

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

HYGOR VINÍCIUS PEREIRA MARTINS

**DESENVOLVIMENTO DE UMA ÓRTESE ROBÓTICA PARA O MOVIMENTO DE
FLEXÃO DOS QUIRODÁCTILOS POR CONTROLE MIOLÉTRICO: PROTÓTIPO
EM CÓDIGO ABERTO**

CURITIBA

2022

HYGOR VINÍCIUS PEREIRA MARTINS

**DESENVOLVIMENTO DE UMA ÓRTESE ROBÓTICA PARA O MOVIMENTO DE
FLEXÃO DOS QUIRODÁCTILOS POR CONTROLE MIOLÉTRICO: PROTÓTIPO
EM CÓDIGO ABERTO**

**Development of a robotic orthosis for finger flexion motion by myoelectric
control: open source prototype**

Dissertação apresentada como requisito parcial à
obtenção do título de Mestre em Engenharia
Biomédica, da Universidade Tecnológica Federal do
Paraná (UTFPR) — Campus Curitiba.
Orientador: Prof. Dr. Daniel Prado de Campos.
Co-orientador: Prof. Dr. Cayley Guimarães.

CURITIBA

2022



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es) e que licenciem as novas criações sob termos idênticos. Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



**Ministério da Educação
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Curitiba**



HYGOR VINÍCIUS PEREIRA MARTINS

DESENVOLVIMENTO DE UMA ÓRTESE ROBÓTICA PARA O MOVIMENTO DE FLEXÃO DOS QUIRODÁCTILOS POR CONTROLE MIOELÉTRICO: PROTÓTIPO EM CÓDIGO ABERTO

Trabalho de pesquisa de mestrado apresentado como requisito para obtenção do título de Mestre Em Ciências da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Engenharia Biomédica.

Data de aprovação: 21 de Julho de 2022

Dr. Daniel Prado De Campos, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Dr. Eddy Krueger, Doutorado - Universidade Estadual de Londrina (UEL)

Dr. Jose Jair Alves Mendes Junior, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 21/07/2022.

Dedico este trabalho à minha família, pelo suporte e momentos de ausência, e também à todos aqueles que poderão se beneficiar dos resultados.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais e irmão, assim como minha família e amigos, que me deram suporte, me incentivaram nos momentos difíceis, e compreenderam a minha ausência enquanto eu me dedicava à realização deste trabalho.

Aos colegas que compartilharam suas experiências e conhecimentos, e aos professores, pelas correções e ensinamentos que me permitiram apresentar um melhor desempenho no meu processo acadêmico.

Aos meus orientadores Prof. Dr. Daniel Prado de Campos, Prof. Dr. João Antônio Palma Setti, e ao meu co-orientador Prof. Dr. Cayley Guimarães, pela sabedoria com que me guiaram nesta trajetória.

Aos membros da banca, por apontarem as correções imprescindíveis para que o estudo pudesse alcançar um maior nível de qualidade.

A Secretaria do Curso, pela cooperação.

Por fim, a todos que, de alguma forma, contribuíram em alguma etapa da realização desta pesquisa.

RESUMO

Distúrbios neuromusculares como a lesão de plexo braquial, acidente vascular encefálico e paralisia cerebral afetam as capacidades sensoriomotoras dos membros superiores. Indivíduos acometidos tem a performance das mais fundamentais atividades de vida diária (AVDs) afetadas, e muitos não podem retornar ao trabalho. Este estudo propôs uma protótipo *open-source* de uma órtese robótica de mão mioelétrica para retomada de AVDs. Foi utilizada uma metodologia “*user-tuned*”, onde os requisitos recomendados em literatura recente e estado da arte (2017 à 2020) foram utilizados como ponto de partida para projetar requisitos ergonômicos, de sistema e usabilidade, mas a calibração do protótipo para estes requisitos é realizada por meio das métricas retiradas de um voluntário hígido. A órtese possui dois módulos: (i) sistema transmissor-interpretador (STI) e (ii) sistema receptor-atuador (SRA). No STI destaca-se o eletromiógrafo de superfície *MyoWare*, e 1 ESP32 com um classificador por análise discriminante linear (LDA) construído a partir de 10 conjuntos de sinais mioelétricos de superfície (SME_s) gravados do voluntário. Os SME_s são coletados em tempo real, segmentados por janelas disruptivas de 80 ms, filtrados e discriminados em 3 possíveis classes: (i) preensão pinça, (ii) preensão cilíndrica e (iii) repouso. Um voto majoritário é aplicado em 3 classes recém classificadas, e a classe com maior ocorrência entre as 3 é enviada ao SRA. Todo o processo do STI ocorre em 300 ms. No módulo SRA destaca-se 1 ESP32, 2 motores de corrente contínua N20, tendões artificiais de náilon e talas de pulso e dedos impressas em tecnologia 3D. O SRA recebe uma classe do STI e utiliza uma máquina de estados finitos para decidir qual das três poses de mão serão realizadas baseado na classe recebida, o estado atual da máquina, e a classe anteriormente recebida. As talas foram construídas a partir das medidas retiradas da mão do voluntário, e ajustadas até o encaixe e amplitude de movimento estarem confortáveis ao voluntário. O protocolo de teste foi baseado no teste de função motora da mão do instituto de reabilitação de Toronto (TRI-HFT), e usou objetos de uso diário: (i) um cartão, (ii) um lápis, e (iii) uma garrafa plástica de 600 ml cheia de água. O protótipo alcançou todos os requisitos de ergonomia recomendados na literatura, e foi a órtese que mais cumpriu tais requisitos quando comparadas às órteses robóticas de mão mioelétricas do estado da arte. Adicionalmente, a acurácia do sistema alcançou 90% nos testes em tempo real. Por fim, o custo de produção da órtese é de R\$ 856,35 ou 2,98% do valor da órtese de mão mioelétrica comercial mais barata no mercado (*PowerGrip*), ambos os preços cotados em Novembro de 2021.

Palavras-chave: design centrado no usuário; inteligência artificial; processamento de sinais; reconhecimento de padrões; robótica.

ABSTRACT

Neuromuscular disorders such as brachial plexus injury, stroke, and cerebral palsy affect the sensorimotor capabilities of the upper limbs. Individuals with such disorders have their performance in the most fundamental activities of daily living (ADLs) affected, and many are unable to return to work. This study proposed an open-source prototype of a myoelectric robotic hand orthosis to support ADLs. A "user-tuned" methodology was used, where the requirements recommended in recent literature and state of the art (2017 to 2020) were used as a starting point to design the orthosis' system, usability, and ergonomics, but the prototype calibration for these requirements is performed using metrics taken from the user. The orthosis has two modules: (i) transmitter-interpreter system (TIS) and (ii) receiver-actuator system (RAS). The TIS is composed of a MyoWare surface electromyograph and an ESP32 imbued with a linear discriminant analysis (LDA) classifier trained with 10 datasets of surface myoelectric signals (sMES) recorded from a healthy volunteer. sMES are collected in real-time, segmented into 80 ms disruptive windows, filtered, and classified into three possible classes: (i) pulp pinch, (ii) transverse volar grip, and (iii) resting hand. A majority vote is cast on a vector containing 3 recent classified classes, and the class with the highest occurrence among the 3 is sent to the RAS. The entire TIS process occurs in 300 ms. The RAS module includes an ESP32, 2 N20 direct current motors, nylon artificial tendons, and wrist and finger splints printed in 3D technology. The RAS module receives a class from the TIS module and uses a finite state machine to decide which of the three hand poses to perform based on the class received, the current state of the machine, and the class previously received. Splints were constructed from measurements taken from the volunteer's hand and adjusted until fitting and range of motion were comfortable for the volunteer. The test protocol was based on the Toronto Rehabilitation Institute Hand Function Test (TRI-HFT) and used everyday objects: (i) an ATM card mockup, (ii) a pencil, and (iii) a 600 ml plastic bottle filled with water. The prototype achieved all the ergonomics requirements recommended in the literature, and it was the orthosis that most fulfilled said requirements when compared to state-of-the-art myoelectric robotic hand orthoses. Additionally, the system's accuracy reached 90% in real-time tests. Finally, the cost of producing the orthosis is R\$856.35 or 2.98% of the value of the cheapest commercial myoelectric hand orthosis on the market (PowerGrip), both prices quoted in November 2021.

Keywords: artificial intelligence; pattern recognition; robotics; signal processing; user centered design.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Órtese mioelétrica para mãos com espasticidade desenvolvido por Meeker <i>et al.</i> (2017)	24
Figura 2 – Maestro, órtese mioelétrica desenvolvida por Yun <i>et al.</i> (2017) para pessoas com lesão na medula espinal	25
Figura 3 – Órtese mioelétrica desenvolvida por Yoo <i>et al.</i> (2017) para pessoas com lesão na medula espinal cervical	26
Figura 4 – ARHO, órtese mioelétrica de mão robótica assistiva desenvolvida por Farinha <i>et al.</i> (2019) para um caso de estudo de paralisia unilateral e alta espasticidade.....	27
Figura 5 – SPAR, uma órtese mioelétrica assistiva e de reabilitação que reproduz sete poses, desenvolvida por Rose e O'Malley (2019) para pessoas com lesão na medula espinal.....	28
Figura 6 – SSAM, órtese mioelétrica semiflexível de tamanho único desenvolvida por Kaneishi <i>et al.</i> (2019a) e Kaneishi <i>et al.</i> (2019b) para pessoas com lesão na medula espinal.....	29
Figura 7 – Órtese multimodal desenvolvida por Park <i>et al.</i> (2019) para pessoas com AVE.....	30
Figura 8 – Órtese mioelétrica desenvolvida por Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017) para pessoas com lesão na medula espinal e AVE	31
Figura 9 – Dedo supranumerário mioelétrico para pessoas com AVE crônico e paralisia unilateral.....	32
Figura 10 – Relação dos ossos da mão e punho do lado direito	38
Figura 11 – Articulações da mão esquerda, vista posterior	39
Figura 12 – Nomenclaturas dos movimentos das articulações do carpo e metacarpo	40
Figura 13 – Nervos que compõe o plexo braquial.....	41
Figura 14 – Alguns dos grupos musculares do antebraço, que movimentam o punho, mão, polegar e os outros dedos	43
Figura 15 – Um sinal mioelétrico (SME) formado pela soma (sobreposição) de 25 trens de potenciais de ação de unidades motoras geradas matematicamente	44
Figura 16 – Eletrodo agulha subcutâneo utilizado em um EMG	44
Figura 17 – Eletrodos de superfície usados em um EMG.....	45
Figura 18 – Configurações de eletrodos de EMG.....	46
Figura 19 – Processo de construção de um SME _s bruto na configuração bipolar	47
Figura 20 – Amplificador de instrumentação.....	48
Figura 21 – Etapas de aquisição e tratamento dos SMEs até que possam ser utilizadas no controle mioelétrico	48
Figura 22 – Espectro de frequência dos SME _s para uma faixa de 10 à 500 Hz ..	51
Figura 23 – Relação entre comportamento do filtro Butterworth e a ordem do filtro	52
Figura 24 – Comparação entre leitura A/D não linear do ESP32 com a leitura realizada no osciloscópio.....	53
Figura 25 – Representação visual das etapas de validação cruzada de <i>k</i> -subconjuntos.....	58

Figura 26 – Representação visual das etapas de seleção sequencial progressiva de características.....	61
Figura 27 – Etapas para calcular um espaço dimensional reduzido com a técnica LDA.....	62
Figura 28 – Espaço dimensional antes da redução pelo critério k e autovetores	64
Figura 29 – Duas classes discriminadas por um classificador LDA, cada amostra possui duas características, formando um espaço bidimensional	65
Figura 30 – Tala ortopédica de dedo para imobilização e correção de postura do membro e pode ser utilizada de oito formas diferentes	67
Figura 31 – Órtese dinâmica <i>Saeboglove</i> para reabilitação das funções motoras da mão.....	67
Figura 32 – 8 principais poses de mão mais usuais na realização de AVDs	69
Figura 33 – Órtese robótica mioelétrica <i>PowerGrip (Inclusive Inc)</i> para retomada de AVDs	69
Figura 34 – Órtese robótica mioelétrica <i>MyoPro Orthosis (Myomo®)</i> para retomada de AVDs	70
Figura 35 – Organograma do sistema transmissor-interpretador (STI).....	76
Figura 36 – Organograma do sistema receptor-atuador (SRA).....	77
Figura 37 – Conexões elétricas entre componentes que compõe a plataforma de aquisição dos SMEs	78
Figura 38 – Protocolo de aquisição dos SMEs para gravação do conjunto de aprendizagem	80
Figura 39 – Visualização de um dos 20 conjuntos de SMEs coletados do músculo de um voluntário hígido	82
Figura 40 – Conceito do módulo transmissor-interpretador (STI) da órtese mioelétrica	83
Figura 41 – Conjunto de características extraídos do conjunto de SMEs 1	85
Figura 42 – Fluxograma do funcionamento do sistema transmissor-interpretador (STI).....	89
Figura 43 – Caixa onde são embutidos o circuito de alimentação dos módulos STI e SRA	90
Figura 44 – Conexões elétricas entre componentes que compõe o módulo STI	91
Figura 45 – Tala de pulso para limitação do grau de liberdade extensão/flexão	93
Figura 46 – Talas de dedo para limitação de amplitude em extensão/flexão na preensão	93
Figura 47 – Conceito e localização dos elementos rígidos da órtese mioelétrica	94
Figura 48 – Conceito e localização dos elementos de atuação na vista anterior da mão direita da camada base	94
Figura 49 – Carretel dos tendões fixado no eixo do motor, e caixa do carretel fixado na carcaça do motor.....	95
Figura 50 – Conceito e localização dos elementos de atuação na vista anterior da mão direita, camada superior, motor 1	96
Figura 51 – Peças de encaixe da pulseira onde é fixado a caixa de atuadores	97
Figura 52 - Camada base e camada superior da caixa dos atuadores	97
Figura 53 – Conceito e localização dos elementos de atuação na vista anterior da mão direita, camada superior, motor 2	98

Figura 54 – Conexões elétricas do módulo receptor-atuador da órtese mioelétrica	99
Figura 55 – Conceito posterior do módulo receptor-atuador da órtese mioelétrica	100
Figura 56 – Fluxograma do funcionamento do sistema receptor-atuador (SRA)	102
Figura 57 – Conceito e posicionamento da caixa de alimentação e ESP32, vista posterior da mão direita	103
Figura 58 – Comparação dos espectros de frequência 20 à 500 Hz e 20 à 200 Hz em um dos conjuntos de SME _s gravados do músculo braquiorradial do voluntário hígido	105
Figura 59 – Comparação dos SME _s filtrados para 20 à 500 Hz e 20 à 200 Hz de um dos conjuntos de SME _s gravados do músculo braquiorradial do voluntário hígido	106
Figura 60 – Acurácia e erro padrão da seleção sequencial progressiva de características das características dos conjuntos de aprendizagem	107
Figura 61 – Distribuição de características para três classes (poses de mão) propostas neste estudo para o classificador LDA implementado no ESP32 do STI.....	109
Figura 62 – Distribuição das amostras discriminadas incorretamente conforme Quadro 13.....	110
Figura 63 – Voluntário vestindo a órtese mioelétrica <i>user-tuned</i> proposta neste estudo para auxiliar pessoas com distúrbios neuromusculares na execução de AVDs.....	111
Figura 64 – Prensões pinça e cilíndrica executadas pela órtese em objetos utilizados em AVDs, estes objetos foram utilizados no protocolo experimental	112
Figura 65 – Testes com a órtese de mão mioelétrica <i>user-tuned</i> utilizando três objetos de uso diário	120
Quadro 1 – Filtros aplicados no motor de busca para o B1	21
Quadro 2 – Artigos dos requisitos de sistemas EMG _s para controle mioelétrico de superfície	22
Quadro 3 – Artigos de dispositivos ortóticos mioelétricos para mão que auxiliam na execução das atividades de vida diária (AVDs)	23
Quadro 4 – Amplitude de movimento das articulações detalhada nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas.....	34
Quadro 5 – Peso dos protótipos desenvolvidos detalhado nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas.....	34
Quadro 6 – Torque produzido pelas órteses detalhado nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas	35
Quadro 7 – Tempo de resposta do sistema mioelétrico detalhado nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas.....	35
Quadro 8 – Maneira de vestir a órtese detalhada nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas	36
Quadro 9 – Tempo de duração da bateria detalhada nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas	36
Quadro 10 – Graus de liberdade das articulações da mão que são diretamente atuadas pela órtese, detalhados nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas	37

Quadro 11 – Exigências mínimas de grau de liberdade das articulações para desenvolvimento de órteses assistivas e/ou reabilitativas	71
Quadro 12 – Características DT escolhidas para a seleção sequencial progressiva de características.....	84
Quadro 13 – Matriz de confusão para o classificador implementado no ESP32 utilizando o conjunto de SMEs não incluído no treino	110
Quadro 14 – Amplitude de movimento das articulações detalhada nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto	112
Quadro 15 – Peso dos protótipos desenvolvidos detalhado nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto	113
Quadro 16 – Torque produzido pelas órteses detalhado nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto.....	114
Quadro 17 – Tempo de resposta do sistema mioelétrico detalhado nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto	115
Quadro 18 – Maneira de vestir a órtese detalhada nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto	116
Quadro 19 – Tempo de duração da bateria detalhada nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto.....	117
Quadro 20 – Graus de liberdade das articulações da mão que são diretamente atuadas pela órtese, detalhados nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto.....	118
Quadro 21 – Atributos da órtese de mão mioelétrica <i>user-tuned</i> proposta para auxiliar pessoas com LPB na execução de AVDs.....	119
Quadro 22 – Resultados de ativação/liberação da preensão para cada tentativa dos testes, aplicados com três objetos de uso diário	121

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Artigos levantados por B1 e B2 após pré-seleção, refinamento e seleção final.....	22
Tabela 2 – Acurácia por combinação de características da seleção sequencial progressiva de características no classificador LDA treinado	107
Tabela 3 – Teste <i>post-hoc</i> Durbin-Conover aplicado para encontrar onde ocorreu a diferença estatística significativa das distribuições de acurácia das combinações de características	108
Tabela 4 – Orçamento dos instrumentos utilizados para a construção do protótipo, adquiridos uma única vez para a reprodução da órtese	122
Tabela 5 – Orçamento dos insumos utilizados no protótipo, adquiridos para desenvolvimento do estudo	123
Tabela 6 – Orçamento de produção para cada órtese robótica de mão mioelétrica <i>user-tuned</i> proposta no estudo (STI e SRA)	124

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

A/D	Analógico-digital
ARHO	Órtese robótica de mão assistiva
AVDs	Atividades de Vida Diária
AVE	Acidente vascular encefálico
B1	Buscador 1
B2	Buscador 2
BLE	<i>Bluetooth</i> de baixo consumo
CAAE	Certificado de apresentação de apreciação ética
CC	Corrente contínua
CMC	Carpometacarpal
CMRR	Taxa de rejeição em modo comum
CVM	Contração voluntária máxima
DASDV	Valor absoluto do desvio padrão da diferença
DPVAT	Danos pessoais causados por veículos automotores de via terrestre
DT	Domínio do tempo
EEPROM	Memória de somente leitura eletricamente programável e apagável
EMG	Eletromiograma
EMG _s	Eletromiograma de superfície
FIR	Reposta ao impulso finita
GPIO	Pino de entrada/saída de uso geral
IAV	Valor absoluto integrado
IDE	Ambiente de desenvolvimento integrado
IEMG	EMG integrado
IF	Interfalângica
IFD	Interfalângica distal
IFP	Interfalângica proximal
IIR	Resposta ao impulso infinita
LDA	Análise discriminante linear
LED	Diodo emissor de luz
LiPo	Polímero de lítio
LPB	Lesão de plexo braquial
LUT	<i>Lookup table</i>
MAV	Média do valor absoluto
MCF	Metacarpofalângica
MFL	Máximo comprimento fractal
MR	Mão em repouso
mSD	Módulo de cartão SD
MSR	Valor médio da raiz quadrada
PaQ	Plataforma de aquisição
PC	Preensão cilíndrica
PETG	Polietileno tereftalato glicol
PNAD	Pesquisa nacional por amostra de domicílio
PP	Preensão pinça
RI	Resposta inconclusiva
RMS	Raiz quadrada média
RPM	Rotação por minuto
SME	Sinais mioelétricos

SME _s	Sinais mioelétricos de superfície
SPAR	Luva assistiva e de reabilitação que executa sete poses de mão
SRA	Sistema receptor-atuador
SSAM	Luva assistiva semiflexível de tamanho único
STI	Sistema transmissor-interpretador
TAs	Tecnologias assistivas
TRI-HFT	Teste de função motora da mão do instituto de reabilitação de Toronto
USB	Porta serial universal
UTFPR	Universidade tecnológica federal do Paraná
VAR	Variância
VM	Voto majoritário
WAMP	Amplitude de Willison
WL	Comprimento da forma de onda
ZC	Cruzamento da amplitude zero

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Objetivos	20
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	21
3	REFERENCIAL TEÓRICO	38
3.1	Anatomia da mão	38
3.2	Lesão de plexo braquial	40
3.3	Sinais mioelétricos de superfície	43
3.3.1	Pré-processamento dos SME _s	49
3.3.2	Processamento dos SME _s	53
3.3.3	Exemplos de características do domínio do tempo	54
3.4	Validação cruzada de <i>k</i>-subconjuntos	57
3.5	Seleção sequencial de características	59
3.6	Classificador por análise discriminante linear	61
3.7	Órteses mioelétricas	66
3.8	Metodologia <i>user-tuned</i>	72
4	MATERIAIS E MÉTODOS	74
4.1	Criação dos conjuntos de dados	77
4.2	Sistema transmissor-interpretador	83
4.2.1	Seleção de características	83
4.2.2	Classificador LDA	85
4.2.3	Processamentos dos SME _s em tempo real	86
4.2.4	Alimentação	90
4.3	Sistema receptor-atuador	91
4.3.1	Tala de pulso	92
4.3.2	Talas de dedo	93
4.3.3	Luva e tendões	94
4.3.4	Motores	96
4.3.5	Máquina de estados finitos	101
4.3.6	Alimentação	102
4.4	Protocolo experimental	103

5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	105
5.1	Orçamento	122
5.2	Limitações do estudo e disponibilização da plataforma	125
6	CONCLUSÃO	126
	REFERÊNCIAS.....	128
	ANEXO A - Especificações da plataforma <i>MyoWare</i>	134
	ANEXO B - Circuito da plataforma <i>MyoWare</i>.....	136

1 INTRODUÇÃO

Com a crescente aquisição de motocicletas no Brasil por seus benefícios (*e.g.* preço acessível, baixo custo de abastecimento e manutenção, desvio de congestionamentos e trânsito), o número de acidentes apresentou um crescimento que tem gerado impactos na economia pública. O estudo desenvolvido por Bittar *et al.*, (2020) aponta que os custos hospitalares relacionados as lesões por acidentes motociclísticos geraram um custo médio (59 acidentados tratados pelo Sistema Único de Saúde) de R\$ 17.550,00. Este custo é diretamente proporcional ao tempo de hospitalização (média de 13 dias) e a complexidade das fraturas.

Seis meses após o acidente, 25 dos 62 acidentados foram entrevistados quanto ao impacto socioeconômico sofrido: apenas 9 (36%) receberam algum tipo de benefício (por doença, acidente, aposentadoria por debilitação), 11 (44%) usaram o seguro DPVAT (Danos Pessoais Causados por Veículos Automotores de via Terrestre), e 15 (60%) precisavam de auxílios financeiros extras após o acidente (BITTAR *et al.*, 2020).

As contingências socioeconômicas no Brasil durante o período de pandemia cada vez mais direcionou a força de trabalho para empregos informais. De acordo com a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio (PNAD) contínuo do trimestre móvel de Mar-Abr-Mai de 2021, a taxa de informalidade alcançou 40% sendo superior aos 39,6% em relação ao trimestre de Dez-Jan-Fev e aos 37,6% do trimestre de Mar-Abr-Mai do ano anterior (ABDALA, 2021; IBGE, 2021). Adicionalmente, a taxa de informalidade para o trimestre móvel de Nov-Dez-Jan de 2022 alcançou 40,37% sendo maior que o do trimestre móvel de Mar-Abr-Mai de 2021 (IBGE, 2022).

Com o aumento no número de serviços informais, incluso a entrega por motocicleta, infere-se a possibilidade dos números de acometidos por lesão de plexo braquial (LPB) também crescerem, pois estudos epidemiológicos apresentam que a LPB tem sido consistentemente ao longo dos anos mais proeminente em jovens do sexo masculino em plena idade produtiva (média aproximada de 30 anos de idade), e embora a LPB possa ocorrer de diversas formas (*e.g.*, acidentes de bicicleta e automotivos, ferimento por projétil de arma de fogo, lesão neonatal, entre outros), os acidentes de motocicleta são as causas mais frequentes mesmo em diferentes países: Brasil (FLORES, 2006; FAGLIONI *et al.*, 2014; DE VASCONCELOS *et al.*, 2015; ESCUDERO *et al.*, 2017; CHO *et al.*, 2020), Argentina e Alemanha (SOCOLOVSKY

et al., 2019), República Tcheca (KAISER; WALDAUF; HANINEC, 2012), Escócia (BELL; BROWN; HEMS, 2017) e China (LI *et al.*, 2019).

Muitos acometidos por LPB não podem retornar ao trabalho, ou se tornam inaptos para continuar na mesma profissão (GANE *et al.*, 2018) (WIERTEL-KRAWCZUK; HUBER, 2018). Nos casos em que os acometidos adaptam seu membro não-dominante para realizar novamente as práticas de trabalho, há uma dificuldade para trabalhar adequadamente.

Em paralelo as dores e mudanças na aparência física, há também o impacto na performance das mais fundamentais atividades de vida diária (AVDs), dificultando a execução de uma rotina independente (RASULIĆ *et al.*, 2017; XILOYANNIS *et al.*, 2017; WIERTEL-KRAWCZUK; HUBER, 2018).

Devido ao perfil das vítimas serem de jovens trabalhadores em plena idade produtiva, sua exclusão no mercado de trabalho também tem impactos negativos na economia (MIDHA, 1997; FLORES, 2006; FAGLIONI *et al.*, 2014).

Além da LPB existem outros distúrbios que causam déficits motores, entre eles, podem ser citados o acidente vascular encefálico (AVE), que causa perda de sensibilidade, fraqueza e até paralisia em um lado do corpo; a paralisia cerebral, que afeta as habilidades motoras, causando rigidez muscular nos braços e pernas, dificuldade de movimentação e falta de coordenação; e esclerose múltipla, cujos sintomas incluem fraqueza muscular, formigamento e dormência nos membros. No entanto, para contextualizar este estudo a LPB será abordada mais profundamente.

A academia e a indústria desenvolve frequentemente protótipos de tecnologias assistivas (TAs) com abordagens variadas para pessoas com distúrbios neuromusculares. A abordagem mioelétrica, por exemplo, utiliza os sinais mioelétricos de superfície (SME_s) lidos em um eletromiógrafo de superfície (EMG_s) vestível para controle das TAs.

Infelizmente, esses esforços têm falhado em produzir artefatos funcionais: os protótipos se concentram no emprego de novos mecanismos e sistemas, em vez de requisitos ergonômicos, na usabilidade e na experiência do usuário. Altos custos de aquisição e escolhas de desenvolvimento ruins (*i.e.*, falta de usabilidade) são prejudiciais à sua implementação efetiva (XILOYANNIS *et al.*, 2017; YUN *et al.*, 2017; FARINHA *et al.*, 2019; ROSE; O'MALLEY, 2019). Uma dessas tecnologias para auxiliar acometidos de distúrbios neuromusculares à realizar suas AVDs é a órtese robótica mioelétrica.

Apesar de sua natureza de empoderar indivíduos, somente a tecnologia embarcada na órtese não é capaz de garantir melhora na qualidade de vida (RASULIĆ *et al.*, 2017), mesmo despojando de técnicas avançadas de processamento de sinais. Caso não haja uma abordagem centrada no usuário em seus ciclos de desenvolvimento os resultados costumam ser TAs não-práticas de serem usadas diariamente.

Quando TAs ignoram fatores psicossociais e há falta de usabilidade e ergonomia, a aderência da tecnologia é reduzida, afastando o paciente do processo de reabilitação.

Além dos fatores que reforçam a necessidade de reintegrar as pessoas com distúrbios neuromusculares impossibilitadas de retornar para suas AVDs, promover a qualidade de vida e autoestima são os pontos chaves. Portanto, as perturbações causadas por tais distúrbios na vida das pessoas justificam a necessidade da criação de uma órtese robótica mioelétrica para mão que auxilie na retomada de AVDs.

Tal tecnologia está comercialmente indisponível no Brasil¹ e pode ser adquirida somente por importação através de um alto poder aquisitivo. Os produtos conhecidos no mercado tem como preço base: *PowerGrip* (INCLUSIVEINC, 2022) de U\$ 5.500,00, e *MyoPro* (MYOMO, 2022) de U\$ 10.000,00. Dessa forma, utilizando a LPB como exemplo, os dados epidemiológicos mostram que o perfil dos indivíduos afetados não é compatível com o poder de compra exigido para adquirir tais tecnologias.

