencadeados nas fibras musculares que geram a contração e resultam no movimento do músculo. Para compreender essas etapas, é necessário entender as características e o funcionamento das estruturas e dos fenômenos eletroquímicos envolvidos no processo.

As fibras musculares e os neurônios motores, assim como a maioria das células do corpo, são eletricamente excitáveis. Células eletricamente excitáveis são polarizadas, sendo o interior da membrana plasmática negativamente carregado em relação ao exterior. O *potencial de repouso* é a diferença de tensão elétrica existente através da membrana plasmática de uma célula não estimulada. Pode ser gerado por maior concentração de  $K^+$  no interior da membrana em relação ao exterior, por maior concentração de  $Na^+$  no exterior em relação ao interior ou porque a membrana é mais permeável ao  $K^+$  do que ao

$Na^+$ . O potencial de repouso dos neurônios motores e das fibras musculares varia entre  $-70$  e  $-90mV$ .

Figura 1 – Estrutura do músculo esquelético.

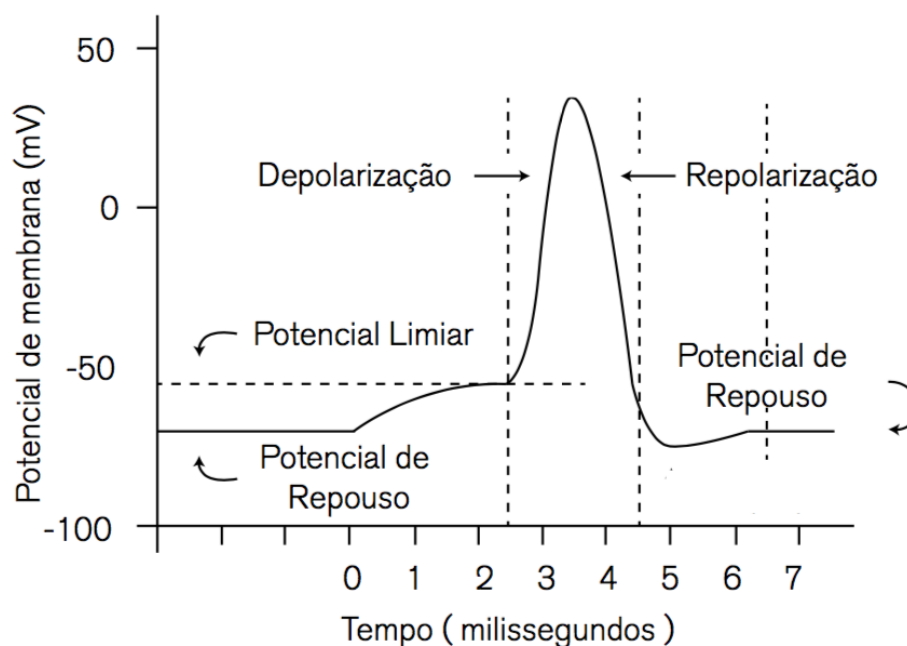


Fonte: GUYTON, 2006.

Um *potencial de ação* é uma inversão do potencial de membrana de repouso, de modo que o interior da membrana plasmática torna-se positivamente carregado se comparado com o exterior. As características de permeabilidade da membrana mudam porque os canais iônicos abrem quando uma célula é estimulada. A difusão de íons por esses canais muda a carga elétrica através da membrana plasmática e produz um potencial de ação. O fenômeno possui duas fases, a despolarização e a repolarização, conforme ilustrado na Figura 2. Se na despolarização o potencial de membrana atinge um limiar, um potencial de ação é desencadeado. Na fase de despolarização, a membrana pode tornar-se

subitamente permeável aos íons  $Na^+$ , que fluem rapidamente para o interior da membrana, tornando seu potencial positivamente carregado. A fase de repolarização é quando a membrana torna-se novamente impermeável aos íons  $Na^+$  e os íons  $K^+$  difundem-se para o exterior, fazendo com que a membrana retorne ao seu valor de repouso (GUYTON, 1988; TORTORA, 2000).

Figura 2 – Tensão elétrica na membrana celular durante o Potencial de Ação.



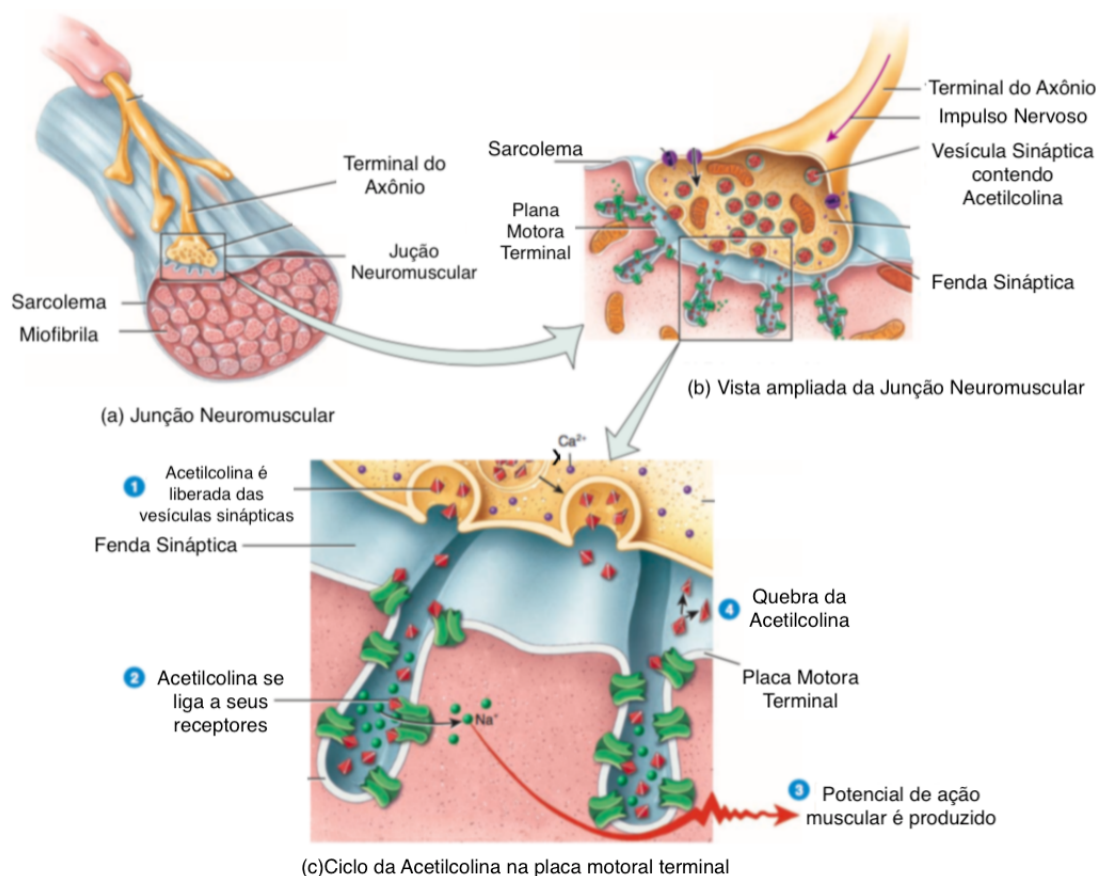
Fonte: adaptado de ZANELA, 2015.

Os *neurônios motores* são células nervosas especializadas que estimulam os músculos a se contrair através da transmissão de potenciais de ação neurais. Os seus corpos celulares estão localizados no encéfalo e na medula espinhal, e seus axônios estendem-se até as fibras do músculo esquelético através de nervos. Os axônios dos neurônios motores se ramificam repetidamente e cada ramo se projeta para o centro de uma fibra muscular. Cada neurônio motor inerva mais de uma fibra muscular, e cada fibra muscular recebe um ramo de um axônio. A maioria dos músculos é inervada por mais de um neurônio motor (VANPUTEE *et al.*, 2016).

Os pontos de contato entre os axônios e as fibras musculares são chamados de *sinapses* ou *junções neuromusculares*. Os potenciais de ação propagados pelos neurônios motores estimulam os potenciais de ação nas fibras musculares devido aos eventos que ocorrem na junção neuromuscular, ilustrados pela Figura 3. Próximo às fibras inervadas, cada ramificação de axônios forma um grupo de terminais axonais alargados que repousam em uma invaginação do sarcolema para formar uma junção neuromuscular. Cada terminal axonal é o *terminal pré-sináptico*, o espaço entre o terminal pré-sináptico e a fibra muscular é a *fenda sináptica*, e a membrana plasmática na área da junção é a *membrana pós-sináptica*,

ou *placa motora terminal*. Cada terminal pré-sináptico possui várias vesículas sinápticas, que contêm o neurotransmissor acetilcolina. Quando um potencial de ação atinge o terminal pré-sináptico, esses neurotransmissores se difundem através da fenda sináptica, fazendo com que canais iônicos se abram e que a membrana se torne mais permeável a  $Na^+$ , levando, se atingido o limiar, ao fenômeno da despolarização. O potencial de ação muscular desencadeado resulta na contração muscular. Quando os potenciais de ação originados do neurônio motor cessam, a acetilcolina não é mais liberada na junção neuromuscular e é liberada uma enzima que destrói a acetilcolina remanescente, permitindo que a membrana repolarize e retorne ao seu potencial de repouso (TORTORA, 2000; VANPUTEE *et al.*, 2016; GUYTON, 1988).

Figura 3 – Estrutura da junção neuromuscular e a sinapse entre neurônio motor e fibra muscular esquelética.



Fonte: adaptado de TORTORA, 2000.

Uma *unidade motora* consiste em um único neurônio motor e todas as fibras musculares que ele inerva. Um potencial de ação no neurônio motor gera um potencial de ação em cada uma das fibras musculares da sua unidade motora. No entanto, nem todas as unidades motoras são iguais. Elas variam em termos de quantidade de fibras musculares que contêm e em termos de sua sensibilidade ao estímulo para contração. Músculos que realizam movimentos precisos e delicados têm unidades motoras com menos

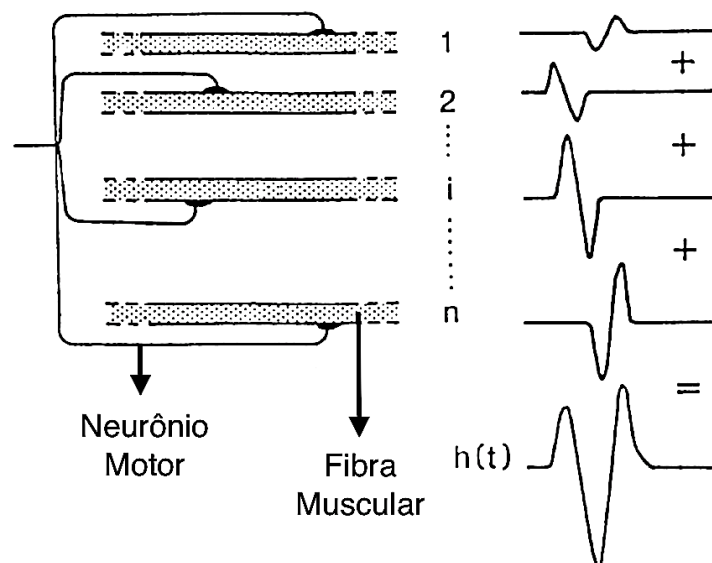
fibras musculares, enquanto aqueles que realizam contrações mais potentes porém menos precisas, têm unidades motoras com muitas fibras musculares (GUYTON, 2006).

A força da contração muscular varia de acordo com a intensidade de estímulo recebido. É importante ressaltar que potenciais de ação ocorrem de acordo com o princípio do tudo ou nada. Isso significa que, se o limiar é atingido, o mesmo potencial de ação será desencadeado independente da intensidade do estímulo que gerou a despolarização. O que é diretamente dependente da intensidade do estímulo é a frequência do potencial de ação, ou seja, o número de potenciais de ação produzidos por unidade de tempo. Quando a força do estímulo aplicada ao neurônio ou à fibra muscular aumenta (uma vez que o limiar é atingido), a frequência do potencial de ação aumenta. Assim, além do número de unidades motoras recrutadas, a força que um músculo executa também é regulada pela frequência de estimulação de uma unidade motora (VANPUTEE *et al.*, 2016).

### 2.1.2 Eletromiografia de Superfície

A eletromiografia pode ser definida como o estudo das funções musculares através da análise do sinal mioelétrico (BASMAJIAN, 1973). O sinal mioelétrico é composto pelo somatório algébrico dos potenciais de ação das unidades motoras ativas, também chamado de MUAP (*Motor Unit Action Potential*). A Figura 4 ilustra a geração de um MUAP, representado pela função  $h(t)$ . Como os MUAP possuem um período pequeno (2 a 10 ms), para que se possa realizar uma contração muscular sustentada por períodos maiores é necessário que as unidades motoras sejam ativadas repetidamente. Essa sequência de MUAPS forma o denominado trem de potenciais de ação da unidade motora (MUAPTs - *Motor Unit Action Potential Train*) (ORTOLAN, 2002; IDE *et al.*, 2012).

Figura 4 – Geração de um MUAP, representado pela função  $h(t)$  (*Motor Unit Action Potential*).

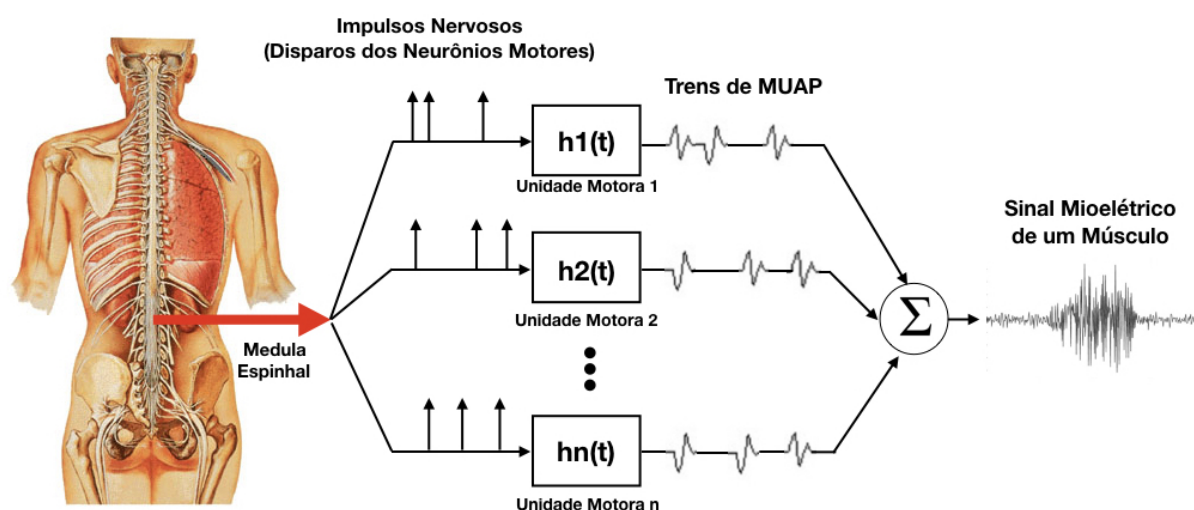


Fonte: adaptado de BASMAJIAN & DE LUCA, 1985.



Ao percorrerem as fibras musculares, os MUAPs geram um campo eletromagnético entorno da fibra. A **Eletromiografia de Superfície** representa um método não invasivo que se utiliza de eletrodos de superfície para realizar a detecção desses campos eletromagnéticos, possibilitando o registro do sinal mioelétrico referente a uma contração muscular. A Figura 5 ilustra o esquema de geração do sinal mioelétrico de um músculo, alvo do estudo da eletromiografia. Pode-se notar na imagem que os MUAPs gerados possuem diferenças entre si, decorrentes da taxa de disparo irregular dos neurônios motores (ORTOLAN, 2002). Por este motivo e pelo fato de que uma contração pode envolver mais do que um músculo, o sinal mioelétrico foi descrito como um processo estocástico (KREIFELDT & YAO, 1974; PARKER *et al*, 1977; DE LUCA, 1979). Porém, foram encontradas características determinísticas nos primeiros 200ms de uma contração muscular (HUDGINS *et al*, 1994).

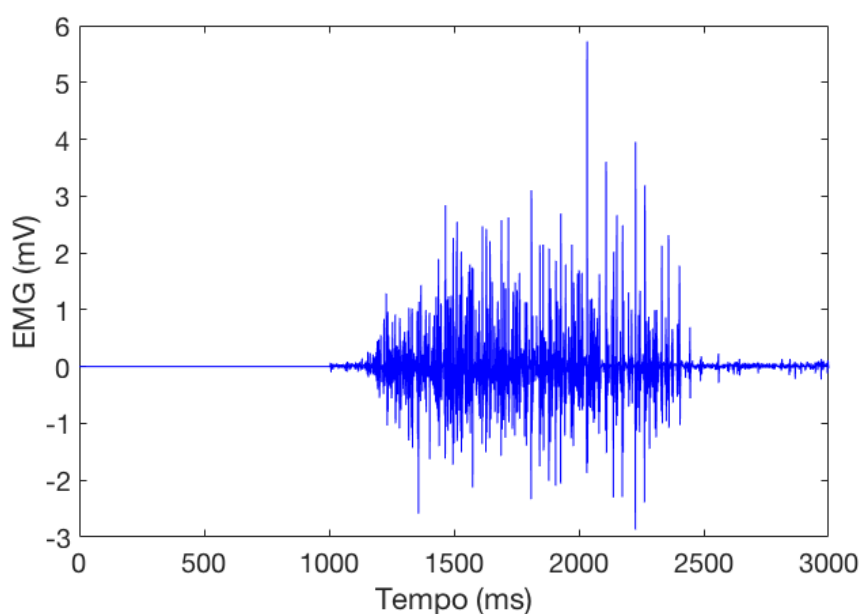
Figura 5 – Geração do sinal mioelétrico de um músculo, resultado da soma dos MUAPs das  $n$  unidades motoras que formam o músculo em questão.



Fonte: adaptado de BASMAJIAN & DE LUCA, 1985.

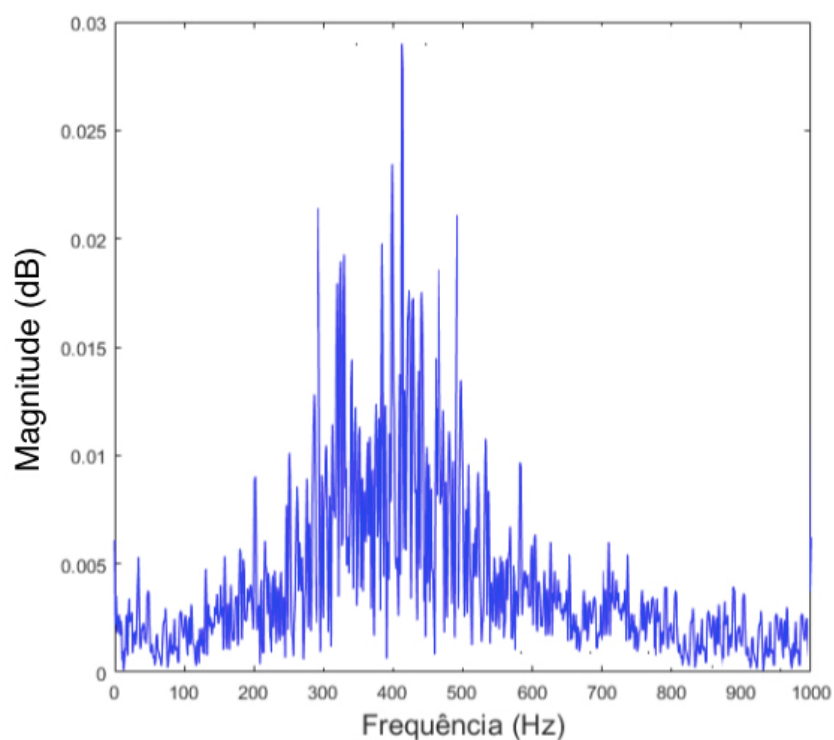
A amplitude dos sinais mioelétricos pode variar de 0 a  $10mV$  pico a pico ou de 0 a  $1,5mV_{rms}$ . Para fins de exemplificação, a Figura 6 representa um sinal de eletromiografia amplificado, obtido durante o movimento de garra da mão direita, com eletrodos de superfície posicionados sobre o músculo *flexor ulnar do carpo*. A energia útil dos sinais mioelétricos está limitada à faixa de 0 a  $500Hz$  (DE LUCA, 2002). Porém, observando a Figura 7, que representa a distribuição espectral (módulo) do mesmo sinal ilustrado anteriormente, nota-se que a energia dominante se localiza na faixa de 300 a  $500Hz$  para esse sinal específico. Isso acontece porque a concentração de potência do sinal pode variar de acordo com o tipo de músculo analisado, com o posicionamento dos eletrodos e com o nível de contração muscular (DE LUCA, 2010).

Figura 6 – Sinal mioelétrico adquirido durante o movimento de garra da mão direita, com eletrodos de superfície sob o músculo *flexor ulnar do carpo*.



Fonte: O autor.

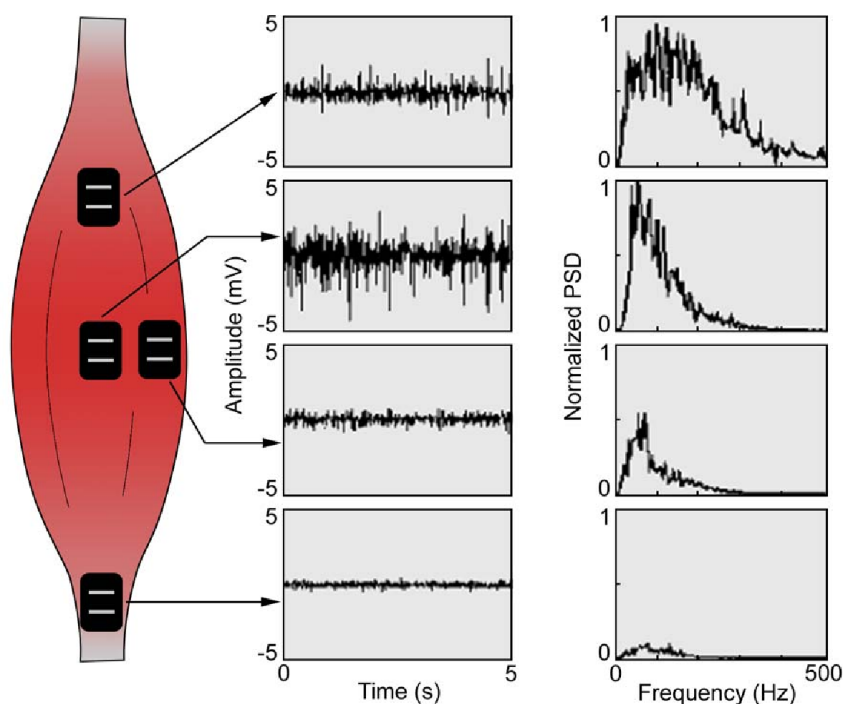
Figura 7 – Módulo do espectro de densidade de potência do sinal da Figura 6.



A aquisição dos sinais mioelétricos pode ser realizada através de eletrodos invasivos, intramusculares, ou através de eletrodos de superfície, que são os utilizados na Eletromiografia de Superfície. A morfologia e amplitude do SME adquirido está fortemente

relacionado com o posicionamento e com as características elétricas dos eletrodos utilizados (DE LUCA *et al*, 2010). No caso dos eletrodos não invasivos, como o sinal é adquirido na superfície da pele, é comum que influências de outros grupos musculares sejam captadas, constituindo o fenômeno chamado de *cross-talk* (TORTORA, 2007). Para diminuir o *cross-talk*, aumentar a relação sinal-ruído e realizar uma aquisição de qualidade, existem algumas medidas que devem ser adotadas. Com eletrodos de superfície, costuma-se utilizar um gel condutor que diminui a impedância de contato entre o eletrodo e a pele (ORTOLAN, 2002). Os eletrodos devem ser posicionados de forma a não obstruir os movimentos, em regiões de fácil localização, preferencialmente ao longo das fibras (BARROS, 2005). Para se obter a máxima potência do sinal, o eletrodo deve ser posicionado na parte ventral do músculo, longe das extremidades, pois essa região possui uma maior concentração de unidades motoras (BASMAJIAN & DE LUCA, 1985). A Figura 8 ilustra um exemplo de uma possível relação entre o posicionamento do eletrodo e a Densidade Espectral de Potência normalizada do sinal adquirido.

Figura 8 – Representação da influência da posição do eletrodo na Densidade Espectral de Potência (PSD) normalizada do sinal adquirido.



Fonte: DE LUCA, 1997.

Como o presente trabalho realiza o processamento de sinais de eletromiografia de superfície relacionados a movimentos realizados pelo membro superior, torna-se interessante conhecer a anatomia e musculatura do braço, antebraço e mão. A Figura 9 ilustra os principais músculos da região, representando a vista anterior e posterior superficial do braço e antebraço humano. A Tabela 1 apresenta a relação entre movimentos frequentemente realizados e os músculos acionados.

Tabela 1 – Relação entre os principais músculos superficiais do braço e antebraço e suas funções.

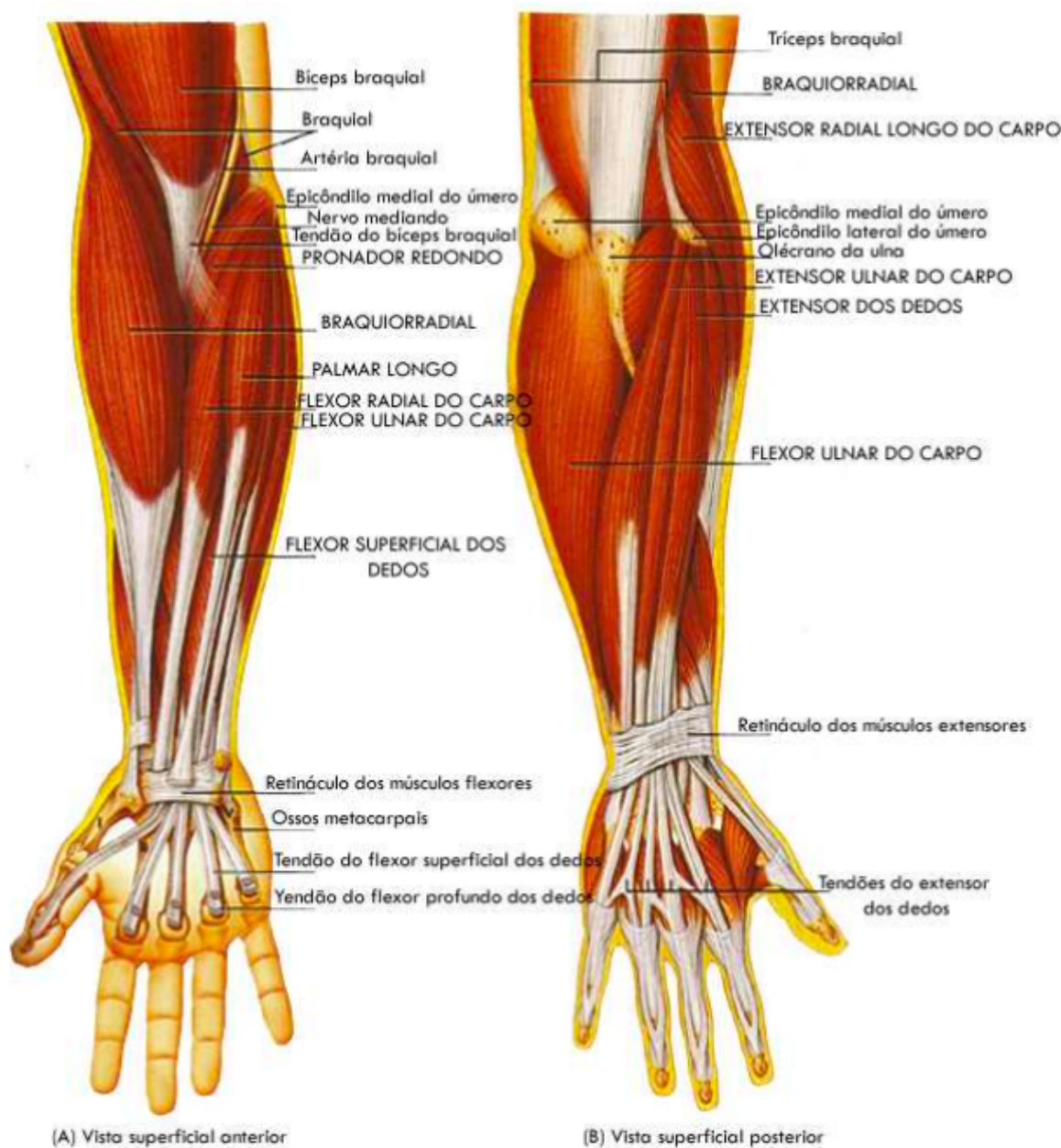
MÚSCULO	MOVIMENTO
Bíceps Braquial	Flexão da mão e supinação do antebraço; Flexão do braço
Braquial	Flexão do antebraço
Braquiorradial	Flexão do antebraço
Tríceps Braquial	Extensão do antebraço/braço
Flexor Radial do Carpo	Flexão/abdução da mão
Flexor Ulnar do Carpo	Flexão/abdução da mão
Palmar Longo	Flexão da mão
Flexor Superficial dos Dedos	Flexão das falanges médias de cada dedo
Extensor Radial do Carpo	Extensão/abdução da mão
Extensor Ulnar do Carpo	Extensão/abdução da mão
Extensor dos Dedos	Extensão das falanges

Fonte: adaptado de TORTORA, 2000.

As Seções 2.1.1 e 2.1.2 apresentaram uma breve revisão sobre os aspectos fisiológicos e histológicos envolvidos na geração do sinal mioelétrico e sobre as características da Eletromiografia de Superfície. Para uma pesquisa mais detalhada sobre os assuntos, recomenda-se a leitura das seguintes referências:

- BRONZINO, J. & ENDERLE, J. **Introduction to Biomedical Engineering** 3rd Edition, Burlington, MA, EUA, 2012, Elsevier Inc. (Capítulos 3 e 4);
- HALL, J. & GUYTON A., **Tratado de Fisiologia Médica**. 13th Edition, Rio de Janeiro, 2017, Elsevier Inc. (Capítulos 5, 6 e 7);
- SILVERTHORN, D. U., **Human Physiology: an integrated approach** 5th Edition, São Francisco: Pearson Benjamin Cummings, 2010. (Capítulos 12 e 13);
- VANPUTTE, C., REGAN, J. & RUSSO, A., **Anatomia e Fisiologia de SEELEY** 10ª Edição, 2016, The McGraw-Hill Global Education, AMGH Editora Ltda. (Capítulos 9 e 10);
- TORTORA, G. J. **Corpo humano: fundamentos de anatomia e fisiologia**, 10 ed. Guanabara Koogan, Rio de Janeiro, 2007 (Capítulo 8);
- BASMAJIAN, JOHN V. & DE LUCA C. J. **Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography** Baltimore: Williams & Wilkins, 1985;

Figura 9 – Principais músculos superficiais do braço e antebraço.



Fonte: TORTORA, 2007.

### 2.1.3 Sinais de sEMG e o acionamento de próteses de membro superior

A Eletromiografia de Superfície representa um dos mais importantes sinais biológicos do ser humano, através do qual a intenção de movimento é diretamente refletida (KIGUCHI *et al*, 2004). Por esse motivo, sinais de sEMG são frequentemente estudados, avaliados e/ou utilizados no acionamento de sistemas robóticos, como próteses de membro superior mioelétricas (PARKER *et al*, 1977; HUDGINS *et al*, 1994; FAVIEIRO & BALBINOT, 2011; CENE & BALBINOT, 2016; YAMANOI & KATO, 2017). A primeira prótese mioelétrica foi criada por Reinhold Reiter, em 1948. O dispositivo era capaz de amplificar os sinais de

sEMG e enviá-los para partes motorizadas, porém não ganhou reconhecimento comercial ou clínico. A primeira prótese mioelétrica comercialmente significativa foi desenvolvida em 1960, por Alexander Kobrinski. A partir dos anos 80, as próteses mioelétricas começaram a ser utilizadas em centros de reabilitação ao redor do mundo, e atualmente representam uma alternativa comum aos amputados, além de serem centro de várias linhas de pesquisa (ZUO & OLSON, 2014).

Em relação às próteses mais antigas, que se utilizam unicamente da força do corpo do usuário para seu acionamento, as próteses mioelétricas são acionadas de forma mais intuitiva, aproximando-se do movimento natural e exigindo uma atividade muscular relativamente baixa (CITTI, 2016). Geralmente, quatro processos principais estão envolvidos no controle de próteses mioelétricas: a aquisição dos sinais de eletromiografia, a extração de características do sinal adquirido, a classificação do movimento e o acionamento das partes motorizadas. Não existe uma maneira única ou padronizada de realizar o processamento dos sinais de sEMG e o acionamento das próteses. Assim, várias abordagens e técnicas têm sido estudadas. É importante ressaltar que mesmo que os sinais de sEMG contenham importantes informações relacionadas à produção de movimento e força, eles possuem muitas limitações que devem ser estudadas e compreendidas em cada caso, para que seu uso seja cientificamente embasado (DE LUCA, 1997).

Para que a aquisição dos sinais de sEMG seja realizada com qualidade, é importante que sejam adotados os procedimentos relacionados ao posicionamento adequado dos eletrodos, conforme mencionado na Seção 2.1.2. Dependendo do nível da amputação do indivíduo, os eletrodos são posicionados em diferentes regiões. Em casos onde o nível de amputação não compromete algum segmento do antebraço ou do braço, os sinais dos músculos remanescentes são frequentemente utilizados para o acionamento da prótese. Dalley *et al.*, 2011, publicaram um estudo sobre um controlador de uma prótese mioelétrica transradial (abaixo do cotovelo) capaz de realizar 9 movimentos distintos baseando-se nos sinais de dois eletrodos posicionados em pares musculares antagonistas do antebraço residual. Por outro lado, amputações que envolvem a desarticulação de ombro implicam na retirada de todo o braço do indivíduo. Nesses casos, adotam-se outras estratégias para utilizar os sinais de sEMG no acionamento de um membro prostético, como por exemplo, a cirurgia de Reinervação Muscular Dirigida (do inglês, *Targeted Muscle Reinnervation - TRM*). Neste procedimento, os nervos residuais do membro amputado são transferidos para reinervar novos locais musculares. Os eletrodos são posicionado sobre estes novos locais, que servem como amplificadores biológicos dos sinais motores referentes ao membro amputado (KUIKEN *et al.*, 2004).

Devido à elevada dimensão dos dados de sEMG adquiridos, não se torna prático e nem computacionalmente eficiente fornecer o sinal bruto ao classificador de movimentos. Por esse motivo, existe a etapa de extração de características, com o objetivo de encontrar

parâmetros que sejam significativamente representativos do sinal medido. Dessa forma, a qualidade da classificação e do reconhecimento de padrões está fortemente relacionado à escolha de quais características serão utilizadas. Existem três categorias de características principais: domínio do tempo, domínio da frequência e domínio de escala temporal (tempo-frequência). Por serem mais intuitivos e simples em termos de processamento, os parâmetros no domínio do tempo como média, valor *rms* e integral são os mais popularmente empregados em análises e controles envolvendo sinais mioelétricos. As características no domínio da frequência, como a densidade espectral de potência e frequência média e mediana, são comumente utilizadas em estudos de fadiga muscular. Características do domínio de escala temporal mantêm o conteúdo de tempo e frequência e são utilizados em estudos de fadiga durante atividades de longo prazo e identificação de tendências, pontos de ruptura e descontinuidades do sinal (CITTI, 2016).

Por fim, o classificador relaciona as características extraídas à classe a qual elas pertencem, indicando como e quais partes motorizadas devem ser acionadas para a reprodução do movimento. Existem diversos métodos e lógicas empregadas na implementação dos classificadores. A Análise do Componente Princial (PCA), por exemplo, consiste em um método não-supervisionado de redução da dimensionalidade das características (NEGI *et al.*, 2016). Alguns classificadores se utilizam de técnicas de clusterização, com destaque para o *K-means*, que realiza uma divisão do espaço de dados em  $k$  grupos e os reorganiza conforme a atualização do valor da média de cada *cluster* (YANG, 2010). Atualmente, conforme será explorado na Seção 3.1.2, os classificadores mais amplamente estudados e empregados são os que se baseiam em técnicas de *machine learning*, como Redes Neurais Artificiais (ANN), Máquina de Suporte de Vetores (SVM), sistemas Neuro-*Fuzzy* (YAMANOI & KATO, 2017; NILSON & BALBINOT, 2014; GÜVENÇ *et al.*, 2014), entre outros métodos.

