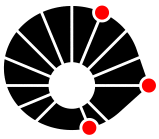
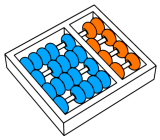




Estudo sobre o uso de eletromiografia de superfície para classificação de movimentos e controle de próteses robóticas.

Aluna: Luisa. L. Starling
Orientadora: Esther Colombini

Relatório Técnico - IC-PFG-21-12
Projeto Final de Graduação
2021 - Julho

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO

The contents of this report are the sole responsibility of the authors.
O conteúdo deste relatório é de única responsabilidade dos autores.

Estudo sobre o uso de eletromiografia de superfície para classificação de movimentos e controle de próteses robóticas

Luísa Luzardo Starling*

Resumo

Este trabalho consiste em um estudo referente à viabilidade do uso de sinais de eletromiografia de superfície no controle de movimentos em próteses ativas de membros superiores. Para tal, confeccionou-se um protótipo de braço prostético baseado no projeto inMoov, uma iniciativa *open source* que visa à construção do primeiro robô humanoide em impressão 3D. Inicialmente, os sinais eletromiográficos de 9 indivíduos - coletados por meio de eletrodos Cometa - foram obtidos a partir de um dataset na base de dados Ninapro. Após o processamento, análise e extração de features no domínio do tempo, um classificador baseado em Support Vector Machine (SVM) com kernel RBF foi utilizado para identificar sinais eletromiográficos pertencentes a um conjunto de 3 movimentos - sendo estes escolhidos de um conjunto de configurações isométricas e isotônicas de mão e movimentos básicos do punho, os quais posteriormente foram reproduzidos pela prótese. Em um segundo experimento, testou-se o controle em tempo real da abertura e fechamento da mão prostética usando sinais coletados por sensores myoware fixados nos músculos do antebraço.

1 Introdução

1.1 Motivação

Amputação é o termo médico usado para se referir à retirada, geralmente cirúrgica, total ou parcial de um segmento corporal [1, 2], como parte do tratamento de doenças ou traumas. Tal procedimento é realizado desde tempos remotos, e a evidência mais antiga é a descoberta - pelo Instituto Smithsonian - de um crânio com aproximadamente 45 mil anos. Este apresenta dentes desgastados e alinhados, características que denotam o uso excessivo da boca para a realização de atividades diárias - um fato que sugere amputação de membros superiores. Como referência escrita é possível citar o poema indiano Rig Veda, escrito entre 3500 e 1800 a.C., que narra a história de Vishpla, uma rainha guerreira a qual sofreu amputação de membro inferior devido a um ferimento de guerra, mas conseguiu retornar à batalha utilizando uma prótese de ferro. Além disso, também é relevante citar a descoberta, por arqueólogos russos, de um esqueleto feminino datado de 2300 a.C.,o qual comportava uma prótese constituída por uma pata de cabra; bem como pinturas rupestres de 30.000 anos em cavernas da França e Espanha retratando amputações [3]. Na antiguidade, as

*Instituto de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 13081-970 Campinas, SP

principais causas de amputações eram malformações congênitas e ferimentos de guerra, em adição a punições e rituais realizados por algumas sociedades, além de doenças como gangrena, tuberculose e hanseníase [3]. Estas excisões geralmente ocorriam sem o uso de sedativos potentes e no menor tempo possível, sendo a homeostasia realizada através de esmagamento ou mergulho em óleo fervente. Dessa forma, a instauração das técnicas de anestesia (Morton) e assepsia (Lister) aumentou a taxa de sucesso das cirurgias a partir do século XIX, pois tais práticas reduziam a ocorrência de infecções e auxiliavam o reparo e a cicatrização da ferida - possibilitando menor perda de funcionalidade. Já no século XX, o advento das guerras mundiais resultou em um grande contingente de amputados que necessitavam de reabilitação - fato o qual fomentou ainda mais esse campo de estudo [4].

Figura 1: Prótese de um veterano da Guerra Civil Americana.
Retirado de: https://i.imgur.com/auQbOzY.jpg

Atualmente, estimativas de estudos epidemiológicos apontam que o número de amputações no mundo varia entre 2,8 a 43,9 a cada 100.000 habitantes/ano, o que corresponde a um total de 1 milhão de amputações por ano [5], sendo 85% dos casos referentes a membros inferiores [4]. Estes números representam um relevante impacto socioeconômico, pois a perda da capacidade laborativa e de socialização implica em redução da qualidade de vida do indivíduo, configurando um problema de saúde pública mundial [6]. No Brasil, estima-se que a taxa de ocorrência dos procedimentos citados seja de 13,9 por 100.000 habitantes/ano [7]. Ademais, segundo o censo realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)[8] em 2010, 13,2 milhões de pessoas se declararam portadoras de algum tipo de deficiência motora e, destas, 470 mil foram submetidas a procedimentos de amputação. Nesse contexto, a tabela 2 retrata as principais causas de amputações no Sistema Único de Saúde (SUS) em 2011.

Posição	Causas	Frequência	%
1	Causas externas	16.294	33,1%
3	Doenças do aparelho circulatório	7.905	16,1%
4	Diabetes	6.672	13,6%
5	Gangrena (não classificada em outra parte)	5.136	10,4%
6	Doenças do sistema osteomuscular e do tecido conjuntivo	2.961	6,0%
7	Neoplasias	957	1,9%
8	Doenças da pele e do tecido subcutâneo	230	0,5%
9	Malformações congênitas, deformidades e anomalias cromossômicas	202	0,4%
	Total	49165	100

Tabela 1: Principais causas de amputação no SUS em 2011.

A partir da análise da frequência de incidência, nota-se o predomínio das amputações por traumas ou causas externas - provocadas em primeiro lugar por acidentes de trânsito - seguidas por ferimentos por arma de fogo [9]. Para a parcela da população com mais de 60 anos, as amputações ocorrem principalmente como complicações de diabetes mellitus [10].

Indivíduos que foram submetidos ao procedimento de amputação podem fazer o uso de próteses, que são dispositivos de tecnologia assistiva feitos para substituir o membro perdido com a amputação e assim recuperar parte de sua funcionalidade. A Tecnologia Assistiva é uma área do conhecimento de característica interdisciplinar, que engloba produtos, recursos, metodologias, estratégias, práticas e serviços que objetivam promover a funcionalidade, relacionada à atividade e participação de pessoas com deficiência, incapacidades ou mobilidade reduzida, visando sua autonomia, independência, qualidade de vida e inclusão social [12].

Sendo assim, as próteses devem buscar proporcionar o maior grau de autonomia possível ao indivíduo, aumentando suas capacidades funcionais e assim melhorando sua qualidade de vida. É importante ressaltar que, devido à grande complexidade de movimentos de mão e pulso, são relatadas menores taxas de sucesso de reabilitação de amputações de membros superiores quando comparadas às de membros inferiores [13]. Dessa forma, este trabalho irá focar nas próteses de membros superiores, que podem ser classificadas funcionalmente quanto a forma de energia utilizada para possibilitar seus movimentos, sendo divididas em:

- Próteses passivas: São dispositivos estáticos que não possuem articulações ou mecanismos e, desse modo, não realizam movimentos. Seu objetivo é restabelecer o aspecto externo do corpo do usuário (Figura 2b)).

- Próteses ativas: Ao contrário das passivas, são caracterizadas pela mobilidade e movimento de suas partes, podendo ser controladas de alguma forma pelo usuário. Podem ser subdivididas quanto à fonte de energia empregada para seu acionamento:

  – Próteses mecânicas ou de propulsão muscular: cuja energia propulsora tem ori-

gem no corpo do paciente, sendo transmitida por meio de correias e cabos para o dispositivo, que é então controlado com a força e os movimentos do próprio paciente.

– Prótese mioelétrica: tem seus movimentos controlados por sinais de eletromiografia, produzindo movimentos mais naturais e próximos da mão humana (Figura 2a)).