A dissertação foi organizada em seções subsequentes à introdução: A revisão bibliométrica apresenta o método utilizado para buscar os artigos de estado da arte (2017 à 2020) de órteses robóticas mioelétricas para mão, e as métricas alcançadas pelos protótipos são comparadas às métricas recomendadas na literatura; O referencial teórico descreve a base conceitual necessária para entender a construção da metodologia e das escolhas de desenvolvimento propostas no estudo; Os materiais e métodos apresentam os processos de cada etapa da construção dos módulos que compõe o protótipo e o protocolo desenvolvido para testar o protótipo; Os resultados e discussão relatam as métricas do protótipo obtidas pela aplicação do método *user-tuned* e as compara com a dos protótipos do estado da arte (2017 à 2020) e com as métricas recomendadas na literatura. Essa seção também relata os

¹ Pesquisa realizada em 20/07/2021.

resultados e as gravações dos testes utilizando o protocolo experimental e as limitações do estudo; A conclusão resume as contribuições do projeto e descreve trabalhos futuros.

1.1 Objetivos

O objetivo geral desse estudo é verificar se a criação de um protótipo de uma órtese robótica *user-tuned* de controle mioelétrico para o movimento de flexão dos quírodáctilos apresenta uma boa performance em testes com objetos de AVDs.

Para alcançar este objetivo têm-se os seguintes objetivos específicos:

- Projetar os requisitos biomecânicos e ergonômicos da órtese através de métricas retiradas de um voluntário e da literatura;
- Criar uma plataforma de aquisição e protocolo para coleta de SME_s de um ponto motor do voluntário que forneça as informações mais relevantes para as preensões;
- Treinar o algoritmo classificador com a combinação mais adequada de características entre as combinações de características retornadas pela seleção sequencial progressiva de características²;
- Embarcar os módulos sistema transmissor-interpretador (STI) e sistema receptor-atuador (SRA) em dimensões compactas e estabelecer comunicação *bluetooth*;
- Testar a órtese robótica com protocolo experimental usando objetos de uso diário para avaliar a acurácia do sistema.

² Tradução livre de *sequential forward selection*, um método da *sequential feature selection*.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Uma pesquisa exploratória foi realizada através de buscadores no motor de busca Google Acadêmico. Dois buscadores foram desenvolvidos para levantar as literaturas do estado da arte, para:

- Buscador 1: Acurácia das características extraídas dos SME_s para controle mioelétrico;
- Buscador 2: Dispositivos ortóticos robóticos mioelétricos para mão que auxiliam na execução das AVDs.

Os buscadores 1 (B1) e 2 (B2) foram executado no motor de busca com as especificações apresentadas no Quadro 1.

Quadro 1 – Filtros aplicados no motor de busca para o B1

B1				
Base	Tipo de Artigo	Palavras-chaves	Ordenado	Período
Google Acadêmico (páginas 1 à 10)	Qualquer tipo	<i>myoelectric control AND feature set</i>	Relevância	A qualquer momento
B2				
Base	Tipo de Artigo	Palavras-chaves	Ordenado	Período
Google Acadêmico (páginas 1 à 10)	Qualquer tipo	<i>myoelectric hand orthosis</i>	Relevância	01/Janeiro/2017 à 31/Dezembro/2020

Fonte: Autoria própria (2022)

Cada página contém 10 artigos, dessa forma, foram retornados 100 artigos para cada buscador. A pré-seleção dos artigos foi realizada pela análise dos títulos dos artigos e o critério para a pré-seleção foi o título estar relacionado às palavras chaves.

Os artigos pré-selecionados por título passaram pelo processo de refinamento antes da seleção final, onde a análise dos resumos foi o critério para o refinamento dos artigos pré-selecionados.

Para a seleção final, os artigos foram analisados por completo. Apenas os artigos considerados relevantes (*i.e.*, forneciam as informações desejadas pelo respectivo buscador) foram selecionados. O processo é sintetizado na Tabela 1.

Tabela 1 – Artigos levantados por B1 e B2 após pré-seleção, refinamento e seleção final

B1		
Motor de busca	Total	Seleção final
Google Acadêmico	100	7
B2		
Motor de busca	Total	Seleção final
Google Acadêmico	100	10

Fonte: A autoria própria (2022)

No portfólio final, os artigos de estado da arte dos buscadores B1 (Quadro 2) e B2 (Quadro 3) foram adicionados aos artigos e livros bases que compõe a fundamentação teórica. Os artigos foram organizados e analisados com o auxílio das plataformas Mendeley® (Ver. 1.19.4, Mendeley Ltd.) e *Microsoft Excel*® (*Microsoft Corporation*).

Quadro 2 – Artigos dos requisitos de sistemas EMG_s para controle mioelétrico de superfície

B1		
Autores	Título	DOI
1 Hudgins, Parker e Scott (1993)	<i>A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control</i>	10.1109/10.204774
2 Hargrove, Englehart e Hudgins (2006)	<i>The effect of electrode displacements on pattern recognition based myoelectric control</i>	10.1109/IEMBS.2006.260681
3 Smith <i>et al.</i> (2011)	<i>Determining the optimal window length for pattern recognition-based myoelectric control: Balancing the competing effects of classification error and controller delay</i>	10.1109/TNSRE.2010.2100828
4 Phinyomark <i>et al.</i> (2013)	<i>EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness</i>	10.1016/j.eswa.2013.02.023
5 Phinyomark, Khushaba e Scheme (2018)	<i>Feature extraction and selection for myoelectric control based on wearable EMG sensors</i>	10.3390/s18051615
6 Campbell, Phinyomark e Scheme (2019)	<i>Linear discriminant analysis with Bayesian risk parameters for myoelectric control</i>	10.1109/GlobalSIP45357.2019.8969237
7 Campbell <i>et al.</i> (2019)	<i>Differences in EMG Feature Space between Able-Bodied and Amputee Subjects for Myoelectric Control</i>	10.1109/NER.2019.8717161

Fonte: A autoria própria (2022)

Quadro 3 – Artigos de dispositivos ortóticos mioelétricos para mão que auxiliam na execução das atividades de vida diária (AVDs)

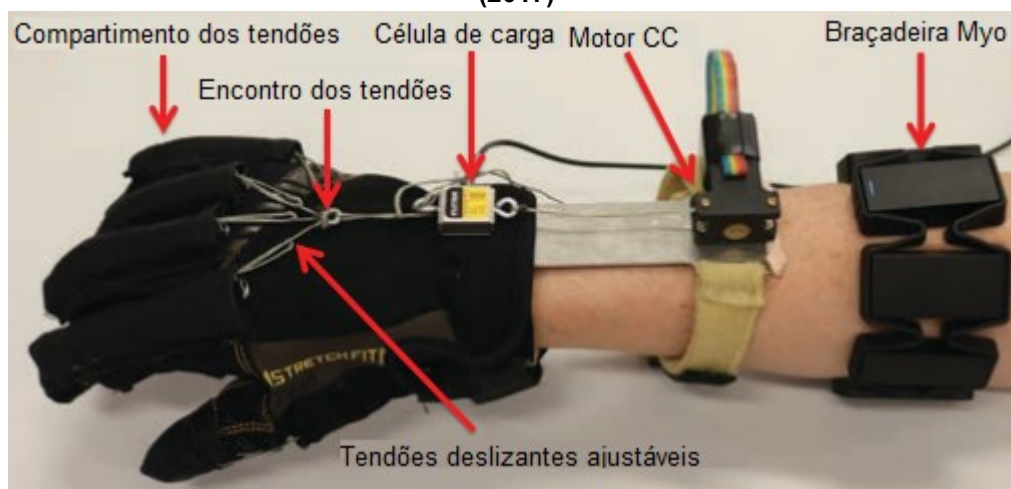
B2		
Autores	Título	DOI
1 Meeker <i>et al.</i> (2017)	<i>EMG pattern classification to control a hand orthosis for functional grasp assistance after stroke</i>	10.1109/ICORR.2017.8009413
2 Yun <i>et al.</i> (2017)	<i>Maestro: An EMG-driven assistive hand exoskeleton for spinal cord injury patients</i>	10.1109/ICRA.2017.7989337
3 Yoo <i>et al.</i> (2019)	<i>Development of 3D-printed myoelectric hand orthosis for patients with spinal cord injury</i>	10.1186/s12984-019-0633-6
4 Farinha <i>et al.</i> (2019)	<i>Assistive robotic hand orthosis (ARHO) controlled with EMG: Evaluation of a preliminary prototype</i>	10.1109/ENBENG.2019.8692562
5 Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	<i>Design and development of 3d printed myoelectric robotic exoskeleton for hand rehabilitation</i>	10.21307/ijssis-2017-215
6 Park <i>et al.</i> (2019)	<i>Multimodal Sensing and Interaction for a Robotic Hand Orthosis</i>	10.1109/LRA.2018.2890199
7 Hussain <i>et al.</i> (2017)	<i>Toward wearable supernumerary robotic fingers to compensate missing grasping abilities in hemiparetic upper limb</i>	10.1177/0278364917712433
8 Rose e O'Malley (2019)	<i>Hybrid Rigid-Soft Hand Exoskeleton to Assist Functional Dexterity</i>	10.1109/LRA.2018.2878931
9 Kaneishi <i>et al.</i> (2019a)	<i>Design and assessment of a single-size semi-soft assistive mitten for people with cervical spinal cord injuries</i>	10.1109/Humanoids43949.2019.9035027
10 Kaneishi <i>et al.</i> (2019b)	<i>Hybrid control interface of a semi-soft assistive glove for people with spinal cord injuries</i>	10.1109/ICORR.2019.8779427

Fonte: Autoria própria (2022)

Nos parágrafos a seguir, foram descritas as características gerais e de controle das órteses mioelétricas do estado da arte entre 2017 à 2020, listadas no Quadro 3.

Meeker *et al.* (2017) desenvolveram uma órtese mioelétrica para mãos com espasticidade (Figura 1). A luva possui uma tala de alumínio no antebraço que restringe o movimento do punho. Utiliza tendões artificiais de material não mencionado, e um motor de corrente contínua (CC) que puxa os tendões ligados aos dedos para permitir a extensão da mão em espasticidade. Na flexão o motor gira no sentido oposto e a mão faz preensão devido a espasticidade (MEEKER *et al.*, 2017).

Figura 1 – Órtese mioelétrica para mãos com espasticidade desenvolvido por Meeker *et al.* (2017)



Fonte: Adaptado de Meeker *et al.* (2017, p. 1)

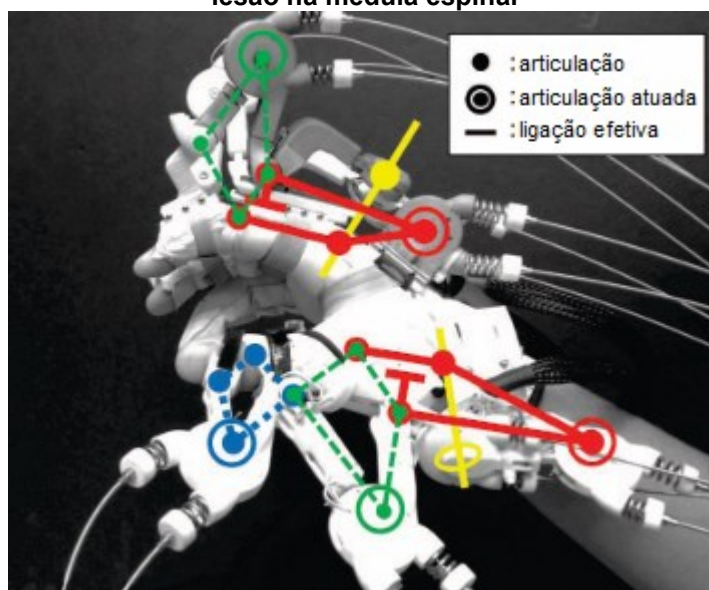
A plataforma EMG_s é a braçadeira *Myo*, que possui 8 canais de eletrodos secos e não está mais comercialmente disponível. O classificador utilizado é o de floresta aleatória³, que se baseia em árvores de decisões. O classificador é capaz de identificar duas posições de mão (classes): mão aberta e mão fechada e a acurácia média foi de 89,3%. Quando o classificador identifica uma intenção muscular para abrir a mão, o motor puxa os tendões para extensão dos dedos. Ao detectar intenção para fechar a mão, ele alivia os tendões e a mão faz preensão devido à espasticidade. A órtese também possui controle por botão, se o botão é pressionado e segurado o motor CC tensiona (puxa) os tendões. Se o botão é solto, o motor CC alivia a tensão nos tendões e a mão volta para a posição de preensão (MEEKER *et al.*, 2017).

Seu foco é para pessoas com AVE e foi testada com 4 voluntários que apresentaram paresia unilateral do lado direito após sofrerem um AVE há pelo menos 2,5 anos. Adicionalmente, os voluntários também deveriam apresentar um certo nível de espasticidade (MEEKER *et al.*, 2017).

Yun *et al.* (2017) desenvolveram uma órtese para pessoas com lesão na medula espinal (Figura 2). Ela possui estruturas de ligação quatro barras anexadas a uma luva de couro, a estrutura é atuada por cabos Bowden. Os tendões Bowden são manipuladas por motores de forma remota e externos à luva de couro.

³ Tradução de *random forest*.

Figura 2 – Maestro, órtese mioelétrica desenvolvida por Yun *et al.* (2017) para pessoas com lesão na medula espinal



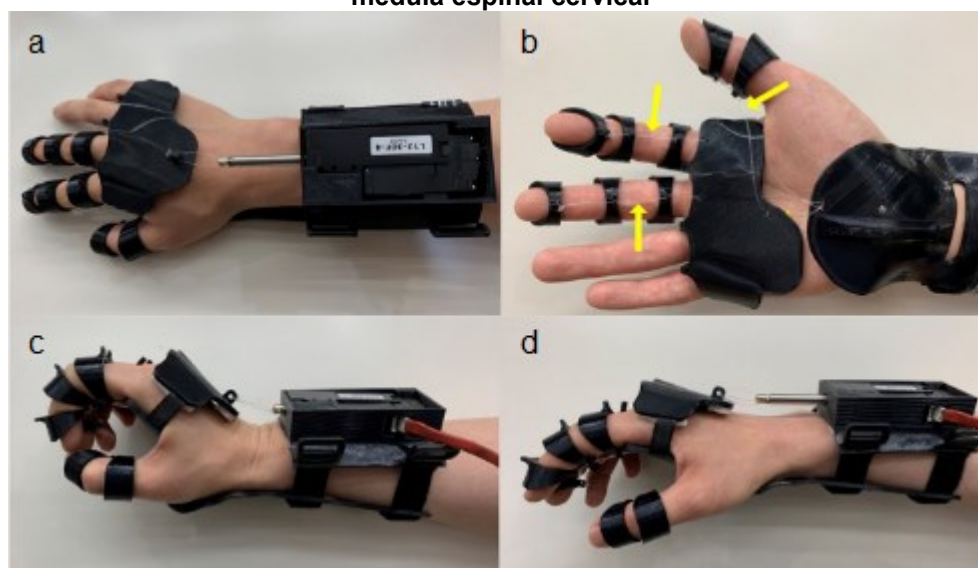
Fonte: Adaptado de Yun *et al.* (2017, p. 2)

A plataforma EMG_s utilizada foram os eletrodos sem fio da *Three Delsys Trigno* e a órtese utiliza um classificador de rede neural artificial projetado para identificar cinco poses de mão (classes): preensão cilíndrica, pinça lateral, preensão de extensão, extensão de mão e relaxamento. A acurácia do classificador não é informada, e o protótipo foi testado com duas pessoas que sofreram lesão na medula espinal que possuíam função motora do braço suficiente para alcançar objetos de AVDs na mesa em frente à elas durante o teste (YUN *et al.*, 2017).

Yoo *et al.* (2019) desenvolveram uma órtese para pessoas com lesão na medula espinal cervical. A estrutura é puramente rígida, sendo fixada com fitas de velcro. Os tendões utilizados foram de náilon, e o motor utilizado para tensionar os tendões foi um motor linear. Uma extremidade dos tendões foi fixada no motor linear (Figura 3.a) e a outra ponta dos tendões de náilon passam por dentro dos anéis nas falanges, sendo fixados no anel distal (Figura 3.b).

Quando o sistema é ativado pela atividade dos SME_s, o motor se move para trás e tensiona os tendões, forçando a preensão da mão (Figura 3.c). Quando o motor retorna, a tensão nos tendões é aliviada e a mão vai para a posição natural (Figura 3.d) (YOO *et al.*, 2017).

Figura 3 – Órtese mioelétrica desenvolvida por Yoo *et al.* (2017) para pessoas com lesão na medula espinal cervical



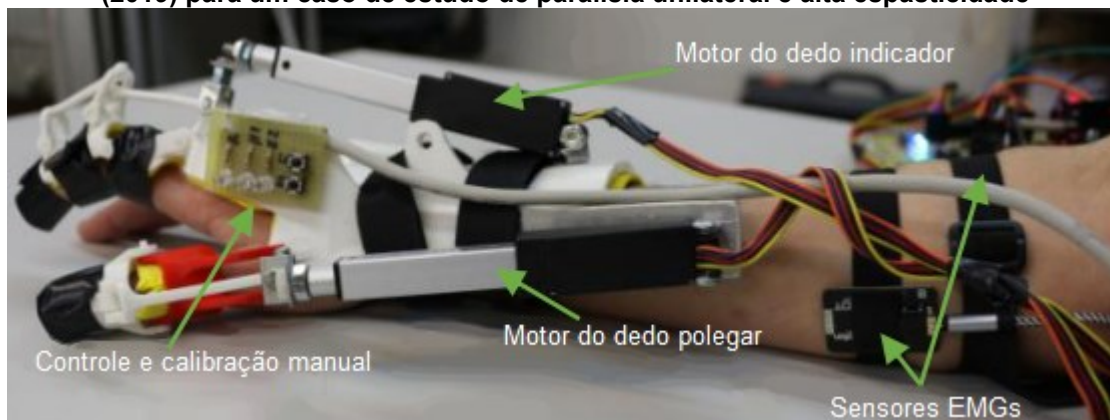
Fonte: Adaptado de Yoo *et al.* (2017, p. 4)

Os dados foram coletados e processados usando eletrodos passivos de gel e um *Arduino Mega 2560* com conversor analógico/digital (A/D) de 10 bits. Neste sistema não há um classificador, o controle é dado por um limiar da característica *Root Mean Square* (RMS) extraída dos SMEs filtrados. Este limiar é definido como sendo 80% do RMS de uma contração voluntária máxima. Esse valor foi escolhido para diferenciar uma atividade muscular intencional de uma não intencional. No entanto, pode ser modificado pelos voluntários para adequar o sistema ao seu nível de conforto. Quando uma contração muscular ultrapassa o limiar, o sistema permanece ativado (em preensão) até que outra atividade muscular ultrapasse o limiar (YOO *et al.*, 2017).

A órtese foi testada por dez participantes com lesão na medula espinal cervical crônica, e alguns dos requisitos para a escolha dos participantes foram a lesão ser a causa do comprometimento da função da mão e o tempo mínimo de 12 meses após a lesão (YOO *et al.*, 2017).

Farinha *et al.* (2019) desenvolveram uma órtese para um caso de estudo de uma pessoa com paralisia unilateral e alta espasticidade (Figura 4). A órtese é puramente rígida e não possui tendões. Dois motores lineares são ligados individualmente às estruturas rígidas do dedo indicador e polegar. A órtese foi projetada para realizar o movimento pinça e preensão cilíndrica.

Figura 4 – ARHO, órtese mioelétrica de mão robótica assistiva desenvolvida por Farinha *et al* (2019) para um caso de estudo de paralisia unilateral e alta espasticidade



Fonte: Adaptado de Farinha *et al.* (2019, p. 2)

A plataforma de aquisição e tratamento dos dados foi o *Arduino Mega 2560* e os SME_s dos músculos flexor ulnar do carpo e extensor radial do carpo foram individualmente coletados pelos sensores analógicos *Gravity*. (FARINHA *et al.*, 2019).

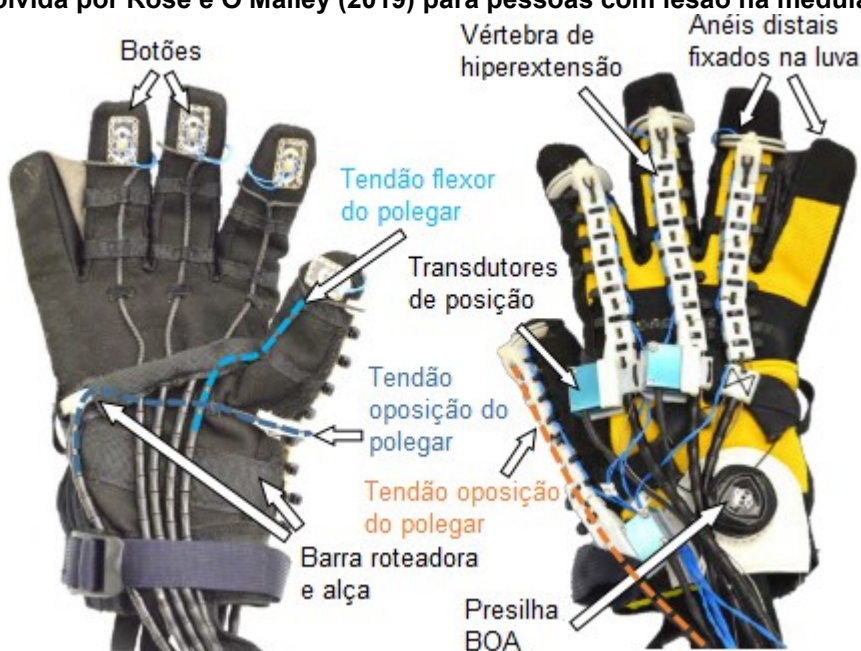
Um limiar é aplicado a partir de uma contração voluntária máxima do RMS extraído. Se o RMS da atividade muscular do músculo flexor é maior que o limiar e maior que o RMS da atividade muscular do músculo extensor, a órtese fecha. Se o RMS da atividade muscular do músculo extensor é maior que o limiar e maior que o RMS da atividade muscular do músculo flexor, a órtese abre. A acurácia média da órtese é de aproximadamente 95% (FARINHA *et al.*, 2019).

A órtese possui três modos de controle. O primeiro modo é por botão, utilizando a mão hígida. Se o botão é pressionado uma vez no estado aberto a órtese fecha, se pressionado novamente a órtese abre. No segundo, a preensão dos dedos ocorre quando a atividade muscular ultrapassa o limiar definido uma vez, e os dedos são estendidos quando a atividade muscular ultrapassa o limiar novamente. No terceiro modo, a preensão é mantida enquanto a atividade muscular estiver acima do limiar (FARINHA *et al.*, 2019).

A órtese permite a parametrização dos valores de limiar dos SME_s , limites da amplitude das articulações e velocidade individual dos motores. Os testes foram realizados com o paciente do caso de estudo, que só conseguiu utilizar o modo botão. O modo mioelétrico foi testado por um voluntário hígidos, mas a acurácia para cada modo de funcionamento não foi fornecida, apenas a acurácia geral para cada classe (mão em preensão, mão aberta e relaxamento) (FARINHA *et al.*, 2019).

Rose e O'Malley (2019) desenvolveram uma órtese semirrígida para pessoas com lesão da medula espinal, cujo objetivo é auxiliar nas atividades de vida diária (Figura 5). A parte rígida da órtese é um tubo de aço inoxidável costurado na luva. Essa peça serve para rotear os tendões de flexão para cada dedo. Uma alça fixa a luva no pulso e utiliza uma presilha estilo BOA.

Figura 5 – SPAR, uma órtese mioelétrica assistiva e de reabilitação que reproduz sete poses, desenvolvida por Rose e O'Malley (2019) para pessoas com lesão na medula espinal



Fonte: Adaptado de Rose e O'Malley (2019, p. 3)

Ao fim da falange medial dos dedos há um anel ligado à vertebra de hiperextensão onde os tendões de flexão são fixados. Estes tendões Bowden são direcionados para os respectivos dedos com o auxílio de uma barra roteadora. Os tendões de extensão dos dedos também são cabos Bowden e estão no dorso dos dedos, pois passam por dentro da vértebra de hiperextensão e são fixados na parte distal dela. Transdutores de posição (potenciômetro de corda) informam o movimento distal dos dedos e são alocados nas falanges distais dos dedos polegar, indicador e médio através da vertebra de hiperextensão. Sete motores sem escova são utilizados e podem ser alocados no braço ou em uma bolsa. Os botões na ponta dos dedos obtêm informação de contato do objeto agarrado (ROSE; O'MALLEY, 2019).

A plataforma EMG_s utilizada foi a braçadeira *Myo*, em conjunto com um sensor de deformação. Não é informado o método pelo qual os sinais são classificados, mas os autores descrevem que o protótipo pode classificar sete poses de mão: oposição

do polegar, reposição do polegar, gancho, pinça lateral, preensão pinça, preensão cilíndrica e apontar. A acurácia também não é informada. O teste preliminar do protótipo ocorreu com um participante que possui lesão na medula espinal (ROSE; O'MALLEY, 2019).

Kaneishi *et al.* (2019a) desenvolveram uma órtese semi-flexível para pessoas com lesão na medula espinal (Figura 6). Na parte dorsal há um mecanismo de suspensão de lâminas que faz a extensão dos dedos acontecer passivamente. Os tendões de náilon são fixados no eixo do motor CC e a outra extremidade na falange distal. Quando o motor gira, enrola os tendões e força a órtese a realizar o movimento de preensão, ao girar no sentido contrário, alivia a tensão dos tendões e a mão volta ao estado de repouso devido as lâminas de suspensão.

Figura 6 – SSAM, órtese mioelétrica semiflexível de tamanho único desenvolvida por Kaneishi *et al.* (2019a) e Kaneishi *et al.* (2019b) para pessoas com lesão na medula espinal



Fonte: Adaptado de Kaneishi *et al.* (2019a, p. 1)

A parte mioelétrica foi desenvolvida na segunda etapa do projeto, descrita em Kaneishi *et al.* (2019b). A plataforma de aquisição e tratamento dos SME_s foi realizada em um *Arduino UNO* (conversor A/D 10 bits), dados do sensor de deformação no pulso também foram usados para o controle da órtese.

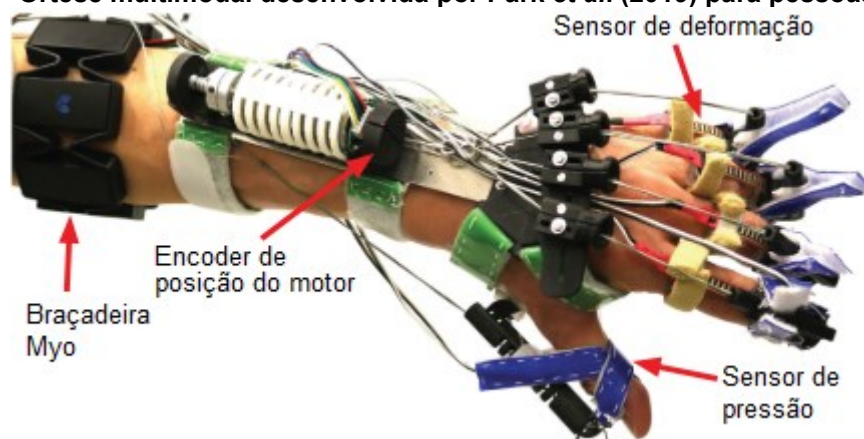
Não foi utilizado um classificador e o sistema é controlado por uma máquina de estados finitos. O sistema é iniciado no estado “funcionando”, e alterna entre o estado “funcionando” e “desativado” a partir de uma contração muscular voluntária detectada acima de um limiar. As posições de mão são alternadas a partir do sensor de deformação e podem alternar entre os estados de mão: fechada, aberta, segurando

e neutra. O estado de mão neutra é sempre ativado quando o sistema alterna para o estado desativado via estímulo dos SME_s . O protótipo foi testado com três participantes hígidos (KANEISHI *et al.*, 2019b).

Park *et al.* (2019) desenvolveram uma órtese semirrígida multimodal para pessoas com AVE (Figura 7). Ela contém uma tala de alumínio no dorso do antebraço que fixa o motor e restringe o movimento do pulso.

O material dos tendões e o tipo de motor não são informados. Os tendões são ligados às falanges distais dos dedos por velcro. No velcro do polegar há um sensor de pressão fixado. Os tendões são roteados por componentes impressos com a técnica de impressão 3D, fixados nas falanges distais. Estes componentes previnem a hiperextensão. Os sensores de deformação também são fixados nos componentes dos dedos distais e nos tendões. Durante os testes um suporte para o braço foi adicionado para aliviar a fadiga observada nos participantes (PARK *et al.*, 2019).

Figura 7 – Órtese multimodal desenvolvida por Park *et al.* (2019) para pessoas com AVE



Fonte: Adaptado de Park *et al.* (2019, p. 1)

A plataforma EMG_s usada foi a braçadeira *Myo*. O classificador usado é o de floresta aleatória e gera três valores de saída, onde cada valor é a probabilidade dos SME_s pertencerem à uma classe. Uma média de 3 predições é passada por um filtro mediano, e comparado com um limiar escolhido manualmente para cada classe. Se uma das classes ultrapassar seu limiar correspondente, ela é escolhida. Apenas uma classe pode ser escolhida, assim as outras duas são descartadas e outra predição é feita. O classificador consegue prever 3 poses de mão: aberta, fechada e relaxamento (PARK *et al.*, 2019).

A órtese pode funcionar também em dois outros modos utilizando os outros sensores. No primeiro modo, são utilizados o sensor de deformação para abrir a mão e SME_s para fechar. No segundo modo, são utilizados os SME_s para abrir a mão e o sensor de pressão para fechar. Os testes foram realizados com quatro participantes espasticidade crônica. A acurácia do classificador com o suporte de braço somente com os SME_s foi de 85,2% (PARK *et al.*, 2019).

Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017) desenvolveram uma órtese mioelétrica para pessoas que tiveram lesão na medula espinal e AVE (Figura 8). A estrutura é semirrígida. A parte rígida da órtese é composta de uma tala para o antebraço. Na parte dorsal da tala, os motores e os mecanismos de flexão retornado por mola são fixados. Este mecanismo de flexão também está fixado na parte dorsal das falanges proximal, medial e distal dos dedos. No polegar a estrutura é fixada nas falanges proximal e distal.

Figura 8 – Órtese mioelétrica desenvolvida por Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017) para pessoas com lesão na medula espinal e AVE



Fonte: Adaptado de Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017, p. 10 e 23)

Uma das extremidade dos tendões são fixados individualmente no eixo de cinco servomotores, e a outra extremidade é fixada no mecanismo de flexão. Os tendões utilizados são fios de náilon (ABDALLAH; BOUTERAA; REKIK, 2017).

A plataforma EMG_s utilizada é a *e-Health Sensor Shield*, um módulo para a plataforma microcontrolada *Arduino*[®] que utiliza eletrodos descartáveis com gel. A plataforma de aquisição e tratamento utilizada é o *Arduino Mega 2560* ligada à plataforma EMG_s (ABDALLAH; BOUTERAA; REKIK, 2017).

O controle da órtese não é realizada com um classificador, mas com uma máquina de estados finitos usando limiares. As características RMS e MAV2 (uma variante da média do valor absoluto (MAV)) são extraídas dos músculos flexor e extensor dos dedos para o controle da órtese. O sistema é iniciado na posição de relaxamento (mão aberta), e muda para a posição de mão fechada quando a MAV2 ultrapassar o limiar (ABDALLAH; BOUTERAA; REKIK, 2017).

A atividade dos RMS para os dois músculos passa por uma lógica não detalhada no artigo e move os dedos na posição baseada no valor da característica. Ou seja, os motores removem a tensão dos tendões para o mecanismo dorsal realizar a flexão por mola. Se a MAV2 do músculo extensor dos dedos for acima do limiar, a mão é aberta, isto é, o motor gira e puxa os tendões ligados às estruturas de flexão e abre a mão. O protótipo foi testado em dois participantes com AVE (ABDALLAH; BOUTERAA; REKIK, 2017).

Hussain *et al.* (2017) desenvolveram duas órteses com uma estrutura fora do convencional, uma órtese possui 1 dedo supranumerário (extra), e a outra órtese possui 2 (Figura 9). Elas foram construídas para auxiliar pessoas com AVE crônico, e com paralisia unilateral. Ambas possuem a mesma estrutura sendo a única diferença de uma para outra a adição de um dedo supranumerário, no entanto, o motor utilizado é apenas 1 para ambos os casos.

Figura 9 – Dedo supranumerário mioelétrico para pessoas com AVE crônico e paralisia unilateral



Fonte: Adaptado de Hussain *et al.* (2017, p. 10, 10 e 12)

A estrutura da órtese é rígida e é fixada no antebraço por velcro. A estrutura dos dedos é modular, isto é, é composto de partes ligadas umas às outras por um material semirrígido e dois tendões (fibra de Dyneema[®]) ao longo do dedo para flexão. O material semirrígido é responsável por forçar o retorno do dedo ao estado aberto. O motor utilizado é um servomotor. O dedo possui uma interface de silicone para interagir com os objetos. Uma das extremidades dos tendões são fixados na parte distal do dedo e a outra é fixada no carretel do servomotor (HUSSAIN *et al.*, 2017).

A plataforma EMG_s é localizada em um boné para fazer a leitura dos músculos da testa e envia os dados para a órtese usando tecnologia de transmissão sem fio. Mais especificamente, eles propõe que a ativação do sistema se dê pelo movimento da sobrancelha para cima, gerando a contração muscular (HUSSAIN *et al.*, 2017).

Os eletrodos usados são eletrodos passivos descartáveis com gel. Os dados SME_s são recebidos por um microcontrolador modelo AVR que irá fazer o controle do sistema através de uma máquina de estados finitos (HUSSAIN *et al.*, 2017).

O sistema gera um evento de ativação quando uma contração muscular ultrapassa 50% de uma contração voluntária máxima utilizada como referência. Esse sinal deve se manter por aproximadamente 20 ms acima do limiar de 50% antes de gerar o evento. Quando dois eventos são gerados em uma janela de 1 s, o movimento troca de sentido (extensão para flexão e vice-versa). Quando apenas um evento é gerado, a órtese realiza o movimento no sentido atual (extensão ou flexão); este movimento pode ser parado ao gerar um único evento. Se não for gerado um evento para parar a órtese, ela possui meios de detectar uma preensão através de um limiar de torque e também há um limiar para evitar hiperextensão (HUSSAIN *et al.*, 2017).

O sistema possui uma interface com diodos emissores de luz para indicar o estado do movimento, e também pode ser controlado por botões. Na interface com botões há a troca do modo EMG_s para o de calibração dos limiares, e também há um modo de recuperação para reestabelecer a comunicação sem fio com o boné EMG_s. Testes foram feitos com cinco participantes que sofreram AVE crônico (HUSSAIN *et al.*, 2017).

Os Quadros 4 à 10 compilam as escolhas de desenvolvimento dos protótipos de órteses robóticas mioelétricas de mão descritos acima. Estes protótipos foram desenvolvidos para auxiliar pessoas com distúrbios neuromusculares na realização de AVDs. Foram adicionados aos quadros somente os dados explicitamente descritos nos respectivos estudos. Campos não preenchidos nos quadros representam que tal

requisito não foi reportado no respectivo estudo. O estudo marcado com asterisco contém as recomendações do requisito levantado.

Quadro 4 – Amplitude de movimento das articulações detalhada nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas

Estudos	Amplitude de movimento das articulações
Prange <i>et al.</i> (2015)*	A tecnologia não deve realizar hiperflexão / hiperextensão.
Meeker <i>et al.</i> (2017)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Yun <i>et al.</i> (2017)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Hussain <i>et al.</i> (2017)	Dedo supranumerário, se adapta ao formato do objeto.
Yoo <i>et al.</i> (2019)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Farinha <i>et al.</i> (2019)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Rose e O'Malley (2019)	MCF 72°; IFP & IFD 66°. Estes valores foram obtidos testando um dedo indicador robótico.
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Park <i>et al.</i> (2019)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.

Nota: MCF = metacarpofalângica; IFP = interfalângica proximal; IFD = interfalângica distal.
Fonte: Autoria própria (2022)

Quadro 5 – Peso dos protótipos desenvolvidos detalhado nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas

Estudos	Massa em gramas (g) dos protótipos desenvolvidos
Yurkewich <i>et al.</i> (2019)*	Deve medir menos de 400 g
Meeker <i>et al.</i> (2017)	135 g
Yun <i>et al.</i> (2017)	O módulo dos dedos indicador, médio, anular e mínimo mede 57 g o módulo do polegar mede 91 g. A massa total é 319 g.
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	388 g
Hussain <i>et al.</i> (2017)	230 g
Yoo <i>et al.</i> (2019)	186 g
Farinha <i>et al.</i> (2019)	380 g
Rose e O'Malley (2019)	220 g + 16 kg dos elementos de bancada.
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	-
Park <i>et al.</i> (2019)	-

Fonte: Autoria própria (2022)

Quadro 6 – Torque produzido pelas órteses detalhado nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas

Estudos	Torque produzido pela órtese em newtons (N)
In <i>et al.</i> (2019)*	40 N
Meeker <i>et al.</i> (2017)	80 N
Yun <i>et al.</i> (2017)	-
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	-
Hussain <i>et al.</i> (2017)	13 N
Yoo <i>et al.</i> (2019)	30 N
Farinha <i>et al.</i> (2019)	-
Rose e O'Malley (2019)	83 N
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	14 ± 3 N
Park <i>et al.</i> (2019)	-

Fonte: Autoria própria (2022)

Quadro 7 – Tempo de resposta do sistema mioelétrico detalhado nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas

Estudos	Tempo de resposta do sistema mioelétrico em milissegundos (ms)
Hudgins, Parker e Scott (1993)*	O sistema deve responder em até 300 ms para evitar que o atraso seja percebido pelo usuário.
Meeker <i>et al.</i> (2017)	850 ms
Yun <i>et al.</i> (2017)	-
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	-
Hussain <i>et al.</i> (2017)	1 s para a ativação mais complexa do sistema (produzir dois eventos de ativação do sistema).
Yoo <i>et al.</i> (2019)	-
Farinha <i>et al.</i> (2019)	500 ms
Rose e O'Malley (2019)	-
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	-
Park <i>et al.</i> (2019)	Acima de 500 ms

Fonte: Autoria própria (2022)

Quadro 8 – Maneira de vestir a órtese detalhada nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas

Estudos	Maneira de vestir a órtese
Joseph <i>et al.</i> (2018)*	Facilidade em vestir e a não interferência na vida pessoal são comumente associados à aderência da órtese. Portanto, deve ser auto vestível.
Meeker <i>et al.</i> (2017)	Necessitou de auxílio para vestir. Com auxílio demorou 5 minutos.
Yun <i>et al.</i> (2017)	Necessitou de auxílio para vestir.
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	-
Hussain <i>et al.</i> (2017)	Auto vestível.
Yoo <i>et al.</i> (2019)	Auto vestível.
Farinha <i>et al.</i> (2019)	-
Rose e O'Malley (2019)	Auto vestível.
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	Auto vestível.
Park <i>et al.</i> (2019)	Necessitou de auxílio para vestir.

Fonte: Autoria própria (2022)

Quadro 9 – Tempo de duração da bateria detalhada nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas

Estudos	Tempo de duração da bateria
Desplenter <i>et al.</i> (2020)*	O sistema deve ser alimentado de modo à permitir o uso contínuo durante o dia.
Meeker <i>et al.</i> (2017)	-
Yun <i>et al.</i> (2017)	-
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	-
Hussain <i>et al.</i> (2017)	-
Yoo <i>et al.</i> (2019)	-
Farinha <i>et al.</i> (2019)	-
Rose e O'Malley (2019)	-
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	-
Park <i>et al.</i> (2019)	-

Fonte: Autoria própria (2022)

Quadro 10 – Graus de liberdade das articulações da mão que são diretamente atuadas pela órtese, detalhados nos estudos de estado da arte e no estudo com as métricas recomendadas

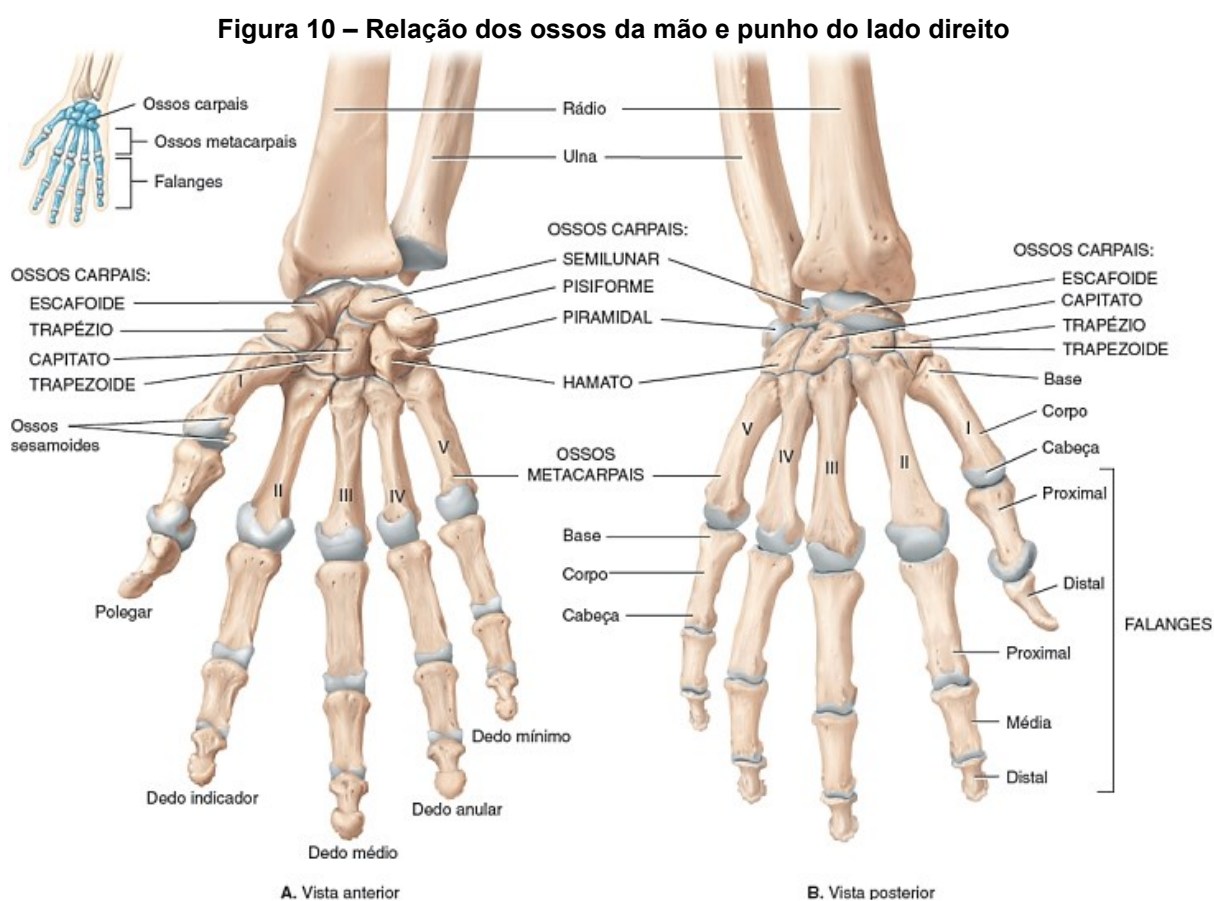
Estudos	Grau de liberdade das articulações da mão					
	Polegar			Indicador, médio, anular e mínimo		
	CMC	MCF	IF	MCF	IFP	IFD
Sarac, Solazzi e Frisoli (2019)*	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F
Meeker <i>et al.</i> (2017)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F
Yun <i>et al.</i> (2017)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	-
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F
Hussain <i>et al.</i> (2017)	-	-	-	-	-	-
Yoo <i>et al.</i> (2019)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F leM	E/F leM	E/F leM
Farinha <i>et al.</i> (2019)	E/F AD/AB	-	E/F	E/F Indicador	E/F Indicador	E/F Indicador
Rose e O'Malley (2019)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	-	-	-	E/F	E/F	E/F
Park <i>et al.</i> (2019)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F

Nota: CMC = carpometacarpal; MCF = metacarpofalângica; IF = interfalângica; IFP = interfalângica proximal; IFD = interfalângica distal; E/F = flexão/extensão; AD/AB = adução/abdução; leM = dedos indicador e médio. Para determinar os graus não descritos no projeto, foram analisadas as imagens dos protótipos atuando sobre os objetos.
Fonte: Autoria própria (2022)

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Anatomia da mão

A palma da mão, ou metacarpo, é a região intermediária da mão que consiste de cinco ossos chamados metacarpais numerados de I a V. As bases dos ossos metacarpais se articulam com a fileira distal dos ossos carpais (*i.e.*, ossos do punho) para formar as articulações carpometacarpais (CMC). As cabeças dos ossos metacarpais articulam-se com as falanges (*i.e.*, ossos dos dedos) proximais para formar as articulações metacarpofalângicas (MCF) (TORTORA; DERRICKSON, 2014). A Figura 10.a mostra os ossos da mão e punho na vista anterior, e a Figura 10.b a vista posterior.



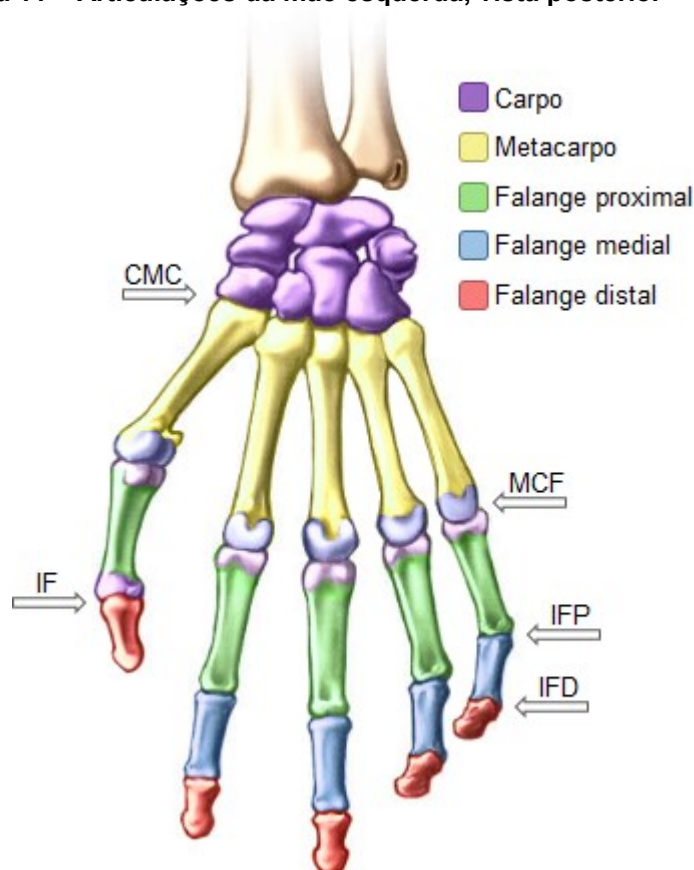
Fonte: Tortora e Derrickson (2014, p. 239)

A falange representa um único osso de um dedo, onde em cada mão, há 14 falanges nos cinco dedos. A partir do polegar, os outros 4 dedos são chamados de dedo indicador, dedo médio, dedo anular e dedo mínimo. O polegar possui duas

falanges: proximal e distal, enquanto os outros 4 dedos possuem as falanges proximal, medial e distal (TORTORA; DERRICKSON, 2014).

As falanges proximais de todos os dedos articulam-se com os ossos metacarpais⁴ e as falanges médias dos dedos se articulam com suas falanges distais. Por fim, as articulações entre as falanges são chamadas de articulações interfalângicas (TORTORA; DERRICKSON, 2014). A Figura 11 ilustra as articulações. Entre as falanges proximais e mediais, a articulação recebe o nome de interfalângica proximal (IFP). Entre as falanges mediais e distais, a articulação recebe o nome de interfalângica distal (IFD).

Figura 11 – Articulações da mão esquerda, vista posterior



Nota: CMC = articulação carpometacarpal; IF = interfalângica; MCF = metacarpofalângica; IFP = interfalângica proximal; IFD = interfalângica distal.

Fonte: Adaptado de CENTRALX (2022)

A mão é capaz de uma série de movimentos angulares que ocorrem quando há aumento ou diminuição do ângulo entre os ossos da articulação. Alguns dos

⁴ Com exceção do polegar, que não possui falange medial. Nesse caso, a articulação é dada pelas falanges proximal e distal, chamada de interfalângica (IF) (TORTORA; DERRICKSON, 2014).

principais movimentos angulares da mão são: flexão, extensão, abdução e adução. A extensão e flexão são movimentos opostos. Na flexão (Figura 12.a) há a diminuição do ângulo entre os ossos da articulação, enquanto na extensão (Figura 12.a) o ângulo entre os ossos da articulação aumenta (TORTORA; DERRICKSON, 2014).

A hiperflexão (Figura 12.a) ocorre quando há a continuação da flexão além da posição de flexão. Já a hiperextensão ocorre quando há a extensão além da posição anatômica (TORTORA; DERRICKSON, 2014).

Figura 12 – Nomenclaturas dos movimentos das articulações do carpo e metacarpo



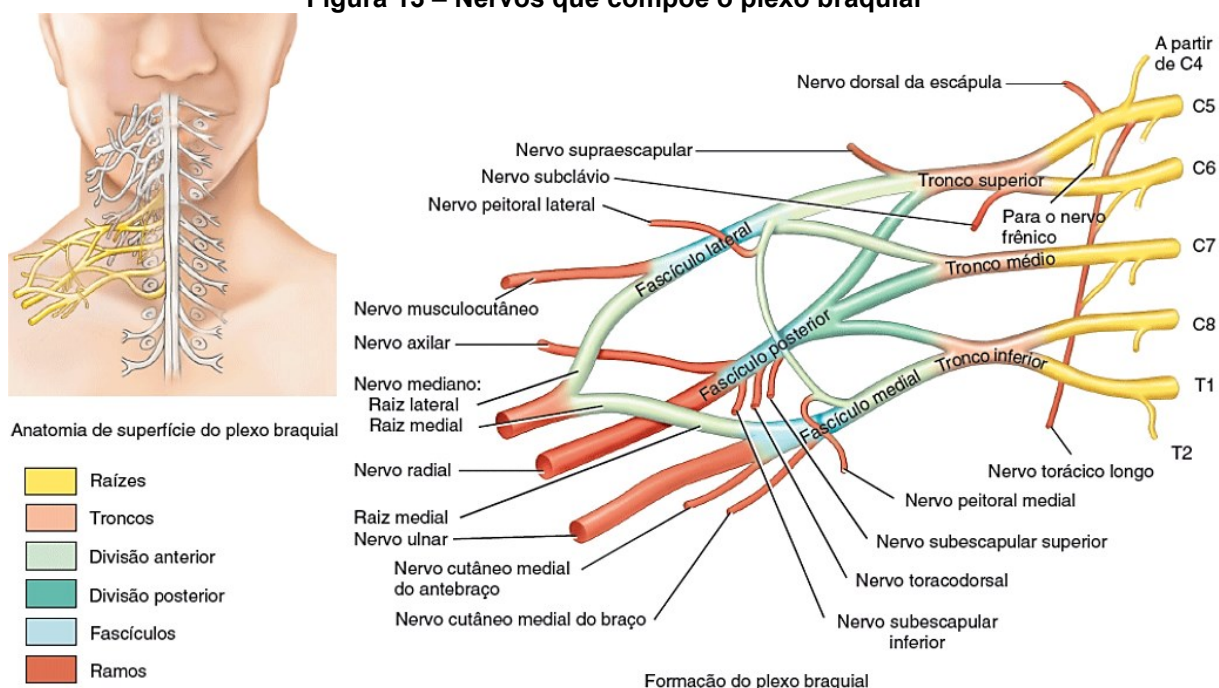
Fonte: Adaptado de Tortora e Derrickson (2014, p. 265 e 266)

A abdução, também chamada de desvio radial, é o movimento de um osso em sentido oposto ao da linha mediana (uma linha vertical que traça o meio do corpo no plano frontal). A adução, ou desvio ulnar, é o movimento de um osso no sentido da linha mediana. Ambos os movimentos (Figura 12.b) ocorrem no plano frontal (TORTORA; DERRICKSON, 2014). No caso da abdução dos dedos (exceto polegares), uma linha imaginária é desenhada, dessa vez pelo eixo longitudinal do dedo médio, e os dedos se movimentam no sentido oposto ao dedo médio realizando a abertura dos dedos. A adução é simplesmente o retorno à posição anatômica, como ilustra a Figura 12.c (TORTORA; DERRICKSON, 2014).

3.2 Lesão de plexo braquial

Sendo uma das estruturas mais complexas do sistema nervoso periférico (WIERTEL-KRAWCZUK; HUBER, 2018), o plexo braquial é formado pelas raízes dos nervos espinais C5 a T1 (Figura 13) e fornece quase toda a inervação dos ombros e dos membros superiores. Ele dá origem à cinco grandes ramos terminais, onde cada um dos ramos inerva certos músculos (TORTORA; DERRICKSON, 2014).

Figura 13 – Nerven que compõe o plexo braquial



Fonte: Adaptado de Tortora e Derrickson (2014, p. 454)

O nervo axilar (C5-C6) supre os músculos deltoide e redondo menor; o nervo musculocutâneo (C5-C7) inerva os músculos anteriores do braço; o nervo radial (C5-T1) supre os músculos da região posterior do braço e antebraço; o nervo mediano (C5-T1) inerva a maioria dos músculos da região antebraquial anterior e alguns músculos da mão; o nervo ulnar (C8-T1) supre músculos anteromediais do antebraço e a maioria dos músculos da mão (TORTORA; DERRICKSON, 2014).

Especificamente para as funções motoras da mão, a lesão do nervo mediano tem como características: a incapacidade de flexão das articulações interfalângicas proximais de todos os dedos da mão, incapacidade de flexão das articulações interfalângicas distais do segundo e terceiro dedo e movimentação fraca no polegar. Além disso, há dormência, formigamento e dor na palma e dedos da mão, somado há incapacidade de pronação do antebraço (TORTORA; DERRICKSON, 2014).

A lesão do nervo ulnar é caracterizada pela perda da sensibilidade no dedo mínimo, incapacidade de abduzir ou aduzir os dedos da mão, atrofia dos músculos interósseos da mão, hiperextensão das articulações metacarpofalângicas e flexão das articulações interfalângicas (TORTORA; DERRICKSON, 2014).

A LPB acomete o sistema nervoso periférico por ruptura, estiramento e até avulsão das raízes. O dano é associado à perda temporária e até permanente das capacidades sensoriomotoras do membro superior afetado (WIERTEL-KRAWCZUK;

HUBER, 2018). Há então a degeneração das fibras nervosas e sinapses, morte das células nervosas e quebra das conexões neurais (CARLSTEDT; JAMES; RISLING, 2017).

Quando ocorre por trauma é considerada uma das mais devastadoras no membro superior (LI *et al.*, 2019). Os nervos periféricos afetados e o grau de severidade trazem grandes consequências para a qualidade de vida dos indivíduos acometidos, suas famílias e para a sociedade (LI *et al.*, 2019; RASULIĆ *et al.*, 2017; XILOYANNIS *et al.*, 2017; WIERTEL-KRAWCZUK; HUBER, 2018; YOO *et al.*, 2019).

A LPB pode apresentar mudanças degenerativas nas placas terminais motoras com o passar do tempo (WIERTEL-KRAWCZUK; HUBER, 2018), e o desuso muscular por interferência neural ou perda de capacidade motora acarreta em redução na performance muscular e, frequentemente, atrofia (RASULIĆ *et al.*; 2018).

As formas de tratamento para a LPB dependem consideravelmente com o caso, pois apresentam características muito específicas do acometimento, variando desde cirurgias de transferência nervosa para casos severos⁵, até recuperação espontânea para os casos leves (RASULIĆ *et al.*, 2018).

A incidência para os casos de LPB é escassa, um estudo aponta que nos Estados Unidos ela é indiretamente calculada a partir do trauma raquimedular e cranioencefálico, com uma estimativa de até 3,9/100,000 (casos/habitantes) por ano (KALSBECK *et al.*, 1980). Na Grã-Bretanha, a incidência para todos os tipos de LPB (incluindo lesões leves de recuperação espontânea) foram de 0,58/100,000 por ano (GOLDIE; COATES, 1992).

Em Brasília (2004 à 2005) foi identificado uma incidência de 1,75/100,000 por ano na população brasileira, mas sob a constatação de que tal cálculo era apenas uma estimativa. Isso pois pacientes em redes privadas ou atendidos no Hospital Sarah não foram inclusos (FLORES, 2006).

Adicionalmente, um estudo realizado em São Paulo (CHO *et al.*, 2020) avaliou dados dos prontuários eletrônicos dos pacientes de LPB tratados entre agosto de 2008 à junho de 2013 no Hospital São Paulo (considerado centro de referência em cirurgias de alta complexidade na região metropolitana “ABC”), encontrando uma incidência regional (“ABC”) anual estimada de 1,88/100,000 por ano.

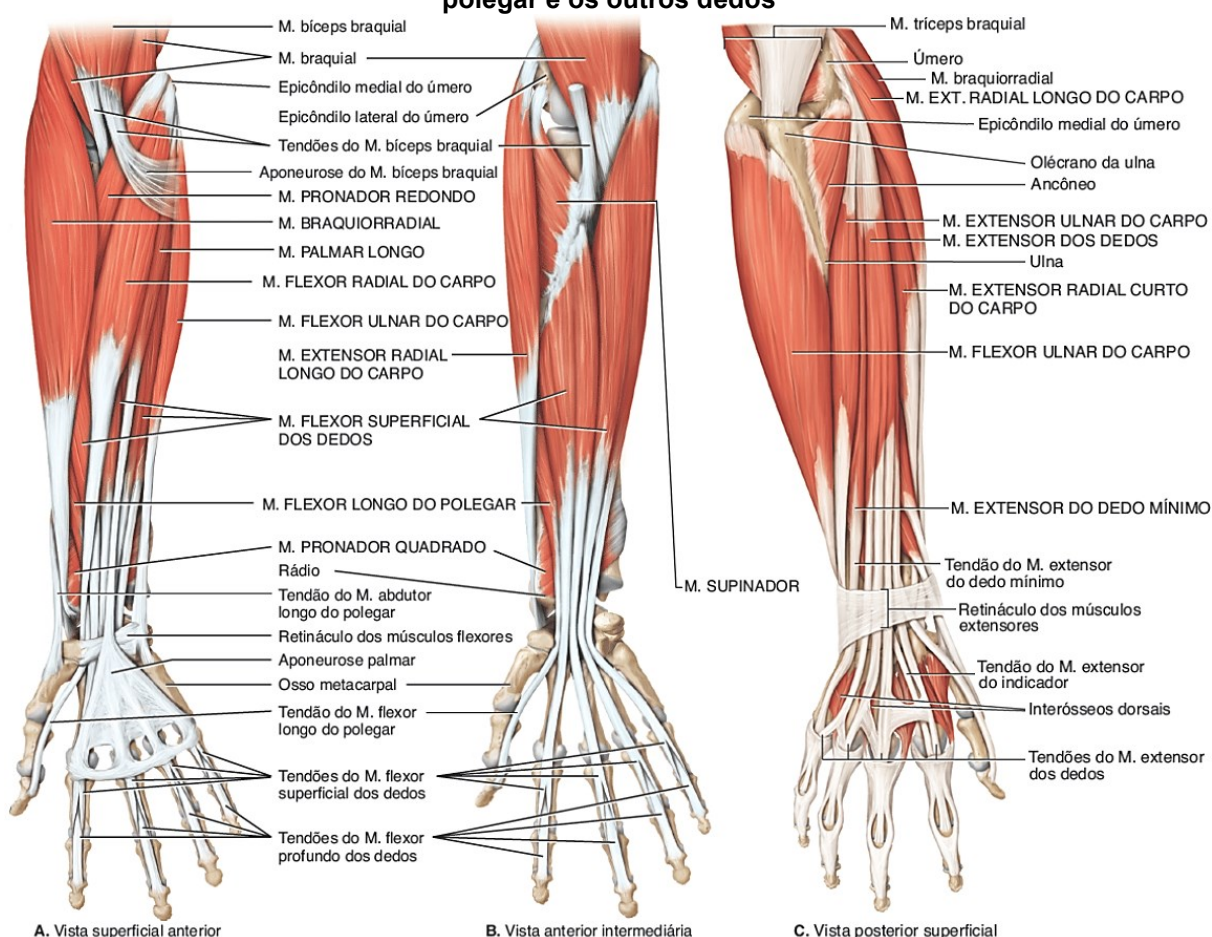
⁵ Embora mesmo a cirurgia não possa garantir uma melhora funcional em alguns casos (RASULIĆ *et al.*, 2018).