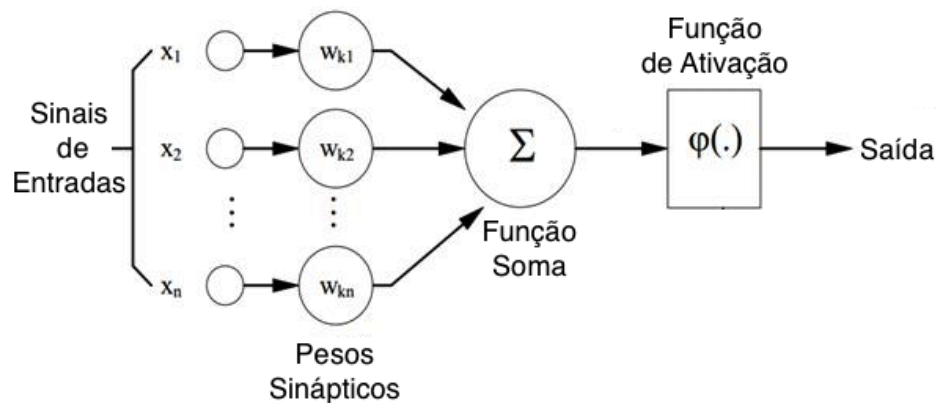
## 2.2 Redes Neurais Artificiais e a classificação de movimentos a partir de sEMG

Conforme mencionado na Seção 2.1.2, o sinal mioelétrico foi descrito como um processo de natureza estocástica (KREIFELDT & YAO, 1974; PARKER *et al.*, 1977; DE LUCA, 1979). Isso torna a análise dos sinais de sEMG desafiadora, já que sinais registrados a partir de um mesmo músculo, durante a realização de um mesmo movimento, apresentam variações entre si devido à fadiga muscular, à característica de mudança do próprio sinal ao longo do tempo, à variabilidade interindividual e a mudanças na posição do membro ou dos eletrodos, entre outras razões. Assim, para identificar padrões a partir de sinais de sEMG torna-se necessária uma grande quantidade de informações (PHINYOMARK & SCHEME, 2018). Dessa forma, devido à capacidade de aprendizagem e de análise de

grandes bases de dados, métodos de *machine learning* são amplamente empregados em aplicações envolvendo classificação a partir de sinais de sEMG.

Entre os métodos de *machine learning* estudados e utilizados, destacam-se as Redes Neurais Artificiais (RNAs). As RNAs compõem um método de inteligência computacional que consiste em um sistema adaptativo, inspirado nas características de processamento de informação de neurônios biológicos. Esses sistemas são capazes de realizar o processo de aprendizagem, ou seja, modificar seus pesos sinápticos de forma ordenada para alcançar resultados desejados (MATSUNAGA, 2012). A unidade básica de processamento de uma Rede Neural é o neurônio, cujo modelo está ilustrado na Figura 10. Basicamente, o neurônio relaciona um peso para cada uma de suas entradas, realiza sua soma ponderada e a aplica em uma função de ativação, resultando em um valor de saída (HAYKIN, 2001). Para o projeto de uma RNA, deve-se definir o número de camadas e de neurônios, qual a função de ativação empregada e qual o método de aprendizagem do sistema.

Figura 10 – Modelo de um neurônio artificial.



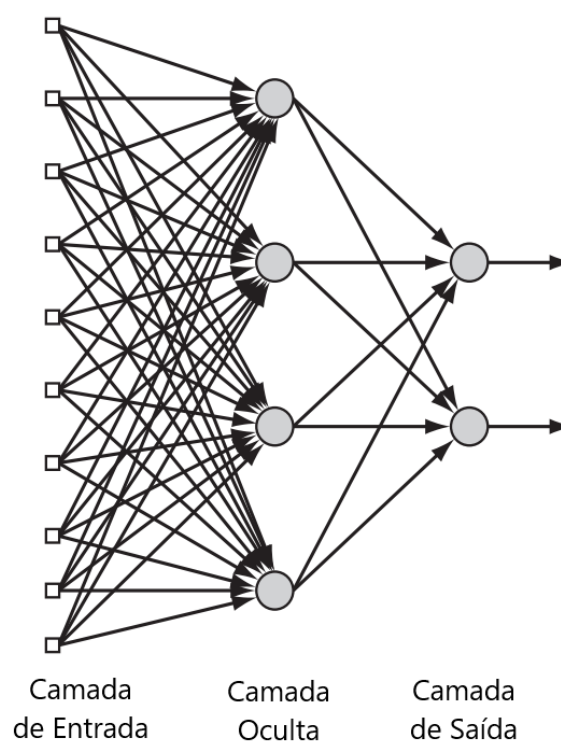
Fonte: adaptado de HAYKIN, 2001.

Para a resolução de problemas não-linearmente separáveis, utilizam-se RNAs com camadas de neurônios ocultas, localizadas entre as camadas de entrada e saída. Essas são chamadas de Redes Neurais de múltiplas camadas, e estão representadas pela Figura 11. O número de camadas e de neurônios em cada camada depende da aplicação do sistema desenvolvido. Por sua vez, a aprendizagem de uma RNA pode ocorrer de forma não supervisionada ou supervisionada. O treinamento *não supervisionado* ocorre sem uma base de dados exemplo e é altamente empregado em processos de *clusterização*. Na aprendizagem *supervisionada*, é fornecida ao sistema uma base de dados de treinamento que contém as entradas e suas correspondentes saídas desejadas, com base nas quais a atualização dos pesos é calculada de forma a minimizar o erro do sistema. Ao fim do treinamento, a rede deve ser capaz de generalizar, ou seja, entregar resultados corretos quando dados novos são inseridos na camada de entrada (DONALEK, 2011). Um dos algoritmos de atualização de pesos mais utilizados em aprendizagem supervisionada é o



*backpropagation*, uma técnica de gradiente descendente que se utiliza da retropropagação do erro da camada de saída. Por fim, as funções de ativação definem como o neurônio responde a um certo valor de entrada, ou seja, qual a intensidade da sinapse enviada aos neurônios a ele conectados. Dentre as funções mais utilizadas estão a linear, degrau, sigmoide e tangente hiperbólica (HAYKIN, 2001).

Figura 11 – Rede Neural Artificial de múltiplas camadas, contendo uma camada oculta de neurônios.



Fonte: adaptado de HAYKIN, 2001.

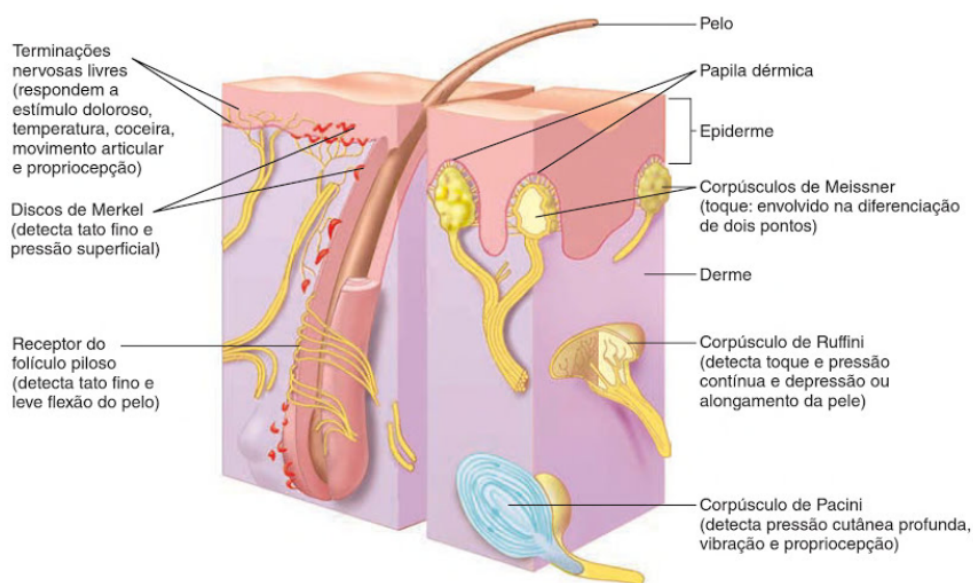
Redes Neurais Artificiais são muito utilizadas em aplicações onde busca-se realizar classificações a partir de características dos sinais de sEMG (SHAFIVULLA *et al.*, 2012; TEPE *et al.*, 2015; DAI *et al.*, 2012). Banispar *et al.* (2012), implementaram uma rede neural com uma camada oculta e 40 neurônios de entrada, que recebiam 10 diferentes características dos sinais de sEMG coletados a partir de 4 canais, entre elas frequência média, valor absoluto da média e variância. O sistema foi capaz de classificar sete diferentes movimentos de mão com 91,95% de acerto para 20 neurônios na camada oculta. Tang *et al.* (2017), desenvolveram uma RNA capaz de estimar os ângulos articulares do joelho com 98,3% de acerto e reconhecer sua intenção de movimento com erros entre 3,25% a 11,65%, baseados em características de sEMG. Esses são apenas alguns trabalhos que exemplificam o sucesso da união entre métodos de inteligência computacional e a análise de sinais biológicos como a sEMG.

## 2.3 Uma Introdução à Sensibilidade Háptica

O sistema háptico é definido como um sistema de percepção que geralmente envolve exploração manual ativa do ambiente (LEDERMAN & KLATZKY, 2009). A sensibilidade háptica está relacionada à *sensação do toque*, que torna os seres humanos capazes de reconhecer características de objetos e superfícies. Segundo Gibson (1966), o sistema háptico pode ser definido como "a sensibilidade do indivíduo ao mundo adjacente ao seu corpo através do uso de seu corpo". Dessa forma, a percepção háptica é importante para a compreensão do mundo e da forma como nele nos colocamos.

No corpo humano, a sensibilidade háptica é elaborada a partir de informações provenientes do sistema somático, mais especificamente, informações táteis cutâneas e informações de propriocepção, definida como a consciência do movimento e posição do corpo no espaço (DEE SILVERTHORN, 2016). Fisiologicamente, o caminho da sensação dentro do corpo se inicia nos receptores sensoriais. Estes atuam como transdutores, transformando a energia proveniente de um estímulo em sinais biológicos de natureza elétrica, processáveis pelo Sistema Nervoso Central (SNC). Pelo menos seis tipos de receptores sensoriais estão envolvidos no processo de mediação das sensações táteis, associadas ao toque, pressão e vibração. Conforme ilustrado pela Figura 12, a maior parte dos receptores táteis estão localizados na pele. Cada receptor possui estrutura, mecanismos de resposta e funções diferenciadas, que compõem a sensação tátil (VANPUTTE *et al.*, 2016). Os sinais de natureza elétrica gerados nos receptores se propagam pelas vias sensoriais até atingirem a medula espinhal e o encéfalo, onde, no córtex sensorial, o sinal é processado e as sensações são geradas (GUYTON & HALL, 2015).

Figura 12 – Terminações sensoriais nervosas na pele.



Fonte: VANPUTTE *et al.*, 2016.

A visão e a audição são comumente considerados os sentidos mais fundamentais pelos seres humanos, enquanto a sensação do toque assume um papel secundário. Essa impressão pode estar associada ao fato de que, ao contrário das sensações táteis, somos capazes de obstruir a visão e a audição momentaneamente, podendo vislumbrar quais seriam os efeitos da perda desses sentidos. Além disso, a maioria das pessoas tende a não reconhecer o papel da sensibilidade tátil e da propriocepção em suas habilidades, provavelmente porque esses sentidos estão tão intrínsecos aos movimentos e à independência dos seres humanos que chegam a passar despercebidos pela consciência (JONATHAN COLE *et al.*, 1998). Porém, deve-se às sensações somáticas referentes à organização geral, sensações de tato e de posição corporal a capacidade dos seres humanos de realizar uma série de julgamentos sensoriais. Elas aumentam o grau de localização das sensações, favorecem a análise de diferentes graus de pressão sobre o corpo e possibilitam a avaliação de peso, contorno, formas e texturas de objetos (VANPUTTE *et al.*, 2016). A privação das sensações hápticas pode causar consequências como perda de movimentos finos, não reconhecimento da posição de membros do próprio corpo, perda do equilíbrio e dificuldade no manuseio e aplicação de forças a objetos (ROBLES DE LA TORRE, 2006).

Uma vez compreendido o funcionamento e importância das sensações hápticas, tem-se cada vez mais crescido o número de aplicações e tecnologias que fazem uso deste tipo de resposta. Desde aplicações utilizadas há mais tempo, como a escrita em *Braille*, as tecnologias hápticas tomaram conta das realidades virtuais, jogos recreativos e *smartphones* (MAISTO *et al.*, 2017; LEE *et al.*, 2013; JIANG *et al.*, 2005). Quando se aciona uma tecla em um celular com sistema *touch*, ela aumenta de tamanho e o dispositivo vibra, afim de fornecer ao usuário a sensação de estar apertando um botão. Na medicina, respostas táteis estão sendo utilizadas em cirurgias minimamente invasivas (SHI *et al.*, 2015; CHOI *et al.*, 2013) e, como será discutido na Seção 2.3.1, em próteses robóticas. Geralmente, o uso de um *feedback* háptico tem como objetivo melhorar a performance e tornar mais intuitivo o controle de diferentes dispositivos.

### 2.3.1 *Feedback* háptico e a adaptação ao uso de próteses do segmento mão-braço

Estima-se que as amputações de membro superior correspondam a 15% de todas as amputações de membros realizadas anualmente no Brasil (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2013). Entre os anos de 2008 e 2015 foram registrados 361.585 procedimentos de amputações hospitalares ligados aos membros inferiores e superiores em todo o Brasil, segundo o banco de dados do SIHSUS (Sistema de Informações Hospitalares do Sistema Único de Saúde). De acordo com a estatística do Ministério da Saúde, isso corresponde a mais de 50.000 pessoas que tiveram pelo menos um de seus membros superiores amputados somente neste período. Segundo Maurice LeBlanc, em 2008 cerca de 3 milhões de pessoas

passaram por procedimento de amputação de braço em todo o mundo. A maioria das amputações de membros superiores é decorrente de trauma e, ao contrário das amputações de membro inferior, costumam acometer pessoas de faixa etária jovem, em idade produtiva (ZUO & OLSON, 2014). Além de trauma, estão entre as causas neoplastia, doenças vasculares, infecções, entre outros. (*THE AMPUTEE STATISTICAL DATABASE FOR THE UNITED KINGDOM*, 2004/2005)

A perda de um membro superior implica em diversas consequências funcionais e psicológicas, podendo ser considerada um evento devastador na vida de uma pessoa (NABEEL *et al.*, 2016). Atividades simples, como abotoar uma camisa, amarrar os cadarços ou manusear talheres, passam a representar um grande desafio. Além das aptidões funcionais, a mão é utilizada em muitas convenções sociais, como apertos de mão e saudações, que podem ser comprometidas com a perda do membro. (F. E. VULTEE, 1995). Assim, a amputação de um braço ou de uma mão pode prejudicar a independência da pessoa em ações cotidianas, a sua capacidade de expressão corporal e mesmo sua reinserção ao mercado de trabalho ou em seu círculo social.

Para superar as limitações físicas enfrentadas por pessoas que passaram por amputação de braço, próteses de membro superior têm sido estudadas e desenvolvidas ao longo da história. As próteses são um tipo de tecnologia assistiva, ou seja, visam, por meio de equipamentos e sistemas, manter ou melhorar capacidades funcionais de pessoas com deficiências (ATiA, 2018). Até o Século 18, soldados do exército lutavam com próteses feitas de metal (FUKUSHIMA *et al.*, 2018). No Século 19, foram desenvolvidas próteses mecânicas capazes de abrir e fechar a mão através da força exercida pelo ombro do usuário. (DOERINGER *et al.*, 1995). Mais recentemente, o foco das técnicas para controle de próteses de membro superior passou a ser a Eletromiografia de Superfície (AJIBOYE, 2005). A relação entre as características da atividade elétrica dos músculos e a ativação das próteses mioelétricas está descrita na Seção 2.1.3.

O corpo humano dispõe de mecanismos que contribuem para a adaptação ao uso de próteses. Um desses mecanismos é a *plasticidade neural*, definida como a capacidade de adaptação, tanto estrutural como funcional, apresentada pelo sistema nervoso central em resposta à interação organismo-ambiente ou a lesões que afetam esse sistema. Assim, por meio de reorganizações sinápticas, a neuroplasticidade é capaz de alterar a representação corporal a partir da experiência do indivíduo (CARLSON, 2000; FERRARI *et al.*, 2001; SCOTT, 2011). Além disso, existe um fenômeno chamado Propriocepção Fisiológica Extendida (EPP), definida como a capacidade do ser humano de estender sua propriocepção até a ponta de ferramentas por ele manuseadas. Em outras palavras, na percepção do indivíduo, a ferramenta se torna uma extensão de seu corpo. Dessa forma, o uso contínuo de uma prótese ativa a EPP e a plasticidade neural, podendo gerar mudanças duradouras

à representação corporal e a integração do membro artificial como parte do corpo do indivíduo.

Apesar dos benefícios potencialmente propostos pelo uso de próteses de membro superior, diversos estudos indicam que a rejeição a essa tecnologia é alta (DOERINGER *et al.*, 1995; HARDEEP *et al.*, 2010; SCHWEITZER, 2010). Segundo Raichle *et al.* (2008), a taxa de uso de próteses de membro superior entre pessoas amputadas varia entre 27 e 56%, enquanto para membros inferiores varia entre 49 e 95%. Em parte, esses números devem-se ao fato de que são necessários os dois membros inferiores para a realização da marcha. Porém, a rejeição também deve-se ao fato de que existem insatisfações em relação às próteses do segmento mão-braço. Entre elas estão o peso e a funcionalidade limitada (AHMAD *et al.*, 2012). No Brasil, as próteses de membro superior oferecidas pelo Sistema Público de Saúde (SUS) são em sua maioria puramente mecânicas, geralmente acionadas pela tração do ombro do usuário. Essas próteses apresentam uma função mais estética do que propriamente funcional, o que contribui com a rejeição ao seu uso.

Mesmo as próteses que não são puramente mecânicas, como as mioelétricas, possuem suas limitações. A ausência da sensação tátil faz com que o período de treinamento e adaptação à prótese se torne extremamente longo, além de trazer o risco de aplicar pressões desproporcionais a objetos (FUKUSHIMA *et al.*, 2018). Jonathan Cole (1998) descreveu uma doença que privou um indivíduo de sensações táteis e de propriocepção. Segundo ele, o paciente teve de aprender a utilizar a visão para controlar seus braços e mãos. Porém, mesmo com *feedback* visual, ele tendia a fazer movimentos lentos e ponderados e utilizar força excessiva para segurar objetos. Mesmo em casos mais comuns, onde pessoas normais têm seus dedos anestesiados, elas tendem a aplicar forças excessivas, derrubar objetos e apresentam dificuldades em adaptar cargas e posicionar precisamente seus dedos (ROBLES DE LA TORRE, 2006). Pode-se facilmente relacionar essas experiências e dificuldades com a realidade de pessoas que sofreram amputação de algum membro superior e que utilizam próteses do segmento mão-braço.

Para transformar essa realidade, tem-se investido em estudos e desenvolvimento de próteses de membro superior que fornecem uma resposta háptica ao usuário (TYLER, 2016; KAIRU *et al.*, 2017; NABEEL *et al.*, 2016; VAN DER RIET *et al.*, 2015; FUKUSHIMA *et al.*, 2016; MANCIPE-TOLOZA *et al.*, 2015). O objetivo é desenvolver um sistema realimentado, implementando artificialmente os receptores sensoriais presentes na mão humana e fornecendo uma resposta referente à propriocepção e à interação da prótese com o ambiente. A proposta é que, com o *feedback* háptico, não apenas o controle da prótese se torne mais intuitivo, mas que também seja possível a realização de movimentos finos fortemente relacionados à sensação tátil. Nos estudos desenvolvidos, diferentes abordagens em relação aos tipos de sensores utilizados e aos sistemas de realimentação ao usuário tem sido investigadas.

No experimento desenvolvido por Keehoon Kim e J. Edward Colgate (2012), voluntários que passaram por amputação de braço eram capazes de controlar uma prótese mioelétrica virtual e manipular objetos também virtuais, recebendo uma resposta háptica relacionada à força de prensão e/ou à força de cisalhamento. Ambos os voluntários passaram pela cirurgia de reinervação muscular (TMR), descrita na Seção 2.1.3. No experimento, um dispositivo vibratório estimulava os nervos transferidos de forma coerente com os movimentos e manipulações realizadas pelo voluntário através da plataforma virtual. Os resultados mostraram que o *feedback* háptico aumenta o controle da força, desde que os diferentes tipos de sensação não sejam fornecidos simultaneamente.

Em outro experimento realizado por Dustin J. Tyler (2016), o voluntário, que passou por amputação de braço, teve eletrodos implantados em seu antebraço que faziam contato com 3 nervos em 20 locais distintos. Quando estimuladas, as fibras nervosas produziam sensações realísticas, percebidas como que provenientes do membro amputado. Os ensaios realizados consistiam na realização de tarefas envolvendo a manipulação de objetos frágeis. Com o sistema háptico ligado, o voluntário foi capaz de realizar as tarefas em 93% das vezes, enquanto a taxa de sucesso foi de 43% quando o sistema estava desligado.

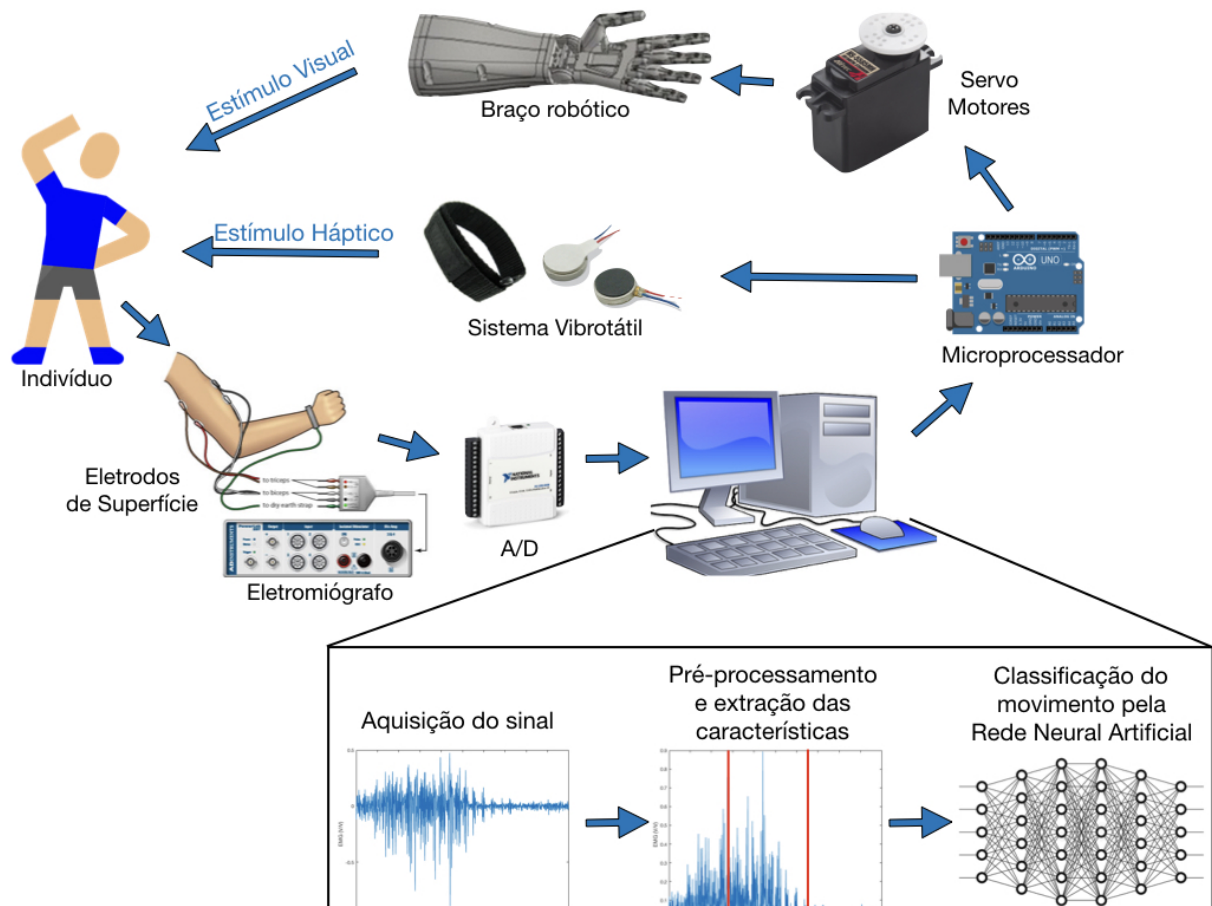
Existem formas não-invasivas de fornecer uma resposta háptica ao indivíduo. Entre elas estão os *feedbacks* vibrotáteis e eletrotáteis, amplamente estudados por apresentarem uma alta taxa de aceitação por parte dos usuários, não necessitarem de cirurgia, possuírem um consumo baixo de energia e serem compatíveis com os sinais de EMG. Por outro lado, esse tipo de resposta depende da capacidade do usuário de aprender a interpretar corretamente os estímulos sensoriais artificiais (CLEMENTE *et al.*, 2016). Nesses casos, os mecanismos adaptativos da plasticidade neural tornam a utilização desse tipo de sistema possível e, com o tempo, intuitiva. Muhammad Nabeel *et al.* (2016), por exemplo, publicou um estudo que fez uso de motores vibratórios fixados no antebraço de voluntários. O sinal proveniente de sensores de força do tipo FSR (*Force Sensing Resistor*) posicionados na ponta dos dedos da prótese ativavam os motores de forma proporcional à intensidade da força medida. Os resultados mostraram que, após um período de treinamento, os indivíduos puderam associar corretamente o peso de objetos com a intensidade de vibração recebida, e que o controle da prótese se tornou mais fácil, segundo os próprios voluntários.

Em sua devastadora maioria, os estudos consultados envolvendo respostas sensoriais no contexto de próteses de membro superior apontam resultados positivos e promissores em comparação a próteses sem retorno háptico. Nota-se que os estudos nessa área são recentes, e que esses sistemas ainda não estão disponíveis comercialmente. Dessa forma, é importante que os benefícios do *feedback* háptico já identificados sejam retificados e que seu impacto seja investigado em outras abordagens, para que no futuro essa tecnologia se torne acessível e cumpra com seu objetivo de melhorar a qualidade de vida do seu público alvo.

### 3 Metodologia Experimental

A Figura 13 ilustra o diagrama de blocos que resume o funcionamento do sistema proposto.

Figura 13 – Diagrama de blocos simplificado do sistema proposto.



A ideia geral do sistema é que o indivíduo seja capaz de acionar um braço robótico a partir da aquisição dos seus sinais de Eletromiografia de Superfície, e que receba, ao mesmo tempo, uma resposta visual proveniente da movimentação do braço, e uma resposta háptica proveniente de um dispositivo vibrotátil. Para que isso seja possível, o indivíduo inicia a ativação do sistema com os eletrodos de superfície posicionados e portando uma pulseira que contém motores de vibração. Os sinais de sEMG coletados são transferidos ao computador por meio de uma placa de aquisição de dados (A/D). No computador, os sinais são processados, e suas características são utilizadas como entradas da Rede Neural Artificial que atua como classificador de movimentos. O movimento pode ser de dois tipos (*Garra* ou *Pinça*) e pode possuir três intensidades de força distintas empíricas (*Fraca*, *Médio* ou *Forte*). A classificação é enviada via protocolo serial a um microprocessador,

que aciona os servo motores de forma que o braço robótico reproduza o movimento e a intensidade resultantes. Simultaneamente, os motores de vibração presentes na pulseira são acionados de forma que sua frequência de vibração seja diretamente proporcional à intensidade resultante. O objetivo é avaliar como os recursos visual e háptico influenciam separadamente e em conjunto na ativação e controle do braço robótico.

Pode-se dividir o trabalho em quatro grandes partes: classificação de movimentos, *hardware* do braço robótico e do dispositivo vibrotátil, ativação *online* do sistema e testes com voluntários. A classificação dos movimentos diz respeito às etapas necessárias para a implementação e treinamento da Rede Neural Artificial. O *hardware* envolve a ativação dos servo motores que movimentam o braço e a implementação da pulseira responsável pelo *feedback* vibrotátil. Todos os blocos do sistema são interligados e testados na ativação *online* e, por fim, a influência das respostas visual e háptica é analisada através de testes com voluntários. A metodologia experimental que diz respeito a cada uma das partes constituintes do sistema será detalhada nas próximas seções.

## 3.1 Classificação de Movimentos

A partir da discussão registrada na Seção 3.1.2, optou-se por utilizar o método de Redes Neurais Artificiais para atuar como o classificador de movimentos a partir de características dos sinais de sEMG. Para realizar o treinamento supervisionado da RNA, foi adquirida uma base de dados através de um protocolo desenvolvido para abranger os tipos e intensidades de movimentos desejados para a aplicação do sistema. Os sinais adquiridos foram processados e algumas características foram escolhidas e extraídas, constituindo as entradas da RNA. Por fim, os pares de entradas e saídas alvo foram formados, sendo possível treinar e testar a rede implementada.

### 3.1.1 Aquisição da Base de Dados

A base de dados utilizada no treinamento da RNA foi adquirida de forma a atender às especificações do projeto. O objetivo da classificação reside em distinguir entre três intensidades de força empíricas diferentes, sendo elas *Fraca*, *Médio* e *Forte*, dos movimentos de *Garra* e *Pinça*. O movimento de *Garra* consiste na flexão de todos os dedos da mão entorno de um objeto, enquanto a *Pinça* consiste em pressionar o objeto entre os dedos polegar e indicador. Dessa forma, foi elaborado um protocolo envolvendo os movimentos e as intensidades desejadas.

Segundo Adultdata (1998), a força média do movimento de garra é de 609,9N para homens e 360,4N para mulheres nos EUA. Para o movimento de pinça, a mesma fonte indica que a força média corresponde a 84,5N para homens e 62,3N para mulheres nos EUA. Tomando esses valores como referência e realizando testes empíricos, foram definidas



faixas de força referentes às intensidades adotadas. Os valores foram escolhidos com o intuito de facilitar a identificação e a distinção entre intensidades na hora da realização do movimento pelos voluntários, sem gerar uma fadiga excessiva ao final da aquisição. As faixas de força em Newtons dos movimentos de garra e pinça estão contidas nas Tabelas 2 e 3, respectivamente, e se mantiveram as mesmas para voluntários de ambos os sexos.

Tabela 2 – Faixas de força em Newtons das intensidades denominadas de *Fraco*, *Médio* e *Forte* relativos ao movimento de *Garra*.

<b>Intensidade</b>	<b>Força Mínima (N)</b>	<b>Força Máxima (N)</b>
Fraco	0	176
Médio	> 176	353
Forte	> 353	652

Tabela 3 – Faixas de força em Newtons das intensidades *Fraco*, *Médio* e *Forte* relativos ao movimento de *Pinça*.

<b>Intensidade</b>	<b>Força Mínima (N)</b>	<b>Força Máxima (N)</b>
Fraco	0	88
Médio	> 88	137
Forte	> 137	270

Para aumentar as chances de que o braço do voluntário estivesse totalmente relaxado no período de repouso, evitar a movimentação de eletrodos e facilitar a padronização entre as repetições, decidiu-se realizar os ensaios do movimento de garra e do movimento de pinça em momentos distintos, com aquisições separadas. Para ambos, os sinais de nove repetições foram adquiridos de forma sequencial, sendo definidas três repetições para cada intensidade de força (*Forte*, *Médio* e *Fraco*), afim de manter a base de dados balanceada. A ordem da sequência dos movimentos foi aleatorizada.

Na mesma base de tempo, foram registradas a força realizada durante o ensaio através de um dinamômetro, além dos sinais de dois canais de sEMG referentes aos músculos flexor e extensor de punho, relacionados com movimentos de mão. Os eletrodos foram posicionados com a intenção de registrar prioritariamente os sinais mioelétricos dos músculos Flexor Ulnar do Carpo e Extensor Ulnar do Carpo. As regiões de posicionamento dos eletrodos estão ilustrada pela Figura 14. O eletrodo de referência foi posicionado na testa do voluntário, por representar uma região com baixa atividade muscular. As aquisições foram realizadas com 8 voluntários, sendo 3 do sexo feminino e 5 do sexo masculino, 7 destros e 1 canhoto, com idade média de 22,5 anos e desvio padrão de  $\pm 3,2$  anos. Todos os voluntários possuíam ambos os membros superiores intactos e realizaram os ensaios com seu braço dominante.

Figura 14 – Regiões de posicionamento dos eletrodos nas partes anterior e posterior do antebraço.

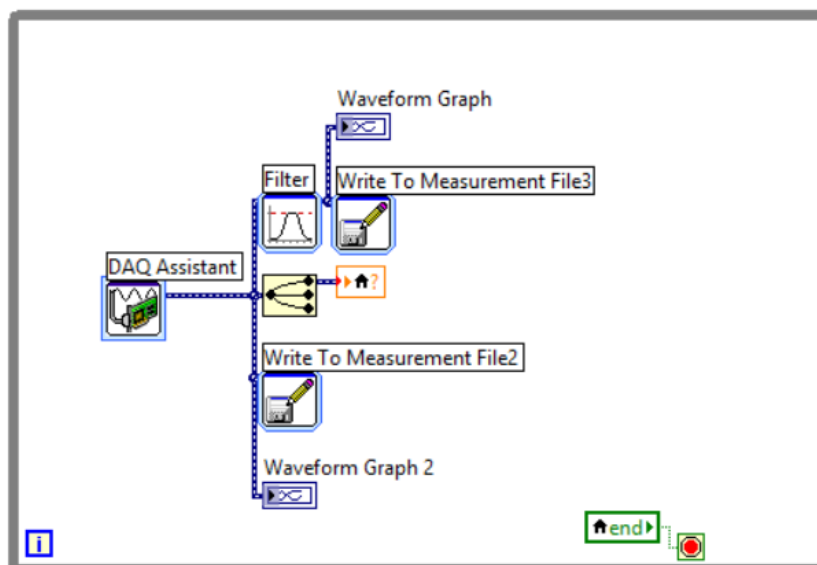


### 3.1.1.1 Equipamentos Utilizados

A placa de aquisição escolhida para a coleta dos sinais foi a NI USB 6009, da *National Instruments* (2012). A placa conta com oito entradas analógicas com resolução de 14 bits e taxa de amostragem de 48 kS/s, sendo  $\mp 10V$  a máxima tensão de entrada suportada. No *software* LabVIEW 2014, implementou-se o código ilustrado na Figura 15 para leitura e armazenamento dos dados da placa. A biblioteca *DAQ Assistant* permite a configuração dos canais utilizados. Neste caso, foram selecionados os canais *ai1*, *ai2* e *ai3*, referentes ao dinamômetro, ao eletrodo do músculo flexor e ao eletrodo do músculo extensor, respectivamente. Todos os canais foram configurados como RSE (*Reference Single Ended*), ou seja, referenciados em relação ao terra.

A partir da configuração dos canais, três ações são realizadas com os dados adquiridos. Os dados brutos são armazenados em um arquivo de extensão ".lvm", em que a primeira coluna é o tempo iniciado em 0 e acrescido de 1ms e as outras três colunas registram os dados referentes aos três canais. Da mesma forma, os dados filtrados são armazenados em um arquivo de extensão ".lvm" semelhante. A partir de pesquisas em bibliografias sobre o melhor tipo de filtro utilizado em sinais de sEMG (DE LUCA *et al.*, 2010; DE LUCA, 2011), utilizou-se um filtro digital passa-faixa de 20 a 450Hz, *Butterworth* de quarta ordem. Ambos os sinais brutos e filtrados são exibidos em uma janela gráfica conforme são adquiridos. Por fim, o canal *ai1*, referente ao dinamômetro, é ligado a um indicador utilizado na interface com o usuário, com o objetivo de ilustrar a força medida no ensaio.

Figura 15 – Rotina implementada no *software* LabVIEW 2014 para leitura e registro dos dados adquiridos pela placa NI USB 6009.