(a) (b)

Figura 2: a) Prótese ativa mioelétrica. Retirado de: FARÍAS et al, 2009 b) Prótese passiva estética. Retirado de: https://www.ossur.com.br/solucoes-proteticas/produtos/all-products/membro-superior/livingskin-2

Porém, além dos aspectos físicos, o uso ou não de um membro artificial abrange distintos aspectos sociais e psicológicos [11], pois muda a forma como a pessoa se vê e é vista por outros, além de como interage com seu ambiente. Para lidar com esses aspectos é necessário que o processo de reabilitação vá além de uma protetização eficiente e envolva uma equipe multiprofissional capacitada e totalmente integrada [14].

1.2 Objetivos

Diversos estudos e projetos apontam que é possível controlar uma prótese robótica usando sinais de eletromiografia de superfície e suas características, com o objetivo de replicar os movimentos dos membros superiores humanos. Dessa forma, esse trabalho tem como objetivo geral desenvolver um protótipo para estudar e simular o uso de sinais musculares no controle de uma prótese robótica de braço. Para isso, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Estudar o processo de contração muscular e geração do sinal eletromiográfico.
- Estudar a aquisição de sinais de eletromiografia usando sensores myoware.
- Estudar o processamento e a extração de características do sinal de eletromiografia.

- Construir um classificador de movimentos baseado em Support Vector Machines.
- Construir um protótipo de prótese de braço capaz de realizar movimentos funcionais.
- Controlar o protótipo com sinais de eletromiografia a fim de reproduzir um conjunto de movimentos.

2 Fisiologia da Contração Muscular

2.1 Potencial de Membrana

A célula é a unidade estrutural básica que compõe todos os seres vivos, delimitada por uma membrana constituída por uma bicamada lipídica, a qual separa o meio intracelular do meio extracelular. Esta membrana (Figura 4), denominada membrana plasmática ou plasmalema, é seletivamente permeável a diferentes íons que, movidos por forças elétricas e de difusão, a atravessam por meio de canais e proteínas transportadoras especializadas. Os íons estão distribuídos de maneira assimétrica entre o interior e o exterior da célula - um exemplo é o fato de o íon K+ estar presente em maiores concentrações no interior da célula em relação ao meio extracelular, enquanto o inverso ocorre com o Na+. Consequentemente a esta assimetria, uma diferença de potencial se estabelece entre os meios intra e extracelular, a qual intitula-se como potencial de membrana. Nesse sentido, a diferença de potencial de membrana que equilibra o gradiente de concentração de um íon é chamado de potencial de equilíbrio do íon. Como o sistema está em equilíbrio, o potencial de repouso da membrana será determinado pelos potenciais de equilíbrio dos íons de forma proporcional à permeabilidade da mesma em relação ao íon. Assim, quanto maior for a permeabilidade da plasmalema, mais próximo seu potencial de repouso estará do potencial de equilíbrio do íon. Em grande parte das células o potássio é o íon mais influente no potencial de repouso, sendo a membrana cerca de 40 vezes mais permeável ao potássio do que ao sódio.

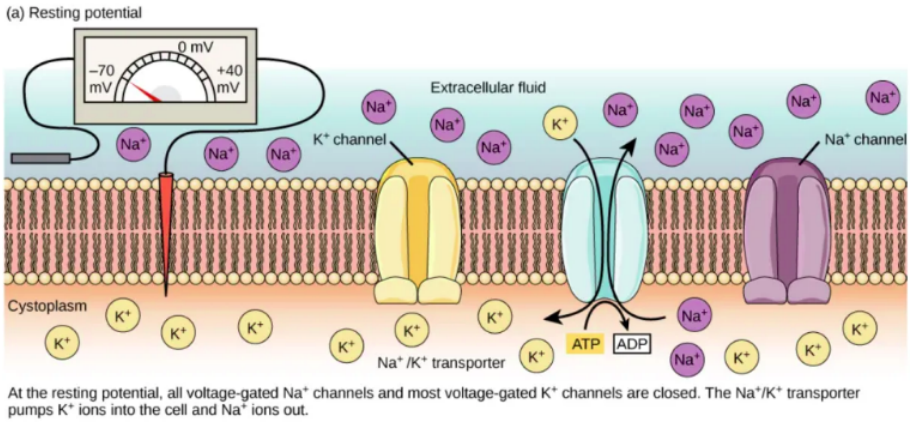


Figura 3: Representação do transporte de íons pela membrana plasmática
Fonte: https://jackwestin.com/resources/mcat-content/plasma-membrane/membrane-potential

O potencial de membrana da célula, ou seja, a diferença de concentração dos íons nos meios intra e extracelular, é mantido por um mecanismo denominado bomba de sódio e potássio. Esse mecanismo realiza o transporte ativo dos íons contra seu gradiente de concentração, bombeando continuamente três íons de sódio para o exterior da célula e dois íons de potássio para o seu interior, o que gera um acúmulo de cargas negativas na célula e mantém seu potencial de repouso em torno de -70mV.

2.2 Potencial de Ação

Ao contrário da bomba de sódio e potássio, que transporta os íons de forma ativa, ou seja, com gasto de energia, os canais da membrana permitem a passagem de sódio e potássio de forma passiva, a favor do gradiente de concentração. A abertura e fechamento desses canais ocorrem em resposta a estímulos e permitem que a célula regule sua permeabilidade a íons específicos, alterando seu potencial de membrana de forma rápida, o que configura um potencial de ação. A Figura 4 apresenta este processo.

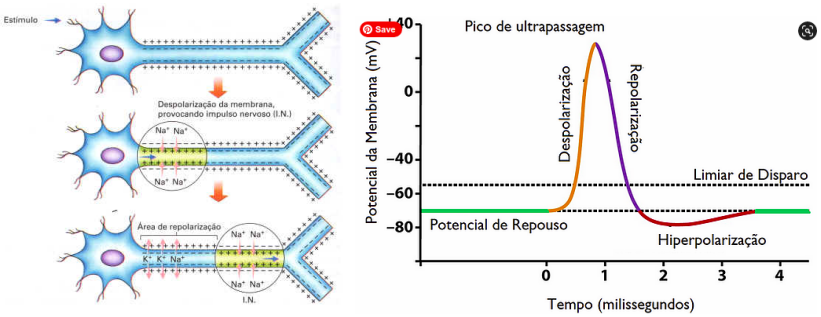


Figura 4: Esq. Potencial de ação no neurônio. Fonte: https://www.sobiologia.com.br/conteudos/FisiologiaAnimal/nervoso3.php. Dir. Gráfico representando as fases do potencial de ação
Fonte:https://neuroibb.wixsite.com/brainy/potencial-de-ao

O potencial de ação é um fenômeno das células excitáveis - como as musculares e nervosas - que permite a transmissão de informação entre elas. Os estímulos que disparam um potencial de ação podem ser sensoriais, químicos, elétricos ou outro potencial de ação em uma célula próxima e a formação do potencial ocorre nas seguintes etapas:

- Repouso: Quando a célula está em repouso a bomba de sódio e potássio mantém alta a concentração de íons de potássio no interior da célula e a de sódio maior no meio externo, gerando um potencial de repouso. Em virtude disso, a célula é dita polarizada.

- Despolarização: Ao sofrer um estímulo ocorre a abertura dos canais de sódio dependentes de voltagem, causando o influxo de Na+ e alterando o potencial de membrana para que fique mais positivo. Caso o influxo de sódio seja suficiente para ultrapassar o limiar de excitabilidade a célula continua a se despolarizar, desencadeando assim um potencial de ação.

- Repolarização: Quando a célula se despolariza ocorre a inativação dos canais de sódio e a abertura dos canais lentos de potássio. Estes, ao permitirem novamente a entrada de potássio no meio intracelular, causam a repolarização da célula ao restaurar o potencial de repouso da membrana.