3.3 Sinais mioelétricos de superfície

Fibras musculares são inervadas por um neurônio motor e formam uma unidade motora, que juntas, formam grupos musculares. Os músculos anteriores (Figura 14.a e Figura 14b) agem como flexores, enquanto os músculos do compartimento posterior (Figura 14.c) agem como extensores.

Quando uma unidade motora é ativada através do uso muscular associado a ela são gerados potenciais de ação dessa unidade motora. Essa ativação continuada da unidade motora forma trens de potenciais de ação (DE LUCA, 2006).

Figura 14 – Alguns dos grupos musculares do antebraço, que movimentam o punho, mão, polegar e os outros dedos

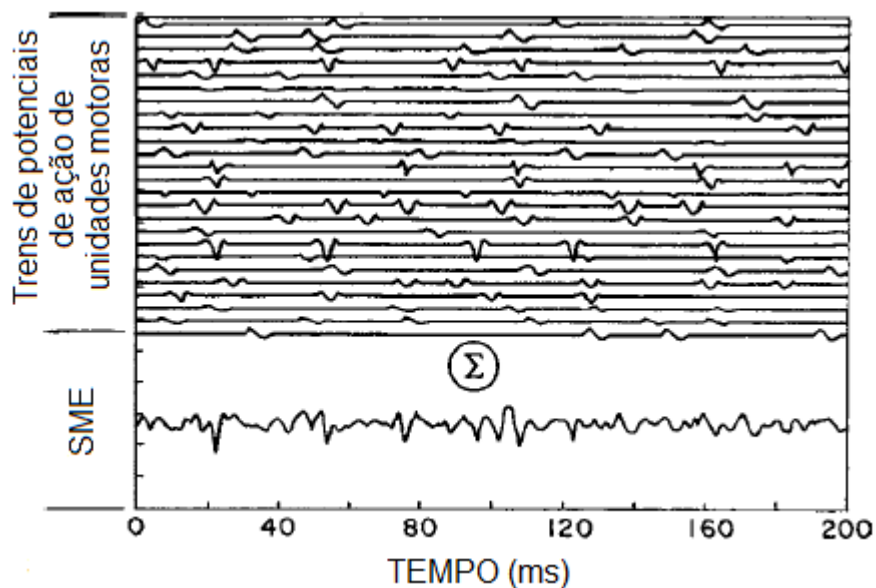


Fonte: Adaptado de Tortora e Derrickson (2014, p. 370)

Conforme a excitação do sistema nervoso central aumenta para gerar maior força muscular (e.g., deseja-se levantar uma massa de 5 kg), um maior número de unidades motoras serão ativados (recrutados) para suprir a demanda da ação realizada e as taxas de disparo dos potenciais de ação de todas as unidades motoras recrutadas aumentam (DE LUCA, 2006).

Por fim, esses trens de potenciais de ação das unidades motoras simultaneamente ativas se sobrepõem para formar um sinal mioelétrico (SME) (Figura 15), que pode ser capturado por eletrodos ligados à um aparelho chamado eletromiógrafo (EMG) (DE LUCA, 2006).

Figura 15 – Um sinal mioelétrico (SME) formado pela soma (sobreposição) de 25 trens de potenciais de ação de unidades motoras geradas matematicamente



Fonte: Adaptado de De Luca (2006, p. 102)

Existem dois tipos de eletrodos que são usados para detectar os sinais mioelétricos: o subcutâneo e o de superfície.

Figura 16 – Eletrodo agulha subcutâneo utilizado em um EMG



Fonte: Adaptado de (NEUROPRIMEDF, 2022)

Os eletrodos subcutâneos mais comuns são os eletrodos agulha (Figura 16) e quando inseridos em um músculo, podem detectar os potenciais de ação de fibras individuais de uma unidade motora durante contrações com força relativamente fraca, por este motivo, são muito úteis no exame neurológico de músculos desnervados (DE LUCA, 2006).

Os eletrodos de superfície podem ser divididos em duas categorias: os eletrodos passivos (Figura 17.a) e ativos (Figura 17.b). Os SME lidos por eletrodos de superfície são chamados de sinais mioelétricos de superfície (SME_s), o mesmo se aplica à uma plataforma EMG de superfície, que é referida como eletromiógrafo de superfície (EMG_s).

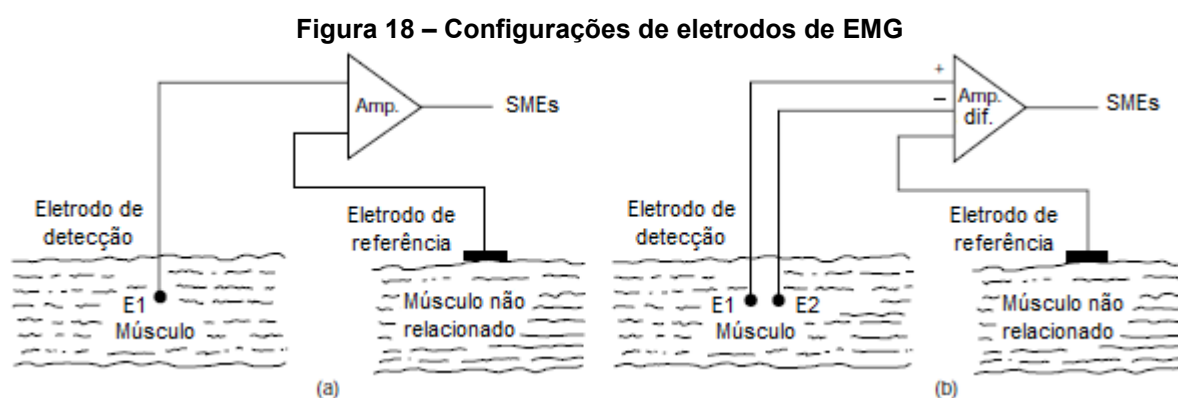
Os eletrodos passivos são descartáveis e sua configuração mais simples compõe um disco de prata que se adere à pele por uma interface adesiva. O contato elétrico é melhorado significativamente ao introduzir um gel condutor entre o eletrodo e a pele. Ao usar esses eletrodos, é recomendado que haja a remoção de pelos, da camada de pele morta e dos óleos que protegem a pele onde os eletrodos serão fixados, essa preparação é chamada de tricotomia e abrasão (DE LUCA, 2006).



Fonte: a) Autoria própria (2022), b) Adaptado de De Luca (2006, p. 103)

Os eletrodos ativos possuem duas superfícies de detecção, um circuito eletrônico que elimina a necessidade da preparação da pele e de um meio condutor como o gel usado nos eletrodos passivos. Assim, são conhecidos como eletrodos “secos”. No entanto, tais eletrodos são sucessível à mudanças nas propriedades dielétricas da superfície com a presença de perspiração e erosão da superfície dielétrica (DE LUCA, 2006).

Os eletrodos de superfície podem ser dispostos em uma unidade muscular desejada de forma monopolar (Figura 18.a) ou bipolar (Figura 18.b). No monopolar, há apenas um eletrodo sob o músculo e outro em uma região que não tenha associação fisiológica e anatômica (preferencialmente em uma proeminência óssea), este último é chamado de eletrodo de referência. A configuração monopolar detecta todos os sinais elétricos nos músculos vizinhos da superfície de detecção, incluindo sinais indesejados de músculos que não sejam o de interesse (DE LUCA, 2006).



Fonte: Adaptado de De Luca (2006, p. 105)

Na configuração bipolar, dois eletrodos são fixados no músculo de interesse (E1 e E2) somado a um eletrodo de referência. Nesse caso, o sinal que passa em E1 irá aparecer aproximadamente 2 ms depois em E2 (a depender da velocidade da condução da fibra muscular e distância entre os eletrodos), assim E1 e E2 não detectam o mesmo sinal no mesmo tempo (Figura 19). No entanto, quando um sinal está presente simultaneamente em ambos os eletrodos ele é chamado de modo comum e é considerado um ruído, como é o caso do ruído da rede elétrica (60 Hz). Este ruído é facilmente observado no SMEs como um componente de frequência quando o músculo conectado ao EMGs está relaxado (KAMEN; GABRIEL, 2010).

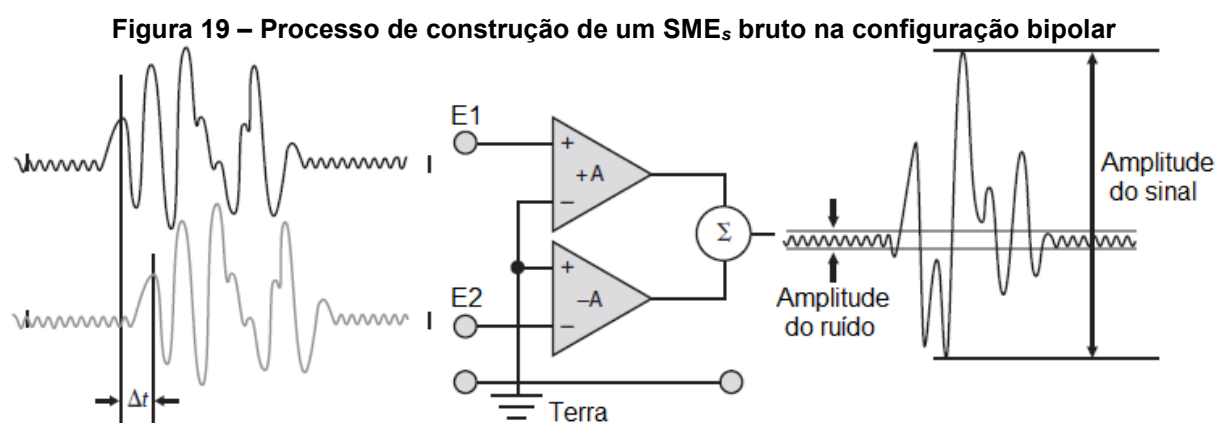
Um canal EMGs de aquisição dos SMEs é composto de uma configuração monopolar ou bipolar de eletrodos, mais o eletrodo de referência. Dessa forma, se forem utilizados 5 canais EMGs bipolares em 5 diferentes músculos, haverá para cada canal três eletrodos: dois no músculo desejado e um eletrodo de referência.

Em uma contração isométrica máxima onde o músculo é contraído sem alteração dos ângulos da articulação, os valores dos SMEs captados em eletrodos passivos alcançam 5 mV. Essa tensão é relativamente baixa, e para que os SMEs possam ser enviados a um computador e realizar a conversão analógica-digital com

um alto grau de fidelidade, é necessário aumentar a amplitude dos sinais coletados, e para tal utiliza-se um amplificador (KAMEN; GABRIEL, 2010).

Em um amplificador diferencial (Figura 19) a entrada 1 (+) é chamada de não-inversora enquanto a entrada 2 (-) é chamada de inversora pois defasa o sinal em 180° . A configuração de eletrodos bipolar detecta no eletrodo E2 o sinal que passa por E1, mas há um pequeno atraso (Δt) dos SME_s devido a velocidade de condução da fibra muscular e distância entre os eletrodos. Os sinais recebidos nas entradas inversora e não-inversora irão se subtrair e a diferença será amplificada. Assim, os SME_s em E1 e E2 não são os mesmos, mas o ruído em modo comum da rede é.

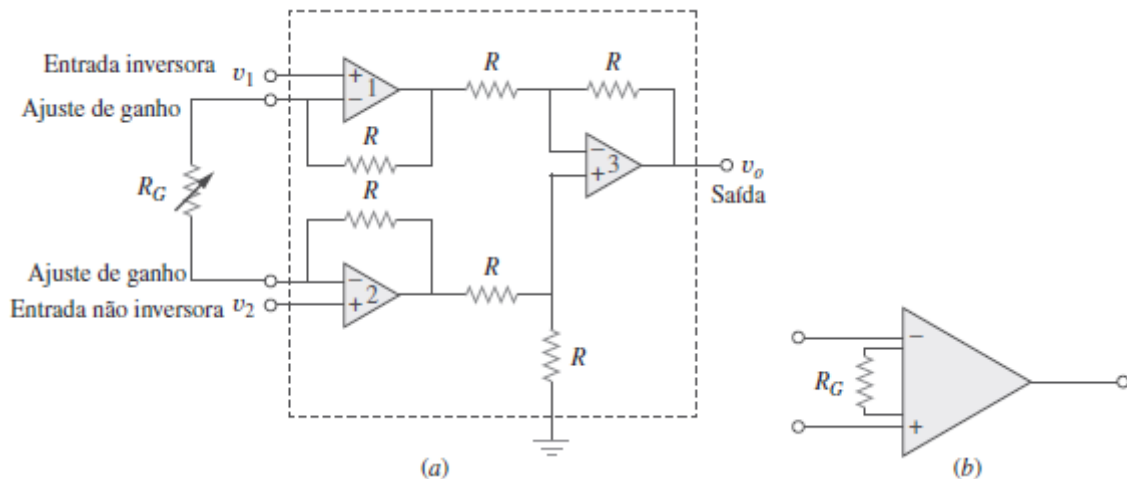
O amplificador diferencial irá então subtrair o ruído da rede do sinal e amplificará a diferença entre os SME_s em E1 e E2. Esse ruído é reduzido significativamente pelo amplificador diferencial, mas não eliminado devido a impossibilidade de se construir amplificadores iguais, e devido as diferenças naturais das impedâncias de entrada dos eletrodos E1 e E2 gerados pela interface pele-eletrodo. Um critério chave para a escolha de amplificadores diferenciais é o quão bem eles subtraem o ruído em modo comum da rede, essa característica é chamada de taxa de rejeição de modo comum (CMRR) (KAMEN; GABRIEL, 2010).



Fonte: Adaptado de Kamen e Gabriel (2010, p. 73)

Os amplificadores de instrumentação são amplamente empregados em sistemas de medição, como sistemas de aquisição de dados. Esse amplificador é uma extensão do amplificador diferencial, e é formado geralmente por três amplificadores operacionais e sete resistores iguais, exceto pelo resistor externo de ajuste de ganho (R_G) conectado entre os terminais de ajuste de ganho (Figura 20.a). Seu diagrama esquemático é representado como na Figura 20.b (ALEXANDER; SADIKU, 2013).

Figura 20 – Amplificador de instrumentação

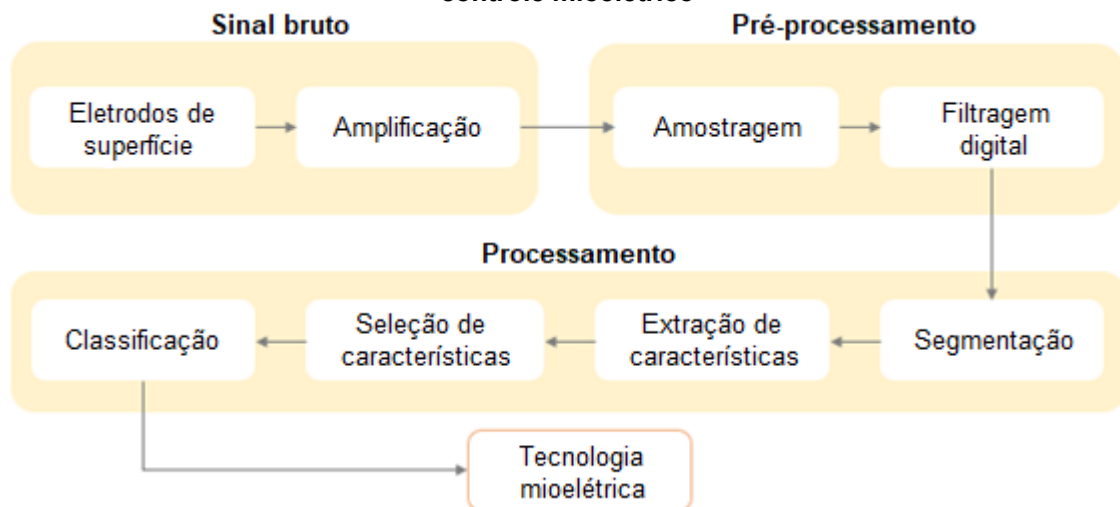


Fonte: Adaptado de Alexander e Sadiku (2013, p. 174)

O amplificador de instrumentação amplifica pequenas tensões de sinal diferencial sobrepostas a tensões de modo comum maiores. Se essas tensões de modo comum forem iguais, elas se cancelam. Por fim, os amplificadores de instrumentação possuem três características: (i) o ganho de tensão é ajustado por um resistor externo (R_G), (ii) a impedância de entrada de ambas as entradas é muito alta e não varia com o ajuste do ganho e (iii) a saída v_o depende da diferença entre as entradas v_1 e v_2 e não da tensão de modo comum (ALEXANDER; SADIKU, 2013).

Após a coleta dos SMEs brutos, outros processos precisam ser aplicados sob os SMEs para que eles possam ser utilizados no controle de uma tecnologia mioelétrica (Figura 21).

Figura 21 – Etapas de aquisição e tratamento dos SMEs até que possam ser utilizadas no controle mioelétrico



Fonte: Autoria própria (2022)

O pré-processamento é responsável por filtrar informações irrelevantes encontradas em certas frequências dos SME_s, como padrões de atividades não relacionadas à atividade que se deseja analisar e ruídos. Para este estudo, as impurezas são informações que não envolvem atividade dos músculos das extremidades superiores, *i.e.*, do braço aos dedos.

O processamento é onde os SME_s são separados em janelas que são submetidas à cálculos matemáticos para extrair informações relevantes sobre a atividade muscular. Essas informações são chamadas de características do sinal. Uma contração muscular dos dedos formando uma pinça pode produzir características diferentes de um punho sendo cerrado. Algumas características no entanto, podem fornecer informações praticamente idênticas a de outra característica, assim, é necessário descobrir quais características que fornecem as informações mais únicas das atividades musculares coletadas.

Um algoritmo pode ser treinado usando essas características para identificar qual atividade muscular foi realizada. Por exemplo, após o treinamento ele poderá ler as características de uma contração muscular e dizer se foi ela corresponde à dedos fechados em pinça ou punho cerrado. Esse algoritmo é chamado de classificador, e as diferentes atividades musculares que ele pode discernir são chamadas de classes. Para esse classificador obter uma grande acurácia nesse discernimento, é necessário a escolha adequada das características que identificamos anteriormente.

3.3.1 Pré-processamento dos SME_s

Os SME_s são enviados do amplificador para o computador, onde são digitalizados. Então, um *software* pode ser criado para processar esses sinais da forma como desejar. O processo pelo qual os SME_s recebem um valor de tensão digital é pela conversão A/D e é denominado quantização (KAMEN; GABRIEL, 2010).

A resolução vertical diz respeito a forma como os conversores A/D dividem uma faixa de tensão definida em diferentes níveis, esse número de níveis é determinado por um fator de $2^n - 1$, onde n é o número de bits de resolução do conversor A/D. Um conversor A/D com 8 bits de resolução será capaz de dividir a faixa de tensão em 256 (0 à 255) níveis de tensão para converter o sinal (KAMEN; GABRIEL, 2010).

Os sinais devem ser amplificados para maximizar a faixa de tensão do conversor A/D. Se a amplificação for muito pequena, a forma de onda será

representada por apenas alguns níveis de tensão e perderá fidelidade ao formato original (KAMEN; GABRIEL, 2010).

A resolução horizontal de uma forma de onda refere-se à frequência na qual os dados são amostrados. O teorema de Nyquist diz que a taxa de amostragem (f_s) deve ser duas vezes maior que o componente de maior frequência presente no sinal, que por sua vez é chamada de frequência de Nyquist (f_N).

Recomenda-se remover componentes indesejados de alta frequência (com um filtro passa-baixa) do sinal analógico antes que seja digitalizado pelo computador. Isso deve-se ao fato da filtragem passa-baixa com frequência de corte igual a f_N impedir que frequências mais altas que a Nyquist apareçam como resquícios em sinais amostrados entre 0 Hz e f_N . Tais resquícios também aparecem se a taxa de amostragem for subdimensionada (*i.e.*, não cumpre o critério de Nyquist) (KAMEN; GABRIEL, 2010).

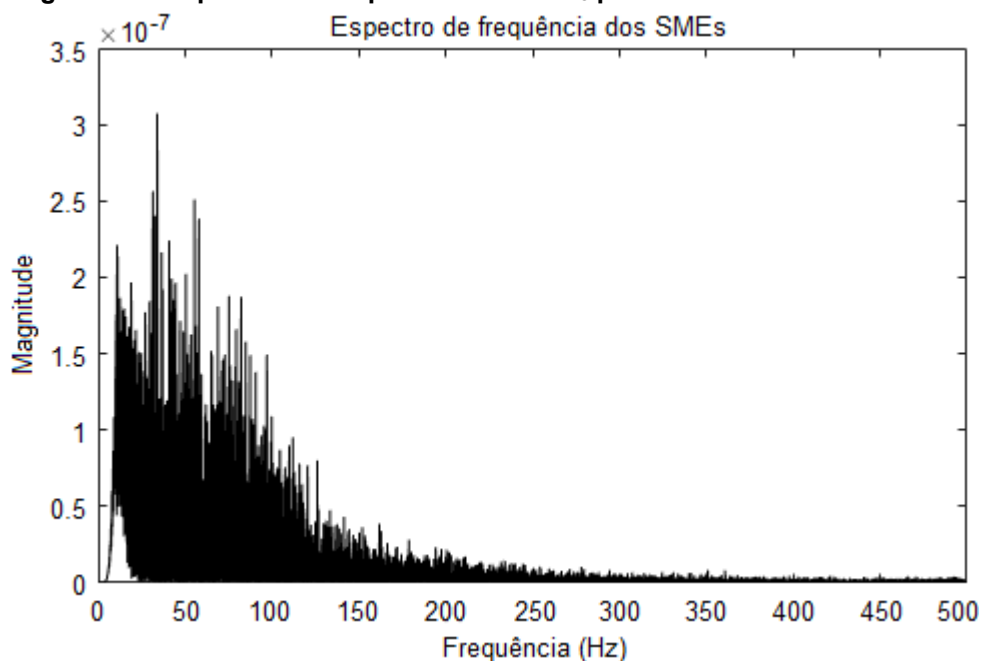
Se os SME_s não tiverem sido amostrados digitalmente na taxa correta ou se sua resolução vertical (quantização) não tiver sido definida corretamente, os dados terão que ser coletados novamente (KAMEN; GABRIEL, 2010).

A atividade dos SME_s é tipicamente passada na banda entre 10 e 500 Hz. A frequência de corte passa-alta é adotada como 10 Hz para remover artefatos de baixa frequência associados a movimentação de cabos e eletrodos, mas pode ser definida entre 3 à 20 Hz. Recomenda-se 3 Hz para contrações isométricas e uma configuração adequada dos eletrodos, já para contrações isotônicas (*i.e.*, o músculo é contraído com movimentação articular) recomenda-se 20 Hz. Adicionalmente, a frequência passa-baixa é definida como 500 Hz para minimizar os componentes de frequência mais alta, como os sinais captados no ambiente (KAMEN; GABRIEL, 2010).

A taxa de amostragem para SME_s, de acordo com o teorema de Nyquist, passa a ser 1 kHz. A Figura 22 ilustra a potência dos SME_s no espectro de frequência para a faixa usual dos SME_s na literatura. Esse espectro é gerado ao transformar os SME_s no domínio do tempo para frequência usando a transformada rápida de Fourier.

Com o espectro de frequência pode-se analisar a amplitude em cada frequência (que corresponde ao quanto essa frequência em particular contribui para o SME_s total), e também pode-se identificar a largura de banda do sinal, e fontes de ruído. Um exemplo é o pico na magnitude da frequência 60 Hz, indicativo de interferência eletromagnética da rede elétrica (KAMEN; GABRIEL, 2010).

Figura 22 – Espectro de frequência dos SME_s para uma faixa de 10 à 500 Hz



Fonte: Autoria própria (2022)

Um filtro digital é uma série de coeficientes ponderados que, quando multiplicados com os SME_s através de uma janela móvel, modifica o conteúdo de frequência dos SME_s. Algumas frequências são minimizadas enquanto outras são mantidas no estado original (KAMEN; GABRIEL, 2010).

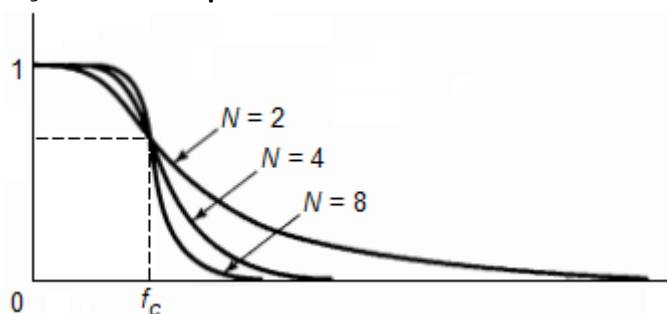
Filtros de tempo discreto descritos por equações de diferenças lineares de coeficientes constantes podem ser não recursivos e ter resposta ao impulso de duração finita (FIR), ou ser recursivos e ter resposta ao impulso de duração infinita (IIR) (OPPENHEIM; WILSKY; NAWAB, 2010).

Os filtros FIR são chamados de não recursivos devido ao fato de não utilizarem valores prévios de saída como recursos para gerar um novo valor de saída. Os filtros IIR, por sua vez, são recursivos justamente por utilizarem valores prévios de saída como recursos para gerar um novo valor de saída.

Das aproximações existentes para projetar filtros IIR, o Butterworth possui resposta plana na banda-passante e a resposta de magnitude é monótona na banda-passante e rejeita-faixa. Adicionalmente, o comportamento do filtro se assemelha mais com a de um filtro ideal conforme a ordem do filtro aumenta (Figura 23), no entanto isso custa poder computacional (OPPENHEIM; SCHAFER; BUCK, 1998).

Como o filtro ideal tem resposta de banda-passante plana, o ganho de tensão é constante para cada frequência além da de corte. Essa característica é essencial para a interpretação fisiológica correta dos SME_s (KAMEN; GABRIEL, 2010).

Figura 23 – Relação entre comportamento do filtro Butterworth e a ordem do filtro



Fonte: Adaptado de Oppenheim, Schafer e Buck (1998, p. 825)

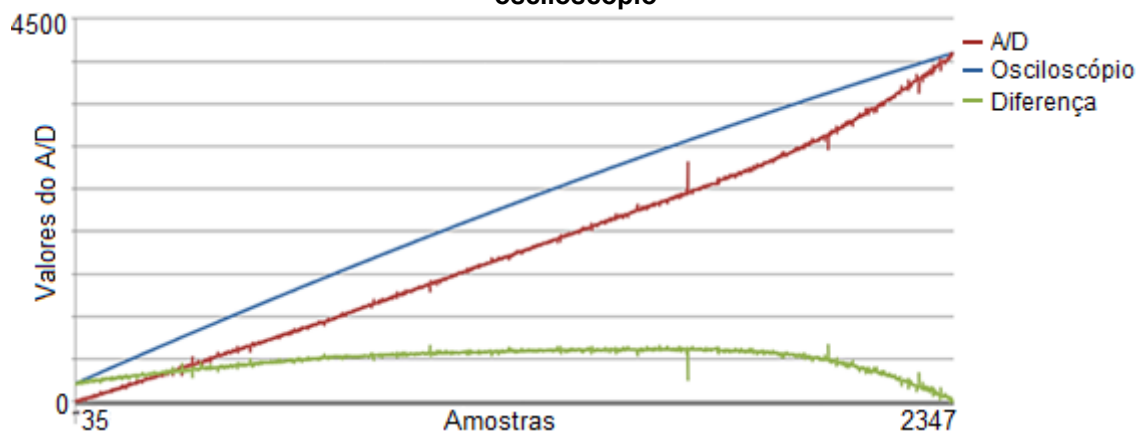
Outro filtro aplicado aos SME_s é o filtro rejeita-faixa, conhecido como *notch*. Ele pode ser implementado como FIR ou IIR, com aproximação Butterworth ou outra desejada (e.g., Bessel). O *notch* é responsável por filtrar os sinais provenientes de ruídos elétricos da rede, são aplicados na faixa de frequência da rede elétrica e também podem ser aplicados em suas harmônicas. No Brasil esses ruídos estão na frequência de 60 Hz. No entanto Kamen e Gabriel (2010) apontam que essa faixa de frequência possui uma quantidade significativa de densidade dos SME_s gerados. Portanto, eles recomendam que o filtro *notch* não seja utilizado, pois a taxa de decaimento desse filtro à 60 Hz reduz a densidade do sinal associada a frequências adjacentes, perdendo ainda mais informação sobre o sinal.