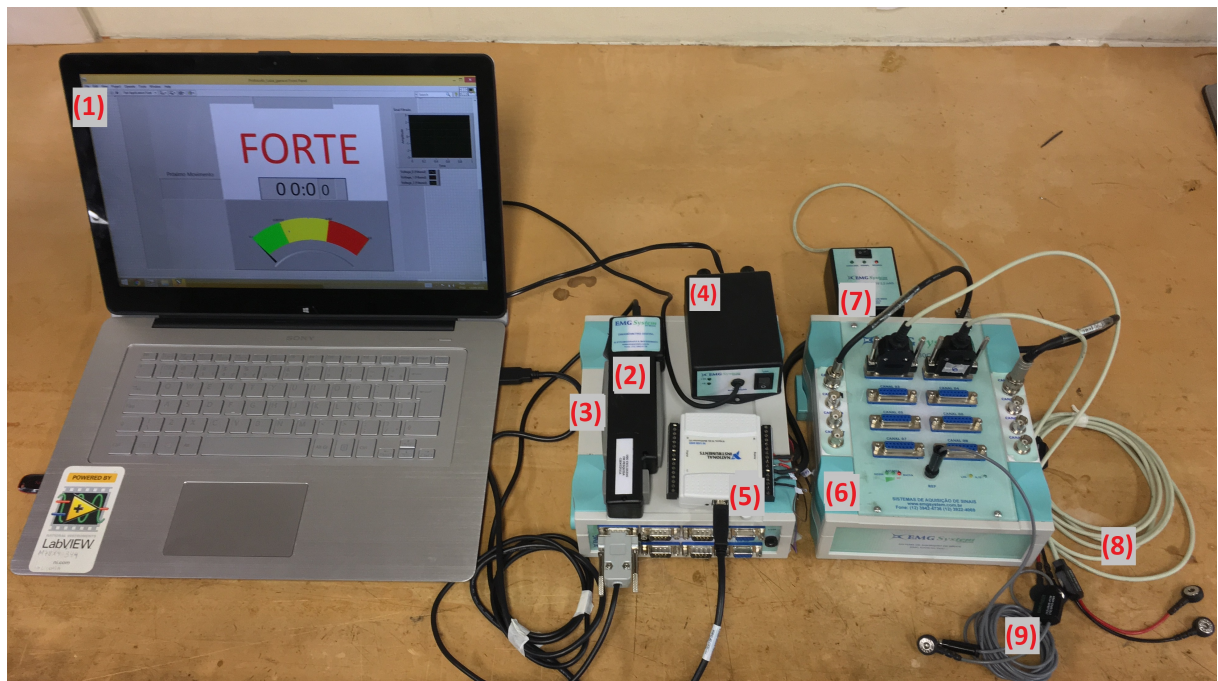
O dinamômetro digital utilizado nas medições da intensidade de força foi o modelo *TRF PIN* Mão e Pinça da EMGSystem do Brasil (2009), que é composto por uma célula de carga extensiométrica cujas partes deformáveis estão localizadas na lateral do instrumento. O dinamômetro suporta até  $200\text{kgf}$  e sua função de transferência experimental está representada pela Equação (1), onde  $x$  representa a força aplicada ( $\text{kgf}$ ) e  $y$  representa a tensão elétrica gerada ( $\text{mV}$ ). Na aquisição de dados, o dinamômetro foi utilizado como o objeto no qual a força desenvolvida foi aplicada, sendo as superfícies laterais elásticas envolvidas por todos os dedos no movimento de garra, e apenas pelo polegar e indicador no movimento de pinça. Desta forma, ao mesmo tempo que o movimento foi realizado, a força realizada pôde ser registrada. O dinamômetro foi ligado à placa de aquisição de modelo EMG 810C, também da EMGSystem do Brasil (2009), porém, apenas as etapas de condicionamento do sinal presentes no sistema foram utilizadas.

$$y = 11,5 \cdot x + 35,7 \quad (1)$$

Para captação dos sinais de sEMG, foram utilizados dois canais de eletrodos bipolares de configuração passiva e um eletrodo de referência, também passivo. Os eletrodos descartáveis do modelo 2223BRQ da marca 3M foram ligados ao eletromiógrafo comercial EMG 830C, da EMGSystem do Brasil (2010), que já conta com uma primeira etapa de processamento do sinal, possuindo um filtro passa-banda analógico de quarta ordem sintonizado na banda de frequência de 20 a  $450\text{Hz}$  e um ganho total de 2000 vezes. Além disso, utilizou-se um computador para a exibição das instruções do ensaio ao voluntário. O arranjo experimental completo utilizado no protocolo de aquisição da base de dados está ilustrado pela Figura 16. Nela constam o dinamômetro e os eletrodos com seus respectivos

sistemas de condicionamento, ligados à DAQ NI USB 6009, que se comunica através da porta USB com o computador onde é executada a rotina do protocolo de aquisição no *software* LabVIEW 2014.

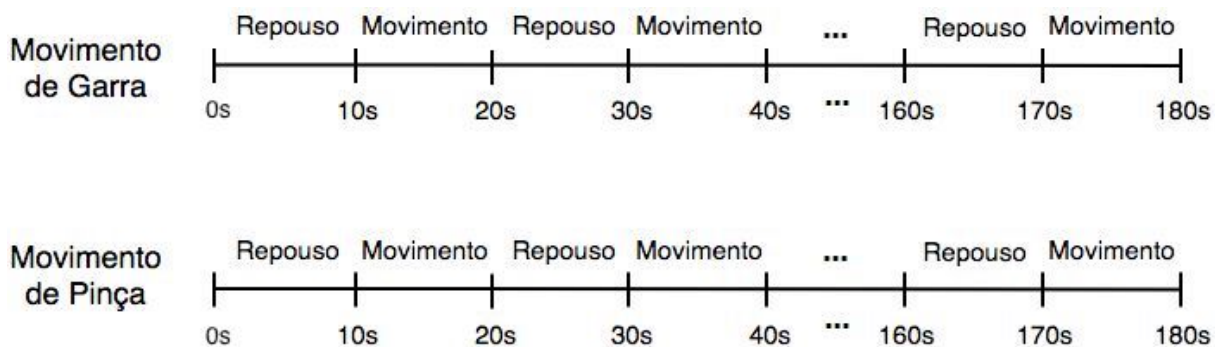
Figura 16 – Arranjo experimental utilizado para a aquisição dos sinais: (1) Computador no qual as instruções e a intensidade de força medida são exibidas ao voluntário; (2) Dinamômetro; (3) Placa que contém o circuito de condicionamento do dinamômetro; (4) Fonte de alimentação da placa (3); (5) Placa de aquisição de dados NI USB 6009; (6) Eletromiógrafo; (7) Fonte de alimentação do eletromiógrafo; (8) Cabos do eletromiógrafo para o encaixe dos dois pares de eletrodos de superfície utilizados; (9) Cabo do eletromiógrafo para o encaixe do eletrodo de referência.



### 3.1.1.2 Protocolo de Aquisição

Conforme mencionado anteriormente, cada voluntário realiza dois ensaios, um para o movimento de garra e um para o movimento de pinça, onde nove movimentos são realizados de forma sequencial, aleatorizando as intensidades Forte, Médio e Fraco. O ensaio alterna entre repouso e movimento, cada um possuindo uma duração de 10s. Esse tempo foi determinado com base em ensaios experimentais preliminares. Foi adotada uma taxa de aquisição 1000 amostras por segundo para todos os canais, afim de respeitar o critério de Nyquist. Assim, uma aquisição possui ao todo 180s e 180000 amostras para cada canal. A Figura 17 ilustra a sequência temporal da aquisição de um voluntário.

Figura 17 – Sequência temporal dos ensaios de aquisição de sinais de um indivíduo.



Intensidades possíveis para os movimentos: **FRACO**, **MÉDIO** e **FORTE**

Para que a aquisição dos dados fosse realizada de forma padronizada entre todos os voluntários, foi desenvolvido um protocolo para os ensaios. No mesmo código que habilita a placa de aquisição implementado no *software* LabVIEW 2014, foi desenvolvida uma interface gráfica que direciona o usuário ao longo da aquisição. Primeiramente, o voluntário realiza um treinamento, cujas etapas estão ilustradas pela Figura 18. Neste, não há registro de sinais. O voluntário pode compreender o ambiente gráfico, onde o movimento a ser realizado está indicado na janela central, o próximo movimento está indicado em uma janela lateral, a força executada é exibida em um indicador e o sinal adquirido é mostrado em uma janela gráfica. O cronômetro serve para controle de quanto tempo falta para a troca de movimento. Além de se familiarizar com o ambiente gráfico, o voluntário consegue relacionar a quantidade de força aplicada com a movimentação do cursor ao longo das faixas do indicador. Esse preparo aumenta as chances de que o usuário mantenha o cursor na faixa desejada durante a aquisição dos dados que irão formar a base de treinamento da RNA.

Figura 18 – Janelas que representam o protocolo de treinamento.



A Figura 19 ilustra o fluxograma que representa a lógica da rotina implementada no *software* LabVIEW 2014 para a exibição das instruções que direcionam o usuário durante a aquisição dos sinais. Para garantir uma base de dados balanceada, gerou-se um vetor com três repetições para cada intensidade, posteriormente aleatorizado e utilizado para controlar a estrutura de execução *Case* que contém as imagens referentes às intensidades. A ordem das intensidades aleatorizadas é registrada em um arquivo ".lvm". A Figura 20 ilustra as janelas referentes aos quatro estados possíveis durante o ensaio, sendo eles Repouso, Fraco, Médio e Forte. O ambiente gráfico é similar ao exibido no protocolo de treinamento.

Figura 19 – Fluxograma que ilustra a lógica da rotina que gera a interface gráfica utilizada para guiar o voluntário durante as aquisições.

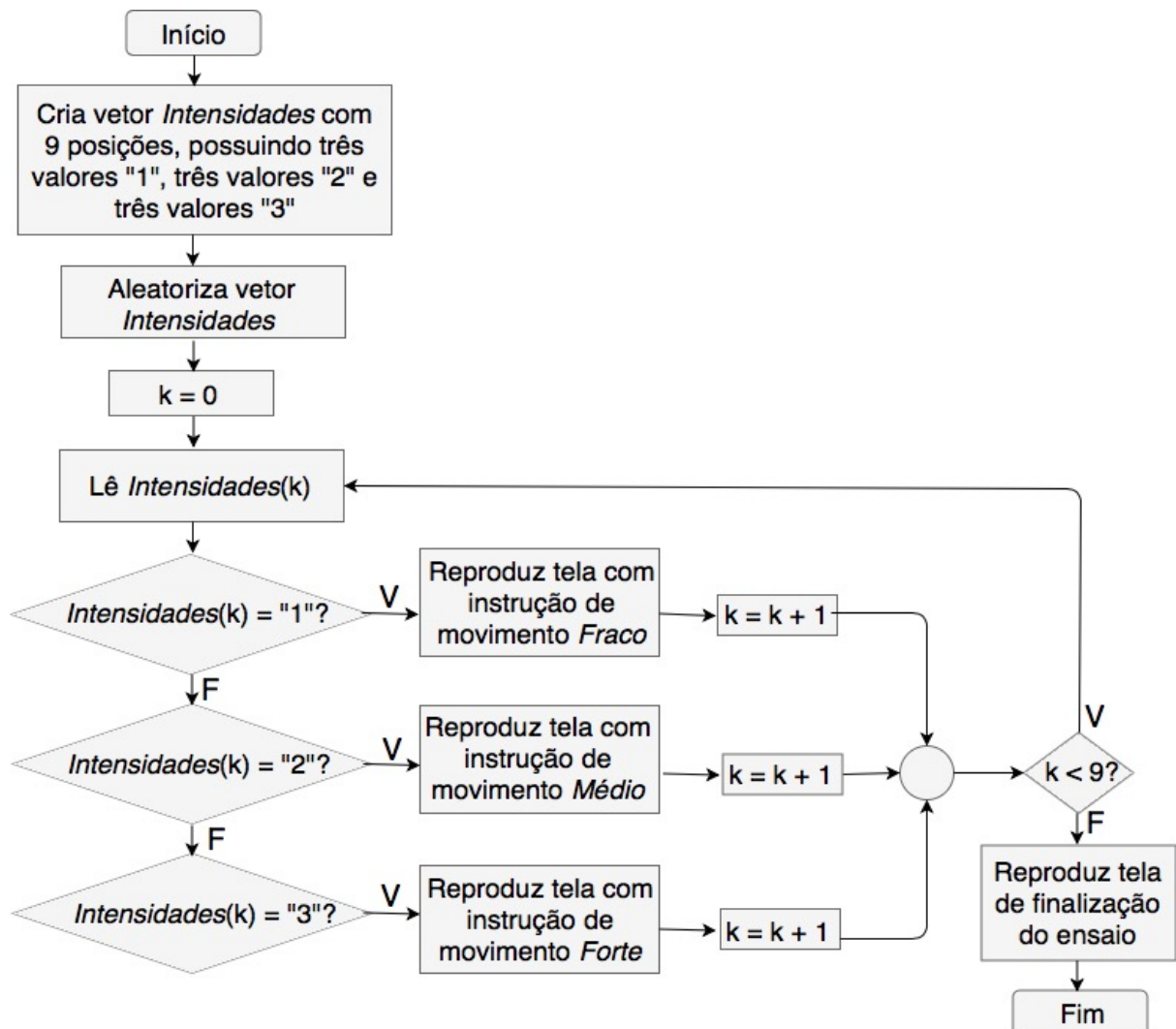
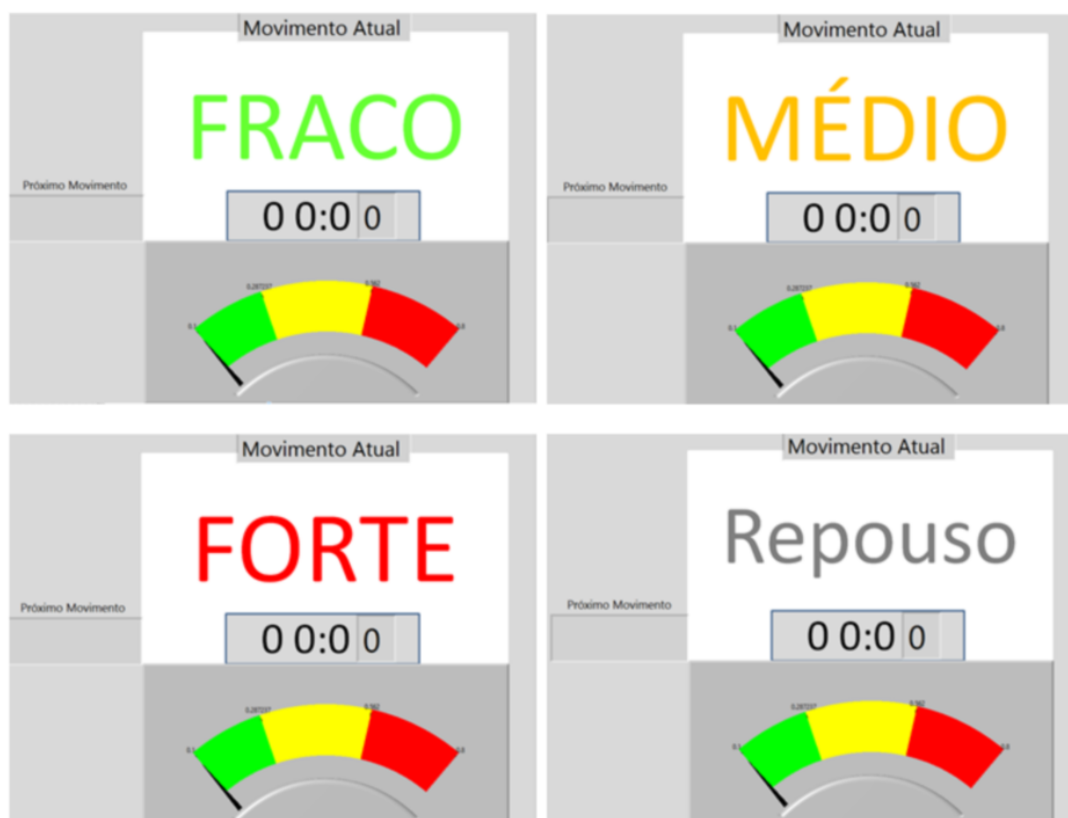


Figura 20 – Janelas gráficas que representam o protocolo de aquisição dos sinais de sEMG.



### 3.1.2 Rede Neural Artificial

Para a classificação dos movimentos, foi elaborada uma Rede Neural Artificial *Feedforward*, com uma camada oculta. A rede conta com seis neurônios na camada de entrada, referentes às características de *RMS*, média e integral dos dois canais de sEMG. Já a camada de saída possui três neurônios, referentes à codificação das possibilidades de saída, contida na Tabela 4. A função de ativação utilizada nos neurônios da camada oculta e da camada de saída foi a função sigmoideal, representada pela Equação (2), onde  $x$  representa a soma ponderada do neurônio e  $y$  representa a saída do neurônio. O modelo da RNA está representado pela Figura 21.

Tabela 4 – Codificação da camada de saída referentes à classificação do tipo e intensidade de movimento.

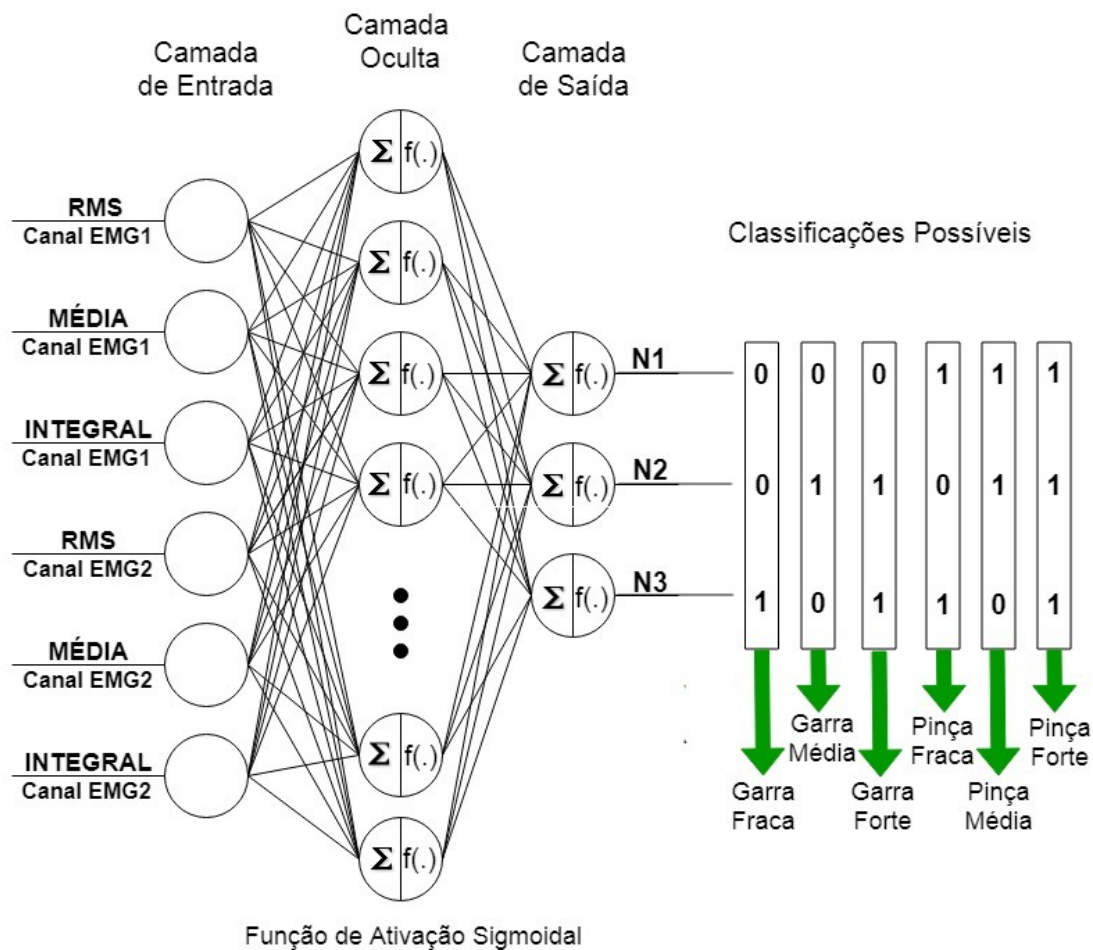
Neurônios			Classificação
N1	N2	N3	
0	0	1	<i>Garra Fraca</i>
0	1	0	<i>Garra Média</i>
0	1	1	<i>Garra Forte</i>
1	0	1	<i>Pinça Fraca</i>
1	1	0	<i>Pinça Média</i>
1	1	1	<i>Pinça Forte</i>



$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

As rotinas de processamento dos dados, treinamento e teste da RNA foram desenvolvidas em *Python*, na versão 2.7.15. A linguagem *Python* é amplamente empregada no processamento de grandes bases de dados, e foi escolhida pelo fato de ser uma linguagem relativamente simples, por identificar e associar automaticamente os tipos de dados e por possuir bibliotecas semelhantes às do *software* LabVIEW. A rotina implementada responsável pelo treinamento realiza a atualização dos pesos através do método de *Backpropagation*.

Figura 21 – Modelo da Rede Neural implementada com suas entradas e possíveis classificações.



### 3.1.2.1 Processamento *offline* da base de dados

Os sinais de sEMG adquiridos foram processados para que fosse possível gerar as entradas e saídas alvo utilizadas no treinamento supervisionado da RNA. Primeiramente, os dados registrados foram convertidos em matrizes compatíveis com a linguagem *Python*. As matrizes geradas possuem quatro colunas, sendo a primeira referente ao tempo de aquisição, a segunda à força medida e as duas últimas referentes aos canais de sEMG. As matrizes possuem 180.000 linhas, o que corresponde ao número de amostras obtidas em cada canal.

Cada voluntário gerou duas matrizes, referentes aos movimentos de garra e de pinça. Assim, ao todo foram declaradas 16 matrizes de dados. Antes da extração das características, foi realizado o processo de retificação dos sinais de sEMG. Os sinais mioelétricos de ambos os canais, que já haviam sido filtrados por um passa-banda sintonizado entre  $20Hz$  e  $450Hz$ , passaram pela retificação de onda completa, onde foram considerados apenas os valores absolutos do sinal a fim de manter sua energia original. Os dados pré-processados foram armazenados em matrizes de dimensões semelhantes às anteriores.

As entradas da RNA são características dos sinais de sEMG dos dois canais, enquanto a saída alvo é o tipo de movimento realizado e sua intensidade. Para formar os pares de entrada/saída alvo, os sinais foram divididos em janelas fixas de  $200ms$ , das quais foram extraídas as características e definidas as saídas. Para aumentar as chances de utilizar dados representativos e estáveis, foram eliminados os dados referentes aos primeiros  $3s$  de cada movimento, tempo definido com base em análises preliminares dos sinais. Além disso, como os dados referentes aos períodos de repouso representam 50% da base, optou-se por retirá-los do conjunto de dados utilizado no treinamento, a fim de manter a base balanceada e evitar que o modelo de previsão fosse influenciado pela classe mais comum. Assim, as matrizes passaram de 180000 amostras para 63000 amostras. Utilizando as janelas de  $200ms$ , foram gerados 315 pares de entrada e saída alvo por matriz. Considerando os dois movimentos, cada voluntário gerou 630 pares, e, considerando todos os voluntários, a base de treinamento da RNA conta com 5040 pares de treinamento.

As características analisadas no trabalho foram escolhidas por serem comumente utilizadas em estudos que envolvem sinais de eletromiografia, principalmente quando analisa-se sua relação com força. Assim, foram definidas as características de Valor Eficaz ( $RMS$ ), Média Aritmética e Integral. O valor  $RMS$  (do inglês *Root Mean Square*) para um conjunto de  $N$  valores  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  está representado pela Equação (3), e foi extraído dos sinais através da rotina implementada em *Python*. A integral dos sinais foi obtida utilizando-se a função *numpy.trapz* e a média foi obtida através da função *numpy.mean*, da biblioteca *numpy* da mesma linguagem. As características passaram por um processo de normalização, de forma a limitar as entradas da RNA a valores entre 0 e 1. Assim, para cada tipo de característica extraída, foi identificado o valor máximo obtido, sendo as demais entradas divididas pelo mesmo. É importante ressaltar que não é escopo deste trabalho realizar uma avaliação robusta da influência do tipo de característica ou da normalização das mesmas na taxa de acerto da correspondente RNA, pois essas questões envolvem discussões científicas extensas e representam um assunto controverso na área de biosinais.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2} \quad (3)$$

Para a criação da matriz de saída, em cada janela de  $200ms$  foi calculada a média aritmética da força registrada no período, e essa média foi classificada dentro das faixas referentes às intensidades Fraca, Média ou Forte, anteriormente definidas. Foram utilizados três *bits* para a codificação da saída, sendo o primeiro referente ao tipo de movimento e os dois últimos à intensidade do movimento. A Tabela 4 contendo a codificação está contida na Seção 3.1.2 (consultar a página 43). Assim, foi gerada uma matriz com 5040 saídas alvo, correspondentes às entradas. A Figura 22 ilustra a lógica utilizada na rotina para a extração das características dos dois canais de sEMG e a formação da matriz de entradas. Por sua vez, a Figura 23 ilustra a lógica utilizada para a formação da matriz de saídas alvo.

Figura 22 – Fluxograma do processo de extração das características dos sinais de sEMG para formação da matriz de entrada utilizada no treinamento e teste da RNA.

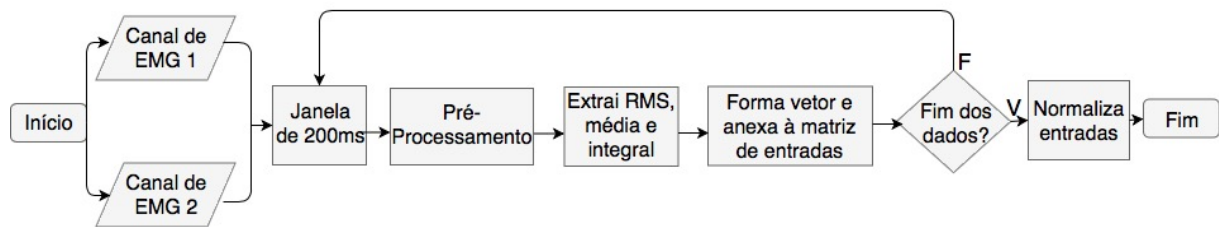
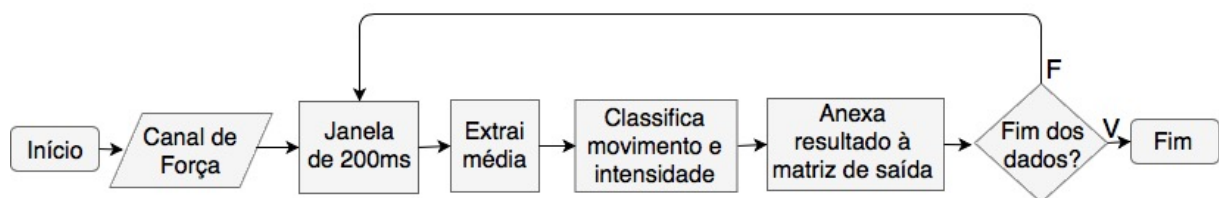


Figura 23 – Fluxograma do processo de definição das saídas a partir da força medida para formação da matriz de saídas alvo utilizada no treinamento e teste da RNA.



### 3.1.2.2 Treinamento Supervisionado da Rede Neural Artificial

Para realizar o treinamento supervisionado da Rede Neural Artificial, desenvolveu-se uma rotina onde o usuário deve declarar a taxa de aprendizagem (parâmetro que define a velocidade de convergência do processo de treinamento), as matrizes referentes aos pares de entradas e saídas alvo e o número de neurônios da camada oculta. O treinamento foi realizado na configuração *multiusuário*, ou seja, utilizando os dados de todos os voluntários, e na configuração *monousuário*, utilizando os dados de cada voluntário individualmente. A performance da rede foi verificada nos dois casos, para avaliar a configuração que melhor se adequa à ativação *online* do sistema. Em ambas situações, foram separados 70% dos pares de entradas e saídas alvo para o treinamento e 30% para teste. Essas quantidades foram selecionadas de forma aleatorizada, porém mantendo os dois conjuntos de dados

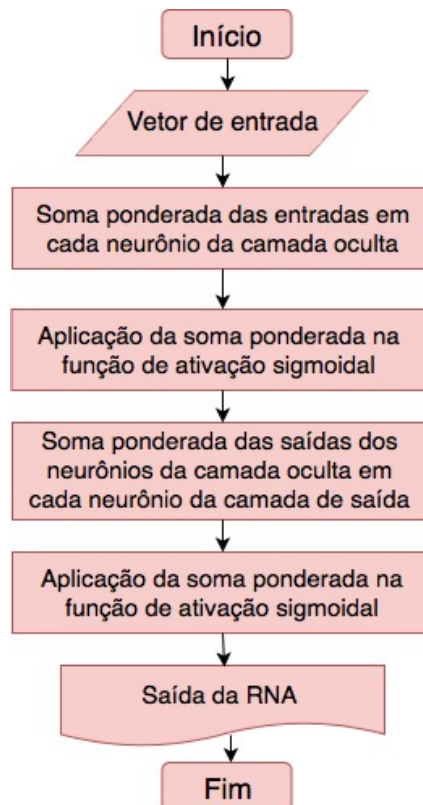
balanceados (mesma quantidade de movimentos *Fraco*, *Médio* e *Forte*). Além disso, o desempenho da rede foi avaliado através de testes utilizando diferentes quantidades de neurônios na camada oculta.

O número de neurônios da camada de entrada e da camada de saída se mantiveram fixos (seis e três, respectivamente), e a taxa de aprendizagem foi definida como unitária. Para evitar a saturação dos pesos, eles foram inicializados de forma aleatorizada dentro de uma faixa de valores, conforme descrito pela Equação (4), sendo  $\omega_{ij}$  os valores dos pesos de cada camada e  $N_L$  o número de neurônios da camada anterior, com base no trabalho de Glorot, 2010.

$$-\frac{1}{\sqrt{N_L}} < \omega_{ij} < \frac{1}{\sqrt{N_L}} \quad (4)$$

Iniciando o processo, o primeiro vetor de entradas é aplicado na etapa *Feedforward*, detalhado pelo fluxograma da Figura 24. Em cada neurônio da camada oculta, é realizada a soma ponderada das entradas, posteriormente aplicada na função de ativação sigmoideal. Esse processo repete-se entre a camada oculta e a camada de saída, sendo o resultado da aplicação na função de ativação o resultado da RNA. O resultado obtido é arredondado para ser transformado em binário, de forma que valores superiores a 0,5 se tornam unitários e valores inferiores ou iguais a 0,5 se tornam nulos..

Figura 24 – Fluxograma referente ao processo *Feedforward*.

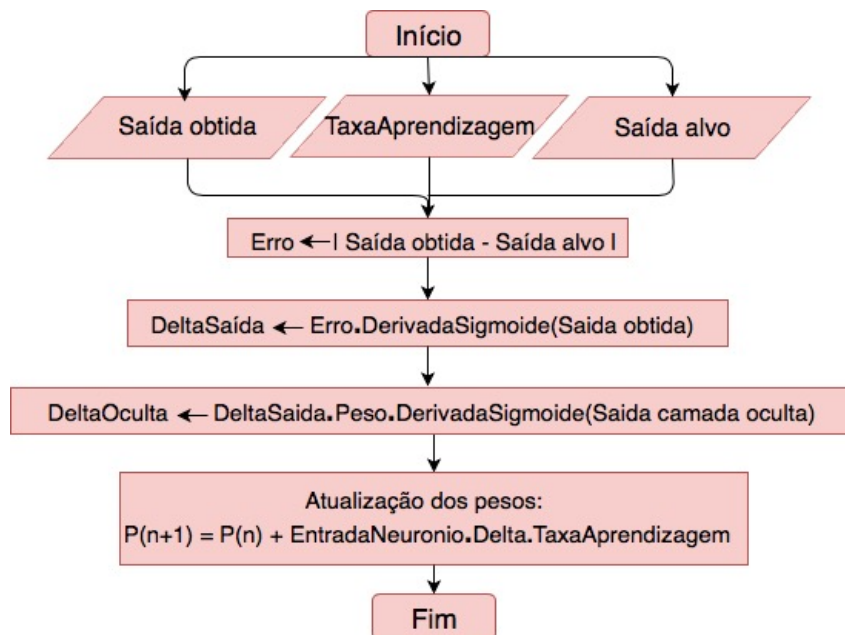


Neste momento, inicia-se a atualização dos pesos pelo método de *Backpropagation* ou retropropagação do erro, conforme detalhado pelo fluxograma da Figura 25. Primeiro, calcula-se o erro, que se caracteriza como a diferença entre a saída obtida e a saída alvo. A atualização dos pesos acontece seguindo a regra delta, representada pelas Equações (5) e (6) e ilustradas no fluxograma, onde  $P$  representa o peso,  $\alpha$  a taxa de aprendizagem,  $x_j$  a entrada do neurônio avaliado,  $\sigma'(v_i)$  a aplicação da soma dos pesos do nó na derivada da função de ativação do neurônio, e  $e_i$ , o erro. Nota-se na Equação (5) que o peso atualizado consiste no valor anterior do peso acrescido de um valor dependente do erro calculado. Foi adotada a técnica do *Stochastic Gradient Descent*, ou seja, os pesos foram atualizados a cada aplicação de um par entrada/saída alvo.

$$P(n+1) \leftarrow P(n) + x_j \delta_i \alpha \quad (5)$$

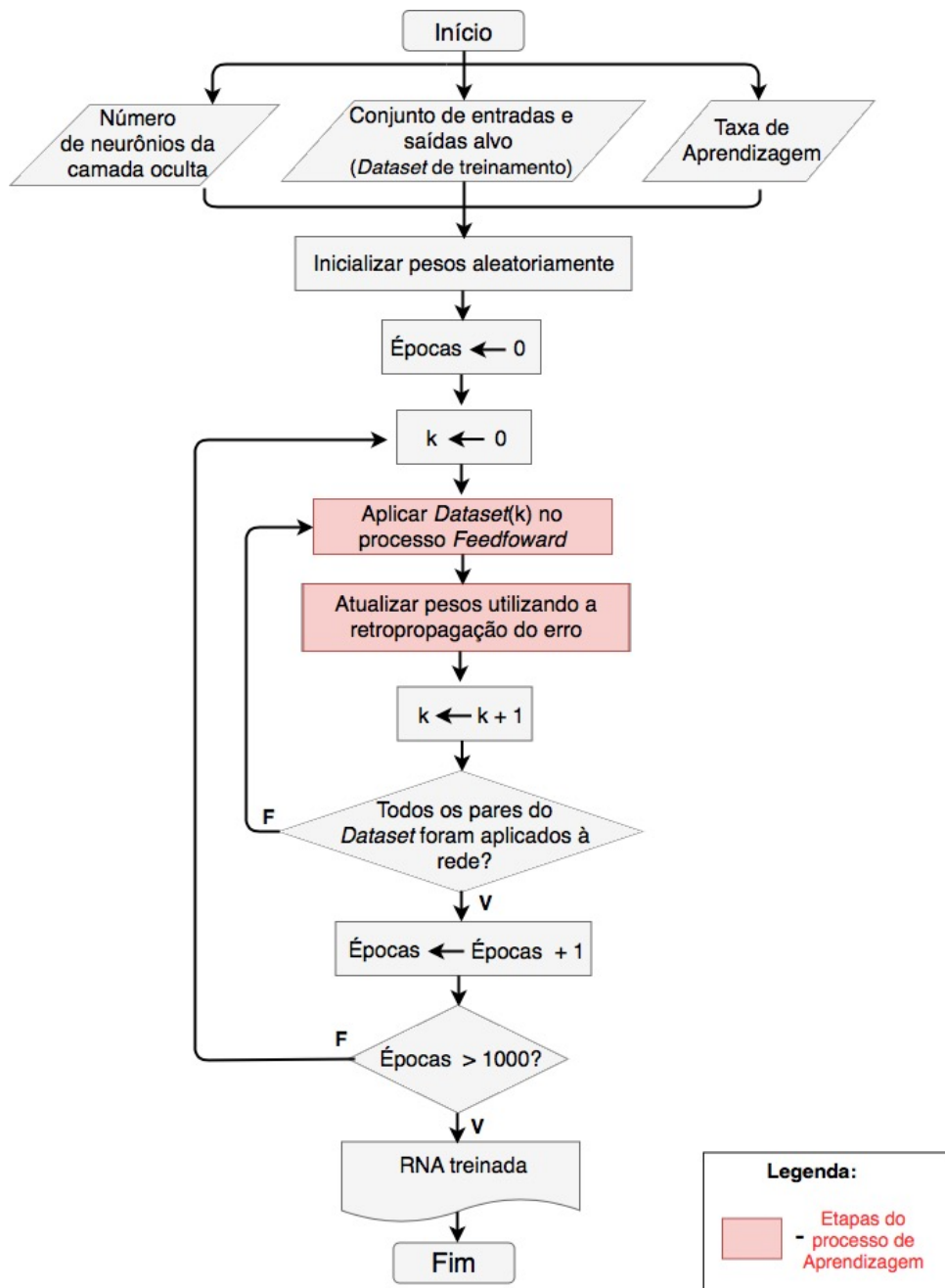
$$\delta_i = \sigma'(v_i) e_i \quad (6)$$

Figura 25 – Fluxograma referente ao processo de aprendizagem pelo método de *Backpropagation*.



Quando todos os pares da base de dados são utilizados, uma época é finalizada. Experimentalmente, o parâmetro de parada selecionado foi de 1000 épocas. Assim, esse processo se repete até que o critério de parada seja satisfeito, resultando na RNA treinada. A Figura 26 ilustra de forma geral a lógica completa do algoritmo de treinamento. Finalmente, a rede treinada pode ser testada com os 30% restantes da base de dados, podendo-se obter a matriz de confusão e verificar a taxa de acerto da mesma. Optou-se por não realizar a etapa de validação.

Figura 26 – Fluxograma que ilustra a lógica utilizada para o treinamento supervisionado da RNA.



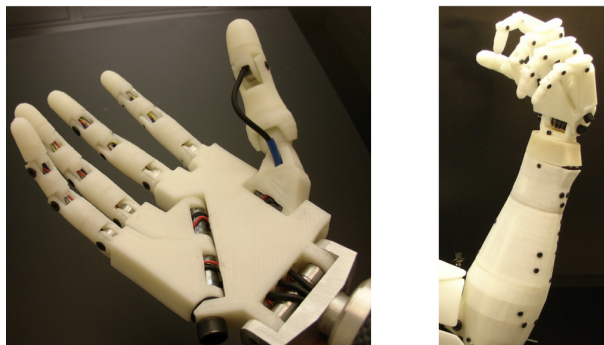
## 3.2 Hardware do braço robótico e do dispositivo háptico

### 3.2.1 Estrutura do braço robótico

O braço robótico utilizado no sistema foi desenvolvido em uma Iniciação Científica em 2015. As peças da mão e do antebraço foram retiradas do *InMoov*, uma plataforma de desenvolvimento *open source* que disponibiliza o *design* de várias partes do corpo. A Figura 27 ilustra a mão e o antebraço originais projetados e confeccionados pelo projeto.