2.3 Neurônio Motor

O neurônio é a unidade funcional básica do sistema nervoso. Estas células nervosas excitáveis transmitem informações por longas distâncias usando potenciais de ação e podem ser divididas em 3 partes: corpo celular, dentritos e axônio. O corpo celular, também denominado soma, é responsável por sintetizar muitas das proteínas neuronais e dele saem extensões citoplasmáticas curtas, espessas e altamente ramificadas chamadas dendritos. Os dendritos recebem milhares de sinais de entrada, que podem ser excitatórios ou inibitórios e seu somatório é o que determina se um impulso nervoso, na forma de potencial de ação, será disparado. Caso dispare, o potencial de ação será transmitido do corpo celular para o axônio, uma extensão citoplasmática mais longa, também chamada de fibra nervosa, que transmite o impulso para a próxima célula nervosa, ou para os músculos e glândulas. Na ex-

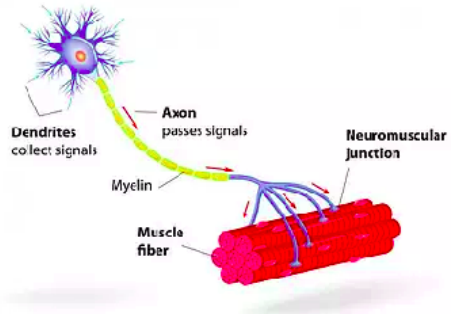


Figura 5: Representação de um neurônio motor e da junção neuromuscular
Fonte: https://neuroibb.wixsite.com/brainy/juno-neuromuscular

tremidade terminal dos axônios existem ramificações que fazem conexões, conhecidas como sinapses, com as células alvo. Nas sinapses a informação é transmitida para a célula seguinte, geralmente na forma de substâncias químicas chamadas de neurotransmissores, que são liberadas quando um impulso nervoso é disparado e atinge as terminações do axônio. Os neurotransmissores são liberados na sinapse e se ligam a receptores na membrana da célula pós-sináptica, transmitindo assim o sinal inibitório ou excitatório de uma célula para a outra.

Os neurônios responsáveis pela função motora (Figura 5) são classificados como neurônios motores e são divididos em superiores e inferiores (Figura 6). Os neurônios motores superiores ou 1º neurônio estão localizados na faixa motora do córtex cerebral e em vários núcleos do tronco encefálico. Seus axônios transmitem sinais dos núcleos motores do tronco encefálico para os nervos cranianos e da medula espinhal para nervos periféricos. Os neurônios motores inferiores ou 2º neurônio, por sua vez, estão localizados na medula espinhal e seus axônios fazem sinapses que transmitem impulsos nervosos para os nervos periféricos, terminando na

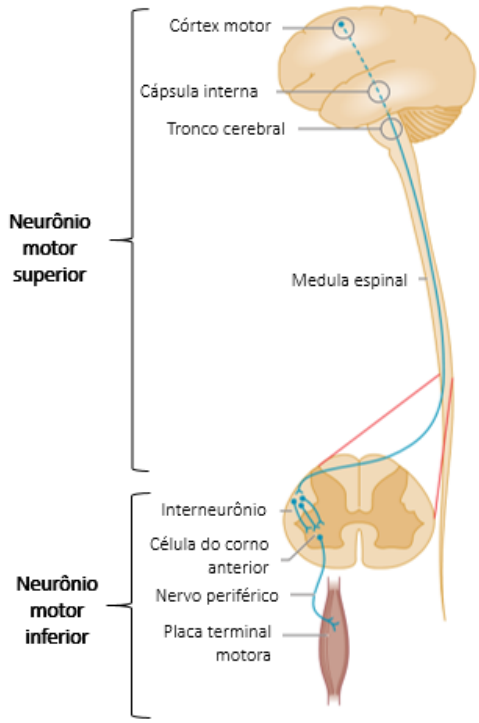


Figura 6: Representação do neurônio motor superior e inferior. Fonte: https://www.sanarmed.com/doenca-do-neuronio-motor

junção neuromuscular.

2.4 Junção Neuromuscular

A junção neuromuscular (Figura 7) é a interface entre a extremidade terminal do axônio de um neurônio motor e uma placa motora, que é a região da membrana de uma fibra muscular (sarcolema) onde ocorre o encontro de nervo e músculo. Quando um potencial de ação é transmitido pelo axônio e chega na terminação pré-sináptica, ocorre a abertura dos canais de cálcio dependentes de voltagem e o influxo de cálcio causa a ativação de diversas proteínas que levam à fusão de vesículas do neurotransmissor acetilcolina na membrana pré-sináptica, liberando acetilcolina na fenda sináptica.

Na membrana da célula muscular existem pregas que aumentam a superfície de contato com a acetilcolina, esta por sua vez liga-se a receptores nicotínicos e assim aumenta a permeabilidade da região pós-sináptica ao sódio e ao cálcio. Cada vesícula liberada corresponde a uma despolarização local denominada potencial da placa motora em miniatura (PPMM), as quais se somam e, caso resultem em um potencial maior que o limite, é criado um potencial de ação da fibra muscular. Após a despolarização da placa motora, ocorre a liberação da enzima colinesterase, cuja função é quebrar a acetilcolina em ácido acético e colina, repolarizando a membrana e assim tornando-a apta para reagir a um próximo

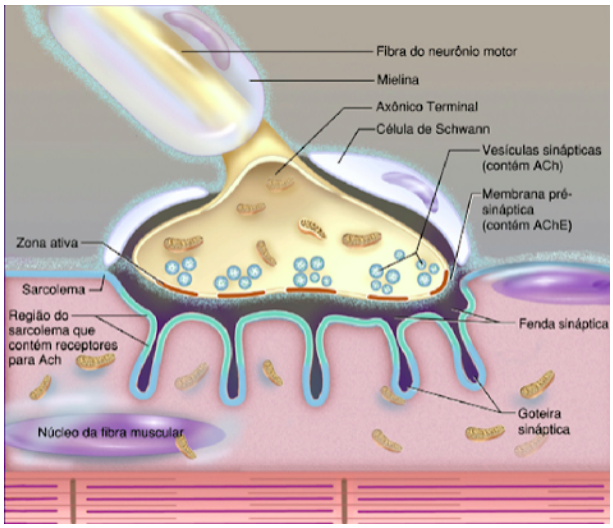


Figura 7: Junção neuromuscular esquematizada. Fonte: http://exerciciobioquimica.blogspot.com/2013/06/juncao-neuromuscular.html

estímulo.

2.5 Fisiologia do Músculo Esquelético

O tecido muscular é responsável pelos movimentos corporais através de sua contração ou relaxamento, que são acionados pelo sistema nervoso. O tecido muscular estriado esquelético (Figura 8) é ligado aos ossos e associado aos movimentos feitos de forma voluntária e consciente. O nome estriado vem do fato de ser composto por fibras musculares, que são células multinucleadas, longas e de formato cilíndrico, envolvidas por camadas de tecido conjuntivo, o qual as mantém unidas e permite que a contração individual de cada fibra atue em todo o músculo.

As fibras musculares possuem em seu citoplasma unidades motoras dispostas longitudinalmente denominadas miofibrilas, formadas por filamentos paralelos de proteína grossos e finos. O filamento grosso é constituído principalmente por miosina na forma de cabeças globulares, enquanto o filamento fino é formado por filamentos de actina entrelaçados com tropomiosina e troponina. Os filamentos estão dispostos de maneira a formar bandas claras e escuras.

As bandas claras são chamadas de bandas I e possuem somente filamentos finos de actina enquanto as bandas escuras são denominadas bandas A e correspondem ao comprimento das fibras de miosina, sendo formadas por uma sobreposição de filamentos finos e espessos. No centro da banda A é encontrada uma região mais clara onde existem apenas filamentos de miosina, a banda H. No centro da banda I existem filamentos de actina ancorados pela proteína elástica titina, formando uma linha escura denominada linha Z. A figura 9 representa a organização do sarcômero e suas bandas.