Ainda assim, há estudos que utilizam o filtro *notch* para os SME_s afim de remover os ruídos de rede (PHINYOMARK; KHUSHABA; SCHEME, 2018; DESPLENTER *et al.*, 2020; ABDALLAH; BOUTERAA; REKIK, 2017; FARINHA *et al.*, 2019).

Por fim, existem questões de pré-processamento que precisam ser consideradas quanto à captação dos SME_s e as limitações das plataformas de aquisição escolhidas. No caso do microcontrolador ESP32, as entradas A/D realizam leituras de forma não linear devido as diferenças na tensão de referência A/D interna de cada chip. Por padrão, a tensão de referência A/D deveria ser 1100 mV, mas pode variar de 1000 até 1200 mV em cada chip (ESPRESSIF, 2022a). Dessa forma, se as leituras A/D não forem corrigidas utilizando a verdadeira tensão de referência A/D interna, são realizadas leituras não-lineares como mostra a Figura 24. Adicionalmente,

ainda ocorrem diferenças estimadas de 6% entre leituras realizadas por diferentes ESP32 (ESPRESSIF, 2022b).

Figura 24 – Comparação entre leitura A/D não linear do ESP32 com a leitura realizada no osciloscópio



Fonte: Adaptado de Koyanagi (2018)

A ESPRESSIF oferece uma API para calibrar as leituras de entradas A/D, mas também pode-se utilizar outros métodos como a regressão polinomial e *lookup table* (LUT), a depender das necessidades do projeto.

Pelo método LUT, é possível obter o valor A/D corrigido ao interpolar um valor lido no A/D com o valor respectivo da tabela de consulta previamente gerada que cobre todo o intervalo A/D de 12 bits. Esse processo gasta menos poder computacional que o método polinomial, que passa cada novo valor de entrada pelo polinômio. No entanto, embora o método LUT seja mais rápido que a aproximação polinomial, ocupa muito espaço de memória devido ao tamanho da tabela de consulta (CHEUNG, 2019a).

3.3.2 Processamento dos SME_s

Após o pré-processamento, os sinais SME_s coletados de forma contínua ao longo do tempo são segmentados em janelas.

O valor sugerido de janela varia entre 150 ms à 250 ms (SMITH *et al.*, 2011) e tais janelas podem ser implementadas de duas formas: disruptiva ou por sobreposição. A janela disruptiva segmenta os dados de forma que a próxima janela utiliza novos dados em tempo real ao fim da janela anterior.

A janela em sobreposição segmenta os dados de forma que a janela atual utiliza uma porcentagem da janela anterior e completa o tempo restante de janelamento com novos dados.

Dessas janelas, é extraído um conjunto de métricas relevantes (*i.e.* conjunto de características) para a criação de um vetor de características, cuja dimensão espacial é reduzida em relação aos SME_s devido às características terem uma maior densidade de informações. Esse vetor de características será usado por um sistema classificador para reconhecer e discriminar padrões mioelétricos em classes pré-definidas (PHINYOMARK; KHUSHABA; SCHEME, 2018).

Todo esse processo é necessário porque não é prático alimentar os SME_s diretamente à um sistema classificador devido ao grande número de amostras coletadas em um curtíssimo espaço de tempo, e ao alto índice de aleatoriedade do sinal. Por este motivo, esta sequência deve ser mapeada em um vetor com dimensões reduzidas (OSKOEI; HU, 2007).

Um vetor de características apropriado deve conter a informação relevante dos SME_s e descartar as informações irrelevantes e ruídos. As características para os SME_s podem ser separadas em três principais grupos: domínio do tempo (DT), domínio da frequência (ou espectral), e domínio tempo-frequência (PHINYOMARK *et al.*, 2013).

As características do DT são extraídas diretamente dos SME_s sem nenhuma transformação do sinal (com exceção do pré-processamento), devido a isso, as características neste grupo são fáceis de implementar e exigem pouco poder computacional (PHINYOMARK *et al.*, 2013).

3.3.3 Exemplos de características do domínio do tempo

O *Difference Absolute Standard Deviation Value* (DASDV) representa o valor absoluto do desvio padrão da diferença entre as amostras adjacentes, definido pela equação (1) (KIM *et al.*, 2011; PHINYOMARK; PHUKPATTARANONT; LIMSAKUL, 2012a):

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2} \quad (1)$$

onde N representa o tamanho da janela, i representa o segmento SME_s dentro da janela e x_i o valor a i -ésima amostra. Essas variáveis possuem a mesma definição para todas as características descritas nesta seção.

O *Integrated Absolute Value* (IAV) representa o valor absoluto integrado que é definido como a somatória dos valores absolutos da amplitude dos SME_s , sendo expressado pela equação (2). Também é conhecido como EMG integrado (IEMG) e tem relação fisiológica com o ponto de disparo da sequência dos SME_s (ZHOU *et al.*, 2019; PHINYOMARK; PHUKPATTARANONT; LIMSAKUL, 2012a):

$$IAV = \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2)$$

O *Maximum Fractal Length* (MFL) representa o máximo comprimento fractal dos SME_s , sendo expressado pela equação (3). Está relacionado a medição da ativação muscular da flexão de dedos e pulso, mesmo quando estes estão muito fracos (ARJUNAN; KUMAR, 2010; PHINYOMARK; PHUKPATTARANONT; LIMSAKUL, 2012b).

$$MFL = \log_{10} \left(\sqrt{\sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2} \right) \quad (3)$$

A *Mean Absolute Value* (MAV) representa a média do valor absoluto da amplitude dos SME_s , sendo umas das características mais populares na análise de SME_s . É definida pela equação (4) (HUDGINS; PARKER; SCOTT, 1993; PHINYOMARK; PHUKPATTARANONT; LIMSAKUL, 2012a):

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (4)$$

O *Mean Value of the Square Root* (MSR) representa o valor médio da raiz quadrada dos SME_s que fornece uma medida para determinar a estimativa da quantidade total de atividade muscular na janela. É definida pela equação (5) (SAMUEL *et al.*, 2018):

$$MSR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^{1/2} \quad (5)$$

A *Root Mean Square* (RMS) representa a raiz quadrada média dos SME_s , também é uma das características mais populares na análise de SME_s . Tem relação com a força muscular constante e contração sem fadiga. É definida pela equação (6) (PHINYOMARK; PHUKPATTARANONT; LIMSAKUL, 2012a):

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (6)$$

A *Variance* (VAR) representa a variância dos SME_s , definido como uma média dos valores quadrados do desvio da variável em questão. É um índice da densidade dos SME_s e sua definição matemática dá-se pela equação (7) (PHINYOMARK; PHUKPATTARANONT; LIMSAKUL, 2012a):

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (7)$$

O *Waveform Length* (WL) representa o comprimento da forma de onda e mede a complexidade dos SME_s . É definida como o comprimento cumulativo da forma de onda dos SME_s ao longo da janela. Matematicamente, é descrita pela equação (8) (PHINYOMARK; PHUKPATTARANONT; LIMSAKUL, 2012a):

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (8)$$

A *Willison Amplitude* (WAMP) é a contagem do número de vezes em que a diferença entre a amplitude do SME_s entre dois segmentos adjacentes excede um limiar pré-definido, e mede informações de frequência dos SME_s definido no domínio do tempo. É relacionada fisiologicamente à taxa de disparos dos potenciais de ação da unidade motora e à força da contração muscular. Sua definição matemática é dada por (9) (PHINYOMARK; PHUKPATTARANONT; LIMSAKUL, 2012a):

$$WAMP = \sum_{i=1}^{N-1} [f(|x_i - x_{i+1}|)]; \quad (9)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \geq \text{limiar} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

O *zero crossing* (ZC) representa o cruzamento da amplitude zero, e também é uma medida de informações de frequência dos SME_s definido no domínio do tempo. É a contagem do número de vezes em que os valores de amplitude dos SME_s na janela cruzam o nível de amplitude zero. No entanto, afim de evitar flutuações de baixas tensões e ruídos de fundo, é implementado um limiar mínimo próximo à zero. A equação do ZC é dada por (10) (PHINYOMARK; PHUKPATTARANONT; LIMSAKUL, 2012a):

$$ZC = \sum_{i=1}^{N-1} [sgn(x_i \times x_{i+1}) \cap |x_i - x_{i+1}| \geq \text{limiar}]; \quad (10)$$

$$sgn(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \geq \text{limiar} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

3.4 Validação cruzada de *k*-subconjuntos

Um conjunto de dados usado para criar e avaliar um algoritmo de aprendizado de máquina (e.g. um classificador) é referido como um conjunto de aprendizagem e assume-se que contém amostras da população de interesse (e.g. características extraídas dos SME_s). A partir do conjunto de aprendizagem são gerados o conjunto de treinamento e o conjunto de teste via diferentes métodos de subamostragem. Os dois novos conjuntos gerados serão responsáveis por treinar e testar o algoritmo de aprendizado de máquina para discriminar as classes (BERRAR, 2018). O algoritmo de aprendizado de máquina será referido como classificador.

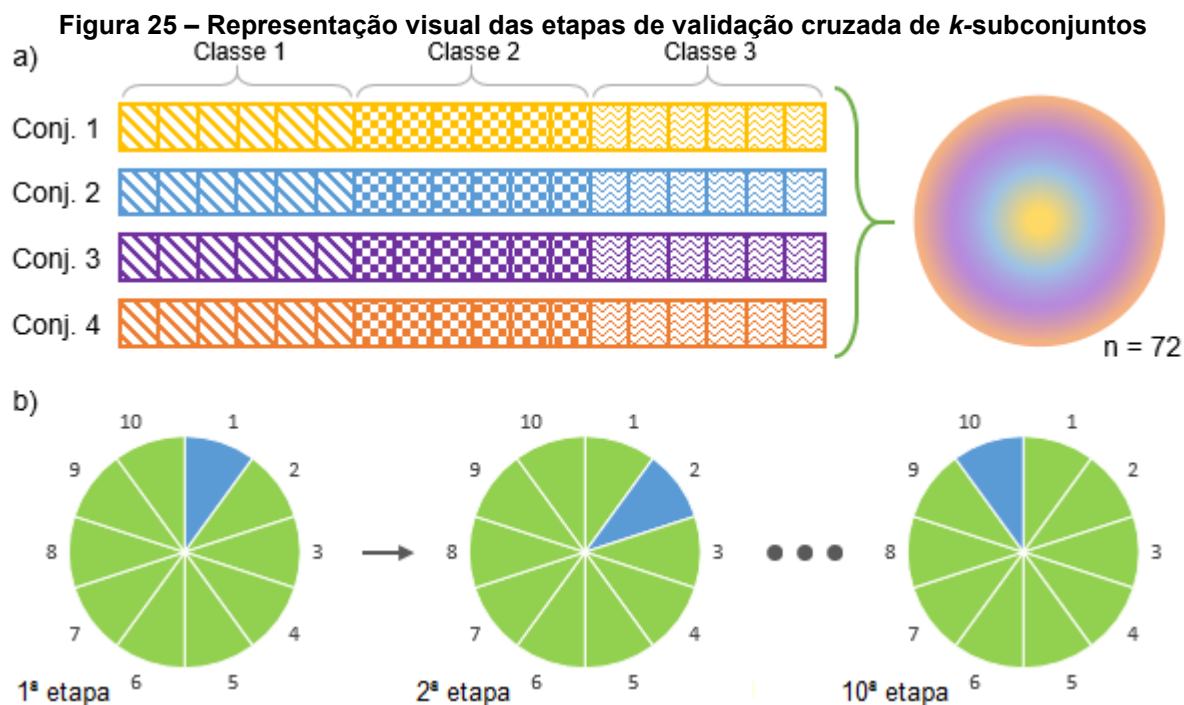
O classificador é submetido ao conjunto de treinamento, que é separado em subconjuntos. Assim, o classificador é treinado para discriminar as classes desejadas ao ser submetido a cada subconjunto sequencialmente até gerar o modelo final do classificador (BERRAR, 2018).

Analogamente, a avaliação do modelo final do classificador gerado no treinamento é submetido aos subconjuntos de teste (que não foram usados durante o treinamento). A média da performance na discriminação das classes que o

classificador alcançou em cada subconjunto de teste é uma estimativa da performance do modelo final do classificador (BERRAR, 2018).

Os métodos de subamostragem do conjunto de aprendizagem diferem na forma de gerar os conjuntos de treinamento e teste. Um desses métodos é a validação cruzada. Na validação cruzada de k -subconjuntos, o conjunto de aprendizagem é particionado em k subconjunto de tamanhos aproximadamente iguais. Tal particionamento faz com que as amostras sejam aleatoriamente retiradas do conjunto de aprendizagem e movidas para os k -subconjuntos. O classificador então é treinado usando $k-1$ subconjuntos, onde o conjunto retirado do treinamento se torna o de teste e a performance do classificador na discriminação das classes será medida (BERRAR, 2018). O processo é repetido até que todos os k subconjuntos tenham servido como o conjunto de teste.

Na Figura 25.a, cada quadrado do conjunto de aprendizagem corresponde à uma amostra de uma classe (*i.e.*, um vetor que guarda as características extraídas do sinal coletado), e cada classe contém 6 amostras. A soma dos conjuntos de 1 à 4 formam o conjunto de aprendizagem ($n=72$).



Fonte: Autoria própria (2022)

Já na Figura 25.b, o conjunto de aprendizagem é repartido de forma aleatória e estratificada em k -subconjuntos, onde $k=10$. Assim, 90% das amostras do conjunto

de aprendizagem é transformado no conjunto de treino (verde), e 10% no conjunto de teste (azul) em cada etapa. Como um dado de teste nunca pode ser um dado de treino ao mesmo tempo, o modelo final do classificador é treinado com 90% das amostras mas testado ao longo das k etapas com 100% das amostras.

A média ou mediana do desempenho das k medidas de performance nos k conjuntos de validação torna-se o desempenho da validação cruzada. Por fim, é importante notar que a validação cruzada envolve amostragem aleatória estratificada, ou seja, o particionamento é realizado de forma que as proporções de classe em cada subconjunto reflita as proporções no conjunto de aprendizagem (BERRAR, 2018).

Para um classificador treinado com um conjunto de aprendizagem contendo $n = 100$ amostras de imagens das duas classes: (i) formiga, $n = 80$ e (ii) joaninha, $n = 20$. Se o particionamento aleatório é feito sem estratificação, é bem provável que alguns subconjuntos de validação contenham apenas amostras da classe (i). No entanto, com a estratificação em uma validação cruzada de k -subconjuntos (onde $k = 10$), é garantido que cada subconjunto de validação possua 8 amostras da classe (i) e 2 da classe (ii), refletindo assim a razão de classes no conjunto de aprendizagem (BERRAR, 2018).

Como o conjunto de aprendizagem representa uma parcela da população de interesse (para este exemplo, a formiga e a joaninha), a razão de classes neste conjunto é a melhor estimativa da razão de classes na população. Para evitar uma avaliação enviesada, os subconjuntos que são usados para avaliar o classificador também devem refletir essa razão de classes (BERRAR, 2018).

3.5 Seleção sequencial de características

Usando um conjunto de características, qualquer algoritmo de aprendizado de máquina pode realizar uma classificação. As aplicações de aprendizado de máquina em reconhecimento de padrões nos últimos anos teve uma expansão de dezenas à centenas na quantidade das características (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014).

Um sinal pode conter centenas de características que podem ser extraídas para classificação, mas muitas características podem apresentar informações irrelevantes ou redundantes. Quando duas ou mais características são perfeitamente correlacionadas, apenas uma é suficiente para descrever o mesmo dado (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014).

Assim, o conteúdo total da informação de um sinal pode ser obtido a partir da extração de uma menor quantidade de características únicas, que contém informações de discriminação máxima em relação as classes. Dessa forma, também é reduzida a força computacional e melhorada a performance do classificador (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014).

Os algoritmos de seleção sequencial recebem esse nome devido à sua natureza iterativa. A validação cruzada de k -subconjuntos pode ser usada para avaliar as melhores combinações de características quanto a acurácia da discriminação das classes desejadas em um classificador. O algoritmo de seleção sequencial será referido como sequenciador (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014).

Um desses métodos de combinações sequenciais de características é a seleção sequencial progressiva. Neste método, o sequenciador é informado sobre quantas características deverão ser combinadas e parte de um conjunto de características vazio, usando apenas 1 característica para o primeiro passo (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014).

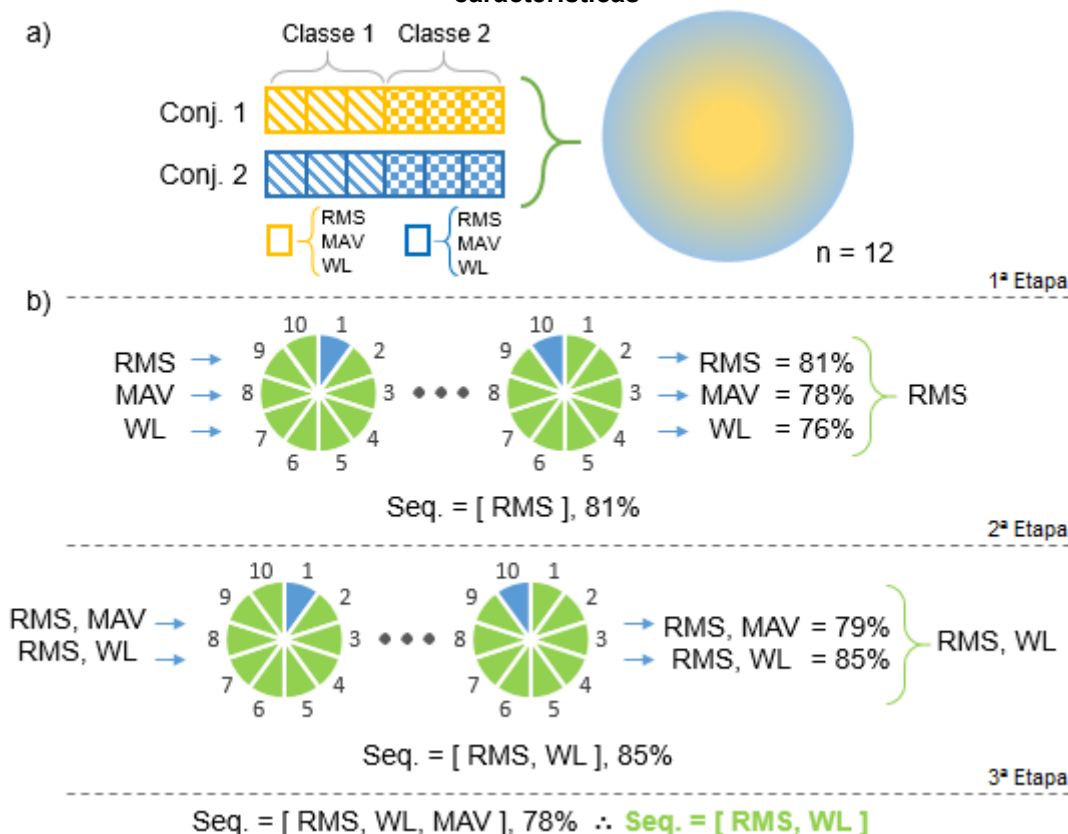
Essa característica é testada individualmente e substituída pelas outras até o sequenciador encontrar a característica que teve o maior valor de acurácia nos testes de validação cruzada. A característica com maior acurácia é adicionada permanentemente ao sequenciador vazio (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014).

Do segundo passo em diante, o sequenciador utilizará a característica recém adicionada e combinará ela individualmente com as restantes, testando a acurácia para descobrir qual combinação terá a maior performance. A característica que, combinada com a primeira, apresentar maior acurácia também será adicionada ao conjunto de características. O processo se repete até que todas as combinações de características fornecidas sejam testadas (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014).

Na Figura 26.a o conjunto de aprendizagem é formado pelas amostras de cada classe dos conjuntos 1 e 2. Cada amostra é um vetor que contém 3 características: RMS, MAV e WL e cada classe contém 3 amostras, portanto o conjunto de aprendizagem é formado por 12 amostras ($n=12$). Na Figura 26.b o sequenciador (Seq.) é iniciado sem nenhuma característica na primeira etapa e todas as características são testadas individualmente em um classificador protótipo para avaliar qual obteve a maior acurácia na discriminação das classes.

Para este exemplo, a primeira característica sequenciada foi a RMS, somada permanentemente no sequenciador.

Figura 26 – Representação visual das etapas de seleção sequencial progressiva de características



Fonte: Autoria própria (2022)

Na segunda etapa o sequeciador combina o RMS com as duas outras individualmente e testa a acurácia da discriminação. A combinação com WL obteve maior acurácia e é adicionado permanentemente ao RMS.

Por fim, a última característica é combinada e testada na terceira etapa, mas a acurácia foi inferior a combinação de RMS e WL, portanto MAV é eliminada. Analogamente ao exemplo, podem ocorrer casos em que a maior quantidade de características combinadas apresenta a maior taxa de acurácia.

3.6 Classificador por análise discriminante linear

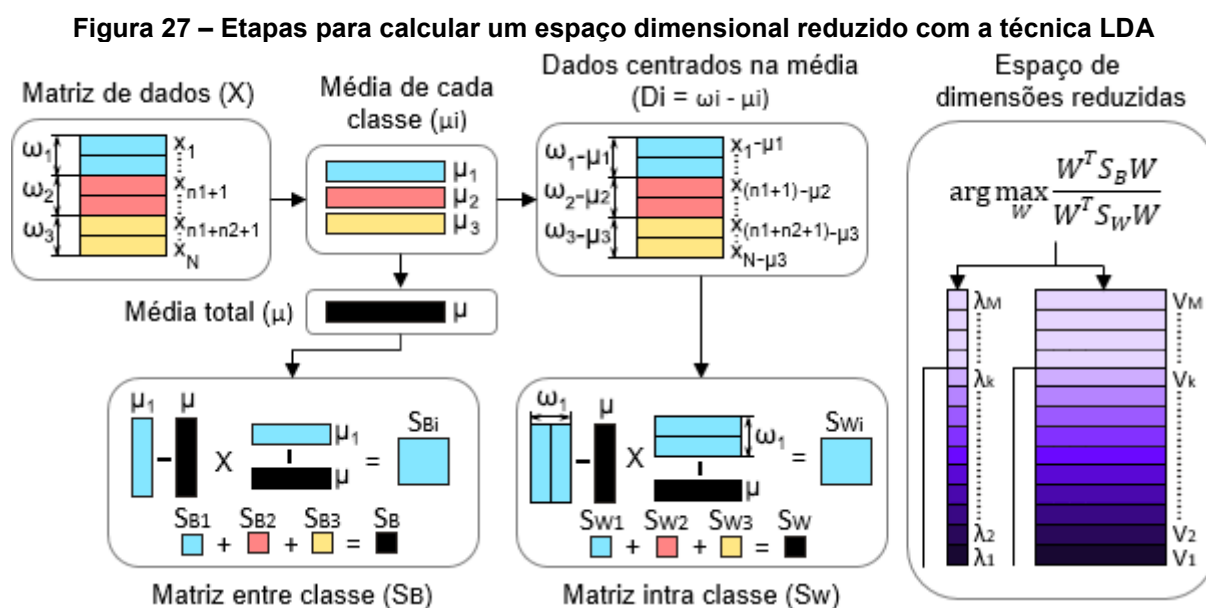
Técnicas de redução de dimensionalidade são importantes em muitas aplicações relacionadas à aprendizado de máquina, bioinformática e biometria. O objetivo principal das técnicas de redução de dimensionalidade é reduzir as características redundantes e correlacionadas, transformando um espaço dimensional superior em um espaço dimensional reduzido, evitando assim problemas de dimensionalidade (THARWAT *et al.*, 2017).

Existem duas aproximações principais quanto às técnicas de redução de dimensionalidade e classificação: a não-supervisionada e a supervisionada (THARWAT *et al.*, 2017).

Na abordagem não-supervisionada não há necessidade de rotular as classes que desejamos discriminar. Na supervisionada, técnicas de redução de dimensão levam em consideração os rótulos das classes (THARWAT *et al.*, 2017).

A abordagem supervisionada possui muitas técnicas, como as redes neurais e a análise discriminante com mistura de variáveis⁶ (THARWAT *et al.*, 2017). Mas a mais famosa é a análise discriminante linear (LDA), considerada padrão em sistemas de controle mioelétrico (CAMPBELL; PHINYOMARK; SCHEME, 2019).

A técnica LDA (Figura 27) foi desenvolvida para transformar as características em um espaço dimensional reduzido, maximizando assim a razão entre a variância entre classes e a variância intra classe, isto é, maximizando a distância de separação entre as classes (THARWAT *et al.*, 2017).



Fonte: Adaptado de Tharwat *et al.* (2017, p.3)

Da matriz de dados (X) a média das i -ésimas classes (μ_i) é calculada. A média total (μ) é calculada usando as médias das i -ésimas classes. A média total é utilizada para encontrar a variância entre classe para as i -ésimas classes (S_{B_i}), que representa a distância entre a média da i -ésima classe (μ_i) e a média total (μ) de todas as classes.

⁶ Tradução livre de *mixture discriminant analysis*.

A variância entre classes (S_B) é a soma das variâncias entre classe das i -ésimas classes. Simultaneamente, a média das i -ésimas classes (μ_i) é utilizada para encontrar os dados centrados na média (D_i).

É calculada a partir da diferença entre as amostras das i -ésimas classes (ω_i) e sua média (μ_i) a matriz de variância intra classe das i -ésimas classes (S_{Wi}), que representa a diferença entre a média da i -ésima classe e as amostras da i -ésima classe (THARWAT *et al.*, 2017). A matriz de variância intra classe (S_W) é a soma das variâncias intra classe das i -ésimas classes (S_{Wi}).

Após a variância entre classes (S_B) e intra classe (S_W) serem calculadas, a matriz de transformação (W) da técnica LDA pode ser calculada, conforme a equação (11), conhecida como critério de Fisher. Esta fórmula pode ser reformulada como mostra a equação (12) (THARWAT *et al.*, 2017).

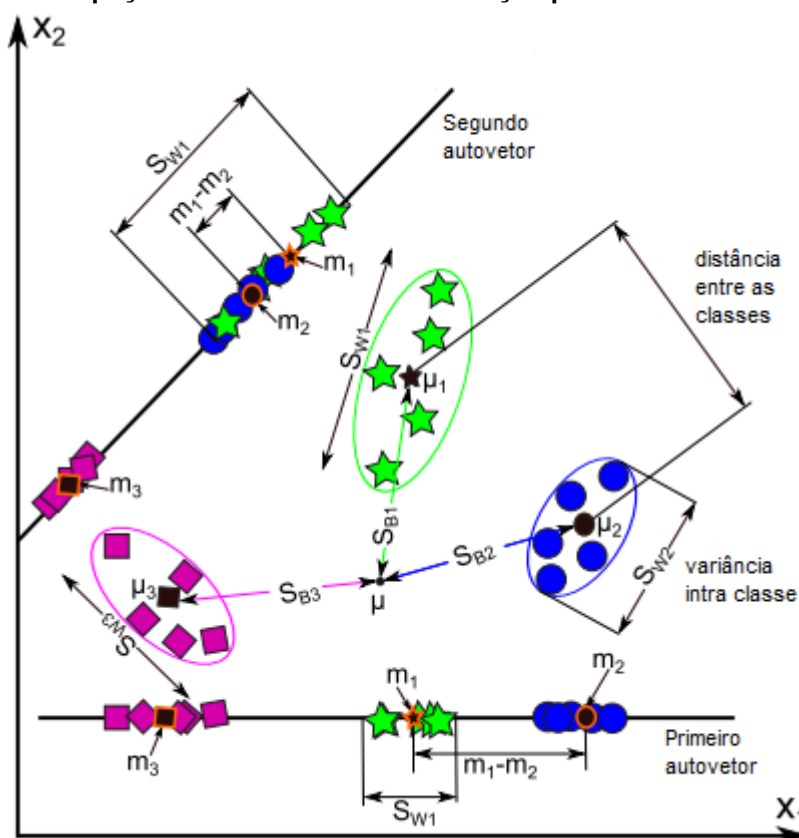
$$\arg \max_W \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (11)$$

$$S_W W = \lambda S_B W \quad (12)$$

onde λ representa os autovalores de W e são valores escalares enquanto os autovetores são vetores não-nulos, satisfazendo a equação (12) e fornecendo informações sobre o espaço LDA. Os autovetores representam a direção do novo espaço, e os autovalores correspondentes representam o fator de escalamento, comprimento ou magnitude dos autovetores (THARWAT *et al.*, 2017). Dessa forma, cada autovetor representa um eixo do espaço LDA e o autovalor associado representa a robustez desse autovetor. A robustez por sua vez, reflete a habilidade de discriminar diferentes classes, mais especificamente, aumenta a variância entre classes e diminui a variância intra classe de cada classe. Por fim, os autovetores com os k autovalores mais altos são usados para construir o espaço dimensional reduzido enquanto os outros autovetores são descartados (THARWAT *et al.*, 2017).