Foram utilizados os polímeros PLA e ABS para obter a estrutura utilizada neste trabalho através de uma impressora 3D.

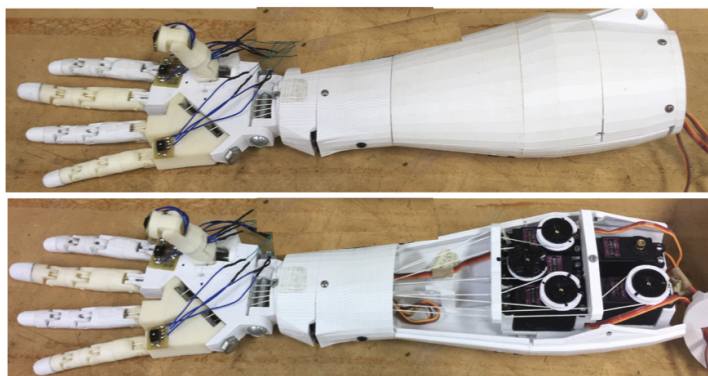
Figura 27 – Fotos da mão e do antebraço projetados e confeccionados pelo projeto InMoove.



Fonte: InMoov - open-source 3D printed life-size robot.

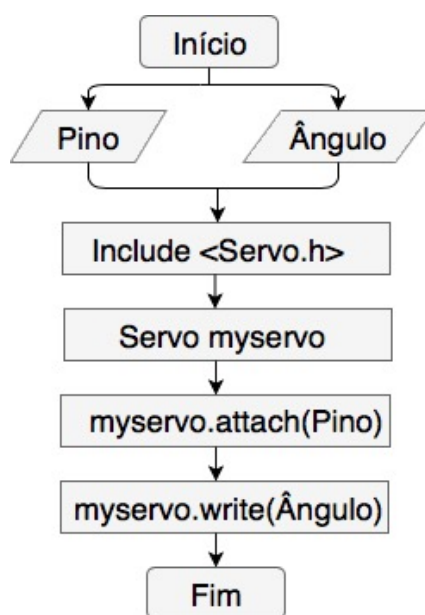
Para aplicação no sistema proposto, o braço robótico sofreu alterações. Para facilitar os movimentos de garra e pinça, o polegar foi fixado de forma que apenas os quatro dedos restantes se movimentassem de maneira inteiramente articulada. Isso implica que a estrutura passa a atuar com um grau de liberdade. Para realizar os movimentos de flexão e extensão dos dedos, foram utilizados dois fios de *nylon* trançado por dedo. Para tração dos fios, o antebraço conta com espaço para o posicionamento de cinco motores. Como foram utilizados apenas quatro dedos nos movimentos, foram empregados quatro motores Servo MG996R TowerPro. Esse motor requer uma tensão de alimentação entre 4,8 e 7,2V, opera com correntes entre 500 e 900mA e é capaz de gerar um conjugado de até 11kg – cm. Cada motor possui uma massa de 55g, o que acaba limitando a aplicação deste braço robótico apenas como um protótipo para fins de estudo, sendo inviável seu uso por pessoas que passaram por amputação de braço. A Figura 28 ilustra o braço robótico utilizado no trabalho, após as alterações realizadas. Os sensores presentes no dispositivo não foram utilizados no sistema desenvolvido.

Figura 28 – Fotos do braço robótico utilizado no sistema desenvolvido.



A ativação dos servo motores deu-se por meio da placa Arduino UNO, baseada no microcontrolador ATmega328P. Essa plataforma conta com a biblioteca **servo.h**, capaz de controlar o posicionamento do eixo de até 12 servos, com ângulos entre 0 e 180 graus. O usuário deve informar o ângulo desejado, que é convertido pela própria biblioteca em valores de *duty cycle* de PWM, e enviado ao pino de sinal do motor. A Figura 29 contém o fluxograma simplificado da ativação dos servo motores utilizando a biblioteca mencionada. A fim de não sobrecarregar a placa do Arduino UNO, foi utilizada uma fonte de alimentação externa para suprir a demanda de corrente de até aproximadamente 1,4A dos quatro motores ligados em paralelo.

Figura 29 – Fluxograma da ativação dos servo motores.

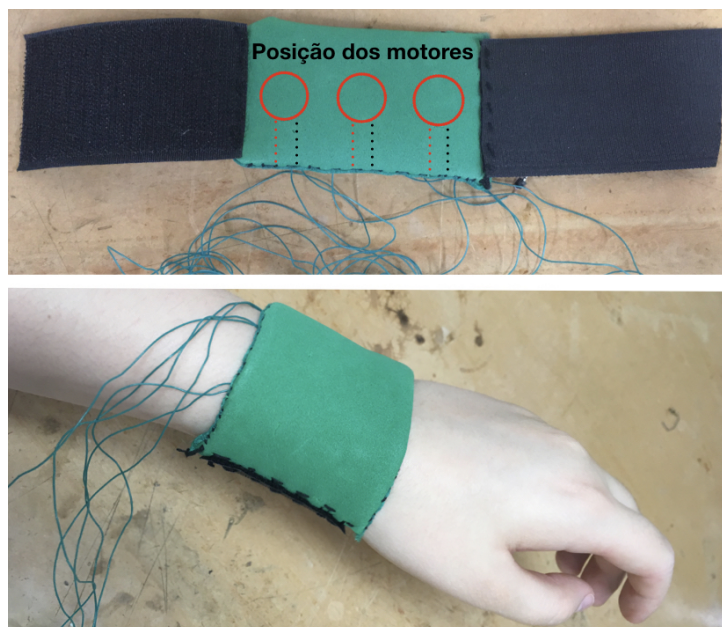


### 3.2.2 Sistema de resposta háptica vibrotátil

Por representar uma alternativa não-invasiva, de baixo custo e de baixo consumo de energia, optou-se por implementar o *feedback* háptico utilizando estímulos vibrotáteis. Para manter o estímulo próximo aos receptores sensoriais do usuário, foi confeccionado um dispositivo vestível, na forma de uma pulseira, que contém em seu interior três motores de vibração do tipo moeda, modelo 1027. Os motores foram fixados em uma parte do dispositivo confeccionada com os materiais EVA e TNT, e nas extremidades laterais foram costurados segmentos de velcro, a fim de que a pulseira pudesse ser ajustada ao pulso de diferentes usuários. O dispositivo confeccionado está ilustrado pela Figura 30, onde está indicado o posicionamento dos motores. O objetivo do sistema é associar diferentes frequências de vibração para cada intensidade de movimento (*Fraca*, *Média* e *Forte*). Esse tipo de resposta requer um período de treinamento por parte do usuário, para que ele seja capaz de relacionar o acionamento do braço robótico com a intensidade de vibração dos motores.



Figura 30 – Foto da pulseira vibrotátil desenvolvida para fornecer uma resposta háptica.

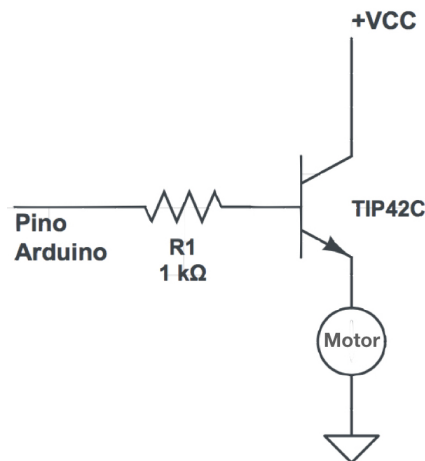


Foram utilizadas três unidades do motor de vibração 1027, de 10mm de diâmetro. Esse motor atua com tensões de alimentação entre 2, 5 e 5V, consome até 90mA e possui uma velocidade de rotação de até 9000 RPM. Os três motores ligados em paralelo consomem em média 60mA, o que tornou possível utilizar a mesma fonte de alimentação externa para os servo motores que acionam o braço robótico e para os motores de vibração da pulseira vibrotátil.

Para obter diferentes frequências de vibração, é necessário alterar a tensão de alimentação do motor. A fim de alcançar esse objetivo sem a necessidade de modular manualmente a fonte de alimentação externa, foi implementado o circuito ilustrado na Figura 31. Um pino do Arduino UNO capaz de fornecer saídas no formato de PWM é conectado a um resistor na base do transistor de junção bipolar TIP42C. O *duty cycle* do PWM determina a tensão elétrica aplicada à base do transistor, que controla a corrente que flui do emissor, ligado ao positivo da fonte externa de alimentação, para o coletor, ligado ao terminal positivo do motor. O terminal negativo do motor é ligado ao terra, fechando o circuito. O resistor de 1kΩ é ligado à base do transistor apenas para fins de proteção, mesmo que a demanda de corrente por parte dos motores seja baixa e esteja dentro da capacidade do Arduino UNO. O circuito descrito foi reproduzido três vezes, uma para cada motor de vibração utilizado.

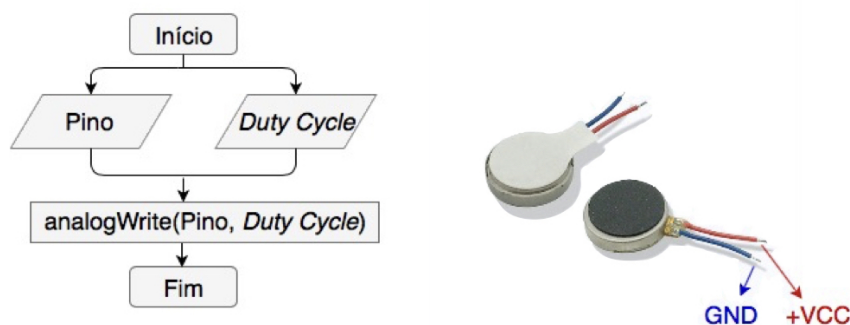
A definição do *duty cycle* enviado à base do transistor deu-se por meio de uma rotina implementada na IDE do Arduino, através da função *analogWrite*. Os valores de *duty cycle* no Arduino variam de 0 a 255. Tendo em vista que o transistor utilizado é do tipo PNP, quando o *duty cycle* é mínimo (0), a liberação do fluxo de corrente é máximo, e quando o *duty cycle* é máximo (255), a liberação do fluxo de corrente é mínimo. A

Figura 31 – Circuito de ativação dos motores de vibração.



frequência do sinal de PWM do Arduino é aproximadamente  $490\text{Hz}$ , apropriada para o chaveamento do transistor utilizado. A Figura 32 contém o fluxograma simplificado da ativação dos motores e ilustra os motores de vibração 1027 com sua respectiva pinagem.

Figura 32 – Fluxograma da ativação dos motores de vibração e ilustração da pinagem do motor 1027.



### 3.3 Ativação *online* do sistema

A ativação *online* do sistema consiste na interligação de todos os blocos do trabalho. O objetivo é que o usuário possa ter seus sinais de sEMG coletados e classificados por uma RNA já treinada, e que o braço robótico e a pulseira vibrotátil sejam ativados de forma a reproduzir o movimento e a frequência de vibração correspondentes ao resultado da classificação, fechando o laço da ativação.

Conforme mencionado na Seção 3.2, o microcontrolador utilizado para ativar os servo motores do braço robótico e os motores de vibração presentes na pulseira, é o Arduino UNO. Dessa forma, o primeiro passo da ativação *online* é carregar uma rotina no microcontrolador que seja capaz de ler um valor via protocolo serial e que, dependendo da leitura, execute uma série de ações. A ideia é que a partir da classificação de um movimento, o Arduino escreva um valor de ângulo nos servos responsáveis pelo controle

dos dedos, e um valor do *duty cycle* que altere a frequência de vibração dos motores moeda. Para facilitar a distinção entre as intensidades por parte do usuário do sistema, foram escolhidos ângulos visivelmente diferentes para as ativações *Fraca*, *Média* e *Forte*, conforme ilustrado pela Figura 33. Da mesma forma, foram definidos valores para o *duty cycle* que resultassem em frequências perceptivelmente distintas. Os valores dos ângulos e de *duty cycle* correspondentes a cada intensidade estão registrados na Tabela 5.

Figura 33 – Ângulo de ativação do braço robótico nas quatro intensidades do movimento de garra.

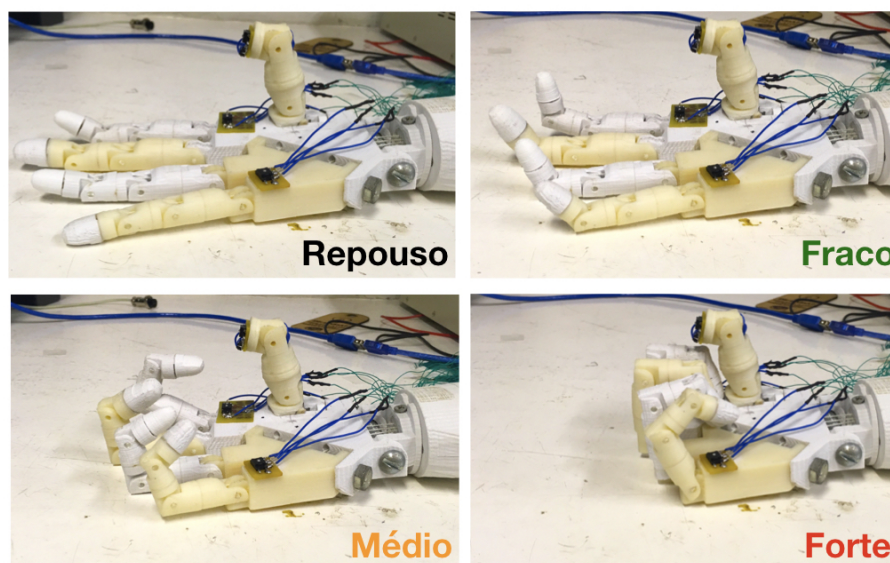


Tabela 5 – Valores dos ângulos dos servo motores que controlam os dedos do braço robótico e valores de *duty cycle* do PWM que determinam a frequência de vibração dos motores moeda para cada intensidade de ativação.

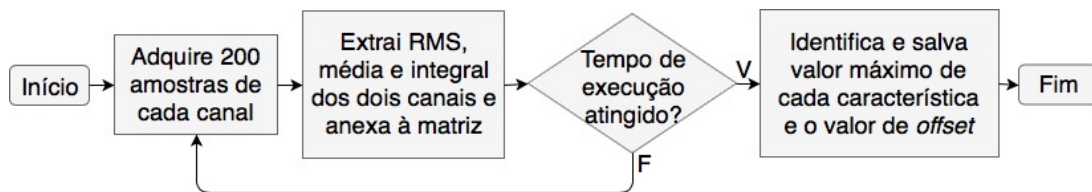
Intensidade	Ângulo (°)	Duty cycle do PWM
Repouso	30	255
Fraco	50	200
Médio	80	100
Forte	130	0

Quanto menor o tempo de resposta do sistema, mais intuitivo seu acionamento. Assim, optou-se por realizar a aquisição e o processamento dos sinais em uma mesma rotina desenvolvida na linguagem *Python*. Para isso, utilizou-se a biblioteca **nidaqmx**, implementada pela *National Instruments* em *Python* para interagir com o *driver* da NI-DAQmx, compatível com a placa de aquisição NI USB 6009. Através de funções da biblioteca, pode-se definir e configurar os canais lidos, a taxa de amostragem e a quantidade de amostras coletada por ciclo da rotina. Foi configurado o canal *ai1* ligado ao dinamômetro e os canais *ai2* e *ai3* ligados ao eletromiógrafo. É importante ressaltar que o dinamômetro só é utilizado neste ensaio como o objeto pressionado pelo voluntário e que seu sinal é

utilizado de forma auxiliar na calibração e acionamento do sistema, não interferindo na classificação da Rede Neural. Mantendo a coerência com os parâmetros empregados na aquisição do banco de dados utilizado no treinamento da RNA, foi selecionada uma taxa de aquisição de 1000 amostras por segundo e definido uma janela de 200 amostras, tamanho utilizado no processamento dos dados.

Antes da utilização do sistema, o mesmo deve ser calibrado pelo usuário. Os sinais de todos os canais são coletados durante 4s, nos quais a pessoa inicia com o braço relaxado e depois realiza a Contração Voluntária Máxima Isométrica (CVMI). Para cada janela de 200 amostras, são extraídas as características dos canais de sEMG, e os valores máximos de cada uma são salvos para serem utilizados na normalização das entradas da RNA. Através do cálculo da média aritmética das primeiras janelas adquiridas, é verificado o *offset* dos canais para sua posterior compensação. A Figura 34 ilustra o fluxograma do algoritmo que realiza o processo de calibração.

Figura 34 – Fluxograma do algoritmo utilizado para calibração do sistema.



Após a calibração, a ativação *online* pode ser iniciada. Como a Rede Neural desenvolvida não classifica repouso, foi definido experimentalmente que um *threshold* de 0,1V deve ser atingido a partir da pressão exercida no dinamômetro para que o processo de classificação se inicie. Com essa condição satisfeita, as janelas adquiridas com 200 amostras referentes aos dois canais de sEMG começam a ser processadas. Depois da retificação dos dados e da compensação do *offset*, são extraídos os valores de RMS, média e integral de ambas janelas. Cada característica é normalizada, formando o vetor de entradas da RNA. Esse vetor é inserido no processo *Feedforward*, descrito na Seção 3.1.2.2. O resultado desse processo é a classificação do movimento.

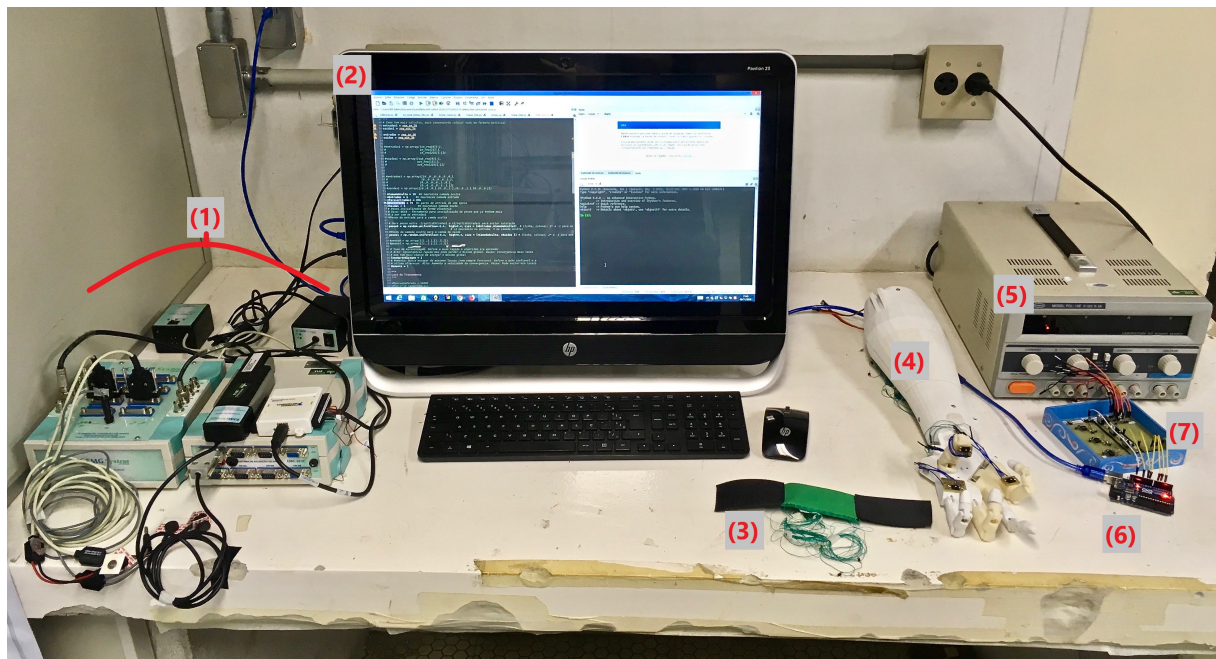
A comunicação entre o computador que executa a rotina em *Python* e o microcontrolador deu-se via protocolo serial. Conforme mencionado anteriormente, no início do processo é carregada uma rotina no Arduino que monitora constantemente a porta serial e que atua nos motores a partir dos dados recebidos. No código em *Python*, o acesso à porta serial para a comunicação entre os dispositivos deu-se através da biblioteca **pyserial**. A porta escolhida é a mesma na qual o Arduino está conectado e a taxa de transmissão foi definida como 9600bps. A classificação obtida é relacionada a um número, e este número é enviado ao microcontrolador, que aciona o braço robótico e a pulseira vibrotátil. A Tabela 6 relaciona as possibilidades de classificação da rede com o número enviado ao Arduino, e indica qual as ações executadas pelo microcontrolador de acordo com a informação

recebida. A Figura 35 ilustra o arranjo experimental utilizado nos ensaios, incluindo o aparato para aquisição dos sinais de sEMG, o computador para processamento dos sinais, o braço robótico e o dispositivo vibrotátil.

Tabela 6 – Relação da classificação da RNA, do número enviado via serial ao Arduino e das ações realizadas pelo microcontrolador decorrentes da informação recebida.

Classificação	Número enviado	Ação		
		Número de servos	Ângulo	PWM
<i>Repouso</i>	0	4	30	255
001 - <i>Garra Fraca</i>	1	4	50	200
010 - <i>Garra Média</i>	2	4	80	100
011 - <i>Garra Forte</i>	3	4	130	0
101 - <i>Pinça Fraca</i>	4	1	50	200
110 - <i>Pinça Média</i>	5	1	80	100
111 - <i>Pinça Forte</i>	6	1	130	0

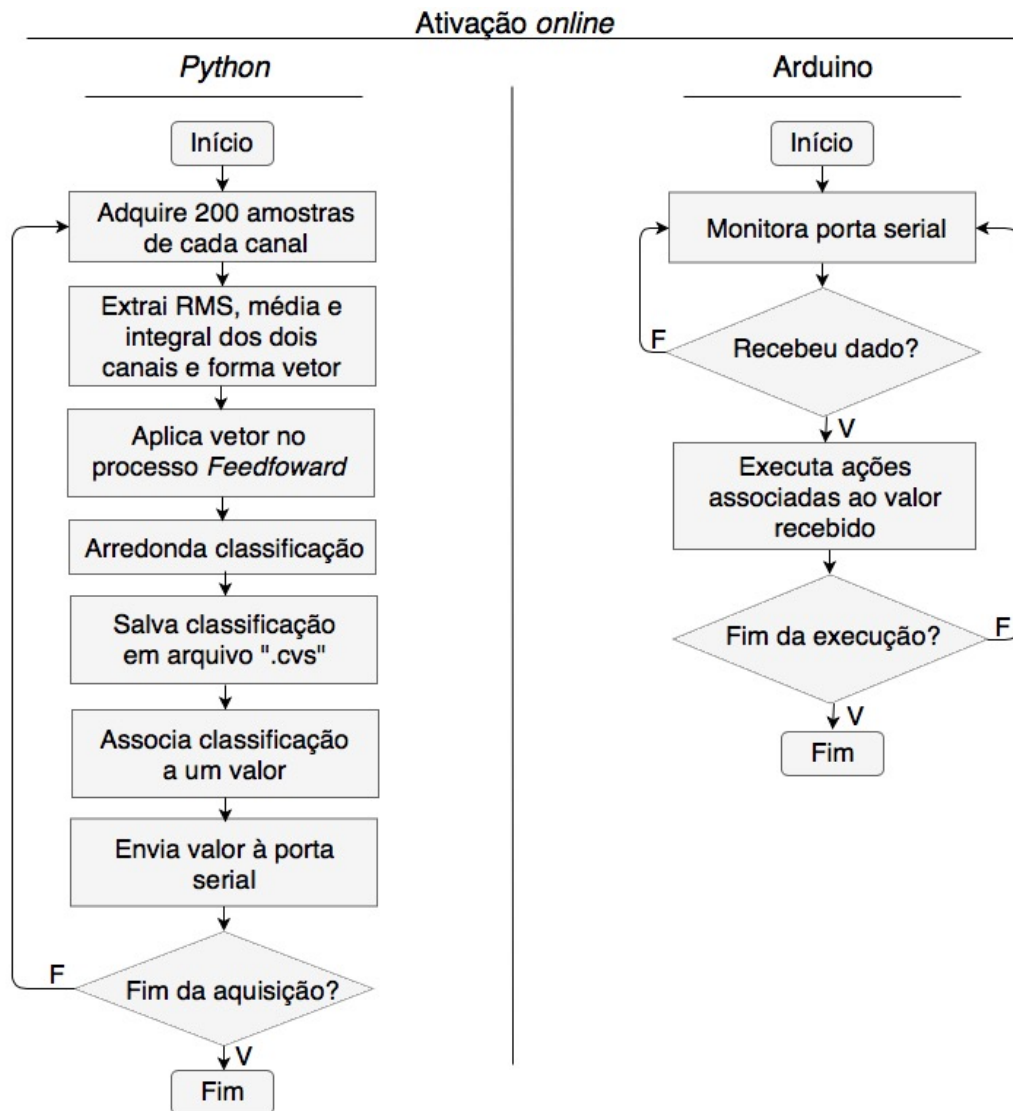
Figura 35 – Arranjo experimental utilizado para a ativação *online* do sistema completo: (1)Aparato para aquisição dos sinais de sEMG, incluindo eletromiógrafo, eletrodos, fontes de alimentação e placa de aquisição de dados. Dinamômetro é utilizado como objeto pelo usuário e seu sinal auxilia calibração e acionamento do sistema; (2)Computador utilizado para processar os sinais de sEMG, inserir suas características na RNA e enviar classificação via protocolo serial para o Arduino; (3)Pulseira vibrotátil; (4)Braço robótico; (5)Fonte de alimentação; (6)Arduino UNO; (7)Placa utilizada para interconectar alimentação, servo motores e circuito de ativação dos motores de vibração.



Ao final da ativação *online* do sistema, todas as classificações geradas ao longo da execução da rotina são gravadas de forma sequencial em um arquivo de extensão ".csv",

para futura análise do ensaio. Resumindo o processo completo, a Figura 36 ilustra o fluxograma simplificado da rotina em *Python*, referentes à aquisição e processamento dos sinais de sEMG, e da rotina carregada no microcontrolador, referentes à atuação no braço robótico e na pulseira vibrotátil.

Figura 36 – Fluxograma dos algoritmos em *Python* e carregados no microcontrolador Arduino Uno responsável pela ativação *online* do sistema completo.



### 3.4 Protocolo de ensaios com voluntários

Para verificar o funcionamento da ativação *online* do sistema proposto e obter dados que permitam a análise da influência da resposta háptica no controle do braço robótico, foram ensaios com voluntários. Foram escolhidos 5 voluntários cujos sinais foram utilizados no treinamento da RNA responsável pela classificação dos movimentos. O grupo de voluntários foi formado por 4 pessoas do sexo masculino e 1 do sexo feminino, 4 destros

e 1 canhoto, com idade média de 23,3 anos e desvio padrão de  $\mp 2,8$  anos, sendo que todos possuíam os dois membros superiores intactos. A aquisição dos sinais que serviram como base de dados para o treinamento da RNA e os ensaios envolvendo a ativação do sistema completo foram realizados em dias distintos.

Para garantir a padronização dos testes, foi desenvolvido um protocolo para os ensaios inspirado em outros estudos desenvolvidos nesta área (RAVEH, 2018; NABEEL, 2016). O voluntário, assim como nas aquisições dos sinais de sEMG, deve realizar o ensaio com seu braço dominante, sentado e com o braço apoiado formando um ângulo de 90 graus com a superfície da mesa. Os dois pares de eletrodos e o eletrodo de referência são posicionados sobre os mesmos músculos e seguindo os mesmos procedimentos descritos na Seção 3.1.1. Também como no ensaio anterior, o voluntário deve realizar os movimentos pressionando o dinamômetro, para que a atividade muscular seja semelhante à registrada nos sinais utilizados no treinamento da Rede Neural. Novamente, para evitar a movimentação dos eletrodos e aumentar a estabilidade dos testes, foram realizados ensaios separados para os movimentos de *garra* e *pinça*.

Após o posicionamento dos eletrodos e da pulseira vibrotátil, o primeiro passo do ensaio é a calibração do sistema. Conforme descrito na seção anterior, o voluntário deve pressionar o objeto em contração voluntária máxima isométrica durante 4s. As informações obtidas permitem a compensação do *offset* dos sinais e a normalização das entradas da RNA. Em seguida, o voluntário passa por dois momentos de treinamento. Em relação à ativação mioelétrica, o indivíduo deve realizar o movimento aumentando gradualmente a força exercida, podendo observar como o braço robótico responde. Dessa forma, o usuário pode reconhecer os ângulos referentes às intensidades *Fraca*, *Média* e *Forte*, compreender o tempo de resposta do sistema e identificar as faixas de força necessárias para atingir as diferentes intensidades propostas neste trabalho. O voluntário pode realizar o treinamento pelo tempo que achar necessário, até se sentir confortável e familiarizado com o acionamento do braço robótico. Depois, o usuário é vendado para passar por um treinamento em relação ao dispositivo vibrotátil. São apresentados os três estados de vibração de forma gradual, sendo identificado a qual intensidade eles se referem. Depois, alterna-se os estados vibratórios sem avisar o voluntário, que deve informar se sente que a vibração foi alterada e se ele acha que sua frequência aumentou ou diminuiu.

Com o treinamento realizado, pode-se iniciar o ensaio. Por questões relacionadas à estrutura mecânica do braço robótico, não foi viável realizar ensaios que exigissem a aplicação de grandes pressões a objetos. Assim, a atividade escolhida para os testes tem o intuito de verificar a estabilidade do acionamento do sistema. O voluntário deve tentar manter o braço robótico estável em cada uma das intensidades (*Fraca*, *Média* e *Forte*), durante 10 segundos. Primeiro, essa tarefa deve ser realizada apenas com *feedback* visual, ou seja, apenas olhando para o braço robótico. Depois, o voluntário é vendado e deve

realizar a mesma atividade apenas recebendo a resposta háptica, observando a vibração da pulseira. Por fim, o voluntário realiza novamente a tarefa recebendo os dois tipos de resposta, visual e háptica. O ensaio é realizado duas vezes para cada tipo de movimento, a fim de avaliar se o tempo de uso do sistema e conseqüente adaptação interferem na performance do usuário. Através dos arquivos gerados contendo as classificações de forma sequencial de cada ensaio, é possível avaliar a oscilação do acionamento nas diferentes intensidades, com diferentes tipos de respostas.

Ao final do ensaio, o voluntário deve preencher um questionário contendo as seguintes perguntas:

1. De 1 a 5, o quão confortável foi o uso do *feedback* háptico? (1 - extremamente desconfortável; 2 - um pouco desconfortável; 3 - neutro; 4 - razoavelmente confortável; 5 - extremamente confortável).
2. Qual das opções você considerou mais intuitiva para o acionamento do braço robótico? Apenas resposta visual, apenas resposta vibrotátil ou os dois juntos?
3. No geral, qual foi a sua impressão de receber um *feedback* háptico vibratório?
4. O que você gostaria que fosse diferente no sistema?

As perguntas são relacionadas ao quão confortável foi o acionamento do sistema utilizando a resposta háptica, e como o voluntário sentiu o impacto desse recurso. As respostas auxiliam em uma análise qualitativa do sistema, tendo em vista que a percepção do usuário é de grande relevância na aplicação proposta.



## 4 Resultados e Discussões

### 4.1 Classificação de Movimentos

#### 4.1.1 Aquisição da Base de Dados

Após a realização do protocolo de aquisição detalhado na Seção 3.1.1, a base de dados que deu origem aos pares entradas/saídas alvo utilizados no treinamento da RNA foi formada. Os voluntários foram capazes de realizar os ensaios com facilidade, conseguindo compreender o ambiente gráfico dos testes e realizar as intensidades de força exigidas. Os períodos de treinamento se mostraram importantes para o bom funcionamento dos ensaios, principalmente para que o voluntário fosse capaz de relacionar a força aplicada ao dinamômetro com a movimentação do cursor gráfico dentro das faixas de força determinadas.

Para fins de exemplificação, as Figuras 37 e 38 ilustram os sinais Voluntário N° 1, resultantes da aquisição do ensaio envolvendo o movimento de *garra*. A Figura 37 é oriunda do canal ligado aos pares de eletrodos posicionados sobre o músculo Extensor Ulnar do Carpo, enquanto a Figura 38 se refere aos eletrodos posicionados sobre o músculo Flexor Ulnar do Carpo. Em ambas as imagens, os valores em azul são referentes ao sinal de sEMG, e os valores em vermelho são referentes à força exercida pelo voluntário e medida com o uso do dinamômetro.

Analisando os sinais das Figuras 37 e 38, pode-se claramente distinguir entre os momentos de repouso e movimento através da observação da diferença de amplitude dos sinais nesses períodos. É perceptível como a amplitude dos sinais de sEMG de ambos os músculos acompanha a amplitude da força medida. Assim, através da observação dos sinais, é possível identificar qual foi a ordem das intensidades de força solicitada de forma aleatorizada pelo correspondente ensaio. Nota-se, por exemplo, que no ensaio do Voluntário N° 1 foram realizados três movimentos na intensidade *Forte*, seguidos de um movimento da intensidade *Média*, dois de intensidade *Fraca*, dois de intensidade *Média*, finalizando com um de intensidade *Fraca*. Essa análise preliminar dos resultados sugere que os dados de sEMG adquiridos possuem provavelmente uma boa representatividade em relação aos movimentos e intensidades executados. Os dados dos demais voluntários se comportaram de forma muito semelhante aos resultados apresentados para os dois músculos (resultados apresentados nas Figuras contidas no Apêndice A).

Figura 37 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 1.