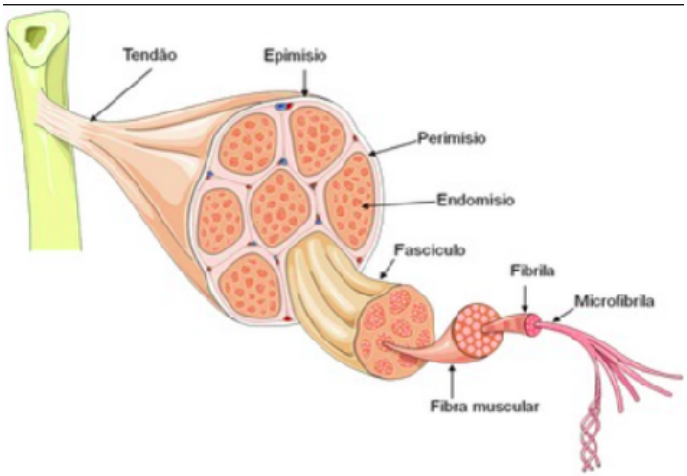


Figura 8: Organização do músculo estriado esquelético. Fonte: https://variasestruturas.blogspot.com/2019/03/estrutura-e-funcao-do-musculo.html?m=0

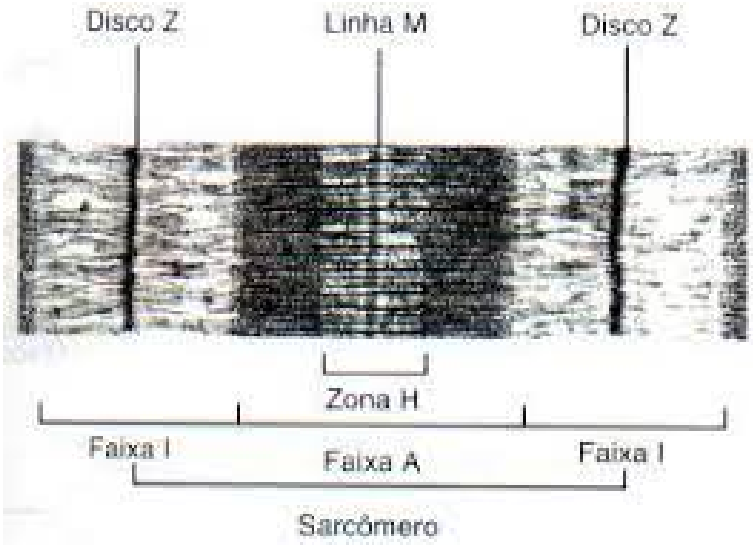


Figura 9: Imagem de um sarcômero e suas bandas ou faixas
Fonte: https://docplayer.com.br/36355685-13-10-2014-tecido-muscular-funcoes-locomocao-postura-respiracao-fala-digestao-propulsao-contracao.html

No sarcoplasma também existe um sistema de canais formado pelo retículo sarcoplasmático, cujas membranas armazenam cálcio enquanto as fibras musculares estão em repouso, e pelos túbulos T, invaginações do sarcolema responsáveis pela transmissão do potencial de ação para o interior das fibras. Além disso também estão presentes uma grande quantidade de mitocôndrias próximas aos núcleos e também entre as miofibrilas, para fornecer a energia química, na forma de ATP, que estas necessitarem. Quando uma fibra muscular é estimulada pelo neurônio motor, o potencial de ação se dissipa ao longo dos túbulos T até

atingir o retículo sarcoplasmático, alterando sua permeabilidade e assim permitindo o fluxo de cálcio para o citosol. O cálcio do citosol se liga à troponina presente nos filamentos finos, alterando assim a configuração da tropomiosina e deixando expostos os sítios de ligação de miosina na molécula de actina. A miosina então se liga ao sítio livre da actina usando a energia da quebra de ATP e provocando assim o deslizamento dos filamentos finos e grossos, processo que encurta o sarcômero e realiza assim a contração muscular. O relaxamento se dá pelo transporte ativo de cálcio do citoplasma para o retículo sarcoplasmático. O cálcio desliga-se então da troponina, fazendo com que os filamentos de tropomiosina voltem a ocupar o sítio de ligação da miosina, que se desliga da actina, promovendo dessa forma o relaxamento da fibra muscular.

2.6 Unidade Motora

Um neurônio motor pode inervar uma grande quantidade de fibras musculares. Dessa forma, todas as fibras musculares inervadas pela mesma fibra nervosa motora formam uma unidade motora. Um valor médio para todos os músculos do corpo pode ser considerado como cerca de 100 fibras musculares para cada unidade motora e quanto maior for essa taxa de enervação maior a capacidade de controle fino da força do músculo. No início de uma contração muscular são recrutadas apenas algumas unidades motoras e conforme o músculo continua a ser solicitado mais unidades são acionadas. Quando um neurônio motor envia um potencial de ação, ele é transmitido para todas as fibras musculares da unidade motora de forma assíncrona pois, devido a variações no comprimento de ramificações nervosas o tempo para transmitir o potencial de ação para cada fibra é variável. A soma dos potenciais de cada fibra é denominada potencial de ação da unidade motora ou MUAP (Motor Unit Action Potential), com duração de poucos milissegundos. Devido a isso, para sustentar contrações musculares mais longas as unidades motoras precisam ser ativadas repetidas vezes, gerando uma sequência de MUAPs conhecida como trem de potenciais de ação da unidade motora ou MUAPT. A força total da contração deriva então do número de unidades motoras recrutadas e da sua frequência de estimulação.

2.7 Eletromiografia

O sinal mioelétrico é formado pelo somatório dos MUAPTs (Figura 10), seus potenciais de ação formando um campo eletromagnético capaz de ser detectado por eletrodos através da técnica de eletromiografia. A eletromiografia pode ser realizada usando dois métodos de aquisição de sinais, um deles invasivo, no qual eletrodos em forma de agulhas são inseridos de forma intramuscular e outro, denominado eletromiografia de superfície (sEMG), é um método de caráter não invasivo onde eletrodos são posicionados na superfície da pele, sobre o músculo a ser medido. O uso de eletrodos invasivos permite coletar sinais com menor grau de interferência causada por outros músculos, também conhecida como cross-talk, captando sinais com amplitude e espectro de potência maiores, porém ao custo de desconforto na inserção e dificuldade de repetição de experimentos. Enquanto isso, eletrodos de superfície têm a facilidade de serem colocados sobre a pele, mas possuem limitações no sentido de captar somente a atividade muscular que ocorre mais próxima da pele. Além disso, eletrodos

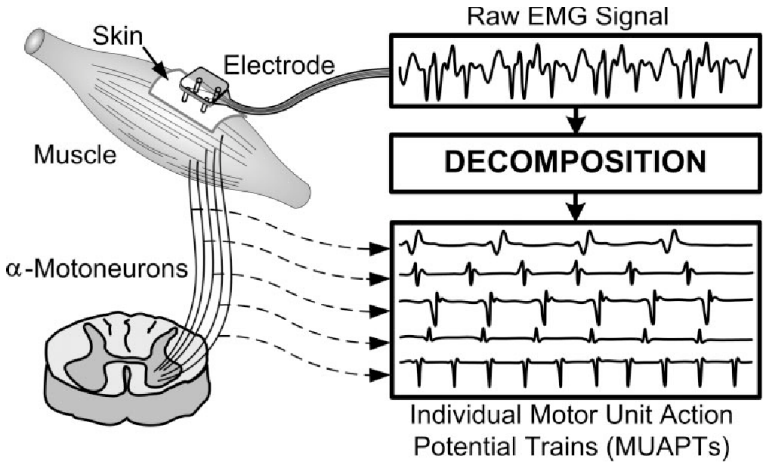


Figura 10: Sinal de eletromiografia e sua decomposição em MUAPTs. Fonte: adaptado de De Luca et al. 1982a.

de superfície detectam sinais mioelétricos de toda a área sobre a qual estão posicionados, aumentando a interferência de sinais de músculos ou unidades motoras distintas (crosstalk), além do fato de terem maior limitação quanto à frequência e amplitude máximas dos sinais que conseguem capturar. Os eletrodos podem ter configuração monopolar, na qual o sinal é obtido pela diferença entre um ponto e um referencial, ou bipolar, quando são subtraídos os sinais de dois pontos em relação a um terceiro ponto de referência. Na eletromiografia de superfície o eletrodo deve ser posicionado na parte ventral do músculo, com suas entradas diferenciais posicionadas paralelamente às fibras musculares, evitando as regiões de inervação nas extremidades do músculo.