A comparação entre dois subespaços de dimensões reduzidas é ilustrado na Figura 28. Nesta figura, cada classe possui cinco amostras e apenas duas características (eixo X_1 e X_2). Cada amostra é representada como um ponto no espaço bidimensional, e para este caso os autovetores e autovalores de W foram calculados e resultaram em dois autovetores (subespaços) a partir do critério k .

Figura 28 – Espaço dimensional antes da redução pelo critério k e autovetores



Fonte: Adaptado de Tharwat *et al.* (2017, p. 6)

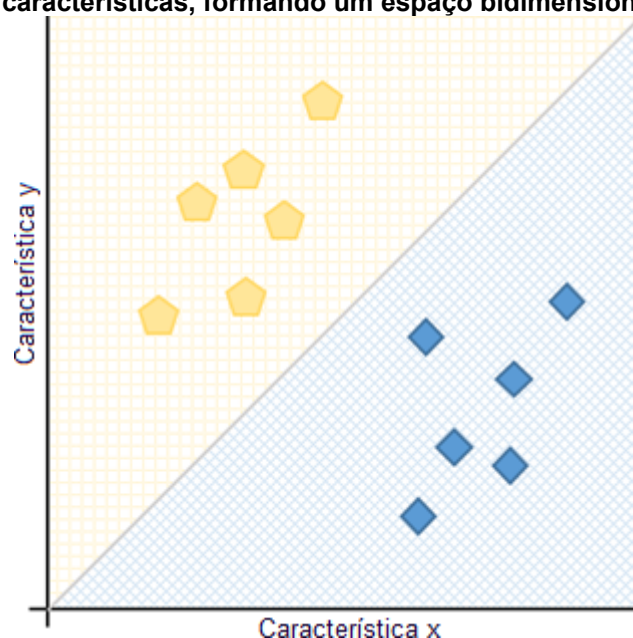
A distância de separação entre diferentes classes quando os dados são projetados no primeiro autovetor é muito maior que as projetadas no segundo vetor, especialmente para as classes 1 (estrelas) e 2 (círculos). As três classes também são discriminadas eficientemente quando são projetadas no primeiro autovetor.

Adicionalmente, a distância entre as médias da primeira e segunda classes ($m_1 - m_2$) quando os dados são projetados no primeiro autovetor é muito maior que no segundo autovetor. E a variância intra classe (S_{Wi}) quando os dados são projetados no primeiro autovetor é muito menor que no segundo autovetor. Pode-se concluir que o primeiro autovetor discrimina as três classes melhor que o segundo vetor. Portanto, o primeiro autovetor é selecionado para construir o espaço de dimensões reduzidas (THARWAT *et al.*, 2017).

Após a máxima separação entre as classes, um classificador LDA traça uma reta linear que serve de limiar entre as classes (Figura 29), e fornece uma previsão de qual classe um ponto amostral aleatório pertence. Os eixos representam as características da amostra de uma classe. A linha que passa entre as classes é o

limiar entre as classes. Como o LDA é um classificador por aprendizagem supervisionada, os rótulos de cada amostra são informadas no treino.

Figura 29 – Duas classes discriminadas por um classificador LDA, cada amostra possui duas características, formando um espaço bidimensional



Fonte: Autoria própria (2022)

Supondo que uma amostra desconhecida para o classificador seja da classe azul e esteja localizada no espaço da classe amarela: o classificador poderá discriminá-la como amarela a depender de sua acurácia. Se as classes possuem características com informações similares, o classificador terá acurácia reduzida, pois a linha poderá ser traçada de forma que alguns pontos da classe amarela estejam no espaço da classe azul, e vice-versa. Quanto melhor a escolha das características e maior a quantidade de amostras fornecidas ao treino do classificador, maior tenderá a ser sua acurácia.

O classificador LDA tem se mantido padrão em estudos de controle mioelétrico por sua simplicidade, robustez e fácil implementação visto seu custo computacional baixíssimo, levando a tecnologia para fora do ambiente laboratorial (CAMPBELL; PHINYOMARK; SCHEME, 2019).

O classificador LDA é derivado dos princípios de Bayes, onde a probabilidade a priori ($P(i)$) de uma amostra desconhecida (x) pertencer à uma classe i auxilia na determinação da probabilidade posterior. O teorema de Bayes determina à qual classe pertence uma amostra desconhecida baseada na maior probabilidade a priori ($P(i)$) de cada classe (CAMPBELL; PHINYOMARK; SCHEME, 2019).

Convencionalmente, os classificadores LDA consideram a probabilidade a priori como igual entre as classes devido ao treinamento do algoritmo disponibilizar o mesmo número de amostra de treino para cada classe (CAMPBELL; PHINYOMARK; SCHEME, 2019).

Dessa forma, a equação (13) determina a pontuação ($f(i)$) da discriminação de uma amostra desconhecida (x) para todas as classes do LDA. A classe com maior pontuação é definida como a classe com maior probabilidade deste ponto pertencer. Ela possui dois termos: (i) a probabilidade a priori, somada a (ii) um termo associado a distância Mahalanobis, *i.e.*, distância entre o ponto desconhecido e o centro do conjunto de treino das classes (CAMPBELL; PHINYOMARK; SCHEME, 2019).

$$f(i) = \ln(P(i)) + x^T \Sigma^{-1} \mu_i - \frac{1}{2} \mu_i^T \Sigma^{-1} \mu_i \quad (13)$$

onde, $P(i)$ é a probabilidade a priori, x um ponto amostral desconhecido, Σ é a matriz de covariância e μ_i é o vetor de média das classes.

No entanto, afim de reduzir carga computacional para implementação em um microcontrolador, e assumindo o mesmo número de amostras de treino para cada classe, tem-se apenas a distância Mahalanobis $d(i)$, como na equação (14):

$$d(i) = (x - \mu_i)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_i) \quad (14)$$

Desse modo, a equação (14) determina a qual classe uma amostra desconhecida tem maior probabilidade de pertencer, ao comparar a distância do centro do conjunto de treino de cada classe ao ponto amostral desconhecido. A menor distância é definida como a classe com maior probabilidade deste ponto pertencer.

3.7 Órteses mioelétricas

Órteses são vestimentas utilizadas para mobilizar um membro lesionado. São fabricadas com diferentes tipos de materiais a partir do tipo de lesão e membro que precisam imobilizar. Assim, variam de puramente flexíveis até puramente rígidas. Essas órteses são conhecidas como órteses passivas.

Um exemplo de órtese passiva é a tala ortopédica de dedo (Figura 30). Uma estrutura oval utilizada para imobilizar dedos em condições como: dedo em gatilho, dedo em martelo, pescoço de cisne, entre outros (3DPOINTPRODUCTS, 2022).

Figura 30 – Tala ortopédica de dedo para imobilização e correção de postura do membro e pode ser utilizada de oito formas diferentes



Fonte: Adaptado de 3PointProducts (2022)

No entanto, na área de reabilitação sensoriomotora existem as órteses dinâmicas (Figura 31), que possuem mecanismos de atuação não eletrônicos: molas, elásticos, talas, entre outros. Estes componentes dinâmicos auxiliam pessoas com alguma imparidade no membro (e.g. mão) a realizar as atividades de reabilitação motora. Algumas órteses possuem estruturas mecânicas acopladas à palma e dorso da mão e são muitas vezes chamadas de exoesqueletos. Neste trabalho, os exoesqueletos serão referidos como órteses.

Figura 31 – Órtese dinâmica Saeboglove para reabilitação das funções motoras da mão



Fonte: Saeboglove (2022)

Para órteses dinâmicas, os tendões são comumente fios de algum material elástico, permitindo a flexão e extensão das estruturas da órtese que auxiliam na reabilitação. Esses tendões são chamados de tendões artificiais.

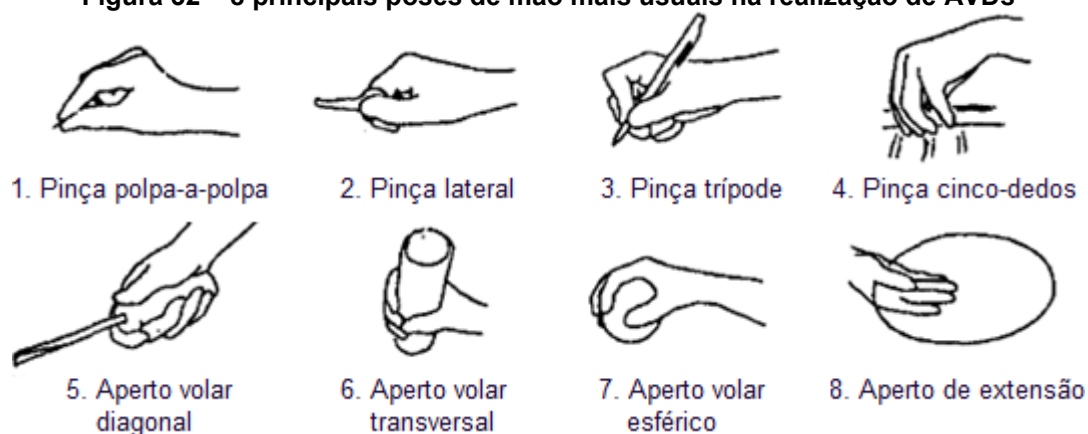
Também existem órteses semiautomáticas chamadas de órteses ativas, que controlam essas estruturas de exoesqueletos e utilizam mecanismos de atuação eletrônicos guiados por um sistema de controle digital: motores, servomotores, microcontroladores, *drivers* e afins. Para as órteses ativas, os tendões são comumente fios com pouca ou nenhuma elasticidade, como fio de náilon ou cabo de aço. Essa característica é necessária visto que eles são tracionados por motores.

As órteses ativas auxiliam na reabilitação sensoriomotora quando levam em consideração requisitos ergonômicos essenciais para o funcionamento adequado e eficaz do equipamento ao auxiliar na realização das AVDs, afetando positivamente a qualidade de vida. Escolhas de desenvolvimento (e.g. grau de liberdade dos dedos, escolha do ponto motor mais adequado, amplitude de movimento das falanges) podem influenciar quais dos membros que serão trabalhados e estimulados durante o uso do equipamento (ROSE; O'MALLEY, 2018; FARINHA *et al.*, 2019), fatores assim são pontuais para que a tecnologia trabalhe a favor e não contra a reabilitação.

As órteses robóticas mioelétricas são um dos tipos de órteses ativas, elas utilizam artifícios de controle intuitivo através da interpretação matemática dos SME_s, coletados por EMG_s compacto. Estes SME_s são processados por um microcontrolador ou plataforma microcontrolada como a plataforma ESP32, que possui dimensões compactas e um conversor A/D de 12 bits de resolução, além de comunicação sem fio (*Wi-Fi* e *Bluetooth*). As órteses robóticas mioelétricas podem ser utilizadas para o auxílio direto na execução de AVDs.

As poses de mão (Figura 32) mais utilizadas em AVDs (SOLLERMAN; EJESKÄR, 1995) podem ser definidas como classes para um algoritmo classificador e executadas por atuadores a partir das estratégias de controle e classificação dos SME_s coletados. A porcentagem de uso nas AVDs segundo Sollerman e Ejeskär (1995) é, pinças: polpa-a-polpa (20%), lateral (20%), tripode (10%), cinco-dedos (15%); apertos: volar diagonal (15%), volar transversal (14%), volar esférico (4%), de extensão (2%). A inclusão da busca pelas poses de mão mais usuais em AVDs no ciclo de desenvolvimento para tal tecnologia é importante para criar um sistema que atenda às necessidades do usuário, além de serem a base para o treinamento de um classificador.

Figura 32 – 8 principais poses de mão mais usuais na realização de AVDs



Fonte: Adaptado de Sollerman e Ejeskär (1995)

Após uma pesquisa de mercado⁷, os modelos comerciais de órteses mioelétricas à venda que auxiliam no controle e funções da mão e braço para retomada as AVDs não se encontram disponíveis nacionalmente, sendo elas:

- *PowerGrip (Inclusive Inc)* (Figura 33), disponível no Canadá, Estados Unidos da América e México. Aplicável à vários tipos de lesões e doenças neurológicas e neuromusculares, e.g., nível de quadriplegia C4, C5 e C6, LPB, esclerose múltipla, esclerose lateral amiotrófica, AVE, e outros;
- *MyoPro Orthosis (Myomo®)* (Figura 34), disponível nos Estados Unidos da América, é aplicável à vários tipos de lesões e doenças neurológicas e neuromusculares, e.g., paralisia cerebral, esclerose múltipla, AVE, e LPB. Também faz flexão e extensão do cotovelo.

Figura 33 – Órtese robótica mioelétrica *PowerGrip (Inclusive Inc)* para retomada de AVDs



Fonte: Adaptado de *Inclusive Inc* (2022)

⁷ Realizada em 20/07/2021.

Figura 34 – Órtese robótica mioelétrica *MyoPro Orthosis (Myomo®)* para retomada de AVDs



Fonte: Adaptado de Myomo® (2022)

Foram descritas abaixo as recomendações encontradas em literatura para a construção desses equipamentos ortóticos.

Esses estudos descrevem e relatam os limites físicos mínimos da estrutura, os parâmetros do sistema que precisam ser considerados, e a importância desses requisitos no equipamento para a aderência.

Sarac, Solazzi e Frisoli (2019) descrevem que uma mão possui 5 dedos, 15 articulações e 20 graus de liberdade. A órtese (na qual eles referem como exoesqueleto) precisa se adaptar à anatomia da mão.

Os dedos indicador, médio, anular e mínimo possuem 3 articulações, com 4 graus de liberdade: metacarpofalângica (MCF) — 1 grau de extensão/flexão, 1 grau de adução/abdução; interfalângica proximal (IFP) — 1 grau de extensão/flexão; interfalângica distal (IFD) — 1 grau de extensão/flexão.

Similarmente, o polegar possui 3 articulações, com 4 graus de liberdade: carpometacarpal (CMC) — 1 grau de extensão/flexão, 1 grau de adução/abdução; MCF — 1 grau de extensão/flexão; interfalângica (IF) entre falanges proximal e distal — 1 grau de extensão/flexão.

A maioria das AVDs, no entanto, só exigem a extensão/flexão das articulações, enquanto a adução/abdução serve para o ajuste dos dedos ao redor do objeto agarrado. Assim, a exigência mínima para o desenvolvimento de uma órtese para assistência diária é descrita no Quadro 11.

Quadro 11 – Exigências mínimas de grau de liberdade das articulações para desenvolvimento de órteses assistivas e/ou reabilitativas

Dedos	CMC	MCF	IP	IFP	IFD
Polegar	E/F	E/F	E/F	-	-
Indicador	-	E/F	-	E/F	E/F
Médio	-	E/F	-	E/F	E/F
Anular	-	E/F	-	E/F	E/F
Mínimo	-	E/F	-	E/F	E/F

Nota: E/F = extensão/flexão.

Fonte: Adaptado de Sarac, Solazzi e Frisoli (2019)

Sarac, Solazzi e Frisoli (2019) ainda apontam que a estrutura física deve respeitar os movimentos naturais das articulações dos dedos e do tamanho da mão. Dessa forma, os limites mecânicos não devem exercer forças nas articulações quando atingirem o limite estabelecido. Prange *et al.* (2015) constata que é um elemento de segurança importante percebido pelos usuários que a órtese não realize hiperextensão e, conseqüentemente, hiperflexão.

Segundo Yurkewich *et al.* (2019), o sistema deve pesar menos de 400 g para não afetar a movimentação do membro e também para evitar fadiga dos músculos.

In *et al.* (2015) desenvolveram uma órtese ativa não mioelétrica e apontam que a força suficiente requerida para a execução de AVDs para as preensões de pinça são 20 N, e para preensões de agarrar 40 N.

Hudgins, Parker e Scott (1993) descrevem que o tempo de resposta do sistema (filtragem digital, janelamento, extração das características, classificação e pós-processamento) deve ser mantida abaixo de 300 ms para reduzir o atraso percebido pelo usuário. Também apontam que a escolha do tamanho de janelamento dos dados tende a ocupar a maior parte deste tempo. Se a janela for muito pequena, afeta a quantidade de informações na amostra. Se a janela é grande demais, os outros processos podem ultrapassar 300 ms.

Joseph *et al.* (2018) compilaram a experiência de pacientes quanto ao uso de órteses de mão. Eles apontam que a aderência da órtese é uma variável imprevisível e menos controlável no tratamento. Mas de forma geral, a interferência da órtese na vida social, a facilidade de vestir/retirar, desconforto ou dor são reportados de forma recorrente nos estudos analisados. Também apontam que órteses fabricadas sob medida apresentaram uma maior aderência pelos pacientes durante a intervenção.

Desplenter *et al.* (2020) comentam sobre as baterias serem usadas como uma forma de transformar o protótipo em uma tecnologia portátil, para permitir seu uso fora dos lugares específicos (e.g. clínicas e laboratórios) e atribuem o equilíbrio entre o peso da bateria com a carga que ela fornece como um fator de escolha. Por fim, apontam que a bateria deve ser escolhida de uma forma a suportar a visão de que estes dispositivos sejam usados ao longo do dia todo de uma forma contínua.

3.8 Metodologia *user-tuned*

Como descreve Joseph *et al.* (2019), a aderência da órtese é influenciada por algumas variáveis, como a facilidade de vestir e facilidade de uso. Entre elas, o desconforto e dor também é destacado, e essas variáveis estão ligadas às dimensões das estruturas rígidas da órtese. Eles também apontam que órtese sob medida apresenta maior aderência.

Adicionalmente, Prange *et al.* (2015) descrevem que a interação insatisfatória do usuário com a órtese pode levar ao abandono desse dispositivo médico. Dessa forma, o desenvolvimento de variáveis informadas por usuário, com uma atenção especial à usabilidade, melhora as chances de adesão e contribui para o desenvolvimento de um dispositivo mais seguro.

De forma a reforçar essas constatações, alguns dos trabalhos listados como estado da arte afirmam na seção de conclusão e discussão a importância da definição de uma população alvo e suas particularidades e do seu envolvimento no ciclo de prototipação:

- 1) Yun *et al.* (2017) discorrem que cada paciente de lesão na medula espinal possui diferentes sintomas, assim, alguns pacientes possuem suas particularidades de sinais musculares disponíveis para o controle EMG_s. Para o sistema ter um desenvolvimento adequado, é necessário considerar não só a característica geral da lesão na medula espinal, mas também a perspectiva individual da lesão;
- 2) Hussain *et al.* (2017) comentam que a fraqueza e perda de destreza dos dedos dos pacientes com paralisia unilateral podem variar de um quadro leve à uma paralisia total. Mesmo que o dispositivo compensatório que eles propuseram auxiliassem a agarrar objetos, o uso do dispositivo requer alguma mobilidade no braço debilitado com a mão não funcional;

- 3) Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017) descrevem que os pacientes recentes que sofreram AVE deveriam passar por um acompanhamento com um terapeuta antes de utilizar o dispositivo desenvolvido;
- 4) Yoo *et al.* (2019) coletaram os dados dos voluntários que testaram a órtese proposta por eles e puderam observar com a resposta dos pacientes que o protótipo era um pouco volumoso devido ao motor linear, e difícil de ajustar por conta própria. Nos trabalhos futuros, apontaram ser imperativo corrigir essa variável levantada pelos participantes.

Conforme as informações acima, os critérios de inclusão e exclusão do público-alvo e sua participação no ciclo de desenvolvimento mostraram-se a base para o desenvolvimento efetivo de uma órtese mioelétrica.

Neste trabalho, será referido como metodologia *user-tuned* a utilização das literaturas do estado da arte como ponto de partida do desenvolvimento da tecnologia. Somadas as essas considerações do estado da arte, a construção do protótipo será realizada com as métricas retiradas do usuário.

As métricas são tanto físicas e ergonômicas (com a estrutura rígida), quanto de sistema (construído a partir dos conjuntos de SME_s do voluntário).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

As escolhas de desenvolvimento para o sistema da órtese mioelétrica proposta foram planejadas após a análise dos artigos que contém as recomendações para a criação desses sistemas mioelétricos descritos no Quadro 2.

- Sistema classificador: foi decidido o uso de um classificador por análise discriminante linear (LDA). Ele é treinado a partir do conjunto de aprendizagem, formado pelas características extraídas dos conjuntos de SME_s gravados do próprio voluntário, seguindo um protocolo de aquisição. As características são escolhidas por seleção sequencial progressiva de características, utilizando validação cruzada de *k*-subconjuntos. O sistema é sintonizado a partir dos SME_s coletados do participante, a unidade motora escolhida será aquela que melhor apresentar resposta em amplitude à uma contração voluntária máxima (CVM) da preensão pinça;
- Calibração: através da plataforma de aquisição, sempre que houver progresso ou regresso na condição neuromuscular o sistema pode ser calibrado pela gravação de novos conjuntos de SME_s para o classificador LDA;
- Tempo de resposta do sistema: em tempo real o sistema deve realizar os processos de janelamento, filtragem, extração, classificação e pós-processamento em menos de 300 ms para reduzir atraso percebido pelo usuário (HUDGINS; PARKER; SCOTT, 1993);
- Modularização e comunicação *bluetooth*: embora consuma um tempo de processamento extra devido ao envio dos comandos entre os módulos, evita a exposição dos fios para conectar os módulos e não restringe a posição do módulo classificador;
- Tempo de bateria: foi considerado um equilíbrio entre dimensões e carga para manter o protótipo ativo durante o dia.

A partir da análise das metodologias de prototipação descritas nos artigos de estado da arte do Quadro 3, foram feitas as escolhas de desenvolvimento para a estrutura física e de atuação da órtese mioelétrica proposta:

- Estrutura semirrígida: diferentemente das estruturas semirrígidas/semiflexíveis, há um maior grau de complexidade e incerteza em implementar efetivamente estruturas puramente rígidas em dimensões reduzidas como a da mão. Dessa forma, optou-se por uma estrutura semirrígida, utilizando talas de dedos e de pulso que podem ser incorporadas por baixo de uma luva flexível.

Os elementos rígidos não ocupam grande volume, são leves e não ficam expostos. Assim, dificilmente ultrapassam os 400 g recomendados na literatura (YURKEWICH *et al.*, 2019). Também são muito mais fáceis para customizar as dimensões para cada paciente. Essas métricas podem também ser utilizadas para definir a amplitude de movimento das articulações, e as talas podem ou não restringir graus de liberdade.

- Tendões artificiais: na grande maioria dos artigos analisados, os atuadores controlavam os elementos rígidos da órtese por tração de tendões artificiais (cabos de aço ou náilon). Essa tração era realizada por motores de corrente contínua (CC) ou servomotores. Os tendões eram embutidos na luva para evitar que enroscassem em outros elementos da órtese. São mais seguros que atuadores lineares, pois podem romper em caso de hiperextensão ou hiperflexão. No entanto, se mal dimensionados podem romper enquanto o usuário segura um objeto acima da capacidade;
- Motor CC: pode trabalhar com caixa de redução de velocidade e *encoders*. Assim, é possível utilizar pequenos motores que geram tensão suficiente para os tendões, e também pode-se supervisionar o sentido e a quantidade de giro do motor.

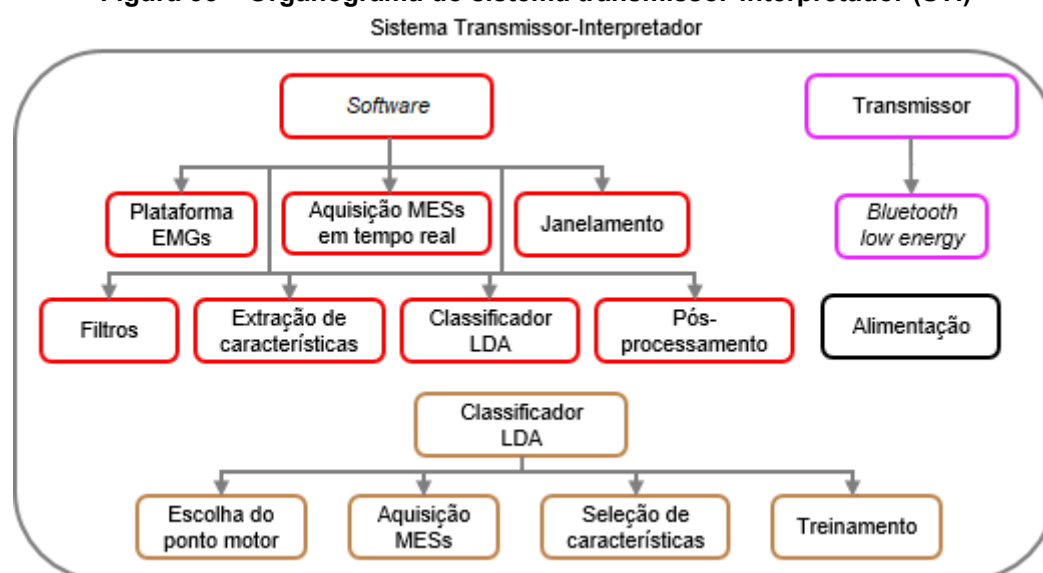
Na escolha da quantidade de motores, foi avaliado quais poses de mão de Sollerman e Ejeskär (1995) poderiam ser executadas usando o número mínimo de motores possíveis, dada as restrições em área da mão e peso do protótipo.

Assim, foram escolhidos a preensão pinça (polpa-a-polpa), preensão cilíndrica (aperto transversal), e um estado de mão em repouso, onde nenhum dos dois estados estivessem ativos.

A órtese robótica mioelétrica proposta é dividida em dois módulos: (i) um sistema transmissor-interpretador (STI) e (ii) um sistema receptor-atuador (SRA).

O STI (Figura 35) é responsável por enviar comandos de controles ao módulo atuador. O *software* recebe os SME_s brutos da plataforma e prepara o sinal para um classificador LDA, que irá discriminar uma janela de amostras coletada em tempo real em uma classe. A etapa de pós-processamento é um voto majoritário de três classes. Um vetor coleta três classes discriminadas de forma consecutiva. O voto majoritário avalia qual das 3 classes possíveis tem maior ocorrência no vetor com as 3 classes coletadas de forma consecutiva. A classe com maior ocorrência entre as 3 é transmitida via *bluetooth* de baixo consumo (BLE) para o módulo SRA como um comando de controle.

Figura 35 – Organograma do sistema transmissor-interpretador (STI)



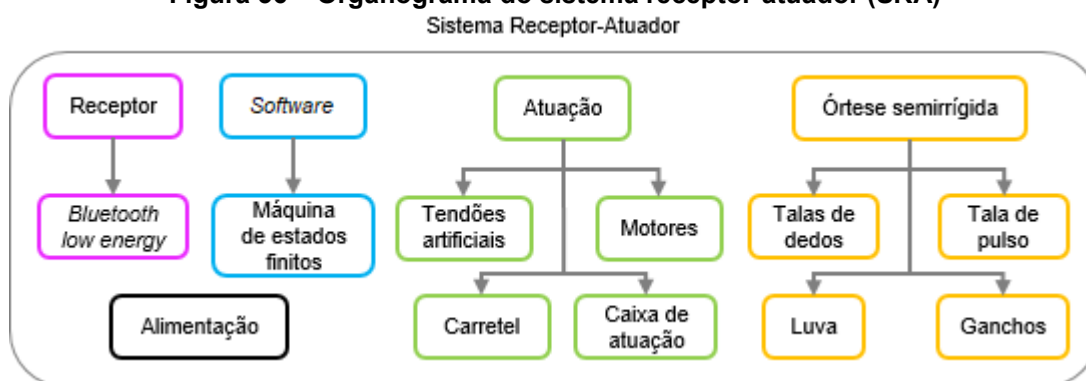
Fonte: Autoria própria (2022)

Os SME_s brutos são coletados usando a plataforma EMG_s *MyoWare* (ADVANCER, 2020) e então pré-processados na plataforma ESP32 (ESPRESSIF, 2020) com filtros digitais para serem alimentados ao classificador. O classificador LDA é capaz de discriminar 3 classes: (i) preensão pinça; (ii) repouso; (iii) preensão cilíndrica. A participação do voluntário hígido no estudo foi aprovado pelo comitê de ética em pesquisa envolvendo seres humanos da universidade tecnológica federal do Paraná (UTFPR) (CAAE: 89638918.0.0000.5547, parecer 2.759.577).

O SRA (Figura 36) é responsável por receber do STI, via BLE, a classe escolhida por voto majoritário e reproduzi-la através dos motores. Uma máquina de

estados finitos é implementada na plataforma ESP32 para decidir qual pose de mão será realizada a partir do comando (classe) recebido do STI. Talas ovas nas articulações são responsáveis por limitar a amplitude de movimento dos dedos, são modelas a partir das medidas retiradas do participante hígido e impressas em tecnologia 3D. Também há uma tala impressa em 3D no pulso para limitar sua extensão/flexão. Os atuadores irão tensionar os tendões artificiais para realizar a extensão/flexão dos dedos até a pose de mão definida pela máquina de estados finitos.