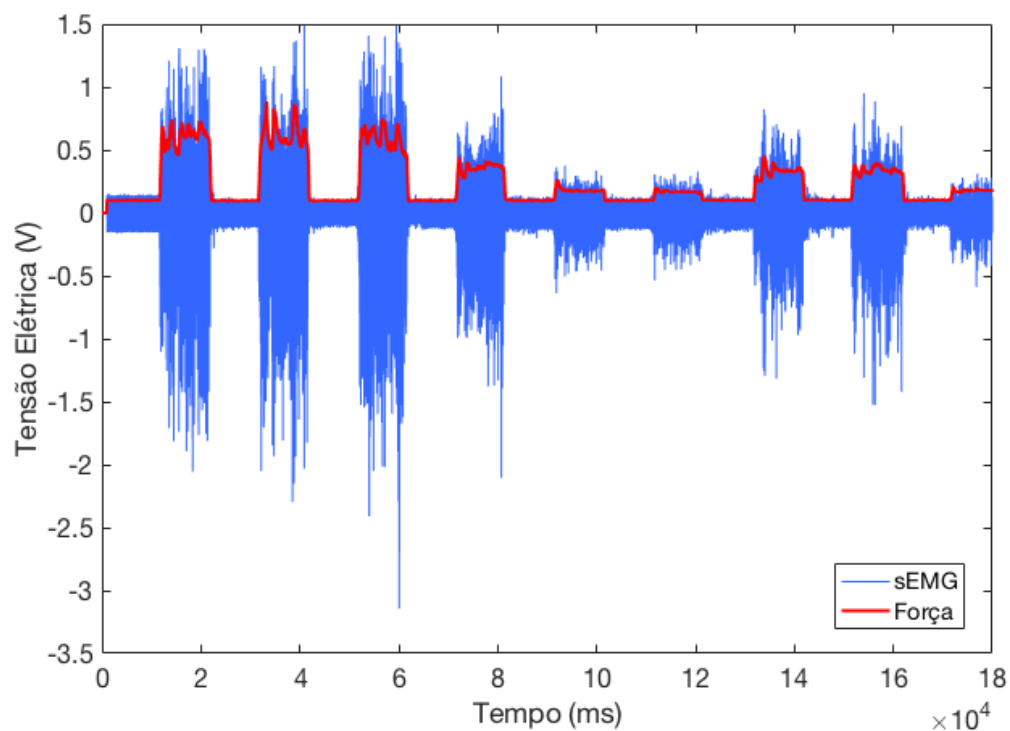
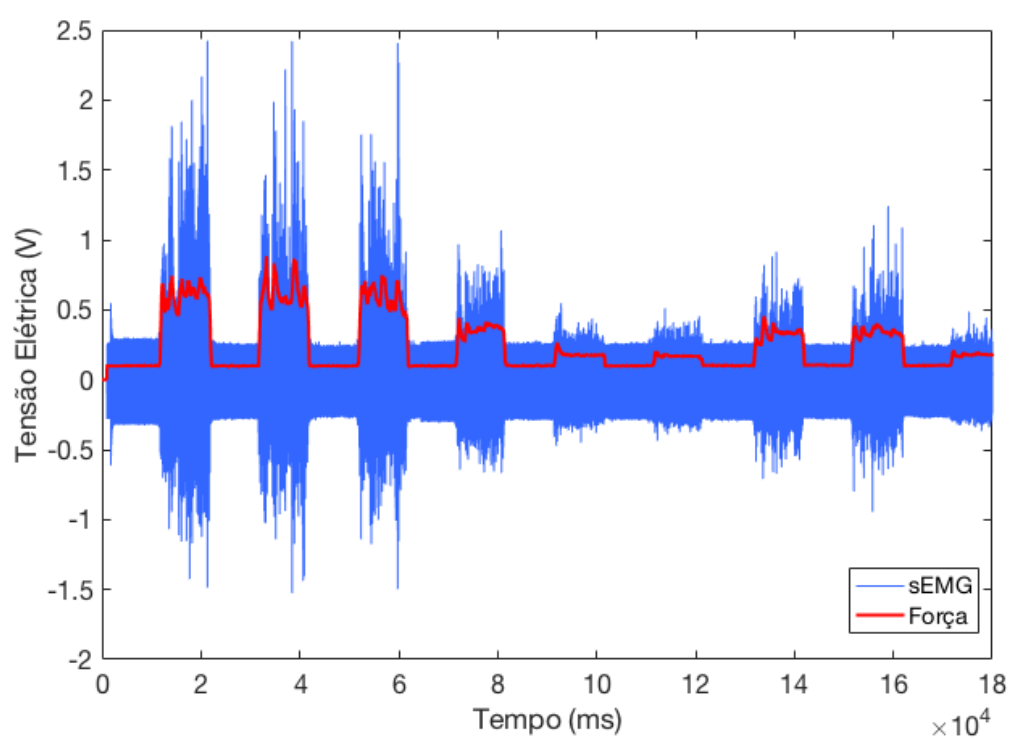


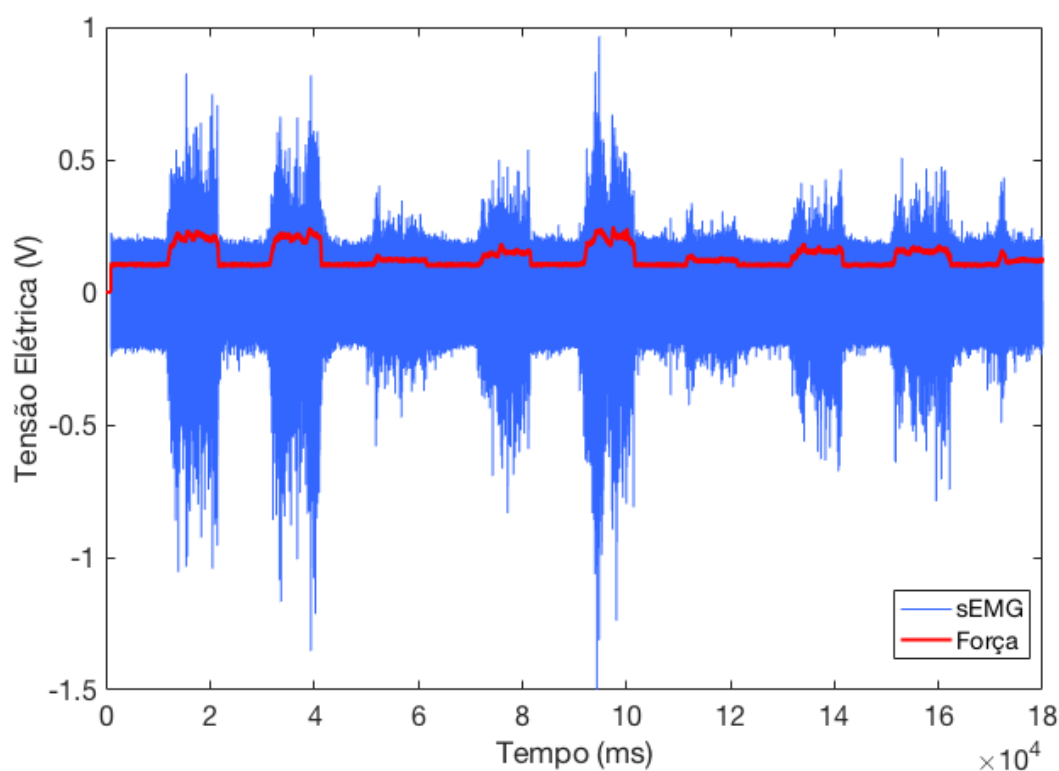
Figura 38 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 1.



Por sua vez, as Figuras 39 e 40 ilustram os sinais resultantes da aquisição sequencial dos movimentos de *pinça*, também executados pelo Voluntário N° 1. A Figura 39 é oriunda do canal ligado aos pares de eletrodos posicionados sobre o músculo Extensor Ulnar do Carpo, enquanto a Figura 40 se refere aos eletrodos posicionados sobre o músculo Flexor Ulnar do Carpo. Novamente, os valores em azul são referentes ao sinal de sEMG, e os valores em vermelho são referentes à força exercida pelo voluntário e medida através do dinamômetro.

No caso dos ensaios do movimento de *pinça*, foi possível perceber que os sinais provenientes da contração do músculo extensor apresentaram um comportamento semelhante em amplitude aos sinais obtidos para os movimentos de garra, conforme exemplo apresentado na Figura 39. Sendo assim, nota-se que é possível encontrar sinais similares mesmo com a realização de diferentes movimentos, o que pode interferir e dificultar a caracterização do evento por parte da RNA. Além disso, nota-se que a amplitude do sinal de sEMG nos momentos de repouso representou quase a metade da amplitude dos sinais nos momentos de contração máxima. Isso sugere que talvez tenha ocorrido contração muscular, mesmo nos períodos em que o braço do voluntário deveria estar completamente relaxado. Porém, para a compreensão dos comportamentos identificados, é necessário um estudo com maior número de voluntários e de canais, além de uma análise mais robusta.

Figura 39 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 1.



Pode-se observar no exemplo da Figura 40, que o sinal de sEMG para o músculo flexor no movimento de pinça realizado pelo Voluntário N° 1 apresentou um comportamento diferente dos sinais anteriormente analisados. Essa distinção nas características dos sinais mioelétricos referentes à contração do músculo flexor no movimento de pinça se repetiu com os outros voluntários, conforme exemplificado pela Figura 41. O comportamento dos sinais pode representar um maior nível de ruído na aquisição, mau posicionamento dos eletrodos, baixa ativação do músculo no movimento escolhido, ou, pelo contrário, pode representar uma ativação do músculo mesmo nos momentos considerados como repouso. É importante ressaltar que foram adquiridos os sinais de 8 voluntários apenas, o que representa uma amostragem baixa na área de biosinais. Assim, esses dados são insuficientes para uma conclusão precisa a cerca do comportamento identificado. O que pode ser presumido é que a falta de padronização dos sinais entre os voluntários para um mesmo movimento pode vir a prejudicar a performance da RNA.

Figura 40 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 1.

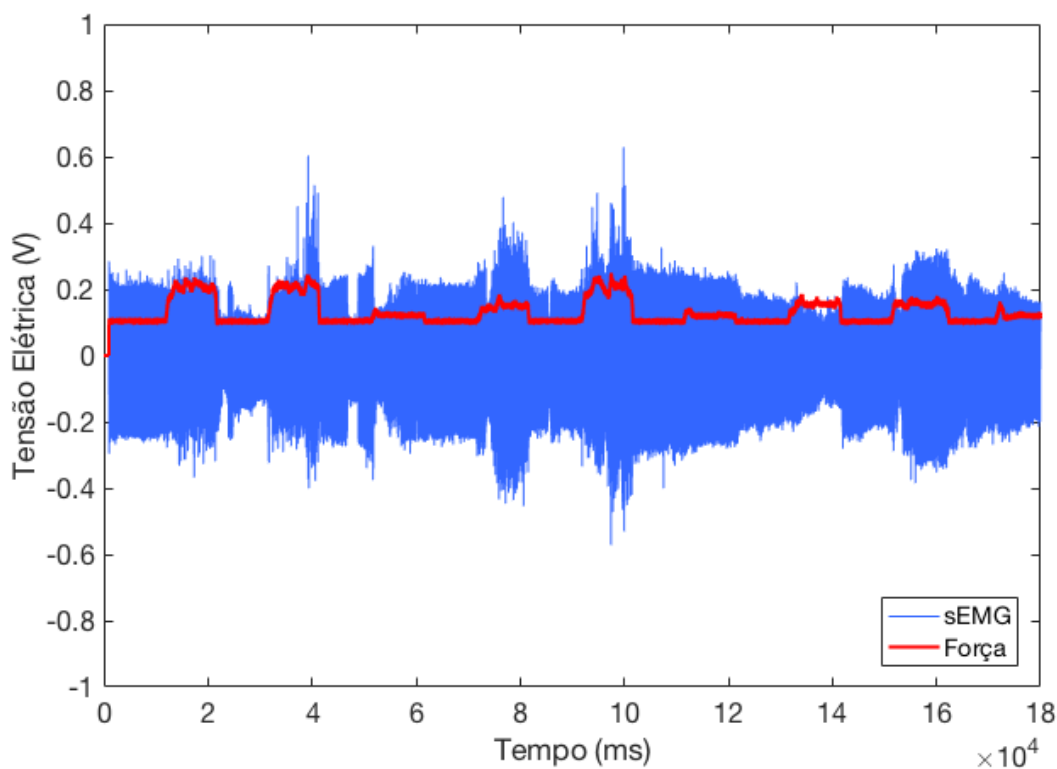
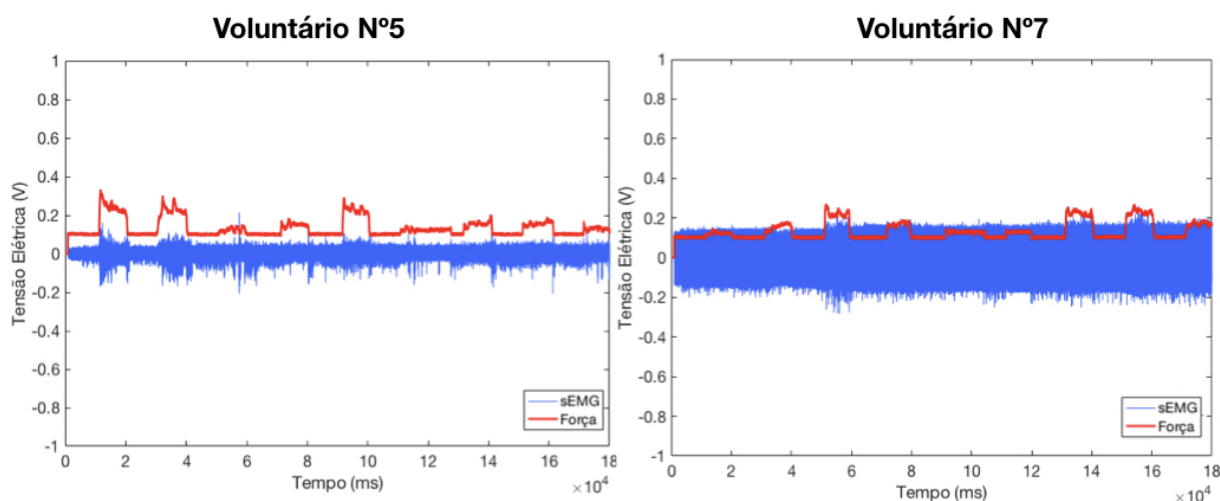


Figura 41 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelos Voluntários N° 5 e N° 7.



## 4.1.2 Rede Neural Artificial

### 4.1.2.1 Processamento *offline* da base de dados

Inserindo os vetores de dados adquiridos no processo de retificação, extração das características e normalização, foram formadas as matrizes de entradas e saídas alvo para o treinamento da RNA. Conforme anteriormente mencionado, excluindo o repouso e os primeiros 3s de movimento, restaram 63000 mil amostras que, divididas em janelas de tamanho 200, geraram 315 pares de entrada/saída por voluntário, para cada movimento. Para fins de exemplificação, as Figuras 42, 43, 44 e 45 representam as características extraídas após o processamento dos sinais do Voluntário N° 1. O eixo  $x$  representa os segmentos, ou seja, cada ponto corresponde a uma janela de 200 amostras cujas características foram extraídas e posteriormente salvas, compondo a matriz de entradas do treinamento da RNA. Para fins de comparação do comportamento das características com a força exercida no correspondente ensaio, foi calculada a média da força medida em cada segmento, e esses valores foram ilustrados de forma sobreposta às características.

As Figuras 42 e 43 correspondem às características extraídas a partir dos sinais do Voluntário N° 1 realizando o movimento de garra, referentes aos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo e Flexor Ulnar do Carpo, respectivamente. Observando as figuras, pode-se notar que a amplitude das características apresentou um formato semelhante entre si, variando em amplitude. Além disso, pode-se analisar preliminarmente que o comportamento das características acompanha a amplitude da força medida no ensaio. Porém, para concluir de forma robusta se o comportamento das características se mantém desta forma, é necessário a realização futura de maior número de ensaios e um

estudo estatístico para validação e comprovação do correspondente efeito, apresentado aqui apenas como um estudo de caso.

Figura 42 – Valores da média aritmética da força (em preto) e características de RMS (em vermelho), média aritmética (em azul) e integral (em verde) extraídas dos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo resultantes do ensaio do movimento de garra do Voluntário N° 1.

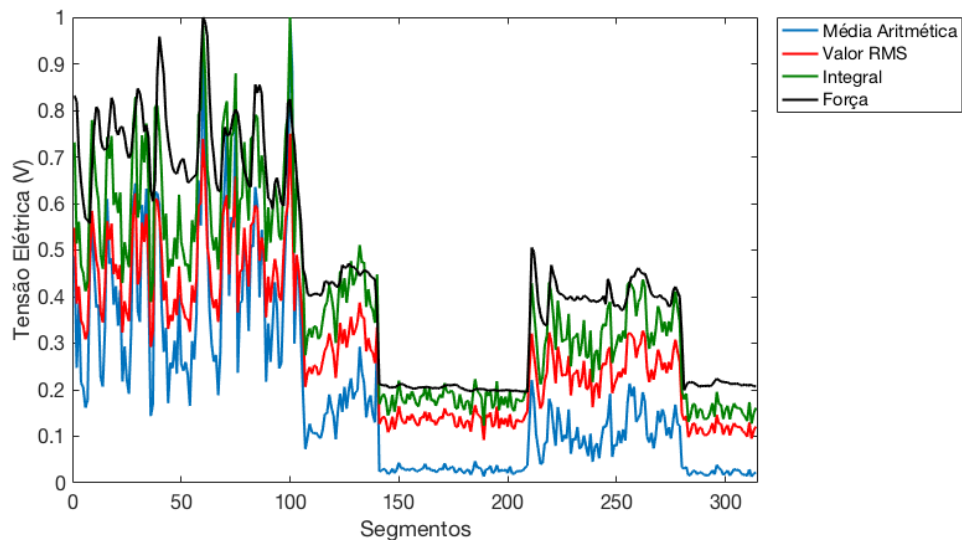
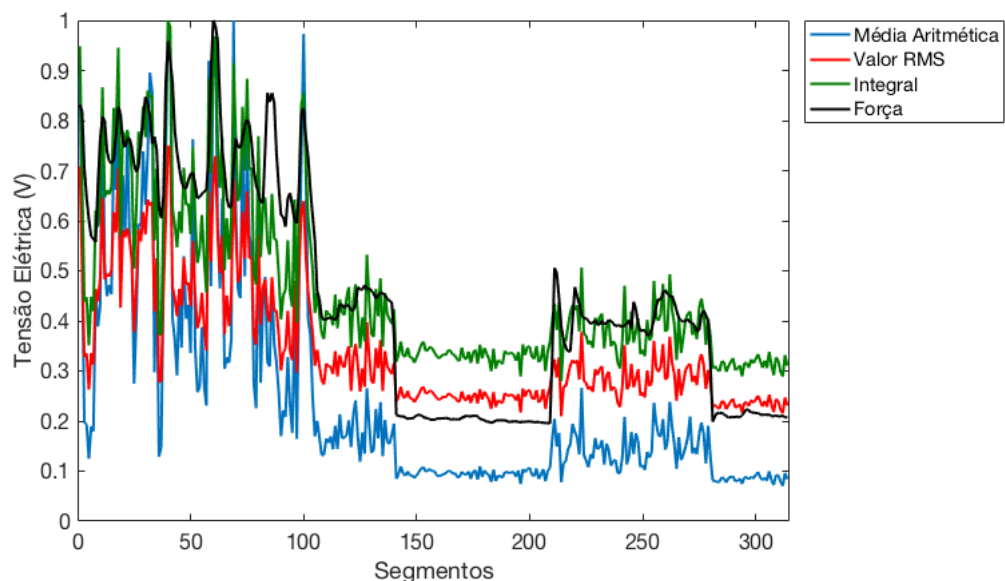


Figura 43 – Valores da média aritmética da força (em preto) e características de RMS (em vermelho), média aritmética (em azul) e integral (em verde) extraídas dos sinais de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo resultantes do ensaio do movimento de garra do Voluntário N° 1.



As Figuras 44 e 45 correspondem às características extraídas a partir dos sinais do Voluntário N° 1 realizando o movimento de pinça, referentes aos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo e Flexor Ulnar do Carpo, respectivamente.

Figura 44 – Valores da média aritmética da força (em preto) e características de RMS (em vermelho), média aritmética (em azul) e integral (em verde) extraídas dos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo resultantes do ensaio do movimento de pinça do Voluntário N° 1.

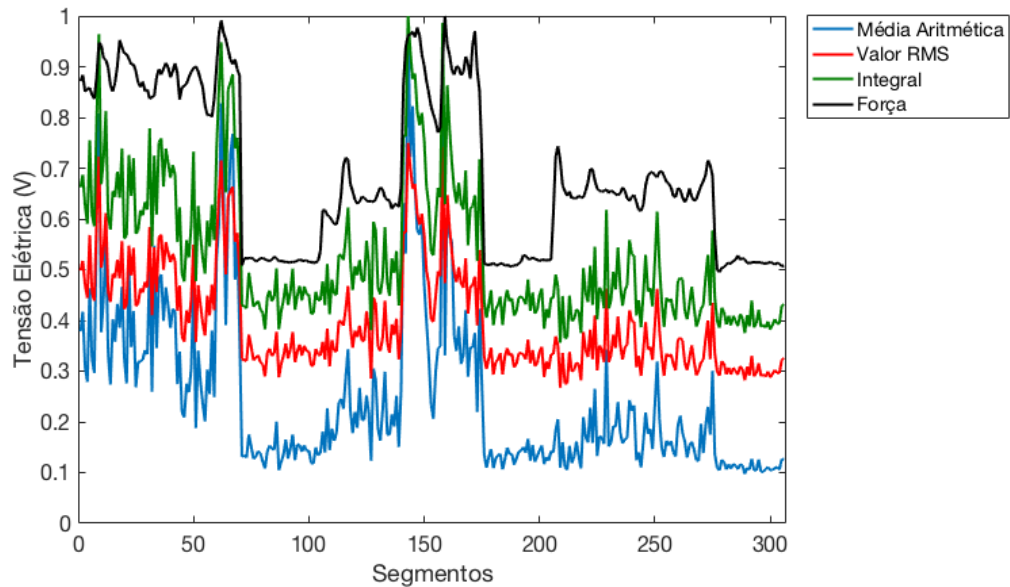
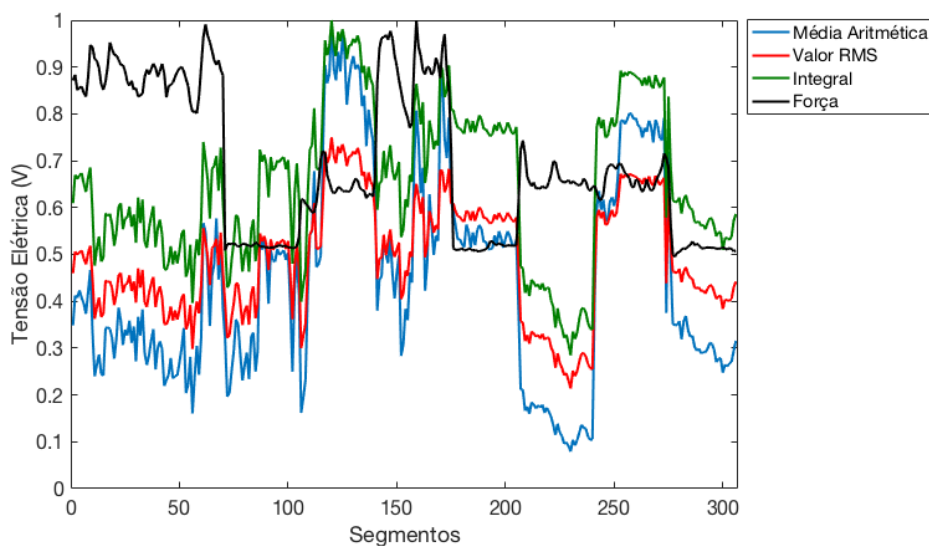


Figura 45 – Valores da média aritmética da força (em preto) e características de RMS (em vermelho), média aritmética (em azul) e integral (em verde) extraídas dos sinais de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo resultantes do ensaio do movimento de pinça do Voluntário N° 1.

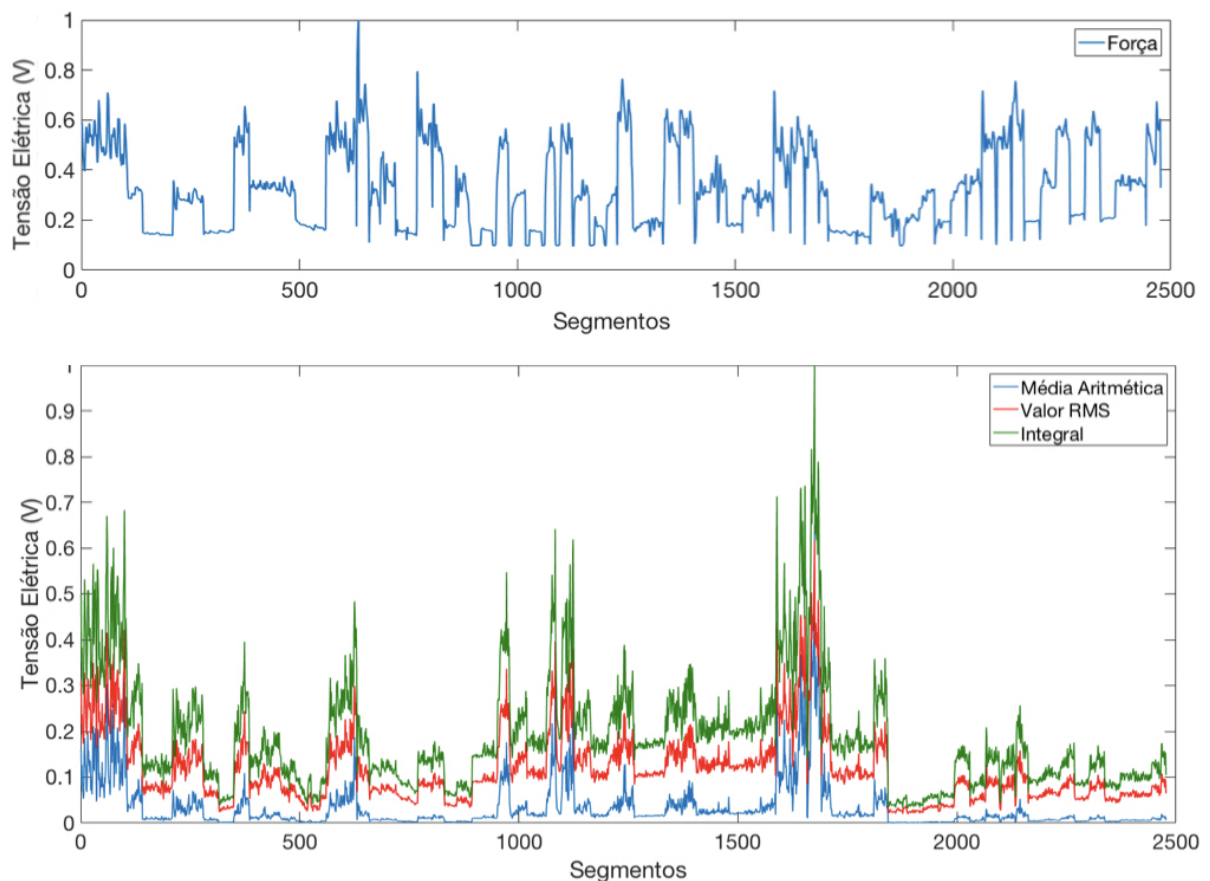


Analisando a Figura 44 referente ao músculo extensor, nota-se que nesse caso é possível observar um comportamento semelhante ao encontrado para os movimentos de garra, onde as características apresentam um formato similar entre si e, aparentemente, demonstram alguma relação em amplitude com a força medida. Já no caso da Figura 45, obtida a partir dos sinais do músculo flexor, nota-se que embora as características

apresentem um comportamento semelhante entre si, se torna mais difícil perceber, apenas com uma análise visual, alguma relação com a força medida no correspondente ensaio. Novamente, é importante ressaltar que essa é uma análise preliminar, realizada com um número baixo de voluntários. Portanto, não pode-se estender as conclusões retiradas desses sinais para outros casos sem antes realizar uma análise mais robusta.

A Figura 46 representa os valores de força e as características extraídas para os sinais dos movimentos de garra de todos os voluntários unidos de forma sequencial, referentes ao canal posicionado sobre o músculo Extensor Ulnar do Carpo. Em sua parte superior, é ilustrada a média da força medida por segmento de 200 amostras. Na parte inferior, são ilustradas as três características dos sinais de sEMG (Média Aritmética, Valor RMS e integral), de forma sobreposta.

Figura 46 – Valores da média da força medida por seguimento e características de RMS, média aritmética e integral extraídas dos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo dos movimentos de garra de todos os 8 voluntários unidos de forma sequencial.

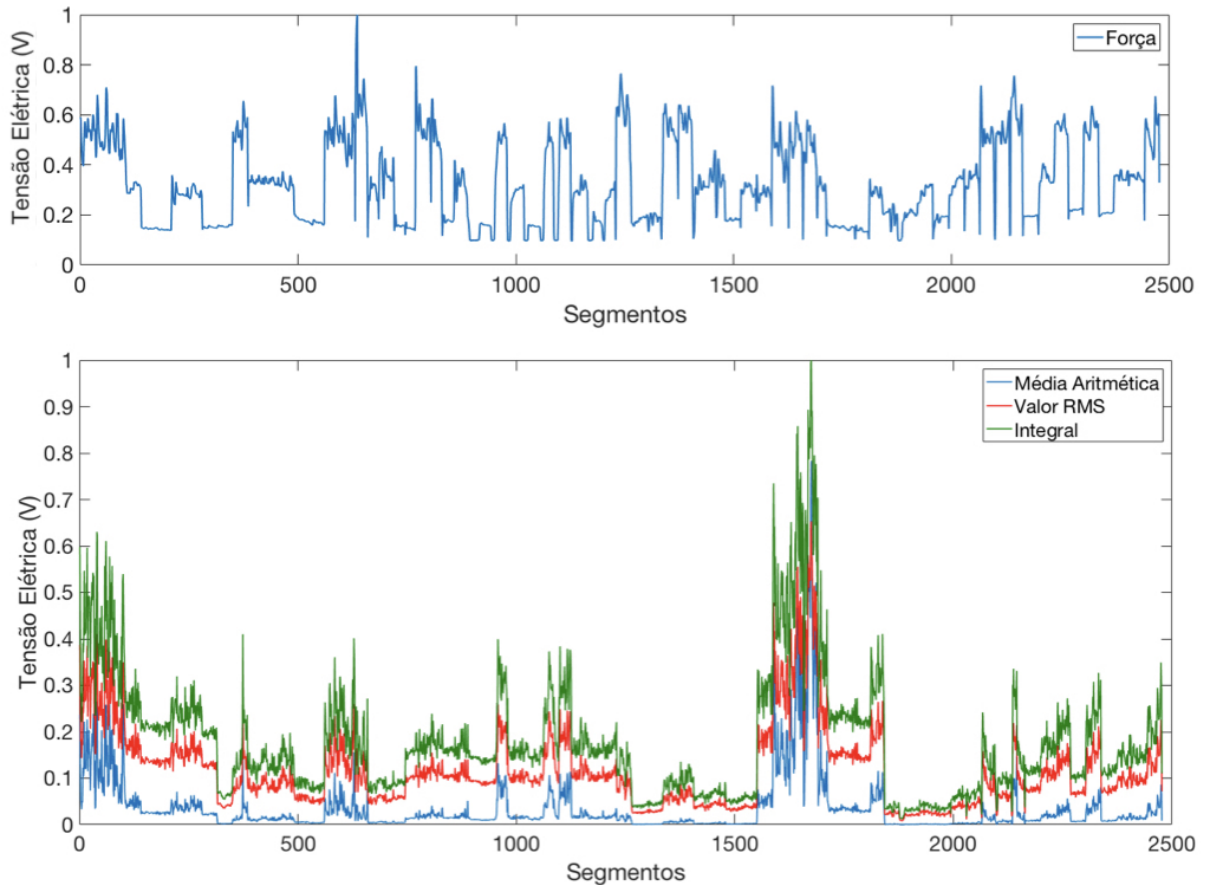


Da mesma forma, a Figura 47 representa os valores de força e as características extraídas para os sinais dos movimentos de garra de todos os voluntários unidos de forma sequencial, referentes ao canal posicionado sobre o músculo Flexor Ulnar do Carpo. Em sua parte superior, é ilustrada a média da força medida por segmento de 200 amostras.



Na parte inferior, são ilustradas as três características (Média Aritmética, Valor RMS e integral), de forma sobreposta.

Figura 47 – Valores da média da força medida por seguimento e características de RMS, média aritmética e integral extraídas dos sinais de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo dos movimentos de garra de todos os 8 voluntários unidos de forma sequencial.



Com o mesmo formato, as Figuras 48 e 49 representam os valores de força e as características extraídas para os sinais dos movimentos de pinça de todos os voluntários unidos de forma sequencial, referentes aos canais posicionado sobre o músculo Extensor e Flexor Ulnar do Carpo, respectivamente.

Figura 48 – Valores da média da força medida por seguimento e características de RMS, média aritmética e integral extraídas dos sinais de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo dos movimentos de pinça de todos os 8 voluntários unidos de forma sequencial.

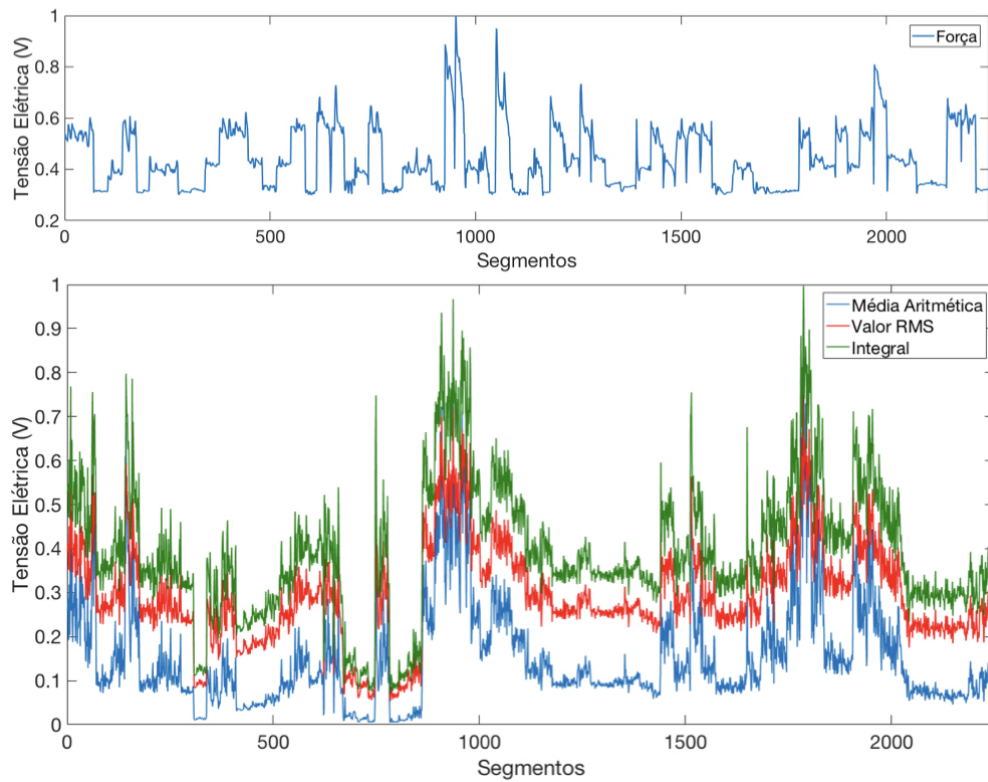
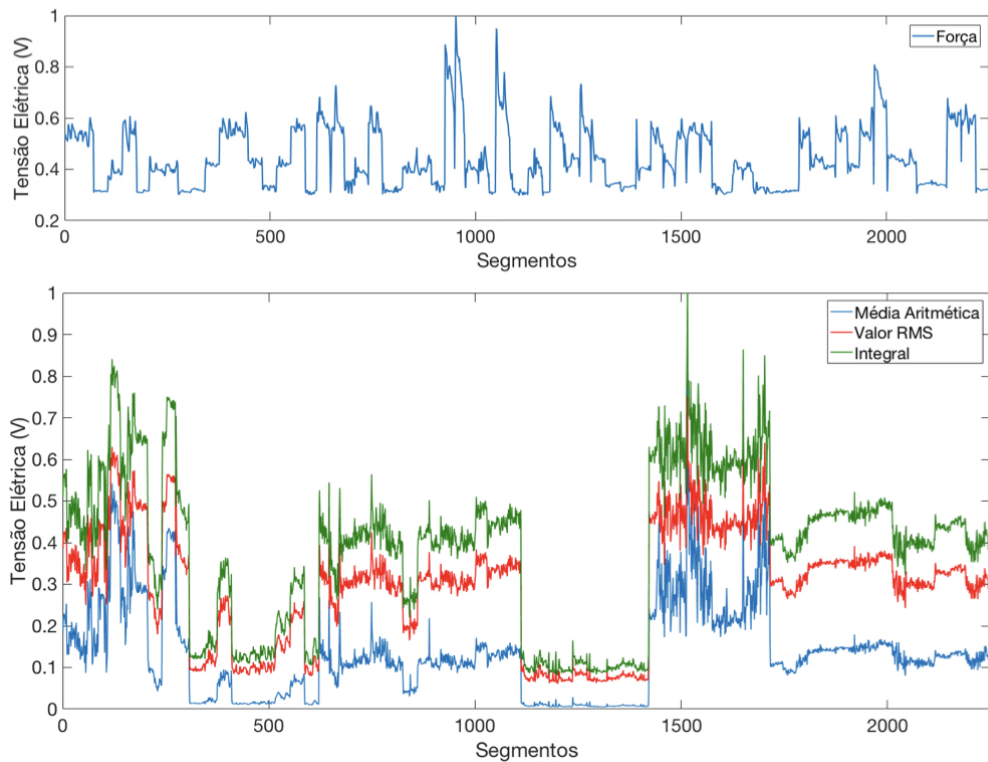


Figura 49 – Valores da média da força medida por seguimento e características de RMS, média aritmética e integral extraídas dos sinais de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo dos movimentos de pinça de todos os 8 voluntários unidos de forma sequencial.



Unindo sequencialmente os sinais de todos os voluntários e realizando as etapas de processamento, é possível perceber que no geral as características tendem a apresetnar comportamentos semelhantes entre si. No caso das duas imagens referentes ao movimento de garra e à imagem do músculo extensor no movimento de pinça, pode-se observar alguma relação entre a amplitude das características e a amplitude da força, embora não seja possível afirmar que essa relação existe apenas com essa análise. Percebe-se que as características referentes ao músculo flexor no movimento de pinça apresentam uma maior dificuldade na identificação visual de algum padrão relacionado à força. Como já mencionado, o número baixo de voluntários permite apenas um estudo de caso, não sendo possível garantir os comportamentos preliminarmente identificados, nem expandir as conclusões a outras situações.

Para observar a taxa de acertos da RNA utilizando diferentes dados, foram criadas quatro modalidades de pares entradas/saídas alvo: utilizando os dados dos dois movimentos e de todos os voluntários; utilizando os dados de todos os voluntários, porém separando os dois movimentos; utilizando os dados dos dois movimentos, porém para cada indivíduo separadamente e utilizando separadamente os dados dos movimentos para cada indivíduo. A extração das características em cada modalidade resultou na formação da matriz de entradas, assim como através da análise da média da força por segmento e do conhecimento do tipo do movimento realizado, pôde-se formar a matriz de saídas alvo. As taxas de acerto da RNA treinada nas diferentes modalidades pode contribuir para a discussão sobre a representatividade dos sinais adquiridos em relação aos movimentos e intensidades de força realizados.