3 Materiais

3.1 Hardware

Para a realização dos experimentos deste trabalho foram utilizados:

- Um protótipo de prótese de braço impressa em ABS usando uma impressora 3D, adaptado dos arquivos do projeto open source InMoov. Esse protótipo foi escolhido por sua fidedignidade tanto estética quanto funcional em relação a um braço e mão humanos e também pelo baixo custo de fabricação.
- 6 Servo Motores TowerPro 946
- Fonte 12V
- 3 baterias 5V
- Arduíno Leonardo
- 3 Sensores Myoware com eletrodos de superfície e gel condutor

- Parafusos, linha, arame, jumpers, cola, acetona e chaves de fenda

3.2 Dataset

Foram utilizados também dados de sinais eletromiográficos da base de dados Ninapro [22]. Ninapro é um banco de dados multimodal disponível ao público para promover a pesquisa sobre mãos robóticas e protéticas controladas com inteligência artificial e seus dados são usados em todo o mundo por pesquisadores científicos em aprendizado de máquina, robótica, ciências médicas e neurocognitivas. Para o propósito deste trabalho o dataset 4 foi utilizado. Ele inclui sinais de sEMG de 10 indivíduos não amputados, coletados por eletrodos Cometa de acordo com o seguinte protocolo de aquisição: Os indivíduos foram orientados a repetir, com a mão direita, movimentos exibidos na tela de um laptop. Cada repetição de movimento durou 5 segundos e foi seguida por 3 segundos de descanso. Foram realizadas 6 repetições de 52 movimentos selecionados da taxonomia de mãos, conforme a figura abaixo, e divididos em 3 exercícios:

1. Movimentos básicos dos dedos.
2. Configurações isométricas e isotônicas das mãos e movimentos básicos do punho.
3. Movimentos de preensão e funcionais

Os sinais eletromiográficos foram coletados a uma taxa de amostragem de 2kHz por 12 eletrodos sem fio mono-diferenciais ativos da Cometa. Os eletrodos foram fixados com adesivos padrão e posicionados de forma que oito deles, igualmente espaçados ao redor do antebraço, medissem a atividade da articulação rádio-umeral, dois eletrodos foram colocados nos principais pontos de atividade do flexor e do extensor dos dedos e os outros dois eletrodos restantes fixados de forma a coletar os sinais de sEMG emitidos pelo bíceps e tríceps.

3.3 Linguagens e Bibliotecas

As principais linguagens usadas para a realização dos experimentos foram Python3 para o processamento dos sinais de sEMG e o classificador de movimentos e C para o controle dos servomotores da prótese e a leitura dos sensores myoware. As principais bibliotecas escolhidas para a implementação são open source e descritas a seguir:

- **Pandas** biblioteca usada para manipulação e análise de datasets e de arquivos CSV.
- **NumPy** biblioteca de computação científica que realiza operações matemáticas de maneira otimizada.
- **MatPlotlib** biblioteca usada para plotagem de gráficos.
- **Scikit learn** biblioteca desenvolvida especificamente para aplicação prática e implementação de modelos de machine learning.
- **Servo** biblioteca que permite que placas arduino controlem uma variedade de servo motores.

O código usado para este projeto pode ser encontrado em https://github.com/luisastarling/emg-prosthesis.

4 Metodologia

4.1 Pré-Processamento do Dataset

Para esse trabalho foi feito o download dos dados de sEMG de 9 indivíduos do dataset 4 da base de dados NinaPro. Desses indivíduos foram combinados os sinais capturados pelos 3 primeiros sensores ao redor do antebraço correspondentes a três movimentos, todos pertencentes ao exercício 2, que contém configurações isométricas e isotônicas de mão e movimentos básicos de punho, conforme a Figura 11.

Figura 11: Da esquerda para direita: Movimentos 1, 2 e 3.

Os primeiros 10.000 pontos foram descartados e em seguida os sinais correspondentes a cada repetição de cada movimento selecionado foram separados, combinados com um período de descanso e a cada um atribuiu-se um label de acordo com o número do movimento que o gerou. Como cada repetição de movimento tem a duração de 5 segundos e é seguida por um período de descanso de 3 segundos, levando em consideração que a frequência de amostragem é 2kHz, cada conjunto de sinais correspondentes a um estímulo somado ao descanso é composto por 16.000 pontos de EMG. A Figura 12 apresenta um exemplo de sinal de sEMG extraído do dataset 4 da NinaPro.

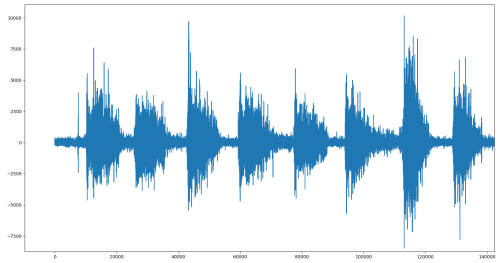


Figura 12: Sinal de eletromiografia plotado a partir do database 4 da NinaPro

A seguir as amostras são redimensionadas entre -1 e 1 a partir da divisão pelo seu valor máximo absoluto. Cada uma das amostras é segmentada em janelas de 600 pontos, com um overlapping de 100 pontos, o que corresponde a janelas de 300ms das quais são extraídas características posteriormente agrupadas em um vetor de features. O dataset passa então por um processo de embaralhamento, para que as séries de sinais sEMG correspondentes a cada tipo de movimento estejam distribuídas em uma ordem aleatória, e em seguida o dataset composto pelo vetor de features e seu respectivo rótulo é dividido na proporção de 70% para treino e 30% para teste.

4.2 Extração de Características

Após a fase de aquisição do sinal ocorre um estágio de processamento no qual são coletados parâmetros para que seja feita a análise e classificação do sinal, pois os pontos de sEMG não têm significado relevante individualmente, apenas o sinal como um todo. Por causa disso é preciso extrair esses parâmetros, chamados características ou features, que caracterizam o sinal de sEMG descrevendo uma propriedade única.

Para a extração de features, o sinal pode ser processado no domínio do tempo ou transformado para uma representação no domínio da frequência, ou mesmo para um domínio espacial ou de tempo-frequência. O processo consiste em extrair as diferentes características do sinal, montando um vetor de features com elas que é o ponto de partida para o processo de classificação.

A seleção de features relevantes é, portanto, essencial para a classificação. Considerando que os sinais de EMG geralmente são amostrados no domínio do tempo, extrair features nesse domínio é mais simples e consome menos tempo, pois elas podem ser calculadas diretamente a partir do sinal, sem a necessidade de realizar a transformação dos dados para um domínio diferente. Portanto, a partir de um estudo das features mais utilizadas para classificação de sinais sEMG as seguintes features foram extraídas no domínio do tempo [17]:

- **VAR** A variância é definida como a média dos valores ao quadrado do desvio padrão da média da variável.

$$VAR = \frac{1}{N-1}\sum_{k=1}^{N} x_k^2 \tag{1}$$

- **RMS** A raiz quadrada média está relacionada à uma contração com força constante e ausência de fadiga. É modelada como um processo gaussiano aleatório com amplitude modulada e seu cálculo, de forma semelhante ao desvio padrão, é dado por:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} x_k^2} \tag{2}$$

- **ITG** A integral do sinal de sEMG está relacionada ao ponto de disparo da sequência do sinal EMG e é usado para uma detecção inicial, permitindo o reconhecimento do

sinal sem um padrão definido. É uma métrica calculada simplesmente pela soma dos valores absolutos de cada amostra do sinal de sEMG.

$$ITG = \sum_{k=1}^{N} |x_k| \tag{3}$$

- **MAV** Mean Absolute Value ou Valor médio absoluto é uma das estatísticas mais usadas e pode ser descrita como a soma dos valores absolutos das amostras dividido pelo total de amostras.

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} |x_k| \tag{4}$$

- **WVL** O comprimento de onda fornece informações sobre a complexidade da forma de onda em cada segmento e é calculado como o comprimento de onda acumulado sobre o segmento de tempo.

$$WVL = \sum_{k=1}^{N} |x_k - x_{k-1}| \tag{5}$$

4.3 Classificação de Movimentos a Partir de Sinais de EMG

Support Vector Machine é um algoritmo de aprendizado de máquina supervisionado usado com frequência para resolver problemas de classificação. Nele, cada dado é plotado como um ponto no espaço n-dimensional e os vetores de suporte são as coordenadas dos pontos mais próximos as margens de decisão entre as classes. O algoritmo tenta encontrar um hiperplano que melhor separe as classes e maximize a margem e, consequentemente, a distância entre o plano e os vetores de suporte. A Figura 13 ilustra a estrutura de uma SVM linear.