Figura 36 – Organograma do sistema receptor-atuador (SRA)



Fonte: Autoria própria (2022)

4.1 Criação dos conjuntos de dados

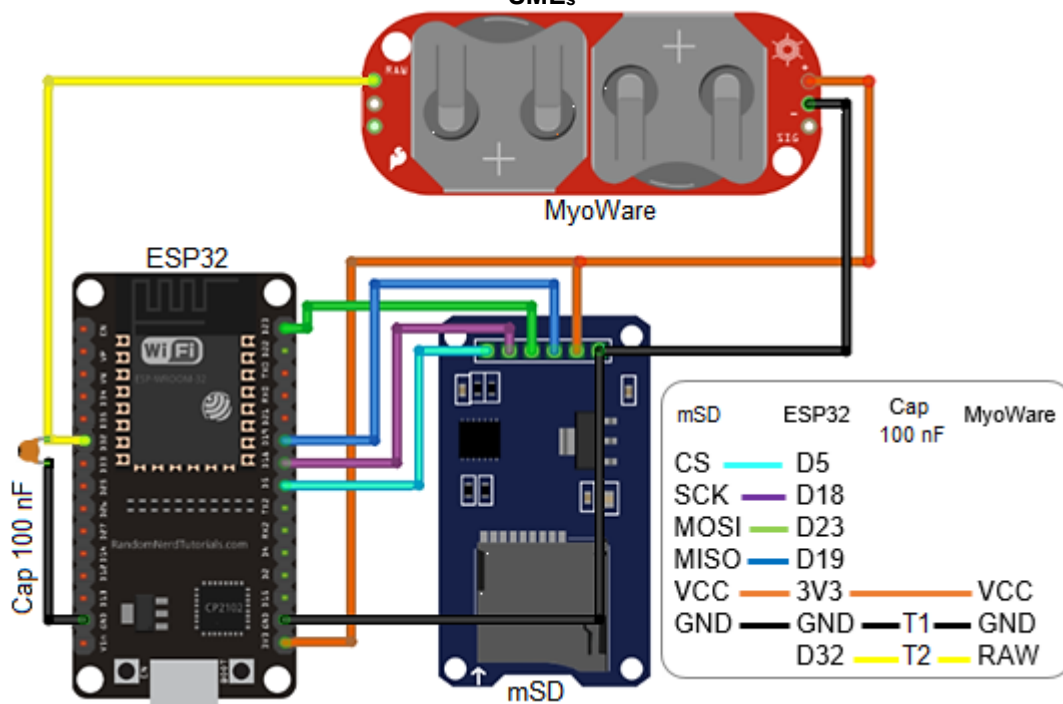
Para treinar o algoritmo classificador LDA do STI foi necessário criar uma plataforma de gravação dos SME_s em tempo real.

Essa plataforma é composta de um ESP32 conectado à um *MyoWare* e um módulo de cartão SD. O ESP32 foi escolhido devido sua resolução A/D de 12 bits e suas dimensões compactas, mas visto seu problema de não-linearidade em leituras A/D foi aplicado um método de calibragem LUT disponibilizado por Cheung (2019b). Os ruídos característicos da leitura A/D do ESP32 foram atenuados por um capacitor cerâmico *bypass* de 100 nF recomendado no *datasheet* (ESPRESSIF, 2022b, p. 33).

A plataforma EMG_s *MyoWare* foi escolhida devido sua acessibilidade e dimensões compactas. Ela possibilita a leitura de 1 canal EMG_s na configuração bipolar e pré-processa (amplifica) os SME_s para serem utilizados em um microcontrolador e possui dois conectores para eletrodo de superfície embutidos na placa, onde os eletrodos de superfície conectados ao músculo são fixados. O eletrodo de referência é conectado por um pequeno fio (8 cm). Dessa forma, são eliminados os artefatos musculares detectados por movimentação de cabos.

Um módulo de cartão SD guarda os SME_s em um cartão micro SD após a coleta protocolada. O sistema para este módulo é ilustrado na Figura 37.

Figura 37 – Conexões elétricas entre componentes que compõe a plataforma de aquisição dos SME_s



Nota: mSD = módulo de cartão SD.
Fonte: Autoria própria (2022)

A interface de programação utilizada para programação da plataforma de aquisição foi a *Arduino IDE* (v.1.8.1). O código é adaptado do exemplo *datalogger* da biblioteca *SdFat* v2.0.6 (GREIMAN, 2011). As configurações de placa na *Arduino IDE* para a gravação do código no ESP32 (modelo DEVKIT V1) é a padrão.

A recomendação para a faixa de frequência dos SME_s na literatura é de 20 à 500 Hz, e a escolha da taxa de amostragem foi realizada de acordo com o teorema de Nyquist. Dessa forma, seguindo a equação (3), foi utilizado 1 kHz para a taxa de amostragem.

O pino de entrada/saída de uso geral (GPIO) 32 do ESP32 foi definido como entrada analógica para os dados de saída (pino *raw*) do *MyoWare*, isto é, o GPIO 32 recebe os SME_s brutos. Embora o *MyoWare* ofereça os sinais já envelopados pelo pino *sig*, os sinais brutos do pino *raw* torna possível a aplicação de filtros digitais conforme as necessidades do projeto. As especificidades da plataforma *MyoWare* são informadas no ANEXO A e o circuito disponibilizado na patente no ANEXO B.

Os SME_s no GPIO 32 são lidos como o valor de tensão dos SME_s mapeados na resolução AD de 12 bits (0 à 4095) do ESP32. Para adquirir os valores em milivolts (mV) da interface eletrolítica, foi realizada a conversão A/D pela equação (15).

$$V_{mV} = \frac{V_{AD} * V_{pin}}{Res_{AD}} * \frac{1}{G} \quad (15)$$

$$G = 201 * \frac{R_{ganho}}{1k}$$

onde, V_{mV} é o sinal convertido em milivolts, V_{AD} é o SME_s de entrada mapeado na resolução A/D de 12 bits, Res_{AD} é o valor máximo da resolução de 12 bits, V_{pin} é a tensão de saída dos GPIOs no ESP32, e G representa o valor do ganho de amplificação do sinal na plataforma *MyoWare*.

O ganho (G) descrito na equação (15) é baseado no potenciômetro de sensibilidade da plataforma (R_{ganho}). No entanto, R_{ganho} não afeta os dados lidos no pino *raw*, conforme especificado pelo fabricante na folha de dados da plataforma *MyoWare*. Dessa forma, o ganho (G) é adotado como 201 na equação (15) já que o pino *raw* fornece como saída os sinais de entrada amplificados em 201 vezes.

Visto que a tensão de saída (V_{pin}) dos GPIOs no ESP32 é 3,3 V, e que a resolução padrão do conversor A/D do ESP32 é 12 bits, sendo o valor máximo da resolução (Res_{AD}) igual a 4095. O valor em milivolts (V_{mV}) de um SME_s lido no GPIO 32 (V_{AD}) pode ser obtido como na equação (16), simplificada na equação (17).

$$V_{mV} = V_{AD} * \frac{3,3}{4095 * 201} \quad (16)$$

$$V_{mV} = V_{AD} * 4.009257741 - 6 \quad (17)$$

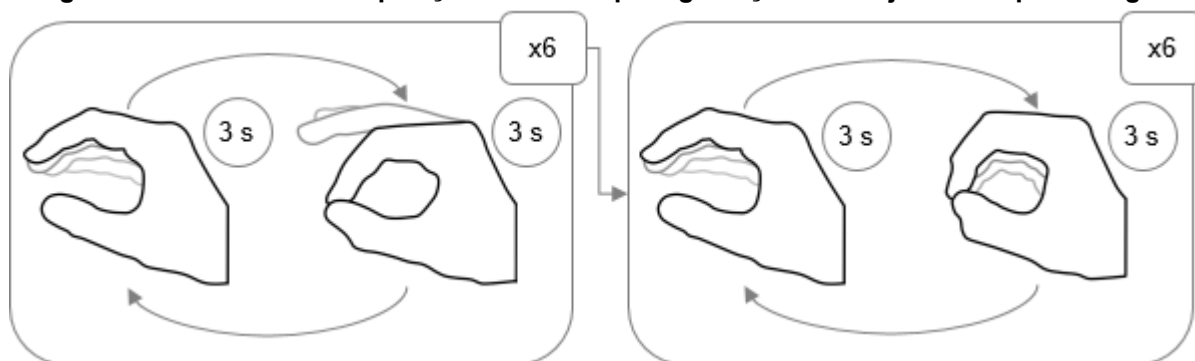
A taxa Baud escolhida para comunicação serial foi de 115.200 bits/s e os dados foram gravados com taxa de amostragem de 1 kHz como mencionado anteriormente.

Com a plataforma de aquisição pronta para gravação dos conjuntos de SME_s , foi necessário encontrar o músculo com melhor ponto motor através do *MyoWare*. O músculo é escolhido após apresentar a melhor resposta de amplitude na realização da CVM da preensão pinça. Para obter o valor da CVM, o voluntário é instruído à

realizar a preensão pinça até a capacidade máxima, gerando um pico de amplitude no *MyoWare*.

As poses de mão escolhidas para atuação da órtese foram: preensão pinça (polpa-a-polpa), preensão cilíndrica (aperto volar transverso) e mão em repouso. Para a criação de um classificador LDA, um protocolo de coleta das poses de mão foi desenvolvido para a gravação dos conjuntos de SME_s (Figura 38).

Figura 38 – Protocolo de aquisição dos SME_s para gravação do conjunto de aprendizagem



Fonte: Autoria própria (2022)

O protocolo inicia com a mão em repouso por 3 segundos, em seguida uma preensão pinça é mantida por 3 segundos. O processo é repetido 6 vezes. Após as 6 repetições, o voluntário realiza mão em repouso por 3 segundos e, em seguida, uma preensão cilíndrica é mantida por 3 segundos. Após as 6 repetições, o voluntário realiza mão em repouso por 3 segundos e o protocolo de aquisição é finalizado. O voluntário foi instruído através de uma apresentação de *slides* automática pelo computador. No momento correto, o slide com a pose de mão a ser realizada aparecia na tela. O *slide* continha apenas a pose de mão escrita (e.g., repouso).

As poses escolhidas foram rotuladas como: (0) mão em repouso “MR”; (1) preensão pinça “PP”; (2) preensão cilíndrica “PC”. Esse rótulo também é gravado no conjunto de SME_s em paralelo ao índice da amostra e ao SME_s em milivolts.

As repetições foram definidas como 6 para cada classe, com exceção da classe 0, que ocorre 12 vezes durante o protocolo. Para a classe 0, apenas as 6 primeiras repetições foram utilizadas para o conjunto de aprendizagem. O tempo de atividade para cada classe foi o mesmo, definido como 3 segundos.

Após o fim do protocolo de aquisição, os SME_s gravados pela plataforma de aquisição foram transformados em um arquivo *Excel* e armazenado no cartão micro SD para o processamento e construção do classificador.

As coletas não foram realizadas em um único dia, pois dois pontos foram identificados nos artigos levantados pelo buscador B1:

O primeiro ponto são as pequenas alterações de posição no momento de acoplar os eletrodos no músculo, fazendo com que a acurácia do classificador deteriore. Deste modo, flexibilizar o posicionamento dos eletrodos na gravação de cada conjunto de aprendizagem melhora consideravelmente a performance de reconhecimento dos padrões, pois essas informações de deslocamento ajudam o classificador a lidar melhor com as novas amostras que naturalmente possuem vieses de deslocamento (HARGROVE; ENGLEHART; HUDGINS, 2006).

O segundo ponto identificado foi quanto aos horários para gravação dos conjuntos de aprendizagem. Os horários não foram fixados para tentar reproduzir dados SME_s mais realístico ao captá-los em diferentes condições musculares (após sono, refeições, submetido à grande ou baixo período de atividade), pois quando gravados em laboratórios os dados SME_s tendem a ser diferentes do esperado em um cenário mais realístico (PHINYOMARK *et al.*, 2013).

Dessa forma, apenas uma coleta por dia foi realizada em diferentes horários do dia, e 20 conjuntos de SME_s foram gravados, 10 para treinar o classificador LDA e outros 10 para testar a performance do classificador. Antes dos eletrodos serem fixados à pele para gravação do conjunto de SME_s, foram realizados os passos preparatórios descritos nos parágrafos abaixo (HERMENS *et al.*, 2000).

- Tricotomia e limpeza de pele: é recomendado a depilação da área da pele onde os eletrodos serão fixados. Álcool deve ser aplicado sob a pele, e deve evaporar completamente antes da fixação dos eletrodos (HERMENS *et al.*, 2000);
- Posicionamento do voluntário na postura inicial: essa postura é individual para cada músculo. Através dela é possível determinar, por palpação, o músculo e os marcos anatômicos que ajudam a determinar a localização adequada do eletrodo (HERMENS *et al.*, 2000).
- Localização e fixação dos eletrodos: recomenda-se que os eletrodos na configuração bipolar sejam fixados com orientação longitudinal à fibra muscular, o eletrodo de referência deve ser colocado em um tecido eletricamente inativo. Os cabos não devem puxar os eletrodos (HERMENS *et al.*, 2000).

- Teste da conexão: testes musculares que garantem a atividade do músculo testado. Parte da postura inicial e especifica um determinado movimento (HERMENS *et al.*, 2000).

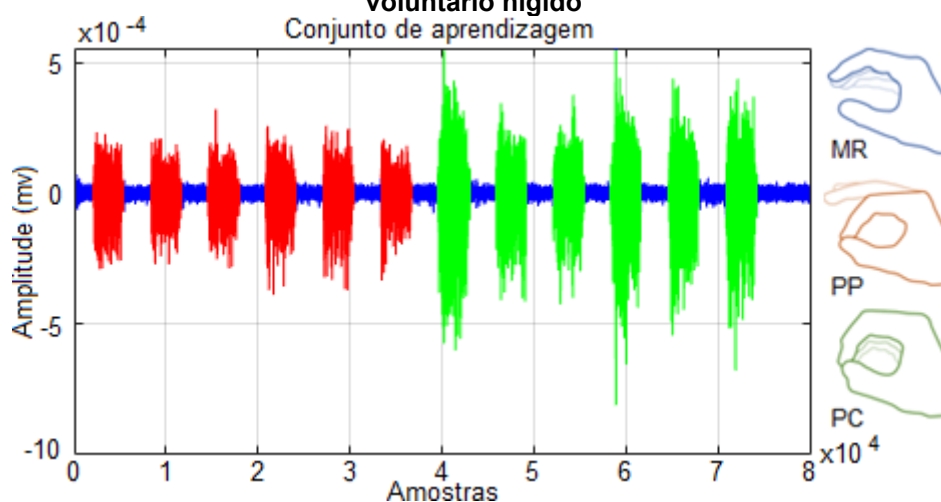
Estes passos também foram realizados na definição do músculo do voluntário a ser utilizado no estudo. Após as etapas preparatórias, ocorre a gravação do conjunto de SME_s seguindo o protocolo de coleta.

Utilizando o programa *MATLAB*[®], um filtro Butterworth de 4ª ordem foi aplicado em todos os conjuntos SME_s. O filtro foi aplicado na faixa de frequência usual na literatura, 20 à 500 Hz. A 4ª ordem foi escolhida visando um balanço entre uma taxa de decaimento mais acentuado (reposta mais próxima do filtro ideal) e complexidade de implementação posteriormente no ESP32.

Em seguida, também no programa *MATLAB*[®], o filtro *notch* foi aplicado aos conjuntos. Removendo assim, os ruídos da frequência de rede (60 Hz). O filtro não foi aplicados sob as harmônicas. O fator de qualidade do filtro foi escolhido como 100.

Após a filtragem, os SME_s dos 20 conjuntos foram normalizados pela CVM detectada no respectivo conjunto. Ajustes de rótulo das classes foram realizados no *Microsoft Excel*[®]. Os 20 conjuntos de SME_s foram disponibilizados publicamente⁸. E os SME_s gravados em um dos conjuntos pode ser visualizado na Figura 36.

Figura 39 – Visualização de um dos 20 conjuntos de SME_s coletados do músculo de um voluntário hígido



Nota: MR = mão em repouso; PP = preensão pinça; PC = preensão cilíndrica.

Fonte: Autoria própria (2022)

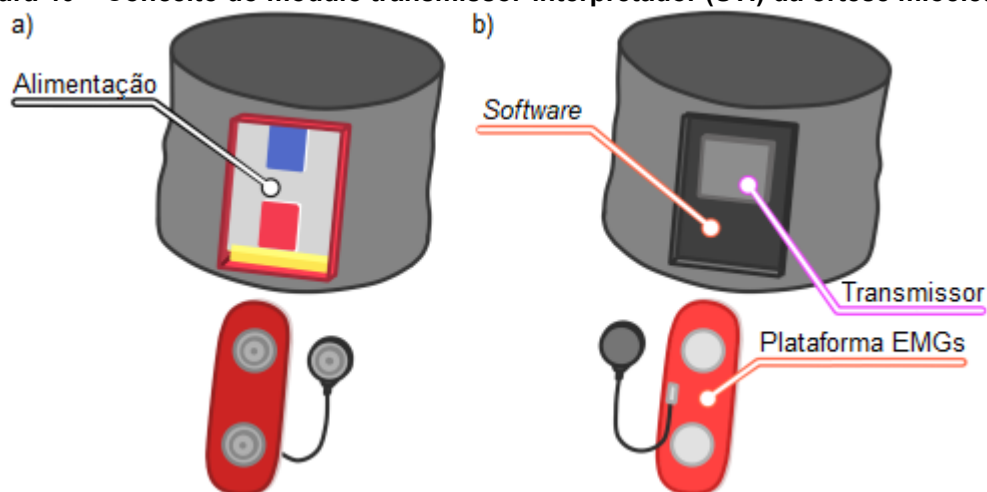
⁸ [Repositório dos conjuntos SME_s](#).

4.2 Sistema transmissor-interpretador

O STI (vista posterior na Figura 40.a e vista anterior na Figura 40.b) é formado por um bracelete fixado próximo à unidade muscular escolhida para controlar a órtese mioelétrica. Neste bracelete há o *MyoWare*, a plataforma microcontrolada ESP32, um conversor *step-up* de 3 à 5 V, uma bateria de polímero de lítio (LiPo) recarregável para alimentar o sistema e um módulo de recarga da bateria (TP4056).

O *MyoWare* faz a leitura em tempo real dos SME_s pelo pino *raw*, e os transmite ao ESP32. Os SME_s são processados, e as características extraídas e alimentadas como um ponto amostral no classificador LDA treinado. Três classes consecutivamente discriminadas passam por um pós-processamento de voto majoritário, e a classe real é transmitida via *bluetooth* de baixo consumo (BLE) para o SRA. Seguindo o organograma da Figura 35, os passos para a construção de cada etapa do sistema serão descritos nas seções a seguir.

Figura 40 – Conceito do módulo transmissor-interpretador (STI) da órtese mioelétrica



Fonte: Autoria própria (2022)

4.2.1 Seleção de características

Para que um classificador LDA pudesse ser construído e implementado no ESP32, foi avaliado qual das combinações de características fornecia a maior acurácia na discriminação das três classes. As características escolhidas para o estudo são características de DT, pois são recorrentes em classificações com o LDA para membros superiores (PHINYOMARK *et al.*, 2013; ABDALLAH; BOUTERAA; REKIK, 2017; CAMPBELL *et al.*, 2019; FARINHA *et al.*, 2019). As características selecionadas neste estudo para a seleção sequencial progressiva de características

foram exclusivamente de DT devido à baixa complexidade dos cálculos dessas características, enquanto no domínio da frequência e tempo-frequência o sinal deveria passar por uma transformação para ser analisado.

As características DT foram limitadas para 10 (Quadro 12), sendo critérios de escolha as características que menos exigissem poder computacional e complexidade para implementação no microcontrolador.

Quadro 12 – Características DT escolhidas para a seleção sequencial progressiva de características

Características	Siglas e acrônimos	Parâmetros
<i>Difference Absolute Standard Deviation Value</i>	DASDV	-
<i>Integral Absolute Value</i>	IAV	-
<i>Maximum Fractal Length</i>	MFL	-
<i>Mean Absolute Value</i>	MAV	-
<i>Mean Value of the Square Root</i>	MSR	-
<i>Root Mean Square</i>	RMS	-
<i>Variance</i>	VAR	-
<i>Waveform Length</i>	WL	-
<i>Willison Amplitude</i>	WAMP	limiar = 10 mV
<i>Zero Crossing</i>	ZC	limiar = 10 mV

Fonte: Autoria própria (2022)

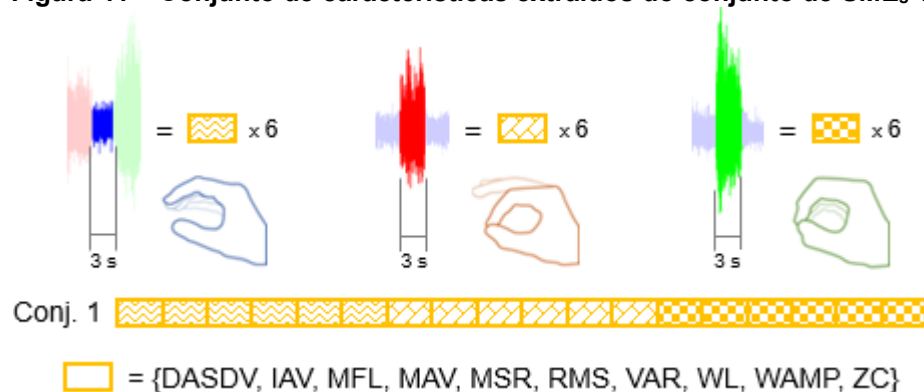
Todas as características listadas no Quadro 12 foram extraídas dos 10 conjuntos SME_s de treinamento. A Figura 41 ilustra cada repetição de uma pose de mão, que dura 3 s. Esse tempo é transformado em uma janela com as amostras de cada repetição. Um vetor guarda as 10 características do Quadro 12 extraídas da janela. Como há 6 repetições, são gerados 6 vetores de 10 características, um conjunto SME_s é formado por 18 vetores de 10 características, contendo 6 vetores para cada uma das 3 classes.

Afim de incorporar na seleção sequencial progressiva de características o maior número de variabilidade dos deslocamentos dos eletrodos em cada conjunto SME_s , o conjunto de aprendizagem (CON_{AP}) é formado pelas características extraídas dos conjuntos SME_s ímpares: 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17 e 19.

O processo de seleção sequencial progressiva de características é aplicado, utilizando linguagem *Python*, com o CON_{AP} utilizando validação cruzada de k -subconjuntos, para $k = 10$.

Adicionalmente, os conjuntos SME_s que compõe o conjunto de teste (CON_T) são compostos pelos conjuntos pares: 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18 e 20. Do CON_T são extraídas as características que foram escolhidas após a análise das combinações retornadas pela seleção sequencial progressiva de características. As características extraídas do CON_T são utilizadas para avaliar a acurácia do classificador LDA com dados SME_s desconhecidos pelo classificador LDA (*i.e.*, não inseridos no treinamento), e o resultado é apresentado no formato de uma matriz de confusão.

Figura 41 – Conjunto de características extraídos do conjunto de SME_s 1



Fonte: Autoria própria (2022)

4.2.2 Classificador LDA

Dois classificadores LDA foram construídos: (i) classificador utilizado pelo sequenciador, e (ii) classificador a ser implementado no ESP32 para predição dos SME_s em tempo real.

O classificador utilizado pelo sequenciador é criado utilizando o CON_{AP} , com linguagem *Python*. Através do processo de validação cruzada de 10-subconjuntos, o sequenciador irá definir quais as características combinadas de forma crescente fornecem a maior acurácia na discriminação das três classe. Este classificador é descartado após as acurácias das combinações de características serem listadas.

O classificador LDA implementado no ESP32 é treinado apenas com a combinação das características que apresentou o melhor equilíbrio entre maior acurácia e número de características combinadas. Essa inspeção é realizada visualmente através de um gráfico gerado com linguagem *Python*. A construção do classificador LDA é realizada na plataforma *MATLAB*[®] de forma padrão (sem validação cruzada). O treinamento do classificador LDA é realizado usando o CON_{AP}

e a combinação de características escolhidas na seleção sequencial progressiva de características.

4.2.3 Processamentos dos SME_s em tempo real

Os passos anteriores foram necessários para construir os elementos a serem implementados no *software* do STI gravado no ESP32. Este *software* faz a aquisição dos dados do *MyoWare* no GPIO 32 e os converte em milivolts. Em sequência, os SME_s serão janelados com um tamanho fixo, e os filtros Butterworth e *notch* são aplicados. Por fim, as características escolhidas previamente são extraídas dessas janelas e adicionadas em um vetor. Este vetor será informado ao classificador LDA implementado no ESP32 como um ponto amostral desconhecido.

O classificador LDA fará a discriminação deste ponto amostral utilizando a equação (14) Mahalanobis. Assim, o LDA indicará à qual classe o ponto amostral desconhecido tem a maior chance de pertencer, ao avaliar a menor distância entre o ponto amostral e o centro do conjunto de treino de cada classe. Como pós-processamento, é aplicado o voto majoritário para 3 características recém classificadas pelo classificador. A classe decidida pelo voto majoritário é transmitida via BLE ao módulo SRA e o sistema é alimentado por uma bateria LiPo recarregável. A Figura 35 mostra todos os processos implementados no STI.

O STI é iniciado estabelecendo a conexão BLE com o módulo SRA. Após a conexão BLE, o STI realiza a leitura em tempo real dos SME_s da plataforma EMG_s . A conversão em milivolts dos dados recebidos do pino *raw* do *MyoWare* no GPIO 32 (configurado como entrada analógica) é realizada pela equação (17), e implementada no ESP32.

Os SME_s convertidos em milivolts são segmentados em janelas disruptivas de 80 ms. Essa decisão é explicada posteriormente nesta seção.

Os filtros Butterworth e *notch* são aplicados na janela de 80 ms antes da extração das características. A implementação desses filtros no ESP32 utilizou a transposta da forma direta II da equação (18) diferencial padrão de um filtro digital.

$$\begin{aligned}
 a(1) * y(n) = & b(1) * x(n) + b(2) * x(n - 1) + \dots + b(nb + 1) * x(n - nb) \\
 & - a(2) * y(n - 1) - \dots - a(na + 1) * y(n - na)
 \end{aligned}
 \tag{18}$$

onde, a e b são vetores que descrevem o tipo de filtro, x é o vetor de amostra a ser filtrado, y é o vetor dos dados já filtrados (recursivo), e n é o índice da amostra dentro da janela de SME_s .

A equação (18) filtra os dados a partir dos filtros descritos pelos vetores a e b . A plataforma *MATLAB*[®] foi utilizada para gerar os vetores descritivos a e b dos filtro Butterworth e *notch*. Os vetores descritivos de um filtro de ordem n tem o comprimento de $n+1$.

Como o filtro Butterworth é aplicado na faixa de frequência de 20 à 500 Hz (*i.e.*, passa-banda), foram gerados os dois vetores a e dois vetores b . Um par de vetores a e b foi gerado para o filtro Butterworth de 4^a ordem passa-alta (20 Hz). E outro par de vetores a e b foi gerado para o filtro Butterworth de 4^a ordem passa-baixa (500 Hz). Formando o filtro passa-banda Butterworth de 4^a ordem.

Utilizando os vetores gerados no *MATLAB*[®], os filtros foram implementados no ESP32 através da equação (19) e equação (20) para o filtro Butterworth de 4^o ordem, e equação (21) para o filtro *notch*.

$$\begin{aligned}
 y_a = & b_a(1) * x(n) + b_a(2) * x(n - 1) + b_a(3) * x(n - 2) + \\
 & + b_a(4) * x(n - 3) + b_a(5) * x(n - 4) - \\
 & - a_a(2) * y_a(n - 1) - a_a(3) * y_a(n - 2) - \\
 & - a_a(4) * y_a(n - 3) - a_a(5) * y_a(n - 4)
 \end{aligned} \tag{19}$$

onde, y_a é o vetor de dados filtrados com o filtro Butterworth passa-alta de 4^a ordem, x é a janela de SME_s não filtrados, n é o índice da amostra, b_a é o vetor de numeradores descritivos do filtro passa-alta Butterworth de 4^a ordem, a_a é o vetor de denominadores descritivos do filtro passa-alta Butterworth de 4^a ordem.

$$\begin{aligned}
 y_b = & b_b(1) * y_a(n) + b_b(2) * y_a(n - 1) + b_b(3) * y_a(n - 2) + \\
 & + b_b(4) * y_a(n - 3) + b_b(5) * y_a(n - 4) - \\
 & - a_b(2) * y_b(n - 1) - a_b(3) * y_b(n - 2) - \\
 & - a_b(4) * y_b(n - 3) - a_b(5) * y_b(n - 4)
 \end{aligned} \tag{20}$$

onde, y_b é o vetor de dados filtrados com o filtro Butterworth passa-baixa de 4^a ordem, y_a é o vetor de dados filtrados com o filtro passa-alta Butterworth de 4^a ordem, n é o índice da amostra, b_b é o vetor de numeradores descritivos do filtro passa-baixa Butterworth de 4^a ordem, a_b é o vetor de denominadores descritivos do filtro passa-baixa Butterworth de 4^a ordem.

$$y_c = b_c(1) * y_b(n) + b_c(2) * y_b(n - 1) + b_c(3) * y_b(n - 2) - a_n(2) * y_c(n - 1) - a_n(3) * y_c(n - 2) \quad (21)$$

onde, y_c é o vetor de dados filtrados com o filtro *notch*, y_b é o vetor de dados filtrados com o filtro passa-baixa Butterworth de 4ª ordem, n é o índice da amostra, b_c é o vetor de numeradores descritivos do filtro *notch*, a_c é o vetor de denominadores descritivos do filtro *notch*.