#### 4.1.2.2 Treinamento Supervisionado da Rede Neural Artificial

Para avaliar o desempenho da Rede Neural projetada quando treinada com bases de dados em diferentes configurações, foram geradas matrizes de confusão a partir dos testes da RNA. Para sua interpretação, é importante mencionar que na diagonal principal estão contidos os valores verdadeiros positivos (VP), ou seja, a quantidade de vezes para cada categoria em que a saída obtida pela rede foi condizente com a saída alvo. Para obter a quantidade de pares utilizados no teste para cada classe, deve-se somar a linha que contém o número de VPs da categoria analisada. A taxa de acerto de cada classe é calculada a partir da divisão da quantidade de verdadeiros positivos pela quantidade de pares referentes à classe. A soma de todas as posições da matriz representa a quantidade de pares utilizadas no teste e, por fim, a taxa de acerto total da RNA é calculada pela divisão entre a soma da diagonal principal e a soma de todas as posições da matriz.

Primeiramente, foi realizado o treinamento supervisionado utilizando todas as informações adquiridas, incluindo os dados dos oito voluntários e os dois tipos de movimento. Assim, foram gerados 5040 pares de entradas e saídas alvo, sendo que 70% (3528 pares)

foram utilizados no treinamento, e 30% (1512 pares) foram utilizados para teste. A Tabela 7 representa a matriz de confusão gerada a partir do teste da RNA treinada. A máxima taxa de acertos obtida foi de 53,0%. Mesmo modificando o critério de parada do treinamento para até 100000 épocas e testando diferentes quantidades de neurônios na camada oculta, o resultado não apresentou mudanças significativas.

Tabela 7 – Matriz de confusão gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de todos os voluntários para os dois movimentos.

		Saídas Obtidas						
		Garra Fraca	Garra Média	Garra Forte	Pinça Fraca	Pinça Média	Pinça Forte	
Saídas Alvo	Garra Fraca	138 54,7%	2	0	30	82	0	
	Garra Média	9	168 66,7%	8	0	3	64	
	Garra Forte	0	49	201 79,8%	0	0	2	
	Pinça Fraca	87	28	0	89 35,3%	30	18	
	Pinça Média	86	3	0	39	99 39,3%	25	
	Pinça Forte	17	91	0	13	24	107 42,5%	

Para a aplicação proposta, a taxa de acertos obtida é considerada baixa, resultando em um classificador de confiabilidade comprometida. Pode-se notar que as taxas de acerto das três classes do movimento de *garra* foram superiores às do movimento de *pinça*. Dentre as possíveis justificativas, está que os sinais da *pinça* podem ter sido menos representativos para os movimentos e intensidades de força realizados. Outra possibilidade é que os ensaios de *garra* e *pinça* tenham gerados sinais similares entre si, comprometendo a classificação da RNA. Além disso, o fato do grupo de voluntários ser heterogêneo, contar com pessoas de diferentes tônus muscular, diferentes sexos e com braços dominantes distintos pode ter contribuído para que os sinais de sEMG apresentassem características divergentes entre si, mesmo quando gerados a partir da realização de um mesmo movimento. Lembrando da característica estocástica dos sinais mioelétricos, o próprio fato dos ensaios serem realizados em momentos diferentes do dia e eventuais diferenças no posicionamento dos eletrodos podem contribuir na divergência entre os sinais de sEMG. Para resolver essas questões, seria necessário aumentar o número de voluntários.

O próximo passo foi avaliar o desempenho da Rede Neural quando treinada com os dados de todos os voluntários, porém separando os dois tipos de movimento. A Tabela 8 ilustra a matriz de confusão gerada a partir do teste da RNA treinada apenas com dados do ensaio envolvendo o movimento de *garra*, enquanto a Tabela 9 ilustra a matriz de

confusão gerada a partir do teste da RNA treinada apenas com dados do ensaio envolvendo o movimento de *pinça*. Em ambos os casos, os 504000 dados deram origem a 2520 pares de entradas e saídas alvo, sendo 70% (1764 pares) utilizados no treinamento, e 30% (756 pares) utilizados nos testes.

Tabela 8 – Matriz de confusão gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de todos os voluntários apenas para o movimento de *Garra*.

		Saídas Obtidas						
		Garra Fraca	Garra Média	Garra Forte	Pinça Fraca	Pinça Média	Pinça Forte	
Saídas Alvo	Garra Fraca	194 77,0%	51	7	0	0	0	
	Garra Média	45	183 72,6%	24	0	0	0	
	Garra Forte	0	31	221 87,7%	0	0	0	
	Pinça Fraca	0	0	0	0	0	0	
	Pinça Média	0	0	0	0	0	0	
	Pinça Forte	0	0	0	0	0	0	
								Taxa de acerto 79,1%

Tabela 9 – Matriz de confusão gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de todos os voluntários apenas para o movimento de *Pinça*.

		Saídas Obtidas						
		Garra Fraca	Garra Média	Garra Forte	Pinça Fraca	Pinça Média	Pinça Forte	
Saídas Alvo	Garra Fraca	0	0	0	0	0	0	
	Garra Média	0	0	0	0	0	0	
	Garra Forte	0	0	0	0	0	0	
	Pinça Fraca	0	0	0	166 65,9%	81	5	
	Pinça Média	0	0	0	71	154 61,1%	27	
	Pinça Forte	0	0	0	0	53	199 79,0%	
								Taxa de acerto 68,7%

A taxa de acertos obtida com os dados de *garra* foi de 79,1%, enquanto a taxa de acerto obtida com os dados de *pinça* foi de 68,5%. Percebe-se que o treinamento da RNA para um movimento específico melhorou o desempenho do classificador em ambos os casos. Novamente, destaca-se a performance superior da RNA treinada com os dados

referentes ao movimento de *garra* em relação aos dados referentes ao movimento de *pinça*, contribuindo para a suposição de que esses sinais possuem uma maior representatividade em relação aos movimentos realizados.

Os resultados obtidos até o momento fazem parte da configuração *multiusuário*, ou seja, os treinamentos fizeram uso dos dados de todos os voluntários. Em seguida, foram realizados treinamentos na configuração *monousuário*, onde foram utilizados os dados de cada voluntário individualmente.

A Tabela 10 ilustra a matriz de confusão gerada a partir dos testes das RNAs treinadas com os dados de cada voluntário, com os dois movimentos. Para uma visualização mais concisa dos resultados, a matriz gerada representa a média das oito matrizes resultantes do treinamento individual para cada um dos oito voluntários. Em todos os treinamentos, foram utilizados 441 pares de entradas e saídas alvo, enquanto 189 pares foram empregados nos testes. A média da taxa de acerto obtida foi de 75,7%, sendo que os resultados variaram entre 66,7% e 84,1% de acerto. A partir dos resultados, pode-se comprovar como a performance da rede varia de indivíduo para indivíduo, apesar de o protocolo experimental ter sido executado de forma padronizada por todos. Novamente, nota-se que o que mais contribui para a piora da performance da rede são as classes ligadas ao movimento de *pinça*. A categoria *Pinça Média* resultou em uma taxa de acerto de 53,1%, enquanto as taxas dos movimentos de *garra* variaram entre 81,3 até 90,6%.

Tabela 10 – Matriz de confusão média gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de cada voluntário individualmente, para os dois movimentos.

		Saídas Obtidas						
		Garra Fraca	Garra Média	Garra Forte	Pinça Fraca	Pinça Média	Pinça Forte	
Saídas Alvo	Garra Fraca	26 83,9%	5	0	0	0	0	
	Garra Média	5	26 81,3%	1	0	0	0	
	Garra Forte	0	2	29 90,6%	0	0	1	
	Pinça Fraca	2	0	0	23 74,2%	6	0	
	Pinça Média	12	3	0	0	17 53,1%	0	
	Pinça Forte	0	9	0	0	0	22 71,0%	
								Taxa de acerto 75,7%

Por fim, foram realizados os treinamentos para cada voluntário com um movimento específico. Novamente, as Tabelas 11 e 12 ilustram as matrizes de confusão resultantes da média das matrizes geradas para os oito voluntários. Foram utilizados 315 pares ao todo, sendo 220 destinados ao treinamento e 94 aos testes. Os resultados obtidos foram superiores

às demais configurações. Para um indivíduo realizando o movimento de *garra*, foi obtida uma taxa de acerto média de 92,6%, variando entre 90,2% até 96,7% entre os voluntários. Para o movimento de *pinça*, a taxa de acerto média obtida foi de 80,9%, variando entre 78,3% até 85,0%. Novamente, percebe-se que o movimento com pior reconhecimento por parte do classificador é o de *Pinça Média*.

Tabela 11 – Matriz de confusão média gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de cada voluntário individualmente, para o movimento de *Garra*.

		Saídas Obtidas						
		Garra Fraca	Garra Média	Garra Forte	Pinça Fraca	Pinça Média	Pinça Forte	
Saídas Alvo	Garra Fraca	29 93,5%	2	0	0	0	0	
	Garra Média	3	28 87,5%	1	0	0	0	
	Garra Forte	0	1	30 96,8%	0	0	0	
	Pinça Fraca	0	0	0	0	0	0	
	Pinça Média	0	0	0	0	0	0	
	Pinça Forte	0	0	0	0	0	0	
								Taxa de acerto 92,6%

Tabela 12 – Matriz de confusão média gerada a partir do treinamento da RNA utilizando os dados de cada voluntário individualmente, para o movimento de *Pinça*.

		Saídas Obtidas						
		Garra Fraca	Garra Média	Garra Forte	Pinça Fraca	Pinça Média	Pinça Forte	
Saídas Alvo	Garra Fraca	0	0	0	0	0	0	
	Garra Média	0	0	0	0	0	0	
	Garra Forte	0	0	0	0	0	0	
	Pinça Fraca	0	0	0	25 80,6%	6	0	
	Pinça Média	0	0	0	6	21 67,7%	4	
	Pinça Forte	0	0	0	0	2	30 93,8%	
								Taxa de acerto 80,8%

É interessante notar que em praticamente todos os casos, os movimentos de intensidade *Forte* apresentaram os melhores resultados, enquanto na grande maioria, os movimentos de intensidade *Média* obtiveram as piores taxas de acerto. Isso sugere que o

modelo implementado possui uma pior performance na identificação de intensidades de força intermediárias (*Média*) em relação à classificação dos movimentos *Forte* e *Fraco*.

Após a obtenção de todos os resultados, pode-se tomar uma decisão embasada quanto a qual configuração de RNA utilizar nos ensaios envolvendo a ativação *online* do sistema. Pode-se concluir que os resultados da configuração *multiusuário* foram inferiores aos resultados da configuração *monousuário*. Reforçando os possíveis motivos anteriormente citados, cabe lembrar que quando se trata de encontrar um padrão para a classificação de várias categorias a partir de sinais biológicos como os sinais mioelétricos, é necessário uma grande quantidade de dados. É possível que para a distinção de três ou seis classes utilizando os sinais de oito pessoas diferentes, o número de dados obtidos a partir de dois canais não tenha sido suficiente.

Assim, decidiu-se utilizar o classificador no modo *monousuário*. Essa configuração apresentou resultados superiores mesmo utilizando bases de dados reduzidas, provavelmente porque as diferenças entre os movimentos de um mesmo indivíduo coletados em um mesmo momento são facilmente distinguíveis por parte do classificador. É importante ressaltar que o foco da ativação *online* do sistema está na avaliação da estabilidade da ativação do braço robótico, e não exatamente na complexidade da arquitetura da RNA. Assim, quanto menos elementos inserirem oscilações à ativação, mais confiáveis se tornam os resultados referentes ao impacto das respostas visual e háptica no sistema. Dessa forma, decidiu-se utilizar as RNAs que apresentaram as maiores taxas de acerto, sendo elas as treinadas com os dados de um voluntário para um movimento específico, com 10 neurônios na camada oculta. Como os ensaios posteriores já seriam originalmente realizados de forma separada para os movimentos de *garra* e de *pinça*, essa decisão não alterou o protocolo de testes com voluntários.

## 4.2 Ativação *online* do sistema

Com relação ao tempo de resposta da ativação *online* do sistema, o processo de aquisição dos sinais de sEMG, processamento dos dados e envio da classificação à porta serial levou entre 210 e 230ms para ser executado. O processo de leitura da porta serial e do envio de sinais aos pinos do microcontrolador ocorreu em períodos que variaram de 25 a 80ms. Isso contribuiu drasticamente para que o tempo de resposta do sistema fosse reduzido. Somando os períodos de execução das rotinas e o tempo que os servo motores levam para tracionar os dedos do braço robótico, desde a coleta do sinal de sEMG até a atuação do sistema foram despendidos aproximadamente 500ms. Do ponto de vista do usuário, a ativação do braço robótico e do dispositivo vibrotátil ocorre com um atraso muito pequeno, de forma praticamente instantânea. Esse critério é de suma importância para a validação dos testes, pois um tempo de resposta longo tornaria a ativação do



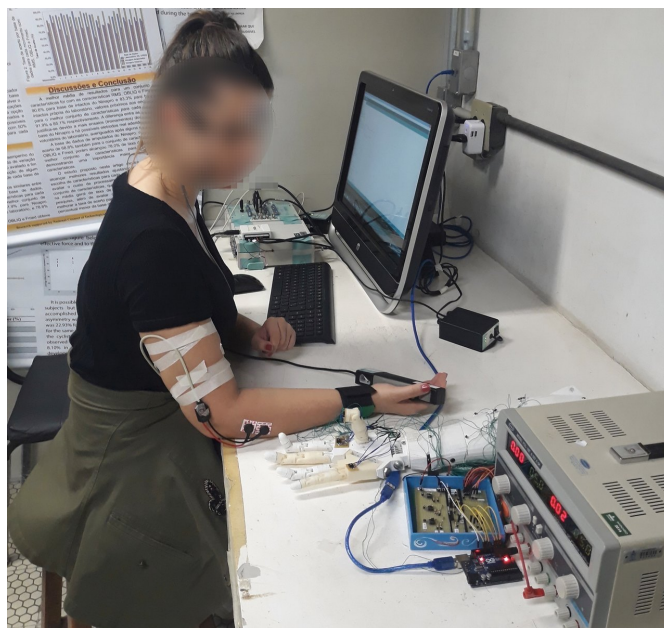
sistema anti-intuitiva, prejudicando a análise do impacto da inserção de diferentes recursos à ativação.

### 4.3 Protocolo de ensaios com voluntários

A partir da decisão de utilizar um sistema *monousuário* para um movimento específico, as RNAs foram treinadas individualmente para cada um dos voluntários que realizou os testes. O primeiro passo do ensaio consiste em realizar a calibração do sistema, processo que se mostrou importante para o bom funcionamento da Rede Neural. Por vezes, quando a performance do classificador diminuía, o processo de calibração era realizado novamente e o sistema voltava a funcionar normalmente. Isso pode ocorrer devido a movimentações nos eletrodos, pelo fato dos eletrodos não serem invasivos, podendo adquirir sinais mioelétricos provenientes de outros grupos musculares além do desejado, ou mesmo porque a amplitude do sinal dos voluntários tende a sofrer modificações ao longo do ensaio devido à fadiga muscular.

Os períodos dedicados ao treinamento do sistema se mostraram de grande relevância para uma boa execução dos testes. Todos os voluntários iniciaram o ensaio não estando familiarizados com a ativação do braço robótico ou do dispositivo vibrotátil. Assim, as ativações iniciais se deram com grande oscilação entre as intensidades e com baixo controle sobre o sistema. Com cerca de 5 minutos de treinamento, todos os voluntários apresentaram certo domínio, ainda que com momentos de oscilação, em relação à ativação dos dispositivos. Todos os voluntários demonstraram reconhecer e distinguir facilmente entre os ângulos e as intensidades de vibração referentes aos movimentos *Fraco*, *Médio* e *Forte*. Para fins de ilustração, a Figura 50 retrata um dos voluntários no ambiente de realização dos ensaios.

Figura 50 – Foto do Voluntário N° 1 no ambiente de realização dos ensaios.



Para a avaliação dos dados obtidos, foi calculada a porcentagem de tempo em que o voluntário manteve a intensidade exigida estável, parâmetro que foi denominado de *taxa de estabilidade*. Por exemplo, durante os 10s onde a intensidade desejada era máxima, obteve-se a taxa de estabilidade dividindo o número de classificações *forte* pelo número total de classificações nesse período. Vale lembrar que os ensaios foram realizados apenas com resposta visual, depois apenas com resposta háptica, e por fim com ambas as respostas, sendo todo processo realizado duas vezes. A Tabela 13 contém as taxas de estabilidade referentes aos ensaios do movimento *garra* com estímulo puramente visual.

Tabela 13 – Taxas de estabilidade do ensaio do movimento *garra* com estímulo puramente visual.

Estímulo puramente visual				
Tentativa	Voluntário	FRACO (%)	MÉDIO (%)	FORTE (%)
Primeira Tentativa	1	100	30.9	80.9
	2	83.9	35.5	51.6
	3	93.2	63.6	97.8
	4	92.9	42.7	95.2
	5	14.0	38.6	43.9
Segunda Tentativa	1	95.1	73.3	87.8
	2	87.5	72.5	77.5
	3	97.7	74.4	97.7
	4	100.0	54.8	80.6
	5	46.9	69.4	71.4
<b>Média Final</b>		<b>81.1%</b>	<b>55.6%</b>	<b>78.4%</b>
<b>Desvio Padrão</b>		<b>26.8%</b>	<b>16.3%</b>	<b>17.6%</b>

Para cada voluntário, pode-se observar a progressão dos ensaios na primeira e na segunda tentativa, sendo a força aumentada gradativamente desde a intensidade mínima até a máxima. A partir dos resultados, percebe-se claramente que a intensidade que apresentou maior oscilação para todos os voluntários foi a *Média*, justamente a intensidade de força que apresentou as piores taxas de acerto por parte das RNAs treinadas. Além disso, nota-se que para todos os voluntários os resultados obtidos na segunda tentativa foram ou superiores aos da primeira, ou apresentaram uma estabilidade mais bem distribuída entre todas as intensidades. Essa informação reforça a ideia de que quanto mais treinamento o indivíduo realiza, melhor seu controle sobre a ativação do sistema.

A Tabela 14 contém as taxas de estabilidade dos ensaios realizados com os voluntários vendados, recebendo apenas resposta háptica vibrotátil. Pode-se perceber que embora as taxas de estabilidade tenham sido no geral inferiores às obtidas apenas com *feedback* visual, os resultados foram mais bem distribuídos entre todas as intensidades, sendo que a *Média* apresentou resultados superiores aos anteriores. Novamente, é clara a melhoria dos ensaios na segunda tentativa em relação à primeira.

Tabela 14 – Taxas de estabilidade do ensaio do movimento *garra* com estímulo puramente háptico.

Estímulo háptico (vibrotátil)				
Tentativa	Voluntário	FRACO (%)	MÉDIO (%)	FORTE (%)
Primeira Tentativa	1	97.8	26.7	57.8
	2	24.4	41.5	53.7
	3	38.1	31.0	95.2
	4	97.4	87.2	82.1
	5	61.7	68.1	87.2
Segunda Tentativa	1	81.4	46.5	93.0
	2	74.5	46.2	59.0
	3	97.5	85.4	92.7
	4	100.0	88.4	90.7
	5	20.0	79.6	67.3
<b>Média Final</b>		<b>69.3%</b>	<b>60.0%</b>	<b>77.9%</b>
<b>Desvio Padrão</b>		<b>30.0%</b>	<b>23.0%</b>	<b>15.7%</b>

Por fim, a Tabela 15 contém as taxas de estabilidade do ensaio do movimento *garra* com ambos os estímulos, visual e háptico, e a Tabela 16 contém as médias obtidas nos três tipos de ensaio, a fim de facilitar a comparação entre os resultados.

Tabela 15 – Taxas de estabilidade do ensaio do movimento *garra* com estímulos visual e háptico.

Estímulos visual e háptico				
Tentativa	Voluntário	FRACO (%)	MÉDIO (%)	FORTE (%)
Primeira Tentativa	1	70.8	64.7	83.3
	2	84.4	44.4	71.1
	3	30.8	52.3	97.4
	4	100.0	67.4	83.7
	5	93.8	42.2	81.3
Segunda Tentativa	1	89.2	73.4	87.3
	2	77.3	77.4	75.0
	3	88.6	79.5	100.0
	4	100.0	82.2	80.0
	5	82.5	71.7	83.0
<b>Média Final</b>		<b>81.8%</b>	<b>65.5%</b>	<b>84.2%</b>
<b>Desvio Padrão</b>		<b>19.2%</b>	<b>13.7%</b>	<b>8.5%</b>

Tabela 16 – Média das taxas de estabilidade de todos os ensaios do movimento *garra*.

	FRACO	MÉDIO	FORTE
<b>Estímulo puramente visual</b>	<b>81.1%</b>	<b>55.6%</b>	<b>78.4%</b>
Desvio Padrão	26.8%	16.3%	17.6%
<b>Estímulo puramente háptico</b>	<b>69.3%</b>	<b>60.0%</b>	<b>77.9%</b>
Desvio Padrão	30.0%	23.0%	15.7%
<b>Estímulos visual e háptico</b>	<b>81.7%</b>	<b>65.5%</b>	<b>84.2%</b>
Desvio Padrão	19.2%	13.7%	8.5%

O ensaio realizado com ambos os tipos de resposta foi o que apresentou as maiores taxas de estabilidade em todas as intensidades analisadas. A partir dos resultados, pode-se perceber que em todas as modalidades de ensaio a intensidade com maior taxa de oscilação foi a *Média*. Isso indica que provavelmente intensidades transitórias são mais difíceis de se atingir de forma estável pelo modelo desenvolvido. Essa suposição é reforçada pelo fato de que a intensidade *Fraca*, que representa um estado entre o repouso e a intensidade *Média*, sofreu mais oscilações do que a *Forte* e apresentou os maiores valores de desvio padrão. Os resultados apontam a necessidade de se avaliar em outros estudos se a faixa das intensidades intermediárias devem ser aumentadas ou tornadas mais estreitas. A intensidade *Forte* apresentou a maior taxa de estabilidade para todos os ensaios. Além disso, conforme descrito na Seção 4.1.2.2, as RNA apresentaram taxas de acerto inferiores para a intensidade *Média*, o que pode ter contribuído para o resultado obtido.

Analisando os resultados dos três tipos de ensaio, nota-se que o estímulo puramente visual se demonstrou superior ao estímulo puramente háptico para as intensidades mínima e máxima. A resposta puramente vibrotátil apresentou menor oscilação para a intensidade *Média*, além de taxas de estabilidade mais bem distribuídas entre as intensidades. Porém, comparativamente, apresentou os maiores valores de desvio padrão, apontando uma menor uniformidade entre as performances dos voluntários. Por fim, os resultados indicaram que, para o número limitado de voluntários e de dados avaliados, a ativação do sistema se torna mais estável do que qualquer outra configuração quando fornecida uma resposta háptica auxiliar à resposta visual. Além de apresentar as maiores taxas de estabilidade, pode-se notar que essa configuração apresentou os menores valores de desvio padrão para todas as intensidades de força avaliadas. Para generalizar esse comportamento e os resultados, seria necessário aumentar significativamente o número de voluntários. Pode-se dizer somente que esse estudo de caso específico endossa o incentivo à investigação e estudos com relação ao auxílio de respostas hápticas no acionamento de próteses de membro superior.

No momento de realizar os ensaios com o movimento de *pinça*, o sistema de classificação de intensidades de força se demonstrou extremamente instável. Para alguns voluntários, a intensidade *Média* simplesmente não era classificada. Para outros, era necessária a aplicação de forças exaustivas para a obtenção da classificação máxima. Quando a classificação atingia as três intensidades, a oscilação era tamanha a ponto de não ser possível identificar se o voluntário tinha dificuldade de estabilizar em uma intensidade devido à natureza do estímulo, ou devido a erros do classificador. Todos os voluntários se disseram cansados após o ensaio devido ao tempo e esforço realizado para tentar controlar o braço robótico para esse movimento. Todos esses fatores tornaram inviáveis a realização dos ensaios e a análise dos dados para o movimento de *pinça*. É possível que as questões anteriormente discutidas, como a falta de padrão entre os sinais do músculo flexor, a presença de ruído elevado ou de ativação em momentos de repouso, tenham comprometido o treinamento da RNA e, por consequência, os testes com voluntários.

Por fim, para contribuir com a análise dos resultados obtidos, cada voluntário preencheu o questionário desenvolvido com perguntas sobre a sua percepção sobre o sistema ao longo dos testes. A opinião do usuário é muito importante para a avaliação da qualidade do sistema. As Figuras 51 e 52 ilustram os gráficos gerados a partir das respostas do questionário por parte dos cinco voluntários após a realização dos ensaios. As demais respostas estão transcritas em seguida.

Figura 51 – Resultados do questionário preenchido pelos voluntários em relação ao conforto do dispositivo háptico.

**De 1 a 5, o quão confortável foi o uso do *Feedback* Háptico?**

■ 4 - razoavelmente confortável    ■ 5 - extremamente confortável

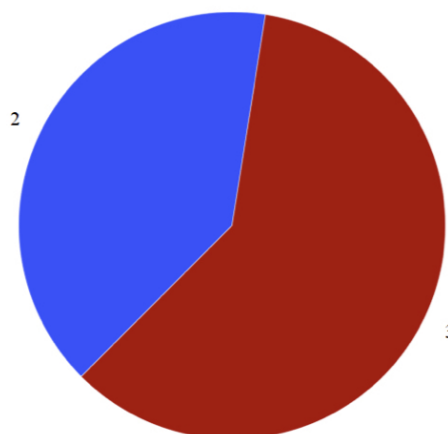
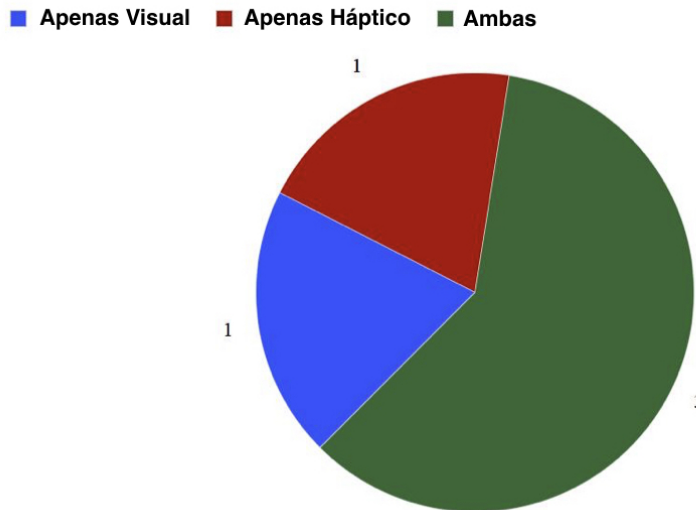


Figura 52 – Resultados do questionário preenchido pelos voluntários em relação à preferência do tipo de estímulo fornecido.

**Qual das opções você considerou mais intuitiva para o acionamento do braço robótico?**



- No geral, qual foi a sua impressão de receber um *feedback* háptico vibratório?

**Voluntário 1:** "É mais fácil de efetuar a troca de um nível para o outro quando utiliza-se o *feedback* háptico."

**Voluntário 2:** "Ajudou muito, pois parecia mais natural. Conectava a prótese ao corpo."

**Voluntário 3:** "O *feedback* vibratório ajuda bastante, embora o nível médio seja difícil de distinguir do forte."

**Voluntário 4:** "Auxiliou no acionamento."

**Voluntário 5:** "Uma boa forma de corrigir o movimento quando a resposta visual está limitada ou impedida."

- O que você gostaria que fosse diferente no sistema?

**Voluntário 1:** "Gostaria que o nível "forte" não exigisse tanta força."

**Voluntário 2:** "Níveis intermediários de intensidade para saber para que lado está pendendo. Principalmente do médio."

**Voluntário 3:** "O ideal seria que os níveis de vibração fossem mais fáceis de distinguir entre si. Talvez fosse possível incluir alguma forma de mensurar a força do dedo com outro sensor, mostrando ao usuário."

**Voluntário 4:** "Nada."

**Voluntário 5:** "Intensidade da vibração poderia ser um pouco mais suave, para impedir que os músculos cansem do estímulo."

Pode-se perceber como a preferência pela natureza dos estímulos recebidos varia conforme percepções individuais. Mesmo assim, a maioria dos voluntários diz ter preferido receber as respostas visual e háptica em conjunto para o acionamento do sistema. Quanto à questão do conforto, conclui-se que o dispositivo vibrotátil desenvolvido apresenta um conforto satisfatório na opinião da maioria dos voluntários. É interessante notar a sugestão de níveis de vibração mais fáceis de distinguir entre si, e de vibrações mais suaves para que o usuário não canse do estímulo. Além disso, é válido mencionar a ideia de desenvolver um sistema com níveis de força não fixos, mas sim adaptáveis ao usuário, para corrigir as questões mencionadas nos comentários em relação às intensidades de força exigidas. Se destaca o auxílio da resposta háptica na transição entre intensidades, e a boa aceitação dos dispositivos por parte de todos os voluntários. É interessante concluir que, mesmo com problemas e oscilações inseridas à ativação por parte do classificador ou por outras etapas da ativação *online*, os voluntários foram capazes de se adaptar ao sistema e melhorar significativamente sua performance a cada vez que os dispositivos eram acionados.

## 5 Conclusões

O objetivo do trabalho proposto consistiu em implementar um sistema realimentado a fim de avaliar o impacto de uma resposta háptica vibrotátil no acionamento de um braço robótico mioelétrico. Utilizando um classificador baseado em RNA, pôde-se distinguir entre três intensidades de movimento distintas a partir de características de sinais de sEMG, e reproduzir a intensidade resultante através da vibração de um dispositivo vibrotátil.

Quanto ao classificador, os resultados do treinamento das RNAs se demonstraram superiores quando realizados apenas com os sinais de um voluntário para um movimento específico. Isso pode ser justificado pelo fato de que dois canais de sEMG de oito voluntários não geraram uma quantidade suficiente de dados para a distinção das três ou seis classes definidas.

Com a realização do trabalho pôde-se reafirmar a importância do estabelecimento de protocolos padronizados e de fácil repetibilidade entre diferentes voluntários. Esse fato foi ressaltado tanto no momento da aquisição do banco de dados para o treinamento da RNA, quanto no momento dos testes do sistema completo. Sem os protocolos, a qualidade dos sinais adquiridos e a performance da RNA seriam comprometidas. Além disso, a padronização dos testes permite a comparação entre os resultados.

A partir dos ensaios realizados com voluntários, comparando as respostas visual e háptica individualmente, conclui-se que a resposta apenas visual apresentou melhores resultados para as intensidades mínima e máxima, enquanto a resposta apenas háptica se mostrou superior em intensidades intermediárias. Pôde-se concluir que, neste estudo de caso, a estabilidade do acionamento do braço robótico quando utilizada uma resposta háptica em conjunto com a resposta visual foi superior a qualquer outra configuração, para todas as intensidades de força analisadas. É interessante notar que os resultados obtidos foram endossados pelas opiniões dos voluntários que realizaram os ensaios. Porém, é fundamental ratificar que os resultados obtidos dizem respeito a uma amostragem pequena de voluntários, principalmente quando trata-se de processamento de biosinais. Assim, para a confirmação de que respostas de natureza háptica auxiliam de fato no acionamento de próteses de membro superior, é necessário que mais estudos sejam realizados com tal propósito. Os resultados obtidos neste trabalho servem como um incentivo positivo para que as investigações nesse sentido sejam continuadas e exploradas.



## 6 Propostas de Trabalhos Futuros

No sentido de dar continuidade a linha de pesquisa abrangida pelo trabalho realizado, existem algumas sugestões de modificações e melhorias. Seria interessante aumentar o número de canais de aquisição de sEMG, a fim de melhorar a performance do classificador e até de aumentar o número de movimentos e intensidades reconhecidos. Também para esse fim, poderiam ser testadas outras características como entradas do classificador, no domínio do tempo ou da frequência.

Quanto à arquitetura do classificador de movimentos, poderiam ser adicionadas mais camadas ocultas para análise da performance da RNA. Outra ideia seria substituir a RNA por um sistema Neuro-Fuzzy, principalmente no sentido de reconhecer mais intensidades intermediárias em um mesmo movimento. Um sistema Neuro-Fuzzy manteria a característica de capacidade de aprendizagem da RNA, mas agregaria o tipo de resposta intervalar da lógica *Fuzzy*, que se mostra interessante quando trabalha-se com graduações de força.

Quanto ao *hardware* do braço robótico, seria interessante instrumentar a estrutura com diferentes tipos de sensores, a fim de fornecer outros tipos de resposta ao usuário e avaliar seu impacto. Utilizando sensores de ângulo, seria possível fornecer um retorno referente à propriocepção, e utilizando sensores termossensíveis seria possível fornecer um retorno referente à temperatura. Através de sensores de pressão, seria possível implementar uma resposta semelhante à adotada neste trabalho. Porém, como esse processo exige a execução de força por parte do braço robótico, é importante realizar um estudo mecânico mais detalhado para verificar se a estrutura é capaz de realizar tais tarefas. Sugere-se realizar testes com mais voluntários e diversificar as tarefas dos ensaios a partir das possibilidades do sistema.

# Referências Bibliográficas

AHMAD S. *et al.* Surface EMG classification for prosthesis control: Fuzzy logic vs. artificial neural network. **BIOSIGNALS 2012 - Proceedings of the International Conference on Bio-Inspired Systems and Signal Processing**. P. 317-320, 2010.

AJIBOYE, A. B. & WEIR, R. F. A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, Vol. 13, no. 3, p. 280-291, Setembro, 2005.

ARAF A. M. A. *et al.* Proportional myoelectric prosthetic hand control using multi-regression model estimator with pattern classifier selector. **IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO)**, Austin, TX, p. 1-5, 2017.

BALBINOT A. *et al.*. Decoding Arm Movements by Myoelectric Signal and Artificial Neural Networks. **Intelligent Control and Automation**, Vol. 4 No. 1, pp. 87-93, 2013.

BASMAJIAN, J. V. Electromyographic analyses of basic movement patterns. **Exercise and Sport Sciences Reviews**, Vol. 1, p 259-284, Janeiro, 1973.

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

BASPINAR U. *et al.* Classification of hand movements by using artificial neural network. **International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications**, Trabzon, p. 1-4, 2012.

BELTRAMINI, L.M. **Elementos de Histologia e Anátomo-fisiologia Humana**.1999.

BENGIO, Y. & GLOROT, X. Understanding the difficulty of training deep feed forward neural networks. **International Conference on Artificial Intelligence and Statistics**, p. 249-256, 2010.

CARSLON, N. R. **Physiology of Behavior** Boston: Allyn & Bacon, 2000.

CENE, V. & BALBINOT, A. Optimization of Features to Classify Upper-Limb Movements Through sEMG Signal Processing. **Brazilian Journal of Instrumentation and Control**. 2016.

CITTI, G. **Pattern Recognition Methods for EMG Prosthetic Control** 2015/2016. Tese em Análise Matemática, Università di Bologna, 2016.

CHEESBOROUGH, J. *et al.* Targeted Muscle Reinnervation and Advanced Prosthetic Arms. **Seminars in plastic surgery**, Vol. 29, p. 62-72, 2015.

CHOI, S. W. *et al.* A haptic augmented reality surgeon console for a laparoscopic surgery robot system. **13th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS 2013)**, Gwangju, p. 355-357, 2013.

CLEMENTE, F. *et al.* Non-Invasive, Temporally Discrete Feedback of Object Contact and Release Improves Grasp Control of Closed-Loop Myoelectric Transradial Prostheses. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, Vol. 24, Dez, 2016.

COLE, J. & PAILLARD J.. Living without Touch and Peripheral Information about Body Position and Movement: Studies with Deafferented Subjects. **MIT Press**, 1995.

DAI C. *et al.* Based on probabilistic neural network of human multi-channel Semg pattern recognition. **Proceedings of 2012 2nd International Conference on Computer Science and Network Technology**, Changchun, p. 1354-1356, 2012.

DALLEY, S. A. *et al.* Multigrasp myoelectric control for a transradial prosthesis. **IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics**, 2011.

DE LUCA, C. *et al.* Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination. **Journal of biomechanics**. Vol.43, 2010.

DE LUCA, C. J. **Surface Electromyography: Detection and Recording**. DelSys Incorporated, 2002. Disponível em: <[https://www.delsys.com/Attachments\\_pdf/WP\\_SEMGintro.pdf](https://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_SEMGintro.pdf)>. Acesso em: 04/05/2018.

DE LUCA, C J. The Use of Surface Electromyography in Biomechanics. **Journal of Applied Biomechanics**, 1997. Pg 135-163.

DE LUCA, C. J. Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, vol. BME-26, no. 6, pp. 313-325, Junho, 1979.

DE LUCA, G. Fundamental Concepts in EMG Signal Acquisition. (2018).

DOERINGER J. A. & HOGAN N. Performace of Above Elbow Body-Powered Protheses in Visually Guided Unconstrained Motion Tasks. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, vol. 42, n. 6, Junho, 1995.

FAVIEIRO, G. W. **Desenvolvimento de Um Sistema Neuro-Fuzzy Para Análise de Sinais Mielétricos do Segmento Mão-Braço**. Tese (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2012.

FERRARI, E. A. M. *et al.* Plasticidade neural: relações com o comportamento e abordagens experimentais. **Psic.: Teor. e Pesq.**, Brasília , V. 17, n. 2, p. 187-194, 2001.

FREDERICK E. V. **Some Problems in the Management of Upper-Extremity Amputees**. Disponível em: <[http://www.oandplibrary.org/al/1955\\_02\\_036.asp](http://www.oandplibrary.org/al/1955_02_036.asp)>. Acesso em: 08/04/2018.