Caso o problema não possa ser resolvido com um hiperplano linear, o algoritmo usa funções denominadas kernels para fazer com que o problema não separável se torne separável em uma dimensão superior. Ou seja, a partir do mapeamento de uma superfície de decisão não linear em um plano de dimensão mais alta, de modo que, no espaço de dimensão superior, possa ser representada por uma equação linear. Vários kernels diferentes podem ser usados a depender do problema, mas nesse projeto será usado o kernel de base radial ou RBF [15].

O kernel RBF é um tipo de kernel gaussiano muito usado para dados não lineares com muitas dimensões, encontrando o hiperplano de separação a partir da seguinte equação:

$$F(x, x') = e^{-\gamma||x-x'||^2} \tag{6}$$

Onde $||x - x'||^2$ é o quadrado da distância euclidiana entre dois vetores e γ é um escalar maior que zero que define quanta influência um único ponto tem. O valor padrão para γ é:

$$\gamma = \frac{1}{nfeatures * \sigma^2} \tag{7}$$

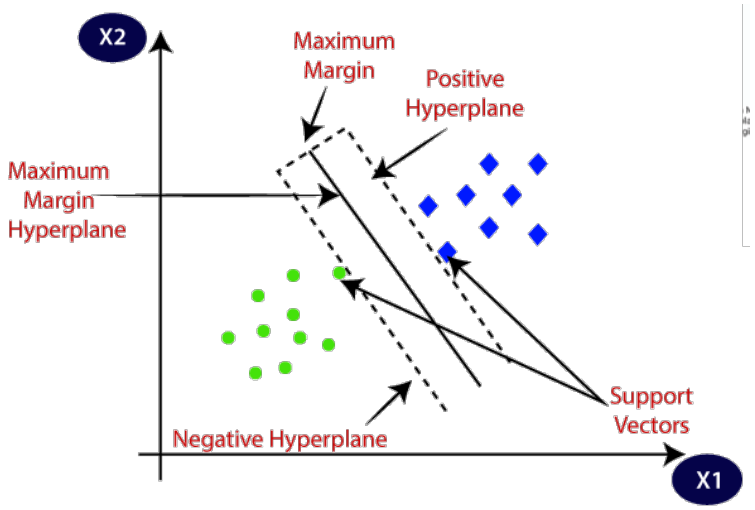


Figura 13: Exemplo de classificação por meio de dos vetores de suporte. Fonte: https://www.javatpoint.com/machine-learning-support-vector-machine-algorithm

Neste trabalho, a classificação foi feita com uma SVM com kernel RBF e os parâmetros padrão, usando a biblioteca scikit Learn. O classificador foi treinado com o subconjunto de 70% dos dados e seus rótulos, enquanto 30% do dataset foi usado para testar sua performance em relação à classificação nas três classes de movimento consideradas.

5 Métricas de Avaliação

Para avaliar a qualidade dos experimentos pode-se gerar um relatório de classificação, que mostra as métricas de precisão, recall, f1-score e suporte para cada classe. Essas métricas são calculadas a partir dos resultados obtidos pelo modelo. Ao avaliar a performance de um modelo de classificação, quatro resultados são possíveis [16]:

- **Verdadeiros Positivos (TP)** Verdadeiros positivos ocorrem quando uma observação é classificada como pertencente a uma determinada classe e a observação realmente pertence a essa classe.
- **Verdadeiros Negativos (TN)** Verdadeiros negativos ocorrem quando predizemos que uma observação não pertence a uma determinada classe e a observação na verdade não pertence a essa classe.
- **Falsos Positivos (FP)** Falsos positivos ocorrem quando uma observação é classificada como pertencente a uma determinada classe, mas a observação na verdade não pertence a essa classe.
- **Falsos Negativos (FN)** Falsos negativos ocorrem quando prevemos que uma observação não pertence a uma determinada classe, mas a observação realmente pertence a essa classe.

Estes dados são obtidos a partir da matriz de confusão. Esta matriz é montada tal que suas linhas correspondem a classe real enquanto as colunas a classe indetificada pelo algoritmo. Assim, a diagonal da matriz é onde as classes reais e preditas coincidem, ou seja, corresponde às classificações corretas. Finalmennte, a partir da matriz de confusão, é possível calcular as métricas para o relatório de classificação. Algumas das principais métricas empregadas em tarefas de classicação estão:

- **Precisão** A precisão é definida como a proporção de resultados positivos previstos corretamente e é dada por
$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{8}$$
- **Recall** O recall, também chamado de sensibilidade, pode ser definido como a porcentagem de resultados positivos previstos corretamente de todos os resultados positivos reais e é dado por
$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{9}$$
- **F1 Score** f1-score é definido como a média harmônica ponderada de precisão e recall, sendo dado por
$$F1_Score = \frac{2 * (Recall * Precision)}{Recall + Precision} \tag{10}$$
- **Support** Suporte é o número real de ocorrências da classe em um conjunto de dados.

5.1 Montagem e Funcionamento da Prótese

InMoov [21] é um projeto criado pelo escultor e designer francês Gael Langevin, foi iniciado em janeiro de 2012 como a primeira mão protética open source. Atualmente, InMoov é o primeiro robô humanoide em tamanho real replicável em uma impressora 3D com área de no mínimo 12x12x12cm e foi concebido baseado nos princípios de compartilhamento e comunidade, como uma plataforma de desenvolvimento para universidades, laboratórios e makers. Para este trabalho foram impressas em ABS as partes equivalentes à mão e ao antebraço do robô InMoov, apresentadas na Figura 14.

- 1x Thumb
- 1x Index
- 1x Majeure
- 1x RingFinger
- 1x Auriculaire (Pinky)
- 1x Bolt_entretoise
- 1x Wristlarge
- 1x Wristsmall
- 1x topsurface
- 1x coverfinger
- 1x robcap3
- 1x robpart2
- 1x robpart3
- 1x robpart4
- 1x robpart5
- 1x ElbowShaftGear
- 1x rotawrist2
- 1x rotawrist1
- 1x rotawrist3
- 1x WristGears
- 1x CableHolderWrist

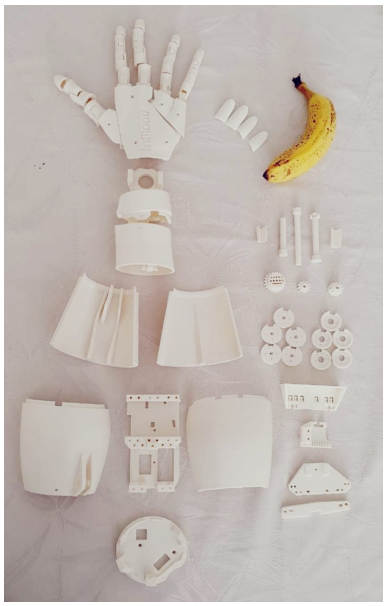


Figura 14: Impressão em ABS das peças referentes à mão e antebraço InMoov

As peças index3, majeure3, ringfinger3, auriculaire3 foram impressas com preenchimento de 30% e espessura da parede 1,5 mm enquanto robpart2, robpart3, robpart4, robpart5 e coverfinger com preenchimento de 30% e espessura da parede 2 mm. Em seguida as peças foram lixadas, os furos das dobradiças laterais foram refeitos com uma broca de 3mm e os orifícios e dobradiças internos com uma broca de 3,5mm. As peças foram unidas com fita silver tape para testes e posteriormente coladas com acetona enquanto as partes articuladas foram unidas com arame.

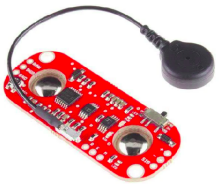
Os servos foram parafusados no interior do antebraço e um RobRing foi fixado em cada servo, com os orifícios nos pontos extremos do servo. Um pedaço de linha foi passado pelo orifício e um conjunto de nós foram atados na ponta, enquanto a outra ponta foi atravessada pelo segundo orifício. A linha de cada servo deve atravessar o pulso e o conjunto de peças correspondente a um dedo, funcionando de maneira análoga aos tendões. Instruções detalhadas de montagem podem ser encontradas no site do projeto InMoov.

5.2 Aquisição de Dados Com Sensores Myoware

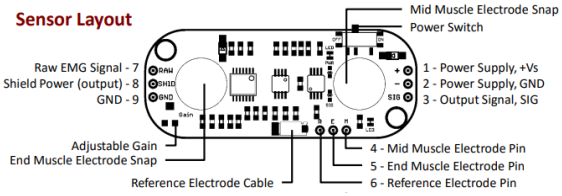
Outro teste realizado envolveu a captura de sinais de eletromiografia usando eletrodos de superfície myoware [23], mostrados na Figura 15.

Os eletrodos foram ligados à entrada analógica do arduíno e alimentados com uma bateria de 5V, conforme o esquema da Figura 16.

No processo de aquisição de dados a partir da eletromiografia de superfície, primeiramente é necessário que seja feita a preparação da pele. Dessa forma, evita-se que a presença de pelos, oleosidade e resíduos de pele morta e poeira aumentem a impedância entre a pele e o eletrodo. Para a realização dos experimentos deste trabalho, a preparação consistiu na



(a)



(b)

Figura 15: a) Sensor Myoware. Retirado de: https://cdn.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Biometric/MyowareUserManualAT-04-001.pdf. b) Esquemático Myoware. Retirado de: https://cdn.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Biometric/MyowareUserManualAT-04-001.pdf

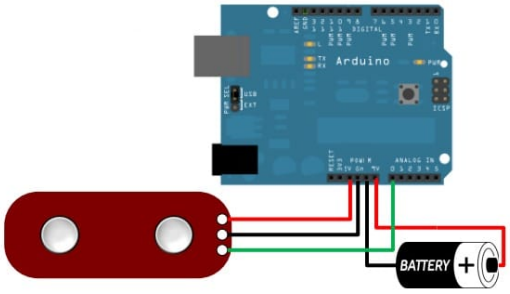


Figura 16: Esquema mostrando as conexões entre myoware e arduíno. Retirado de: https://cdn.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Biometric/MyowareUserManualAT-04-001.pdf

realização da tricotomia, de uma leve abrasão da pele com uma lixa e da limpeza com água e sabão antes da fixação dos eletrodos.

Outro fator relevante na eletromiografia de superfície é o posicionamento dos eletrodos. O ponto motor de um músculo é definido como o local onde a introdução de uma corrente, mesmo que mínima, gera um perceptível estímulo no músculo, geralmente correspondendo a uma zona de inervação. Considerando que no ponto motor os potenciais de ação podem se anular, tornando imprecisa sua medição, estudos apontam que o local ideal para a fixação dos eletrodos é entre o ponto motor e o tendão distal do músculo cuja atividade se pretende monitorar. Além disso, o sensor deve ser colocado alinhado no sentido de propagação dos potenciais de ação, ou seja, paralelamente às fibras musculares.

O Myoware retorna como saída padrão o sinal de eletromiografia já amplificado, retificado e integrado, ou seja, o retorno corresponde ao envelope do sinal, conforme destacado na Figura 17.

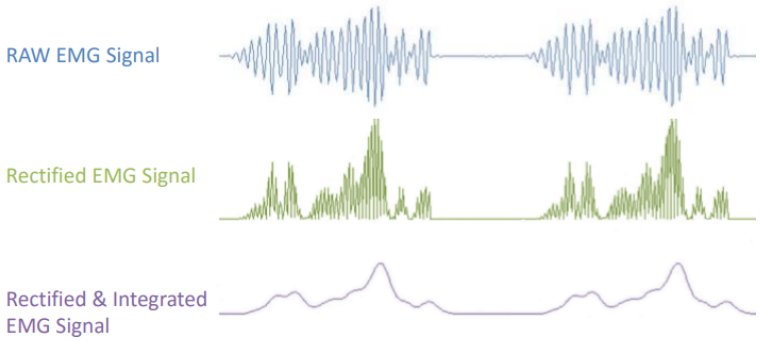


Figura 17: Representação do sinal de saída do myoware após cada etapa de processamento. Retirado de: https://cdn.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Biometric/MyowareUserManualAT-04-001.pdf

5.3 Reprodução dos Movimentos na Prótese

Os movimentos foram reproduzidos por meio de 3 experimentos com o protótipo de prótese. Para o primeiro experimento um sensor myoware foi fixado no músculo braquiorradial e sua saída já filtrada foi monitorada. Caso o sinal de EMG medido ultrapassasse um threshold definido como 600 ou 60% do valor máximo, os servos de cada dedo eram acionados e a prótese efetuaria então o movimento de fechar a mão (Figura 19). O segundo experimento

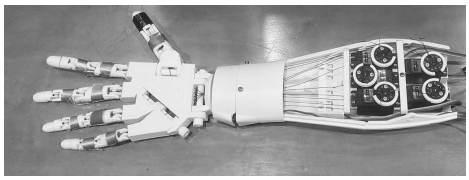


Figura 18: Mão aberta

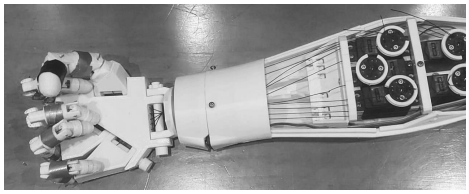


Figura 19: Mào fechada

consistiu na fixação de 3 sensores myoware na parte anterior do antebraço, nos músculos flexores superficiais dos dedos. O primeiro sensor foi posicionado para monitorar o movimento dos dedos mínimo e anelar, o segundo para monitorar a flexão do dedo médio e indicador e um terceiro sensor foi posicionado de modo a captar a atividade do polegar. Os sinais eletromiográficos já filtrados eram monitorados de forma semelhante ao primeiro experimento e, caso ultrapassassem o threshold, os dedos correspondentes seriam flexionados (Figuras 20 e 21).

Para o experimento final, os servos foram programados para reproduzir os movimentos do conjunto de movimentos usados pelo classificador de forma que, após a classificação de um sinal de emg da base de dados pelo classificador, o movimento correspondente pudesse ser executado pela prótese.

Figura 20: Mínimo e anelar

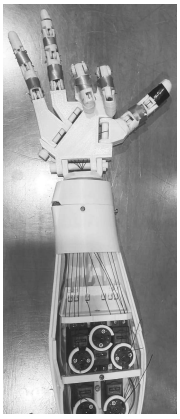


Figura 21: Médio e indicador

Figura 22: Polegar

6 Resultados e Discussão

Após o treinamento do modelo, a validação do classificador de movimentos foi realizada com 30% do dataset, o que corresponde a 41 amostras. O resultado pode ser analisado a partir da matriz de confusão e do relatório de classificação [16].

A matriz de confusão é montada tal que suas linhas correspondem ao movimento real e suas colunas ao movimento classificado pelo algoritmo de forma que a diagonal da matriz é onde os movimentos reais e classificados coincidem, ou seja, corresponde aos movimentos classificados corretamente. A matriz de confusão obtida é apresentada na Tabela 2.

	Classe Predita 1	Classe Predita 2	Classe Predita 3
Classe Real 1	13	1	1
Classe Real 2	2	8	2
Classe Real 3	1	1	12

Tabela 2: Matriz de confusão

Para o movimento 1 (Figura 23), de um total de 15 amostras, 13 amostras foram classificadas corretamente, uma amostra foi incorretamente classificada como movimento 2 e uma amostra foi incorretamente classificada como movimento 3.

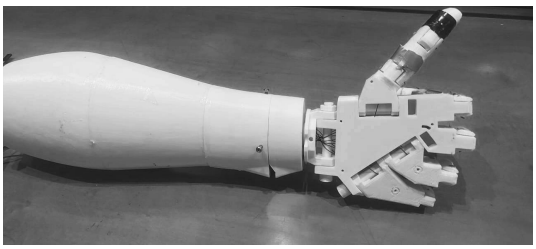


Figura 23: Movimento correspondente à classe 1

Para o movimento 2 (Figura 24), de um total de 12 amostras, 8 amostras foram classificadas corretamente, duas amostras foram incorretamente classificadas como movimento 1 e duas amostras foram incorretamente classificadas como movimento 3.