FUKUSHIMA S. *et al.* Artificial Replacement of Human Sensation Using Haptic Transplant Technology. **Industrial Electronics IEEE Transactions**, Vol. 65, p. 3985-3994, 2018.

FUKUSHIMA, S. *et al.* Development of haptic prosthetic hand for realization of intuitive operation. **IECON 2016 - 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society**, Florence, p. 6403-6408, 2016.

GIBSON, J. J. Observations on active touch. **Psychological Review**, p. 477-491, 1962.

GUVENÇ, S. A. *et al.* Detection of forearm movements using wavelets and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). **IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA) Proceedings**, Alberobello, p. 192-196, 2014.

GUYTON, A. C. **Fisiologia Humana**. 11. ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2006.

GUYTON, A. C. **Textbook of medical physiology**. 11.ed. Elsevier Inc., 2006.

HALL, John Edward; GUYTON, Arthur C. **Guyton & Hall tratado de fisiologia médica**. 13. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.

HUDGINS, B. *et al.* Control of Artificial Limbs Using Myoelectric Pattern Recognition. **Medical & Life Sciences Engineering**, Vol. 13, p 21- 38, 1994.

IDE, Bernardo Neme *et al.* Eletromiografia de Superfície - Aplicações na fisiologia do exercício. **Rev. Acta Brasileira do Movimento Humano**, Vol. 2, n. 4, p 60-78, Dez, 2012.

JIANG, L. *et al.* Reducing error rates with low-cost haptic feedback in virtual reality-based training applications. **First Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems**. World Haptics Conference, Pisa, Italy, p. 420-425, 2005.

KIGUCHI K *et al.* Neuro-fuzzy control of a robotic exoskeleton with EMG signals. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, Vol. 12, no. 4, pp. 481-490, Agosto, 2004.

KIM, K. & COLGATE J. E. Haptic Feedback Enhances Grip Force Control of sEMG-Controlled Prosthetic Hands in Targeted Reinnervation Amputees. **IEEE Tran-**

sactions on **Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, Vol. 20, no. 6, p. 798-805, Nov. 2012.

LEE, J. *et al.* Haptic interaction with user manipulation for smartphone. **IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)**, Las Vegas, NV, p. 47-48, 2013.

LEDERMAN, S .J.; KLATZKY, R.L., **Attention, Perception, & Psychophysics**. 2009.

LI K. *et al.* Non-Invasive Stimulation-Based Tactile Sensation for Upper-Extremity Prosthesis: A Review. **Sensors Journal IEEE**, Vol. 17, p. 2625-2635, 2017.

MAISTO M. *et al.* Evaluation of Wearable Haptic Systems for the Fingers in Augmented Reality Applications. **IEEE Transactions on Haptics**, vol. 10, no. 4, p. 511-522, 1 Out.-Dez, 2017.

MANCIPE-TOLOZA, E. R. & SALINAS, S. A. Force control and haptic interface applied to prototype of myoelectric prosthetic hand. **Pan American Health Care Exchanges (PAHCE)**, Vina del Mar, p. 1-5, 2015.

MARTONOSI, A. N.. Animal electricity, Ca<sup>2+</sup> and muscle contraction. A brief history of muscle research. **Acta Biochimica Polonica**, Vol. 47, pg 493-516, 2000.

MASTUNAGA, V. Y.; **Curso de Redes Neurais utilizando o Matlab**, 2012. Disponível em: < [http://www.academia.edu/30835240/Curso\\_de\\_Red\\_Neural\\_utilizando\\_o\\_MATLAB](http://www.academia.edu/30835240/Curso_de_Red_Neural_utilizando_o_MATLAB) >. Acesso em: 27/04/2018.

MAURICE L. **Give Hope - Give a Hand**. Disponível em: <<https://ln-4.org>>. Acesso em: 30/04/2018.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Diretrizes de atenção à pessoa amputada** Ministério da Saúde, Secretaria de Atenção à Saúde, Departamento de Ações Programáticas Estratégicas. 1. ed. 1. reimp. – Brasília : Ministério da Saúde, 2013. Disponível em: <[http://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/diretrizes\\_atencao\\_pessoa\\_amputada.pdf](http://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/diretrizes_atencao_pessoa_amputada.pdf)>.

NABEEL M. *et al.* Vibrotactile stimulation for 3D printed prosthetic hand. **2nd International Conference on Robotics and Artificial Intelligence (ICRAI)**, Rawalpindi, p. 202-207, 2016.

NATIONAL AMPUTEE STATISTICAL DATABASE (NASDAB). **The Amputee Statistical Database for the United Kingdom 2004/05**. 2005. Disponível em: <[http://www.cofemer.fr/UserFiles/File/Amput2004\\_05.pdf](http://www.cofemer.fr/UserFiles/File/Amput2004_05.pdf)>. Acesso em: 07/04/2018.

NEGI, S. *et al.* Feature extraction and classification for EMG signals using linear discriminant analysis. **2nd International Conference on Advances in Computing, Communication, & Automation (ICACCA)** Bareilly, p. 1-6, 2016.

- NETTER, F. H. **Atlas de Anatomia Humana**. 2ed. Porto Alegre: Artmed, 2000.
- NILSON, C. P. & A. BALBINOT. Acquisition, processing of myoelectrics signals and Support-Vector Machine for movement characterization of hand-arm segment. **5th ISSNIP-IEEE Biosignals and Biorobotics Conference (2014): Biosignals and Robotics for Better and Safer Living (BRC)**, Salvador, p. 1-4, 2014.
- ORTOLAN, R. L. **Estudo e avaliação de técnicas de processamento do sinal mioelétrico para o controle de sistemas de reabilitação**. 2002. 117 f. Tese (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2002.
- PARKER, P. A. *et al.* Signal processing for the multistate myoelectric channel. **Proceedings of the IEEE**, Vol. 65, no. 5, p 662-674, Maio, 1977.
- PEEBLES, L. & NORRIS, B. **Adultdata: The Handbook of Adult Anthropometric and Strength Measurements**. Department of Trade and Industry (URN 98/736), 1998.
- PEIXOTO, A. M *et al.* Prevalência de amputações de membros superiores e inferiores no estado de Alagoas atendidos pelo SUS entre 2008 e 2015. **Fisioterapia e Pesquisa**, Vol.24, n.4, p. 378-384, 2017.
- PHINYOMARK, A. & SCHEME, E. Pattern Recognition in the Era of Big Data and Deep Learning. **Big Data and Cognitive Computing**, Fredericton, NB, 2018.
- RAICHLE, K. A. *et al.* Prosthesis use in persons with lower and upper-limb amputation. **Journal of rehabilitation research and development.**, p. 961-972, 2008.
- RAVEH, E. *et al.* Myoelectric Prosthesis Users Improve Performance Time and Accuracy Using Vibrotactile Feedback When Visual Feedback Is Disturbed. **Archives of Physical Medicine and Rehabilitation**, Vol. 99, 2018.
- ROBLES-DE-LA-TORRE, G. The importance of the sense of touch in virtual and real environments. **IEEE Multimedia**, p. 24-30, 2006.
- ROBLES-DE-LA-TORRE, G. & HAYWARD, V. Force can overcome object geometry in the perception of shape through active touch. **Nature**, 2001.
- SCOTT, H. Brain Plasticity Influencing Phantom Limb and Prosthetics. **Outstanding Honors Theses**, 2011.
- SHAFIVULLA M. *et al.* sEMG based human computer interface for robotic wheel. **4th International Conference on Intelligent Human Computer Interaction (IHCI)**, Kharagpur, p. 1-5, 2012.

SHI, Y. *et al.* Key techniques of haptic related computation in virtual liver surgery. **8th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)**, Shenyang, p. 355-359, 2015.

SILVERTHORN, Dee Unglaub. **Human Physiology: an integrated approach.** 5 ed. São Francisco: Pearson Benjamin Cummings, 2010.

TANG, G. *et al.* sEMG-Based Estimation of Knee Joint Angles and Motion Intention Recognition. **9th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC)**, Hangzhou, p. 390-393, 2017.

TEPE, C. *et al.* Estimate angle information of hand open-close from surface electromyogram (sEMG). **23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)**, Malatya, p. 1-4, 2015.

TYLER, D. J. Restoring the Human Touch: Prosthetics imbued with haptics give their wearers fine motor control and a sense of connection. **IEEE Spectrum**, Vol. 53, Maio, 2016.

VAN DER RIET, D. *et al.* Control considerations of the low cost prosthetic Touch Hand. **Pattern Recognition Association of South Africa and Robotics and Mechatronics International Conference (PRASA-RobMech)**, Port Elizabeth, p. 225-232, 2015.

VANPUTTE, Cinnamon L. *et al.* **Seeley's anatomy & physiology.** The McGraw-Hill Global Education, 2016.

YAMANOI, Y. & KATO R. Control method for myoelectric hand using convolutional neural network to simplify learning of EMG signals. **IEEE International Conference on Cyborg and Bionic Systems (CBS)**, Beijing, p. 114-118, 2017.

YANG L. & DENG M. Based on k-Means and Fuzzy k-Means Algorithm Classification of Precipitation **International Symposium on Computational Intelligence and Design** Hangzhou, p. 218-221, 2010.

ZUO, K. J., & OLSON, J. L. The evolution of functional hand replacement: From iron prostheses to hand transplantation. **Plastic Surgery**, p. 44-51, 2014.

## APÊNDICE A – Sinais adquiridos a partir do protocolo para formação da base de dados de treinamento da RNA

Figura 53 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 1.

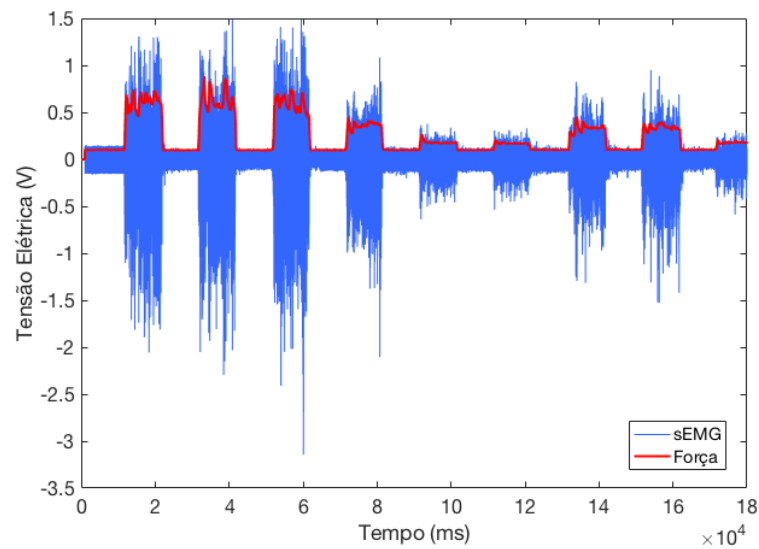


Figura 54 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 1.

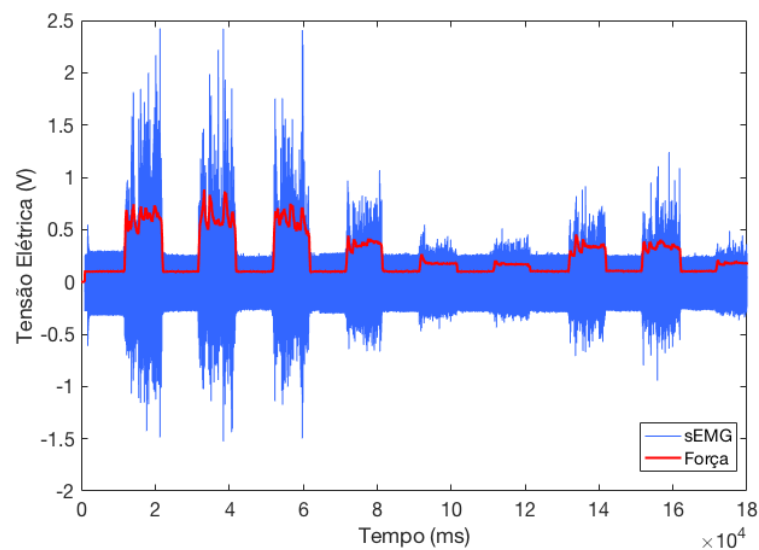




Figura 55 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 1.

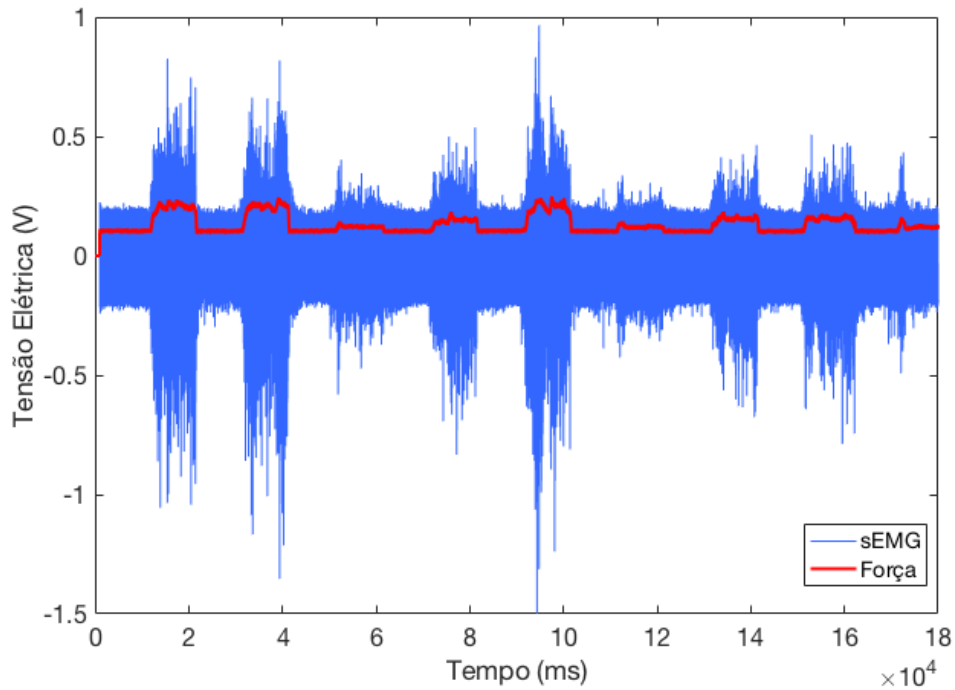


Figura 56 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 1.

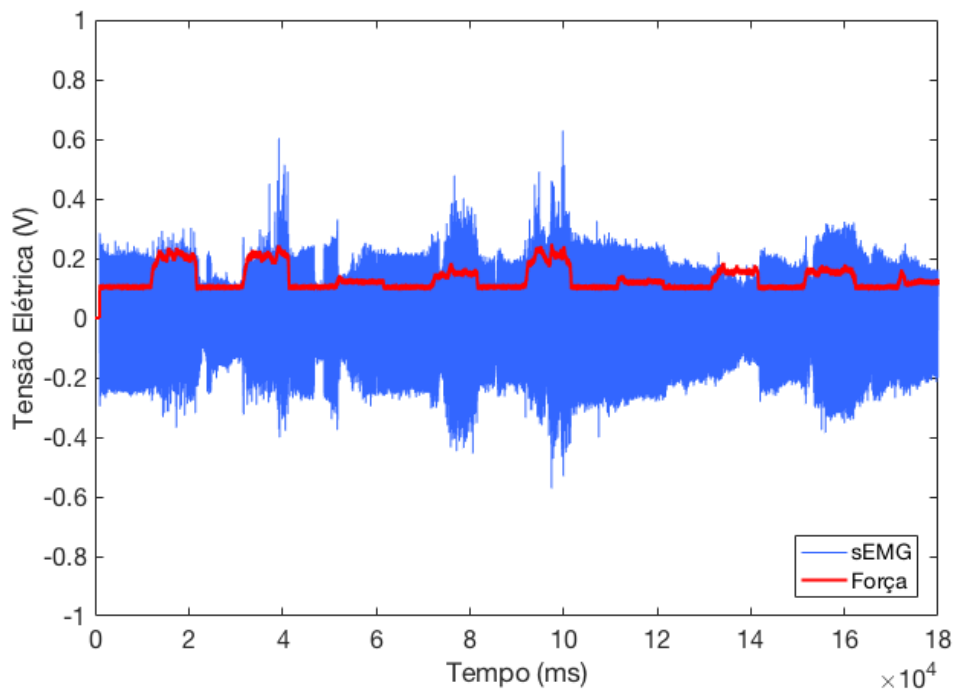


Figura 57 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 2.

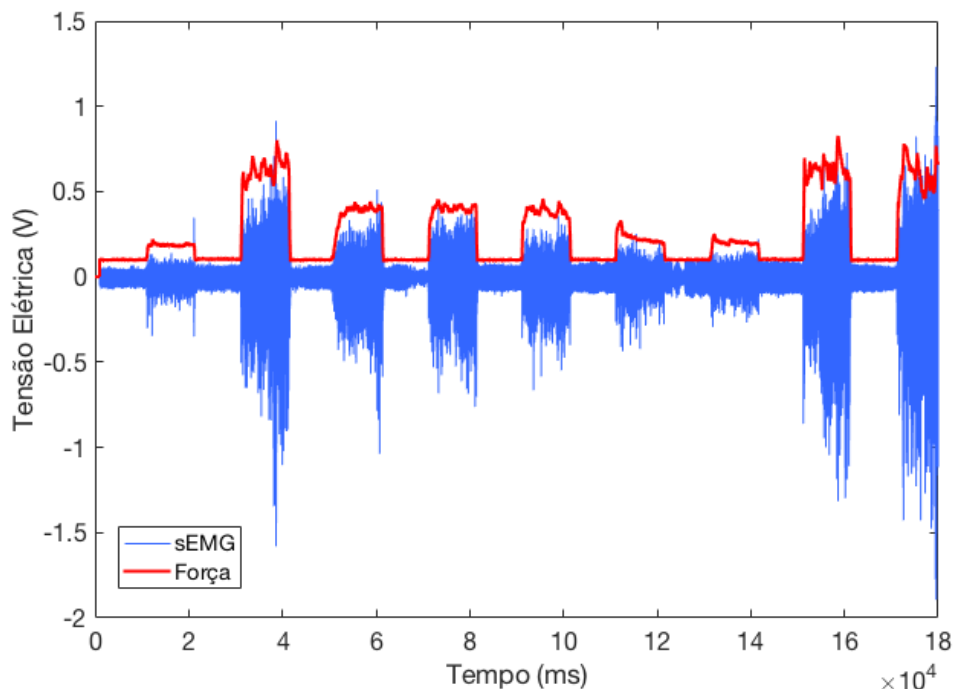


Figura 58 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 2.

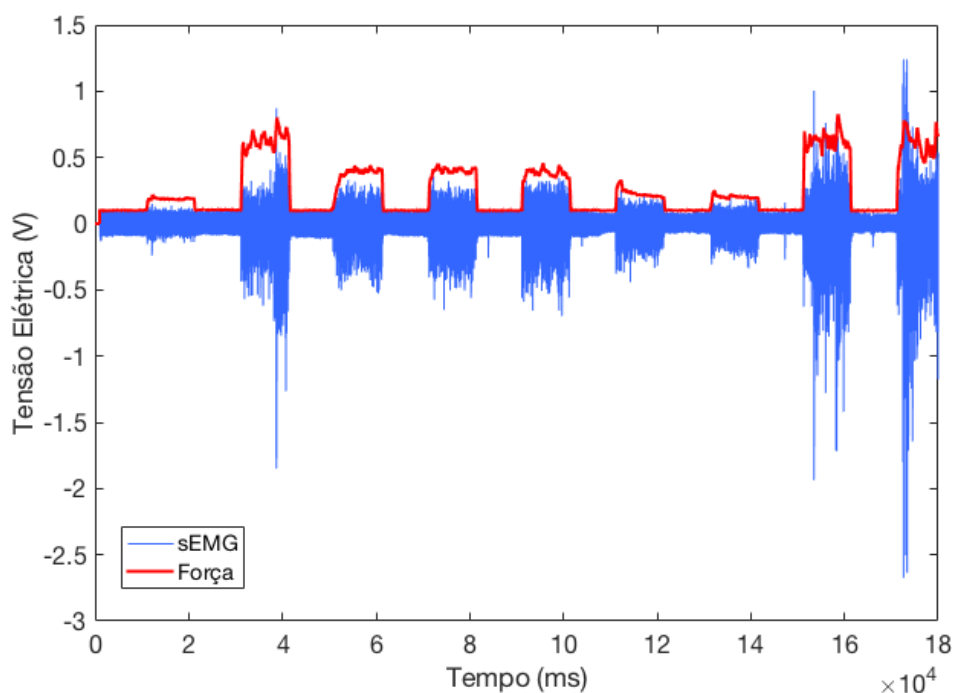


Figura 59 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 2.

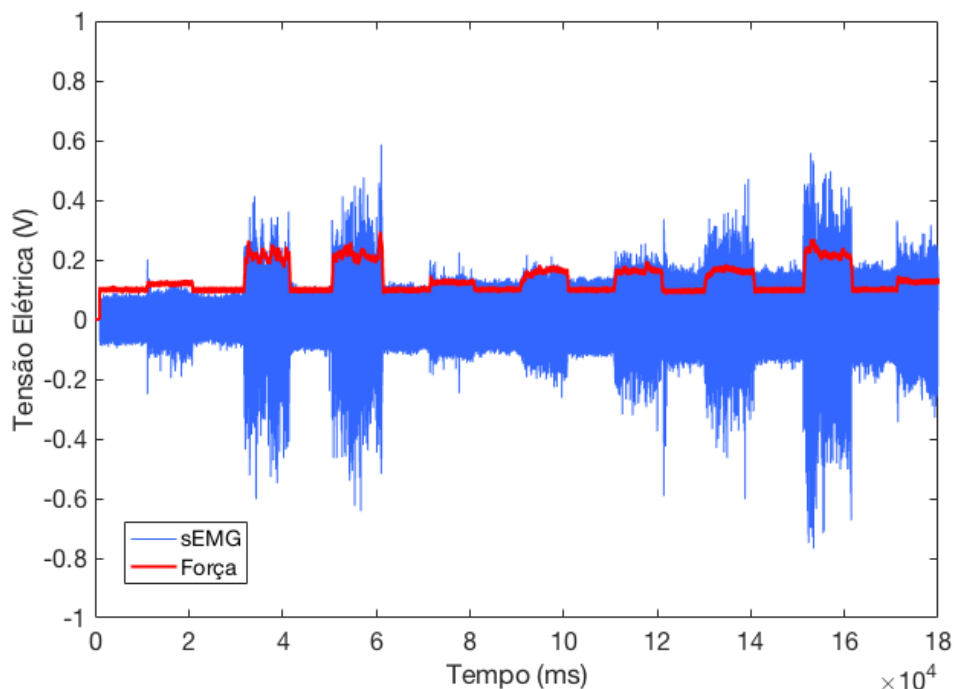


Figura 60 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 2.

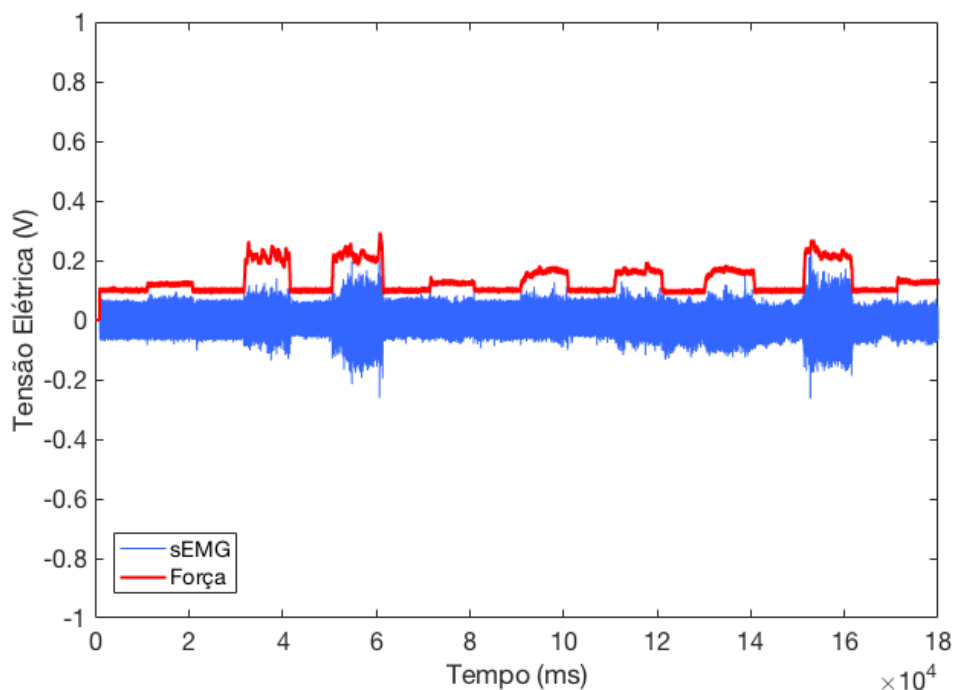


Figura 61 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 3.

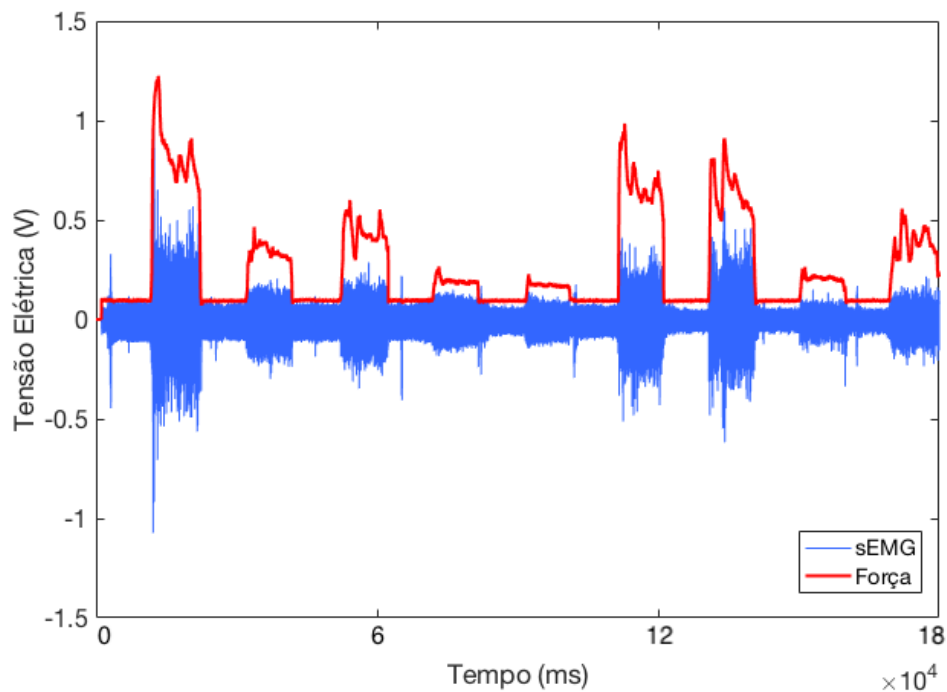


Figura 62 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 3.

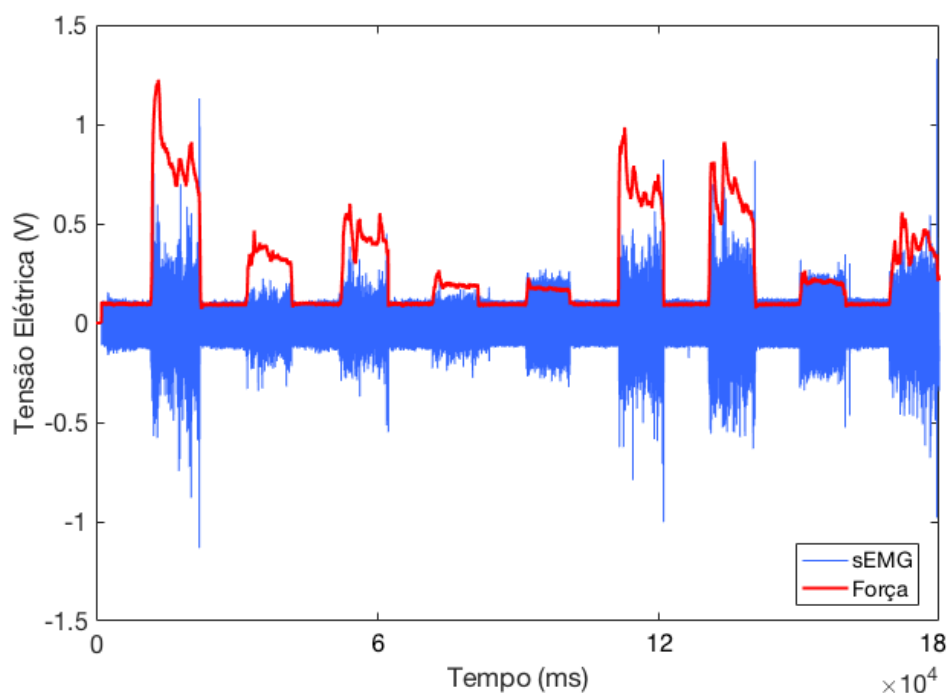


Figura 63 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 3.

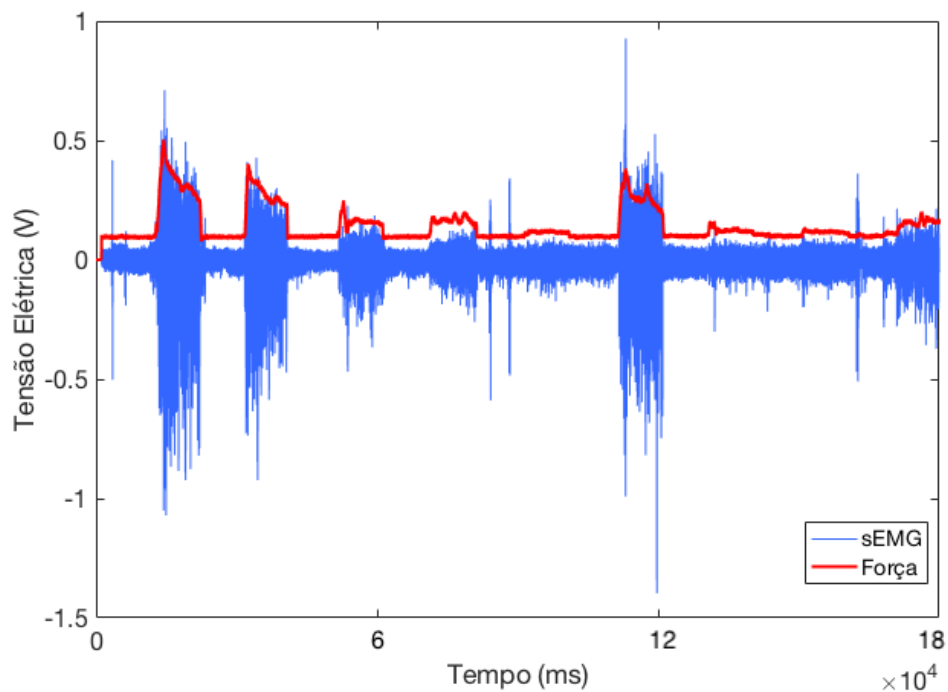


Figura 64 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 3.

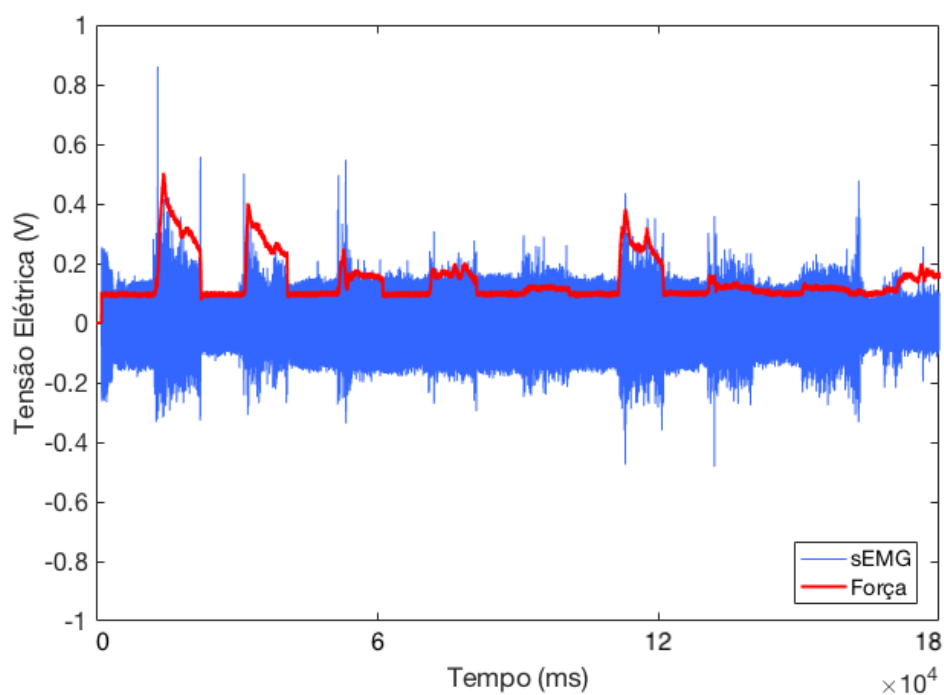


Figura 65 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 4.

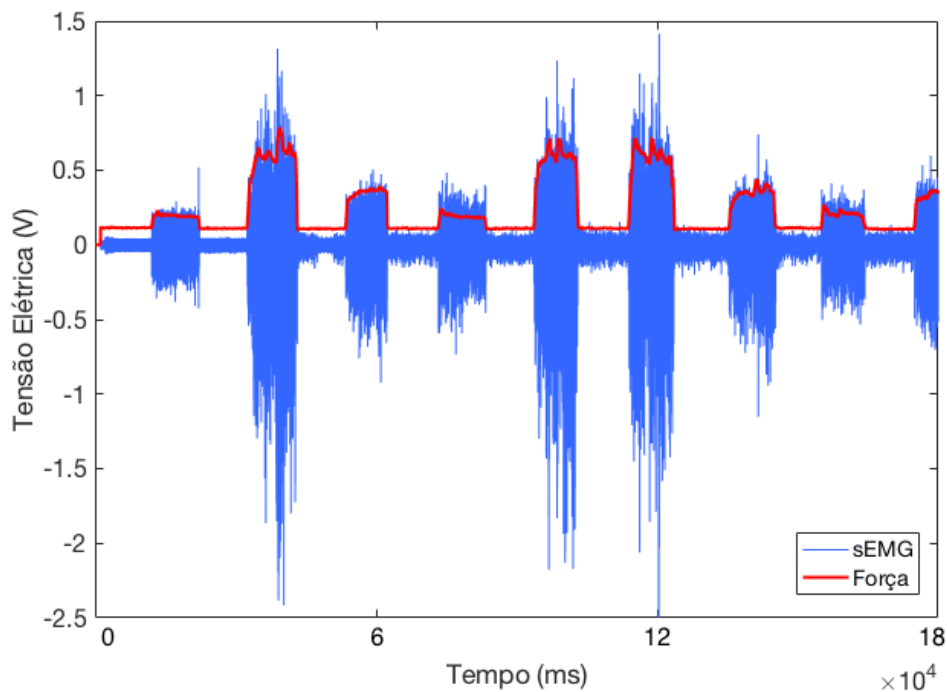


Figura 66 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 4.

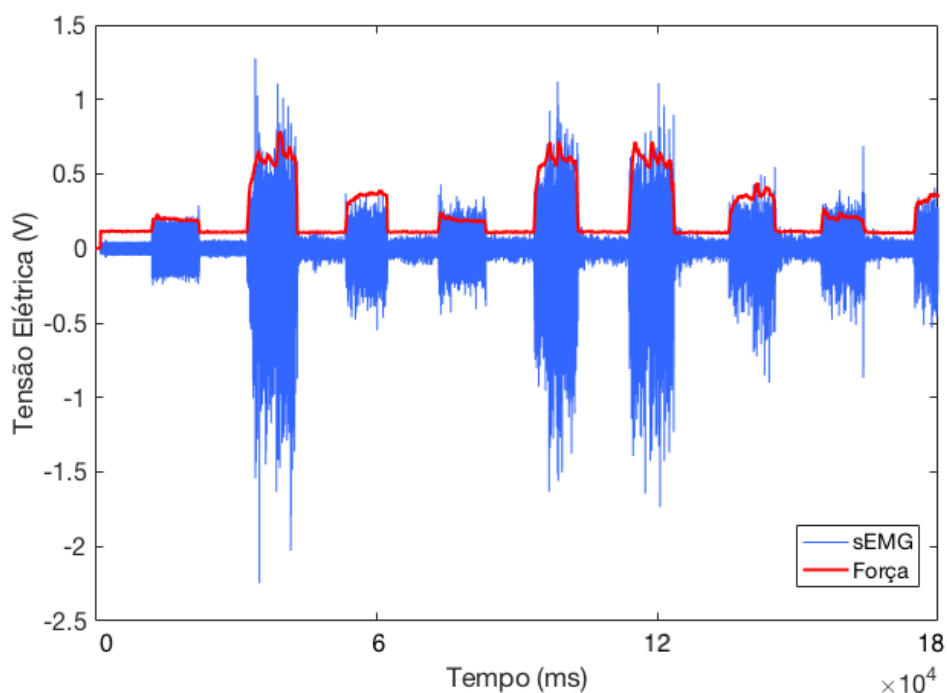


Figura 67 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 4.