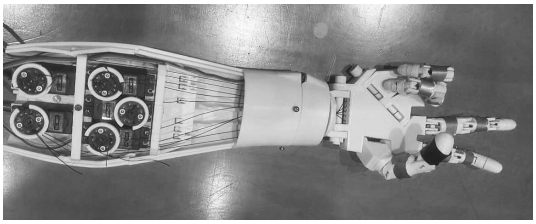


Figura 24: Movimento correspondente à classe 2

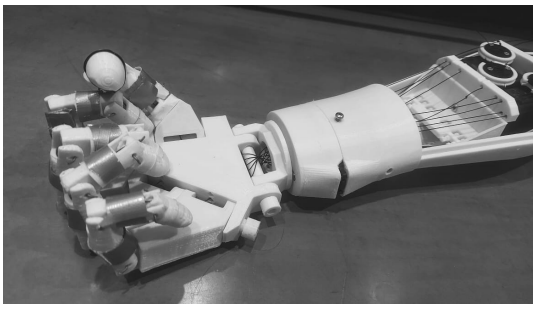


Figura 25: Movimento correspondente à classe 3

Para o movimento 3 (Figura 25), de um total de 14 amostras, 12 amostras foram classificadas corretamente, uma amostra foi incorretamente classificada como movimento 1 e uma amostra foi incorretamente classificada como movimento 2.

O relatório de classificação obtido está representado na Tabela 3.

Movimento	Precision	Recall	F1 Score	Support
1	0.81	0.87	0.84	15
2	0.80	0.67	0.73	12
3	0.80	0.86	0.83	14
Accuracy			0.80	41
Macro avg	0.80	0.80	0.80	41
Weighted avg	0.80	0.80	0.80	41

Tabela 3: Relatório de Classificação

A acurácia global do classificador foi de 80%, sendo que a classificação do movimento 2 teve um desempenho pior que os demais. Para melhorar essa performance algumas das medidas a serem tomadas envolveria o aumento no número de amostras do dataset e a otimização dos hiperparâmetros do modelo.

O desempenho dos sensores myoware para a coleta de sEMG variou muito em decorrência

do local onde o sensor era aplicado e de características próprias do indivíduo como porcentual de gordura, quantidade de pelos e impedância da pele. O melhor resultado foi obtido no exercício de fechamento da mão, que apresentou uma taxa de sucesso de 70%, com 7 acertos em uma série de 10 repetições. Não foi possível identificar o movimento dos dedos individualmente devido ao crosstalk entre os músculos, sendo difícil isolar o sinal eletromiográfico específico de cada flexor e extensor dos dedos com um sensor de superfície, dado que esses músculos estão sobrepostos e não são superficiais.

Foi possível a reprodução dos movimentos com a prótese, embora alguns ajustes sejam necessários para que o protótipo consiga executar os movimentos com maior fluidez, dentre eles a substituição do arame nas articulações por parafusos, dado que eles provocaram ocasionalmente travamento no movimento e também a adição de um tensor nos fios com o objetivo de manter a tensão constante nos tendões e evitar sua erosão pelo atrito.

7 Conclusão

Neste trabalho, propusemos a construção de uma prótese acionada por eletromiografia de superfície. Conforme apresentado, foi possível, a partir do monitoramento da atividade elétrica muscular, identificar e reproduzir um conjunto de movimentos em um protótipo de prótese robótica construída com uma impressora 3D. Os resultados apresentados mostram que, embora existam limitações no modelo empregado, a eletromiografia de superfície pode ser usada para controlar uma prótese de membro superior, permitindo um leque maior de movimentos e aproveitando os músculos residuais do indivíduo que sofreu uma amputação. Porém, para viabilizar sua utilização, seriam necessárias mudanças no protótipo atual a serem feitas em um trabalho futuro, como troca da alimentação de uma fonte 12V para uma bateria, melhoria do projeto mecânico do braço, com a adição de tensores e fixação das articulações com parafusos, além da substituição dos sensores e da placa de controle por modelos de melhor desempenho. Ademais, o processamento de sinais EMG e a classificação de movimentos teriam que ser feitos em tempo real.

Referências

[1] MARQUES, C.C.O.; STOLT, L.R.O.G., *Perfil clínico de amputados de membro inferior provenientes do programa de saúde da família e sua percepção sobre o serviço de saúde.* Rev APS., v. 15, n. 2, p. 164-170, 2012.

[2] AGNE JE, CASSOL, CM, BATAGLION, D. *Identificação das causas de amputações de membro no hospital universitário de Santa Maria.* Saúde, 2004;30:84-89

[3] CARVALHO, F. S.; KUNZ, V. C.; DEPIERI, T. Z.; CERVELINI, R. *Prevalência de amputação em membros inferiores de causa vascular: análise de prontuários.* Arq. Ciênc. Saúde Unipar, v .9, n. 1, p. 23-30, 2005.

[4] TOOMS,R.E. *Amputações.*CRENSHAW, A.H.. Cirurgia ortopédica de Campbell. 8 ed., Editora Manole Ltda, 2003.

[5] Global Lower Extremity Amputation Study Group. *Epidemiology of lower extremity amputation in centres in Europe, North America and East Asia.* The Global Lower Extremity Amputation Study Group. Br J Surg. 2000;87(3):328-37. PMid:10718803.

[6] OZAKI, L.A.T.; FILHO, J.C.C.; TARUMOTO, M.H.; CAMARGO, R.C.T. *Caracterização de pacientes amputados em centro de reabilitação.*Ter Man., v. 8, n. 40, p. 561-567, 2010.

[7] Spichler ERS. *ACapture-recapture method to estimate lower extremity amputaion rates in Rio de Janeiro, Brazil.*Revista Panamericana de Salud Publica 2001; 10(5): 334-340.

[8] IBGE, *Censo demográfico brasileiro de 2010.* Disponível em URL: http://www.ibge.gov.br.

[9] BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Atenção a Saúde. Departamento de Ações Programáticas Estratégicas., *Diretrizes de atenção à pessoa amputada.* 1 ed. Brasília: Ministério da Saúde, p. 36, 2013.

[10] SCHOELLER, Soraia Dornelles, *Characteristics of amputated people cared for at a rehabilitation center.* Journal of Nursing UFPE 2012; 7(2):445-451.

[11] SINHA, Richa. *Influence of adjustments to amputation and artificial limb on quality of life in patients following lower limb amputation.*International J of Rehabilitation Research. 2014; 37(1):74- 79.

[12] BRASIL. Comitê de Ajudas Técnicas, *Secretaria Especial dos Direitos Humanos da Presidência da República (CORDE/SEDH/PR), 2007a.* Disponível em: http://www.mj.gov.br/sedh/ct/corde/dpdh

[13] Luz, Soraia Cristina Tonon *Adaptação à prótese híbrida de extremidade superior: estudo termográfico de um caso.* Fisioterapia e Pesquisa 2010, v. 17, n. 2, pp. 173-177.

[14] FERREIRA, Micheli Leal. *Referência e contrarreferência na atenção à saúde das pessoas com amputação na visão do enfermeiro: uma perspectiva bioética.* Florianópolis – SC. 2015. 140p.

[15] scikit-learn *https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.SVC.html* Acessado em 14/07/2021

[16] scikit-learn *https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html* Acessado em 14/07/2021

[17] Toledo-Pérez DC, Rodríguez-Reséndiz J, Gómez-Loenzo RA, Jauregui-Correa JC. *Support Vector Machine-Based EMG Signal Classification Techniques: A Review.* Applied Sciences. 2019; 9(20):4402. https://doi.org/10.3390/app9204402

[18] BARROS, Kety Rosa de. *Low computational power methodology for EMG classification for use in prosthesis control.* 2005. 110 f. Dissertação (Mestrado em Engenharias) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2005.

[19] SILVERTHORN, D. Fisiologia Humana: Uma Abordagem Integrada 7ª Edição, Artmed, 2017

[20] BERNE e LEVY *Fisiologia* Tradução da 7ª Edição, Editora Elsevier, Rio de Janeiro, 2018.

[21] InMoov https://inmoov.fr/ Acessado em 14/07/2021

[22] NinaPro *http://ninapro.hevs.ch/DB4_Instructions* Acessado em 14/07/2021

[23] Myoware *3-lead Muscle / Electromyography Sensor for Microcontroller Applications* https://cdn.sparkfun.com/assets/a/3/a/f/a/AT-04-001.pdf, Acessado em 14/07/2021