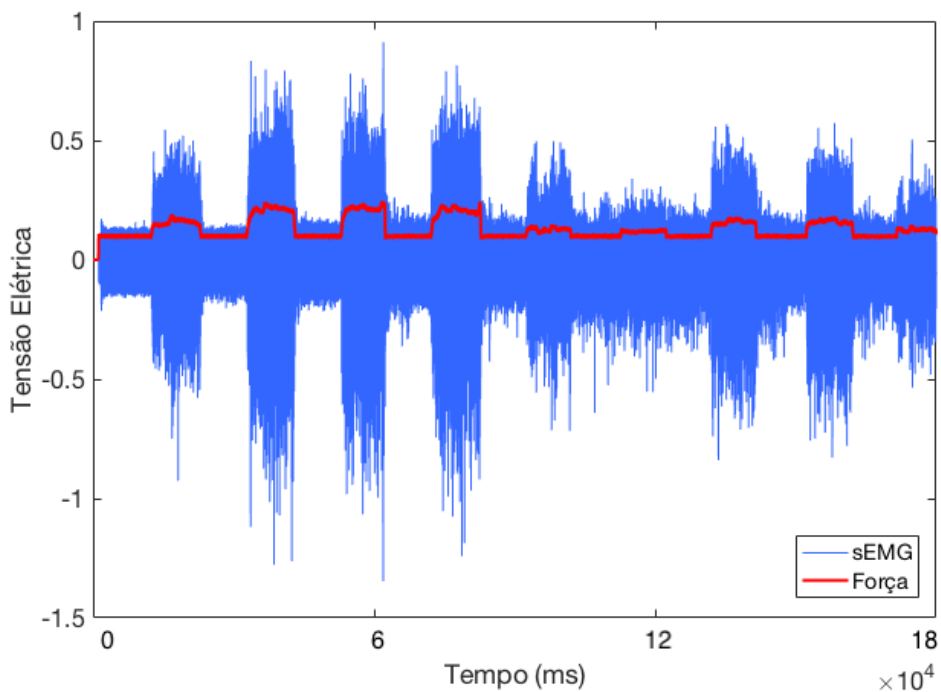


Figura 68 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 4.

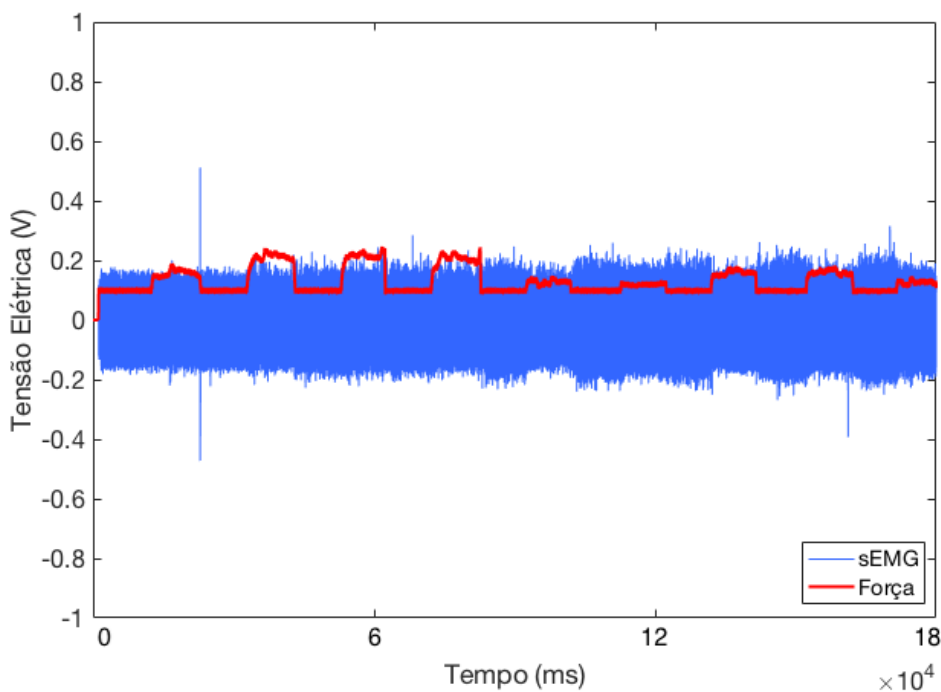


Figura 69 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 5.

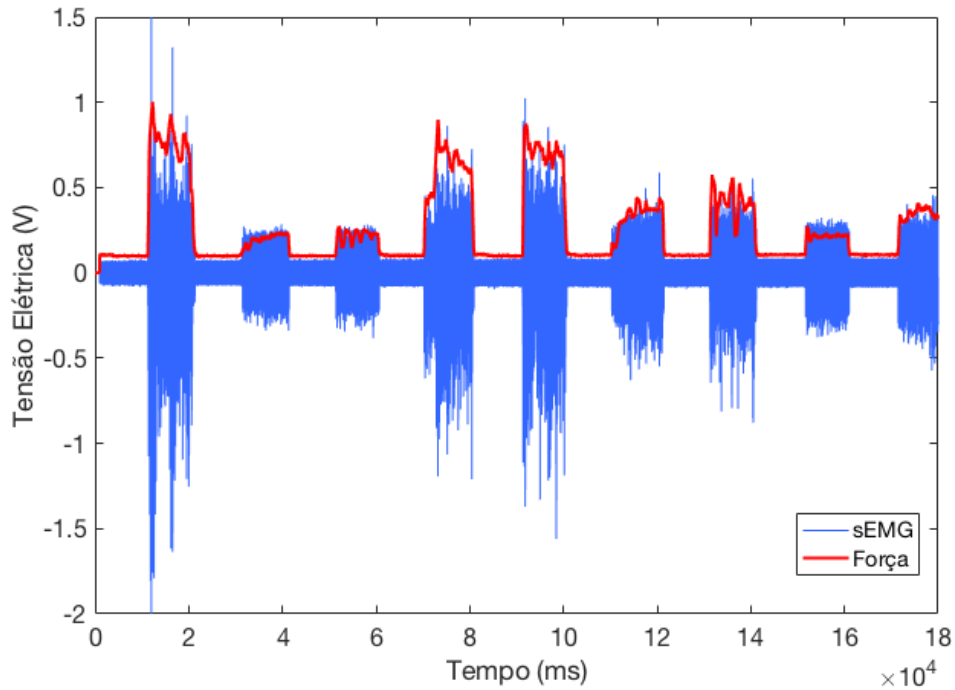


Figura 70 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 5.

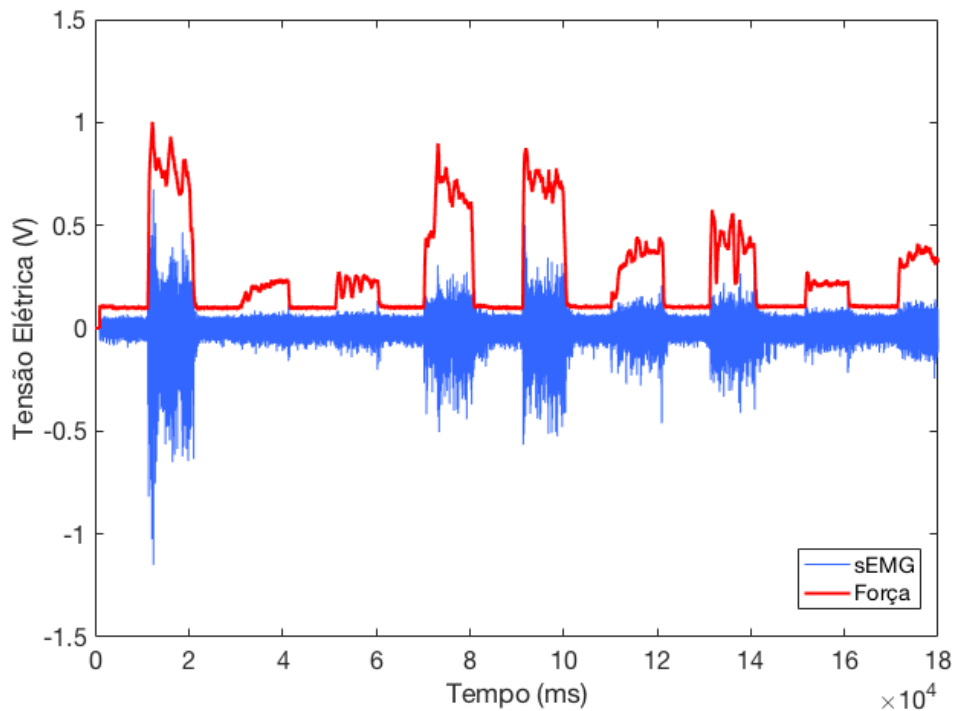




Figura 71 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 5.

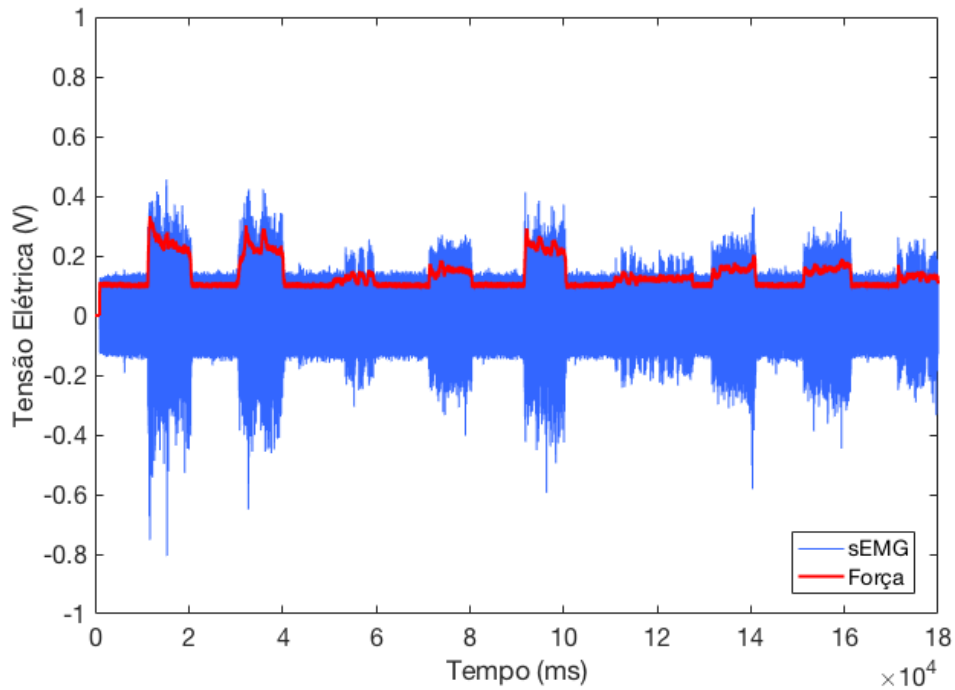


Figura 72 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 5.

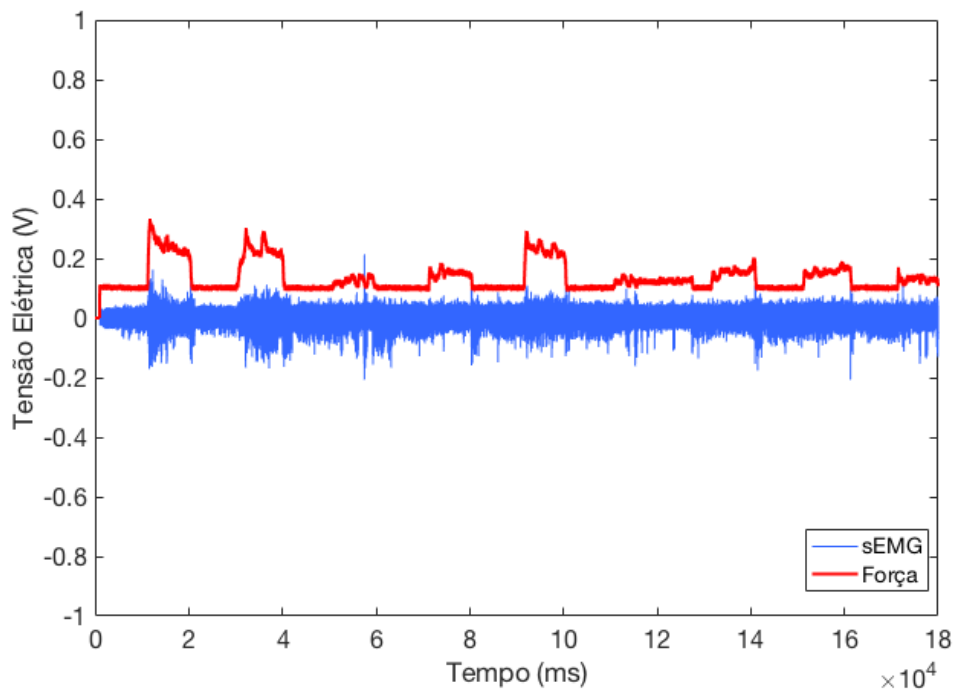


Figura 73 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 6.

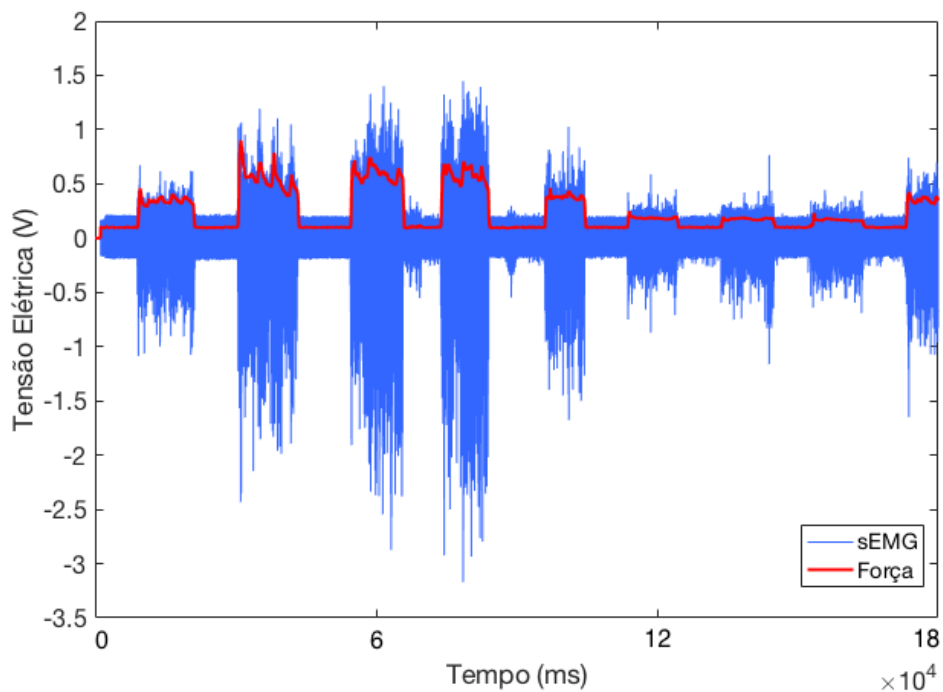


Figura 74 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 6.

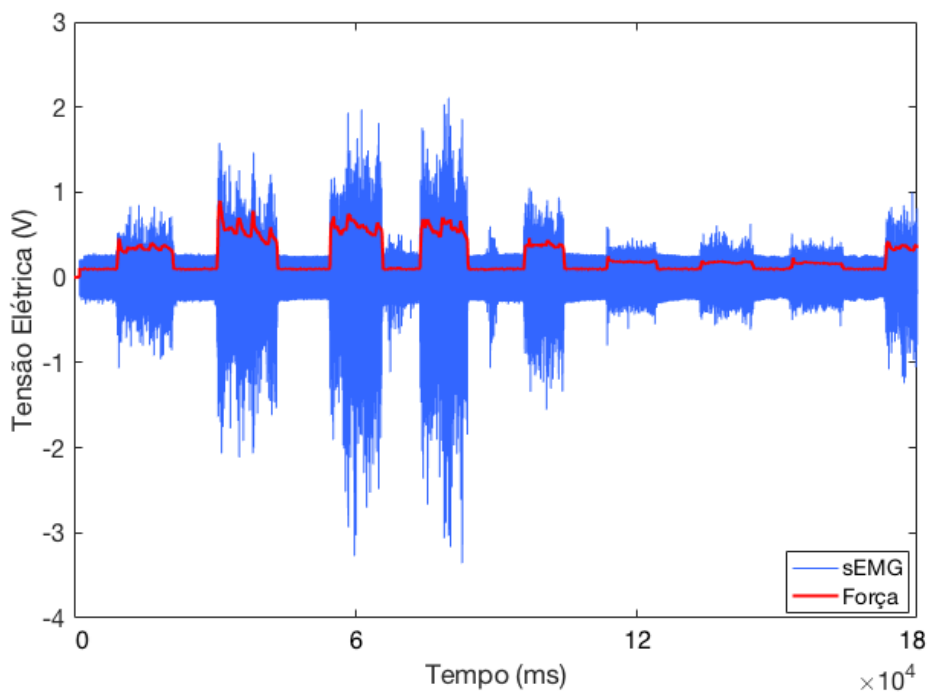


Figura 75 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 6.

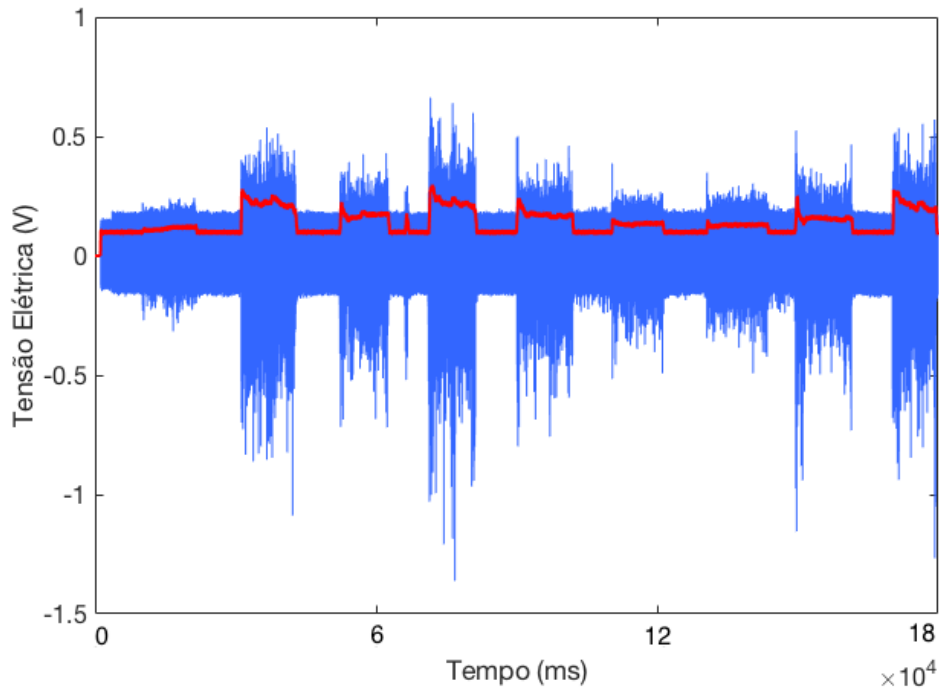


Figura 76 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 6.

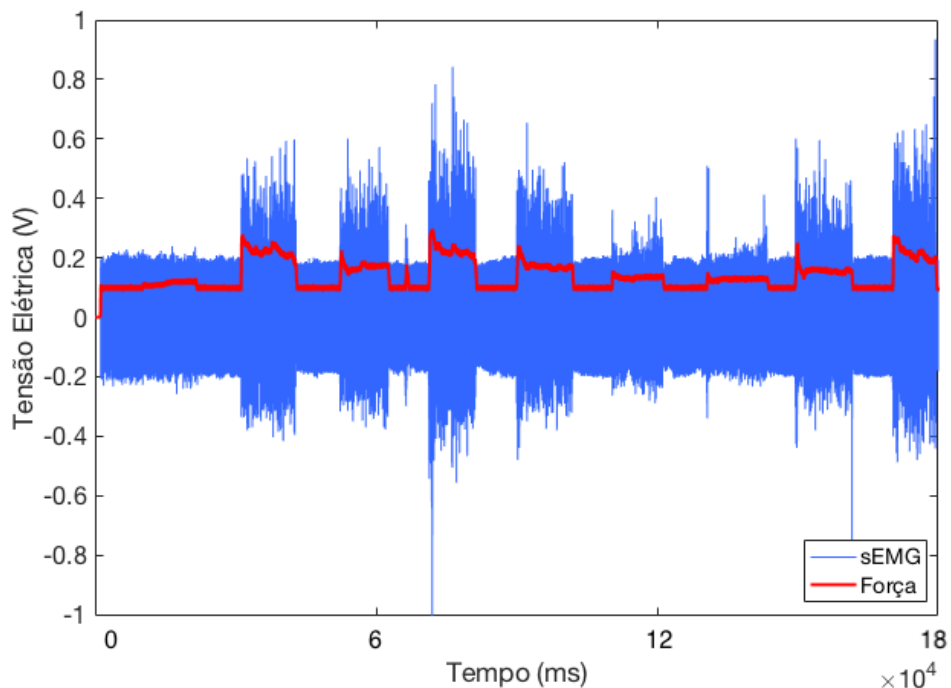


Figura 77 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 7.

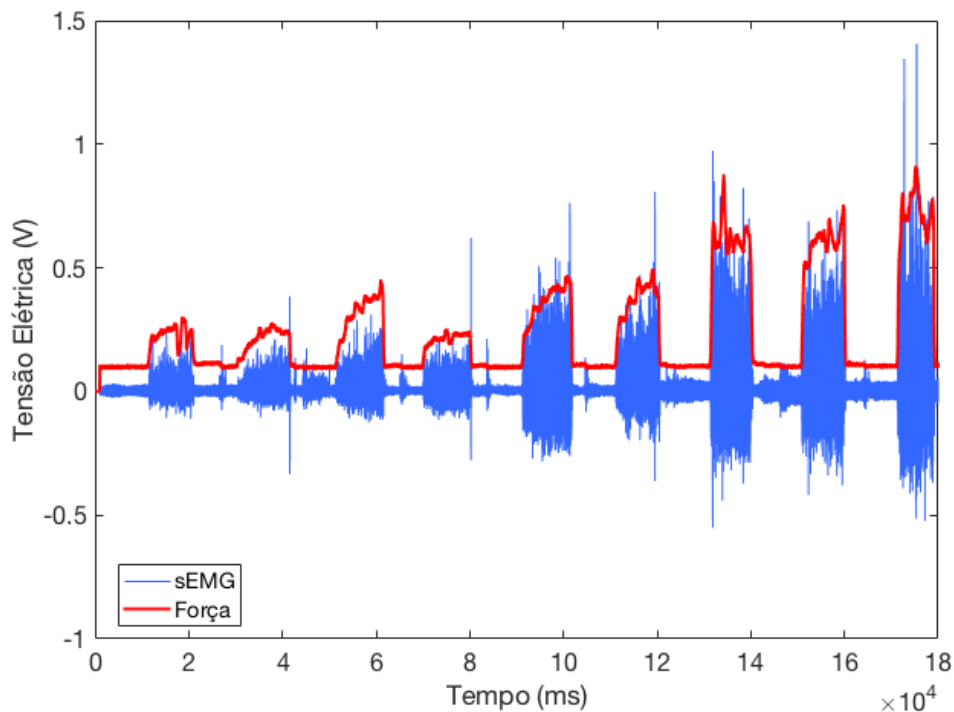


Figura 78 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 7.

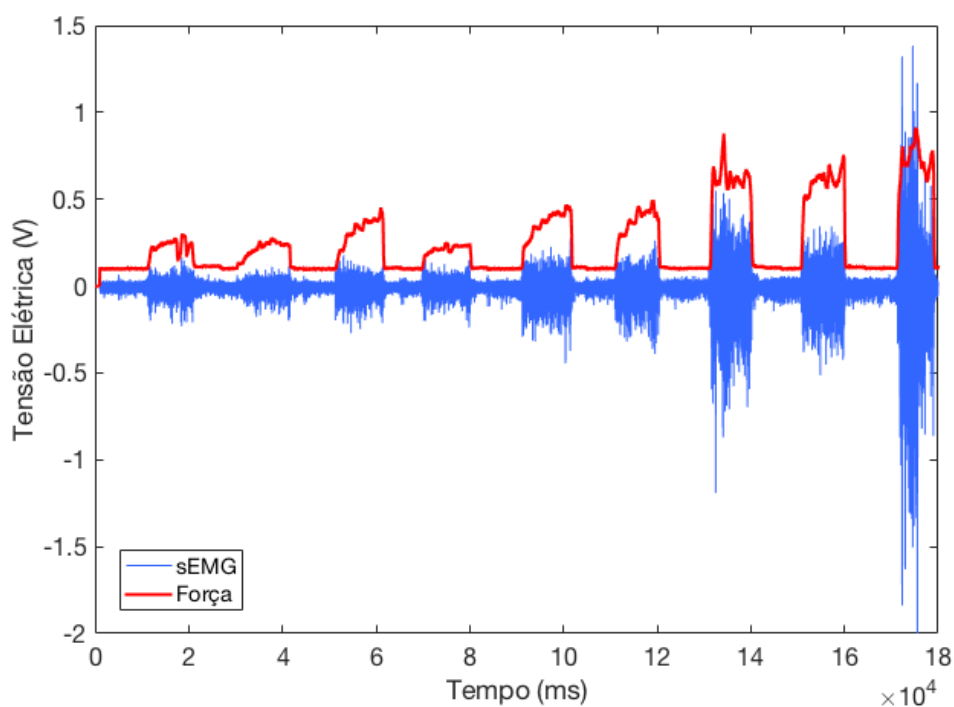


Figura 79 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 7.

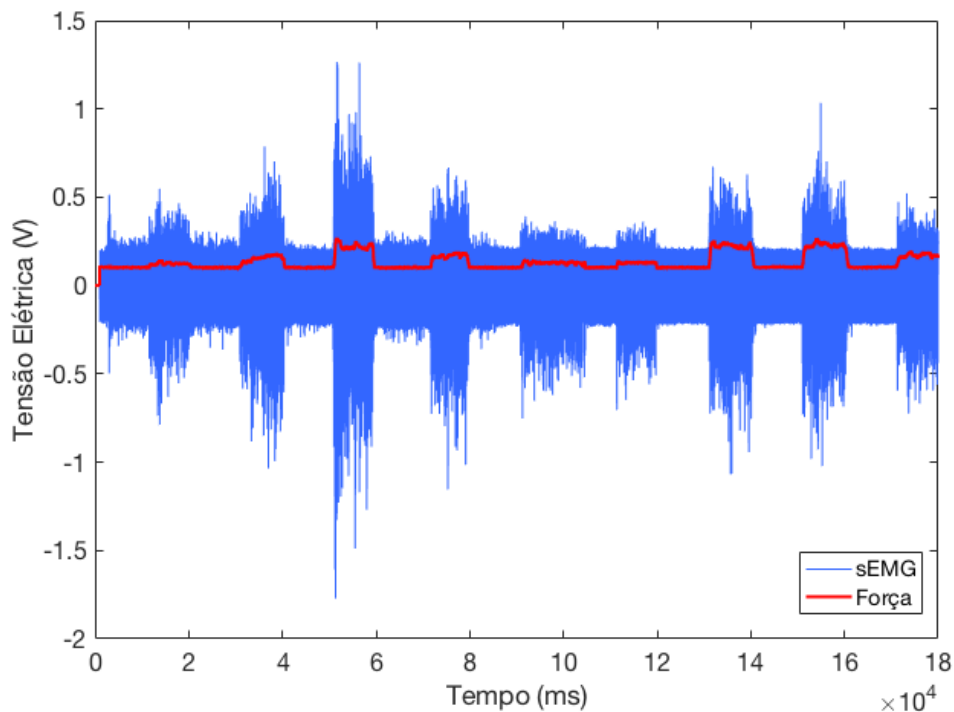


Figura 80 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 7.

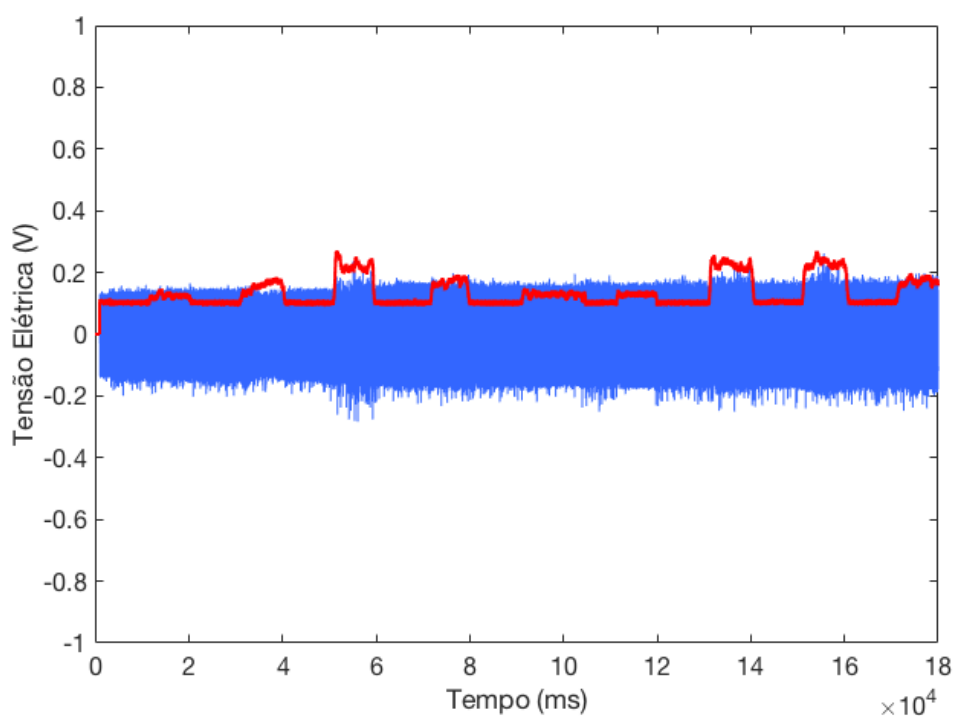


Figura 81 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 8.

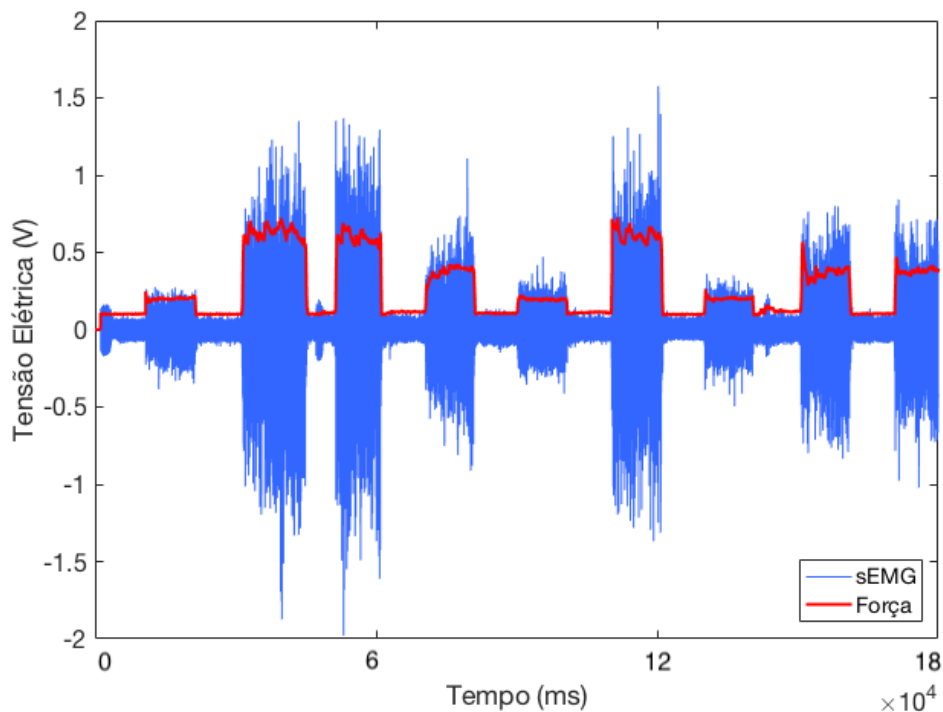


Figura 82 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de garra pelo Voluntário N° 8.

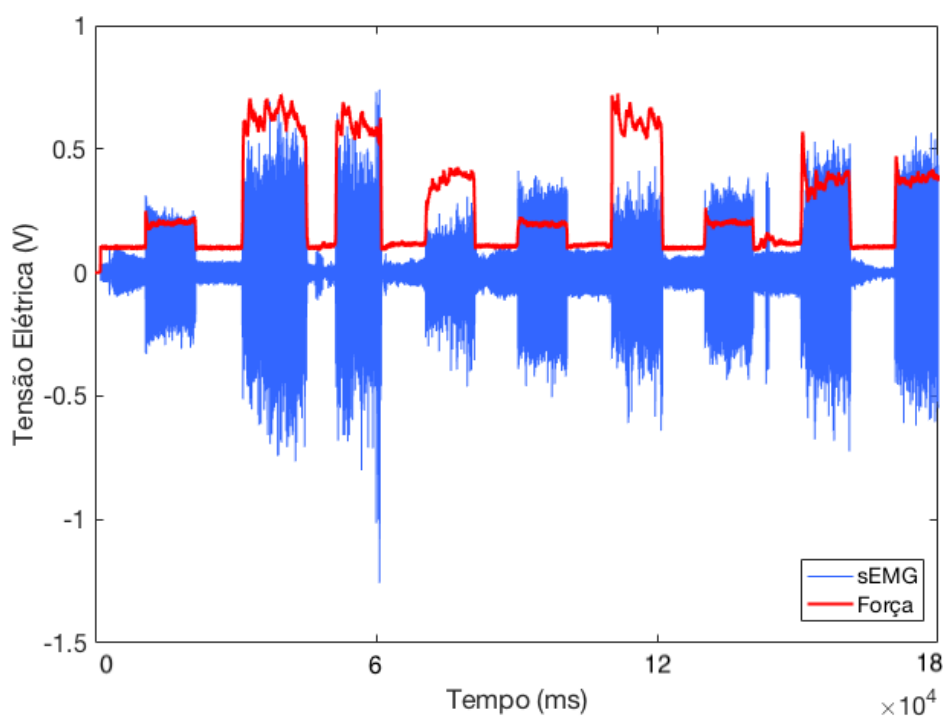


Figura 83 – Sinal de sEMG do músculo Extensor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 8.

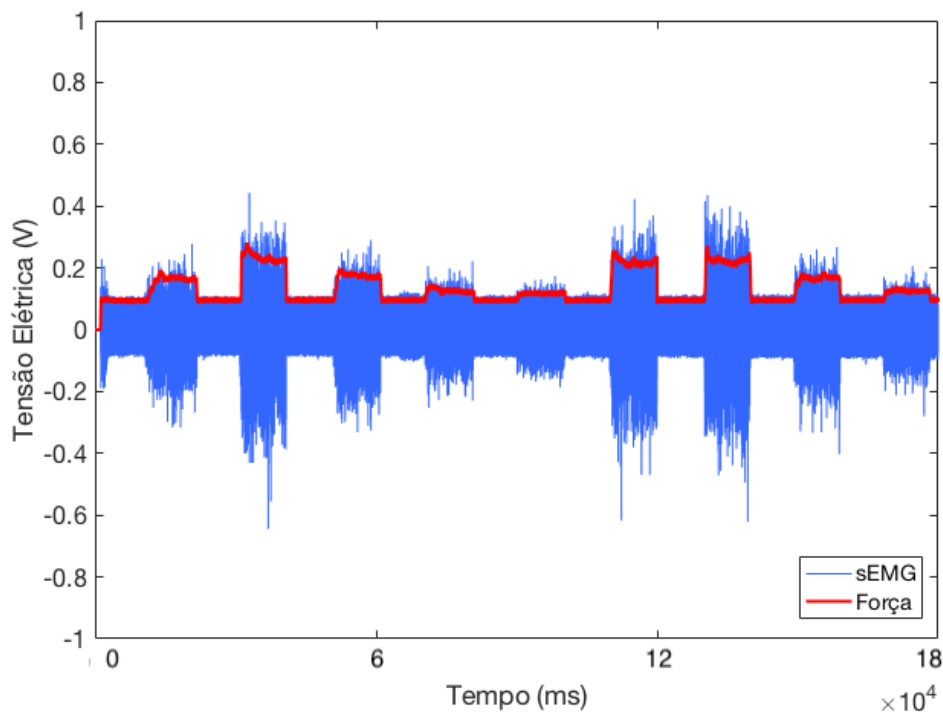


Figura 84 – Sinal de sEMG do músculo Flexor Ulnar do Carpo (em azul) e sinal representando as medidas de força (em vermelho), registrados durante a realização dos movimentos de pinça pelo Voluntário N° 8.