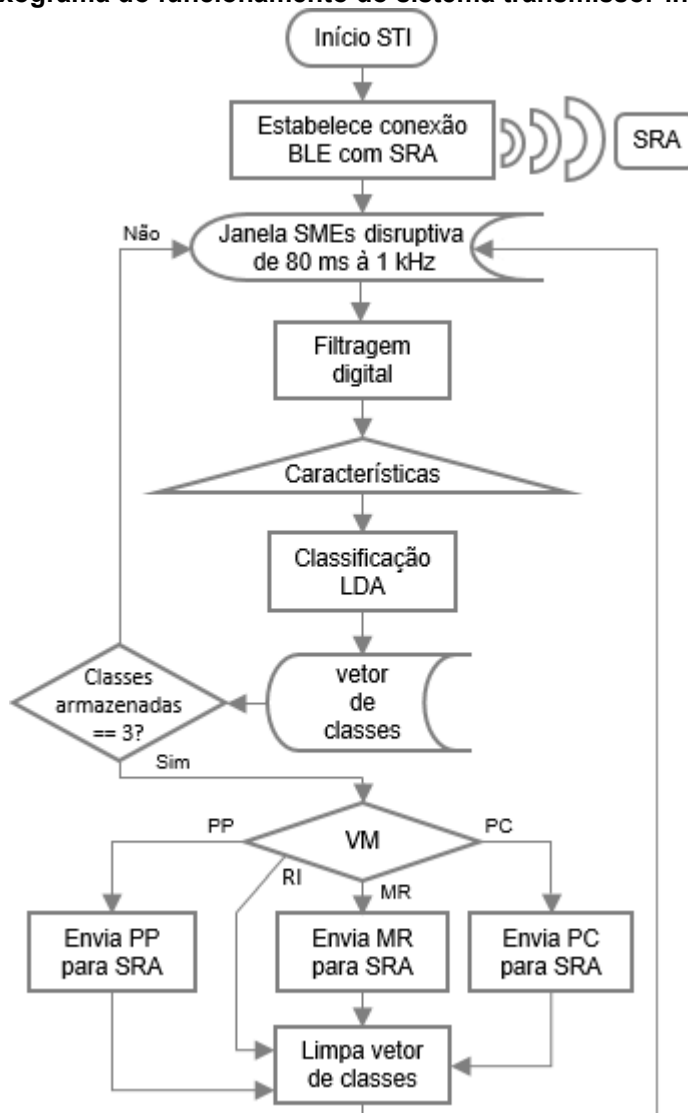
Os dados filtrados pelo Butterworth de 4ª ordem nas equações (19) e (20) foram filtrados em seguida pelo *notch* na equação (21). Os SME_s filtrados foram alocados em outra janela com o mesmo tamanho (80 ms) e a janela pré-filtragem foi descartada. Os cálculos das características escolhidas pelo sequenciador foram implementados no ESP32 para a extração das características nas janela de dados SME_s filtrados.

O classificador LDA foi construído no *MATLAB*® usando o CON_{AP} como descrito na seção anterior. Como cada classe possui o mesmo número de amostras, a probabilidade a priori da equação (13) derivada de Bayes é redundante. Assim, somente a equação (14) da distância Mahalanobis foi implementada no ESP32 para realizar a predição das características processadas em tempo real. Através da construção no *MATLAB*® foi possível acessar o vetor de média das classes (μ_i) e a matriz de covariância (Σ) do classificador LDA para implementar a equação da distância Mahalanobis. Erros de leitura, como artefatos de movimentos e toque nos eletrodos, podem produzir um falso positivo na classificação e para que ele não seja transmitido ao SRA, foi adotada uma etapa de pós-processamento. Nesta etapa, é aplicado o voto majoritário.

A Figura 42 ilustra o funcionamento do *software* desenvolvido para o módulo STI, que ao iniciar faz a conexão BLE com o SRA. As janelas SME_s são capturadas em tempo real do *MyoWare* e convertidas em milivolts. Então há a filtragem digital Butterworth 4º ordem (20 à 200 Hz) e *notch* (60 Hz) da janela de SME_s . As características escolhidas são extraídas da janela de SME_s filtrados. O classificador discrimina a janela de SME_s a partir da menor distância Mahalanobis entre as características e o centro de cada classe. A classe mais próxima é escolhida, e guardada em um vetor de classes. Se 3 classes forem adicionadas no vetor de classes, o voto majoritário (VM) é aplicado, se não, a classe é adicionada ao vetor, e

mais uma janela em tempo real é discriminada. O VM verifica qual das três classes guardadas no vetor ocorreu com maior frequência, e a transmite via BLE ao SRA.

Figura 42 – Fluxograma do funcionamento do sistema transmissor-interpretador (STI)



Nota: STI = sistema transmissor-interpretador; BLE = *bluetooth* de baixo consumo; SRA = sistema receptor-atuador; LDA = análise discriminante linear; VM = voto majoritário; PP = preensão pinça; PC = preensão cilíndrica; MR = mão em repouso; RI = resultado inconclusivo.

Fonte: Autoria própria (2022)

Após a decisão da classe por voto majoritário, a classe real é transmitida via BLE ao módulo SRA, onde uma máquina de estados finitos irá fazer o controle dos atuadores da órtese a partir do estado atual e recebido.

O tamanho da janela foi adotado como 80 ms, pois cada janela é utilizada na criação de um vetor de características, que é discriminado em uma classe. Assim, o voto majoritário necessita de 3 classes, resultando em um tempo de processamento

e pós-processamento de 240 ms (3×80 ms). Adicionalmente, há o atraso de 50 ms do envio via BLE do módulo STI ao SRA, somando 290 ms. O valor final de 290 ms está dentro do recomendado na literatura para evitar que o usuário tenha percepção do atraso do sistema.

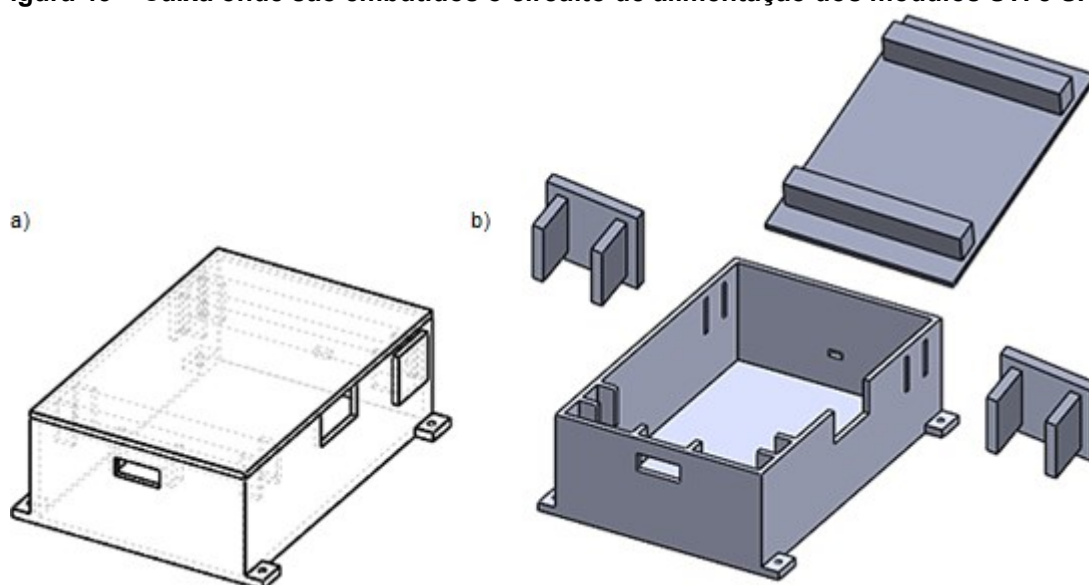
4.2.4 Alimentação

O STI é alimentado por uma bateria LiPo (3,7 V e 2000 mAh). O critério para a escolha foi um equilíbrio entre peso, dimensões, tensão e carga total. A bateria é recarregada através do módulo (TP4056). O módulo indica visualmente quando a bateria necessita de recarga (através de um LED vermelho) e quando já alcançou a carga máxima (LED azul). Também contém um circuito de proteção da bateria para sobrecarga de corrente ou tensão.

Um módulo conversor de tensão *step-up* de 3 à 5 V foi utilizado com a bateria. Ele fornece a tensão de alimentação adequada aos componentes. Uma mini chave deslizante de duas posições permite ligar e desligar o STI.

Os componentes de alimentação são embarcados em uma caixa impressa em 3D (Figura 43), utilizando o filamento de polietileno tereftalato glicol (PETG). A tampa possui duas barras horizontais para fixar o módulo TP4056 na abertura para conexão com o carregador micro USB. A outra barra é presa à caixa com a ajuda de dois fixadores laterais. A chave deslizante é fixada na abertura lateral.

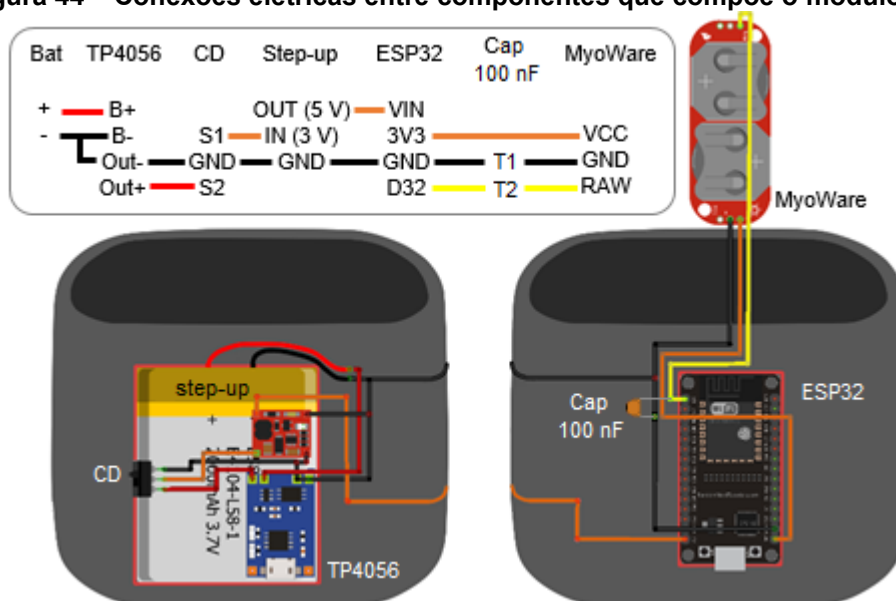
Figura 43 – Caixa onde são embutidos o circuito de alimentação dos módulos STI e SRA



Fonte: Autoria própria (2022)

A montagem dos componentes pode ser visualizado na Figura (44). A bateria é conectada nas entradas B+ e B- do módulo carregador. As saídas do TP4056 são conectadas no pino S2 da chave deslizante (CD) que possui dois estados. No estado desligado é cortada a conexão entre a chave S1 e S2. No estado ligado, é estabelecida a conexão entre S1 e S2, e *Out+* da bateria passa a transmitir corrente e tensão à entrada (*IN*) do *step-up*. O pino *OUT* (5 V) alimenta o ESP32, e o 3V3 do ESP32 alimenta a plataforma EMG_s *MyoWare*.

Figura 44 – Conexões elétricas entre componentes que compõe o módulo STI



Nota: Bat = bateria; TP4056 = módulo carregador micro USB; CD = chave deslizante; *Step-up* = conversor de tensão 3 à 5 V; ESP32 = plataforma microcontrolada; *MyoWare* = plataforma EMG_s.
Fonte: Autoria própria (2022)

4.3 Sistema receptor-atuador

O SRA é formado por uma tala de pulso, talas de dedo para as articulações interfalângica (polegar) e interfalângica proximal (indicador, médio, anular e mínimo), uma luva segunda pele, tendões artificiais para cada dedo, interface de silicone na ponta dos dedos, uma pulseira ajustável e os componentes eletrônicos de controle e alimentação. Desse modo, ela é configurada como uma órtese mioelétrica semirrígida.

A tala de pulso mantém o pulso fixo para que não realize extensão/flexão e as talas de dedo limitam a amplitude de extensão/flexão dos dedos, permitindo uma preensão segura. As talas tiveram suas medidas retiradas do voluntário, e foram impressas em PETG utilizando a tecnologia de impressão 3D. O material utilizado para os tendões artificiais foi o náilon. Uma extremidade dos tendões artificiais está

ligada a ponta dos dedos da luva. A outra extremidade dos tendões está ligada ao eixo dos motores e foram embutidas em uma caixa impressa em PETG, presa à carcaça dos motores. A interface de silicone na ponta de cada dedo provê aderência ao objeto agarrado.

Os componentes eletrônicos da órtese são: uma plataforma microcontrolada ESP32, um conversor *step-up* de 3 à 5 V, uma bateria LiPo recarregável para alimentar o sistema, um módulo de recarga da bateria (TP4056), dois motores CC (modelo N20, 6 V e 100 RPM, com caixa de redução de velocidade e *encoder*) e um *driver* ponte-h dupla (DRV8833) para inversão no sentido de giro dos motores.

O ESP32 recebe a classe real transmitida via BLE pelo módulo STI, e controla a posição dos motores a partir de uma máquina de estados finitos. Essa máquina de estados finitos controla o sistema a partir da comparação entre a classe recebida anteriormente com a classe recebida atual.

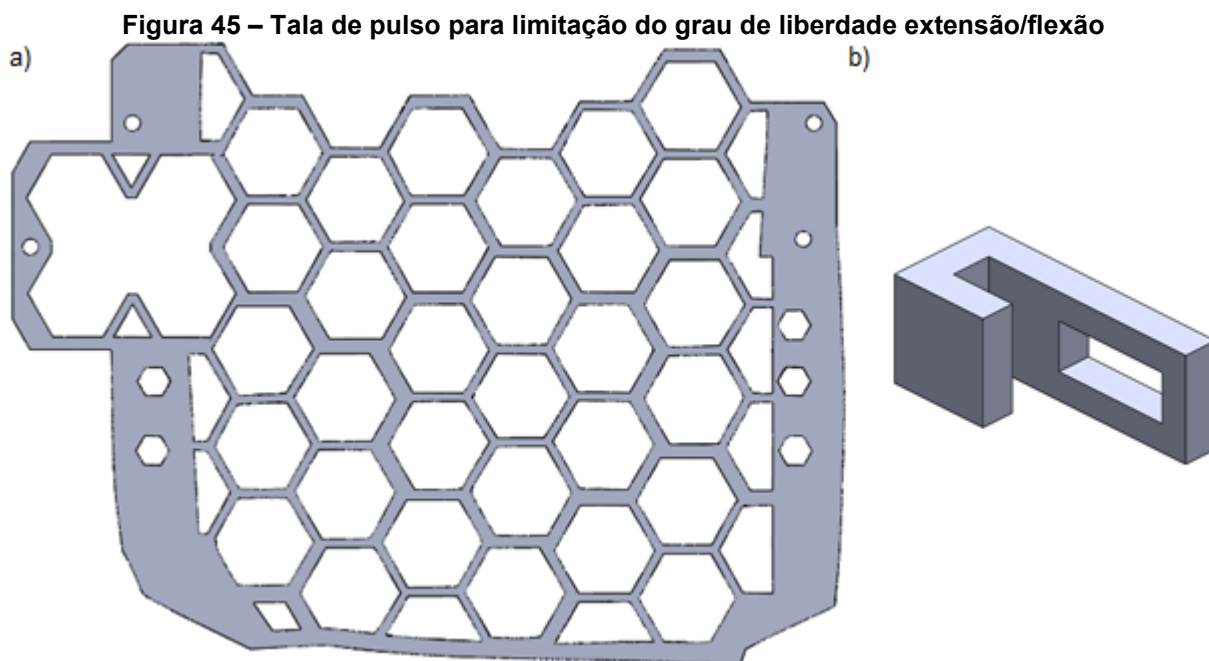
Quando os motores realizam a preensão (flexão), os tendões são tracionados na posição pinça ou cilíndrica. Na extensão, os motores aliviam a tensão dos tendões e a mão pode retornar ao estado de repouso.

Seguindo o organograma da Figura 36, os passos para a construção de cada etapa do sistema serão descritos nas seções a seguir.

4.3.1 Tala de pulso

Redesenhada no programa *SolidWorks*[®] de um modelo disponível na plataforma *Thingiverse* (RIDER12, 2015), esta tala (Figura 45.a) limita o grau de liberdade do membro para extensão/flexão do pulso. Os vazamentos hexagonais servem para ventilação do pulso e antebraço. Na borda, os furos hexagonais servem para fixação dos ganchos de ajuste (Figura 45.b). Dois ganchos são costurados à uma tira de elástico chato, e o conjunto é usado para ajuste da tala no pulso e antebraço.

A tala foi impressa em PETG com tecnologia de impressão 3D, e ao término da impressão ela foi retirada ainda quente (80°C) da base e moldada à um objeto cilíndrico para preservar o formato curvado. A espessura da tala determina o quão rígida ela pode ser após resfriada. Este parâmetro pode ser alterado em um programa fatiador (e.g., *Simplify3D*[®]) que gera o código de impressão do modelo 3D.



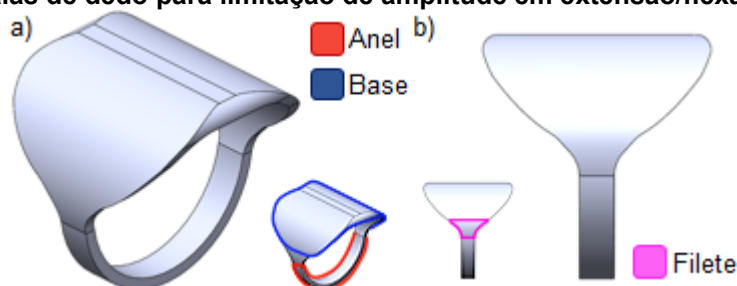
Fonte: Autoria própria (2022)

4.3.2 Talas de dedo

As talas de dedo possuem dois elementos no corpo principal (i) o anel, ligado à (ii) base. A partir das medidas do voluntário, as talas de dedo foram projetadas com mudanças no diâmetro e espessura do anel, e comprimento da base.

Enquanto o anel serve para se adequar ao diâmetro do dedo, o comprimento da base limita a amplitude de movimento na extensão/flexão dos dedos (Figura 46.a). Adicionalmente, como a técnica de impressão 3D é realizada pelo depósito do material em finas camadas, a ligação do anel e base foi realizada em filete (Figura 46.b) para evitar a quebra da base na preensão. As talas de dedo foram impressas em PETG.

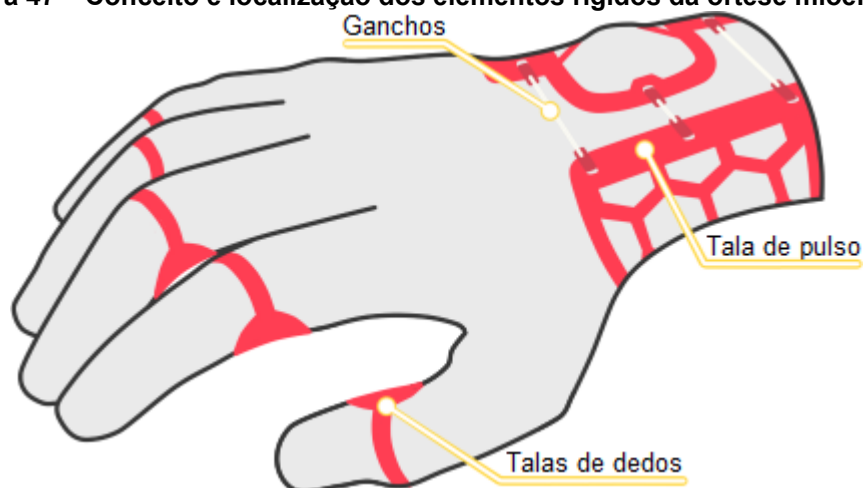
Figura 46 – Talas de dedo para limitação de amplitude em extensão/flexão na preensão



Fonte: Autoria própria (2022)

As estruturas rígidas da órtese são cobertas pela luva segunda pele. A Figura 47 é uma representação visual dessas estruturas montadas na mão.

Figura 47 – Conceito e localização dos elementos rígidos da órtese mioelétrica

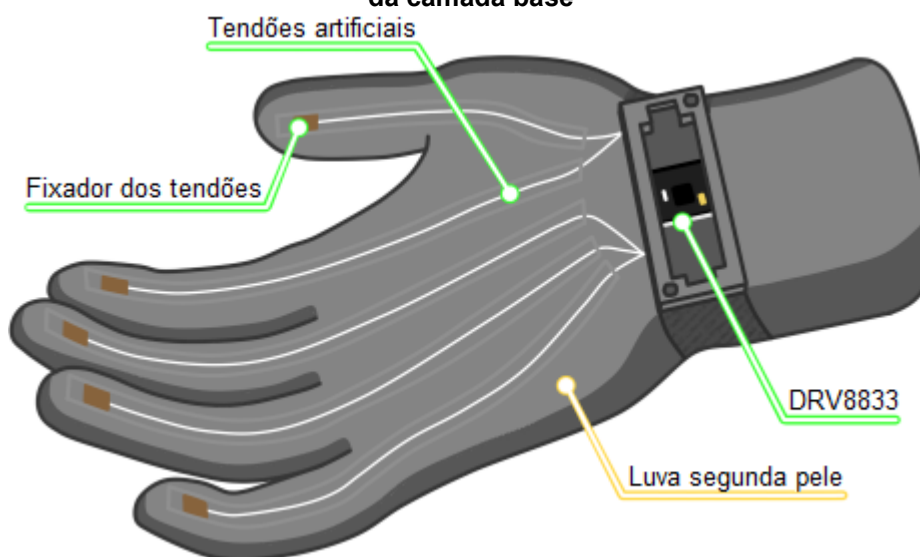


Fonte: Autoria própria (2022)

4.3.3 Luva e tendões

Foi utilizada uma luva segunda pele (X11 *Thermic*[®]) de tamanho escolhido para o voluntário, que possui material leve e respirável. A luva esconde os elementos rígidos e é a base onde os elementos eletrônicos e de alimentação são fixados. Ela não restringe os movimentos e é mais fácil de vestir que uma luva de material menos maleável. A Figura 48 é uma representação visual dos elementos dispostos na camada base da parte anterior da luva.

Figura 48 – Conceito e localização dos elementos de atuação na vista anterior da mão direita da camada base



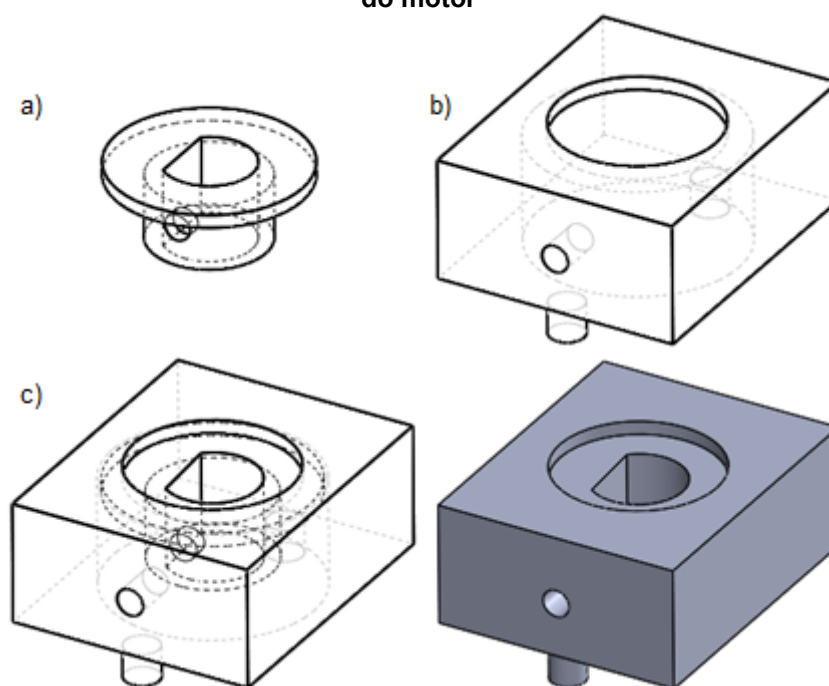
Fonte: Autoria própria (2022)

O material utilizado para tendão foi o fio de náilon (diâmetro = 0,2 mm), escolhido principalmente devido à resistência e maleabilidade do fio neste diâmetro.

Uma tira de tecido é costurada do carpo até a falange distal de cada dedo e cinco tendões foram distribuídos através dos túneis de tecido. Uma das extremidades dos tendões (polpa das falanges distais dos dedos) é fixada em uma pequena superfície retangular impressa em PETG costurada à luva e escondida dentro dos túneis de tecido. Adicionalmente, na falange distal de cada dedo foi costurada uma interface de silicone à luva para que houvesse aderência no contato com o objeto agarrado.

Já a outra extremidade dos tendões foi passada pelo vazamento circular na lateral do corpo de um carretel impresso em PETG (Figura 49.a) no sentido fora para dentro. Então, um nó foi dado nesta extremidade e a peça é encaixada no eixo do motor, fixando os tendões.

Figura 49 – Carretel dos tendões fixado no eixo do motor, e caixa do carretel fixado na carcaça do motor



Fonte: Autoria própria (2022)

Também foi impresso uma caixa em PETG (Figura 49.b) para impedir que os tendões escapassem do eixo, contando falsas voltas enquanto os motores giravam para tensionar ou aliviar a tensão nos tendões. O carretel é acoplado no eixo do motor e vai dentro da caixa (Figura 49.c), que é acoplada na carcaça do motor.

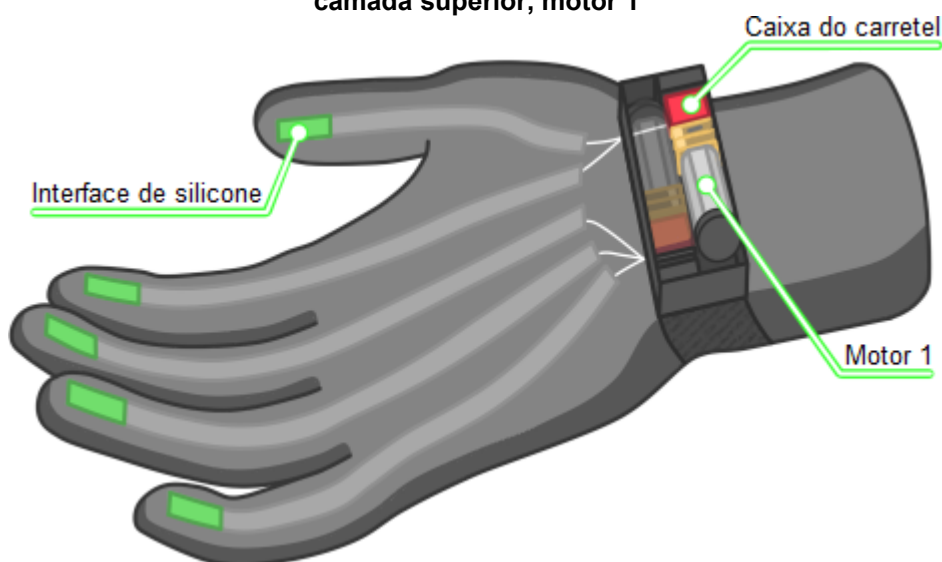
A pulseira é uma fita de polipropileno, que possui rigidez necessária para permitir a fixação da caixa de alimentação e dos atuadores. O *driver* DRV8833 é embutido na camada base da caixa dos atuadores fixada na pulseira.

4.3.4 Motores

O modelo dos motores CC escolhidos para a tração dos tendões artificiais é o motor N20. Ele possui caixa de redução de velocidade com fator 100:1 e trabalha com velocidade de 100 rotações por minuto (RPM) sem carga no eixo.

Os motores foram alimentados com 6 V, e medem 10 g. Este modelo possui um *encoder*, que possibilita identificar o e o sentido de giro e contar as voltas que o eixo dá. O controle do sentido de giro é realizado pelo *driver* de ponte-h dupla DRV8833. Foram utilizados dois motores. A Figura 50 é uma representação visual dos elementos dispostos na camada superior da parte anterior da luva.

Figura 50 – Conceito e localização dos elementos de atuação na vista anterior da mão direita, camada superior, motor 1

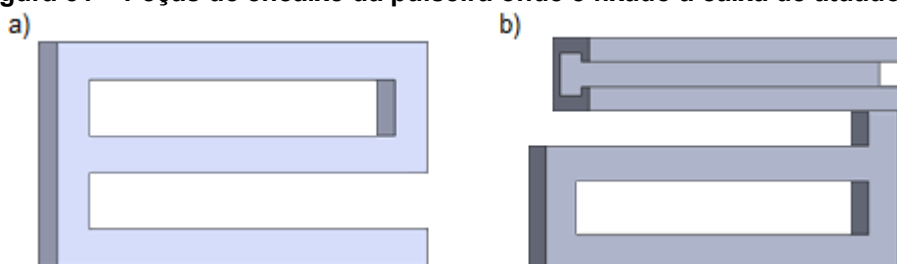


Fonte: Autoria própria (2022)

Uma estrutura foi impressa em PETG para comportar os elementos eletrônicos de atuação e possui duas camadas. A camada base é costurada na pulseira, que possui encaixes ajustáveis impressos em PETG. A pulseira passa pelo retângulo vazado (Figura 51.a), e a haste do retângulo aberto é encaixada na haste da outra peça (Figura 52.b), onde a outra extremidade da pulseira é também passada pelo vazamento retangular. Após o ajuste de tamanho nas peças, o excedente da pulseira é costurada na própria.

A camada base da caixa de atuadores (Figura 52.a) comporta o *driver* DRV8833 e o fios de alimentação, e possui dois furos dispostos de forma diagonal que permitem ser parafusada na camada superior.

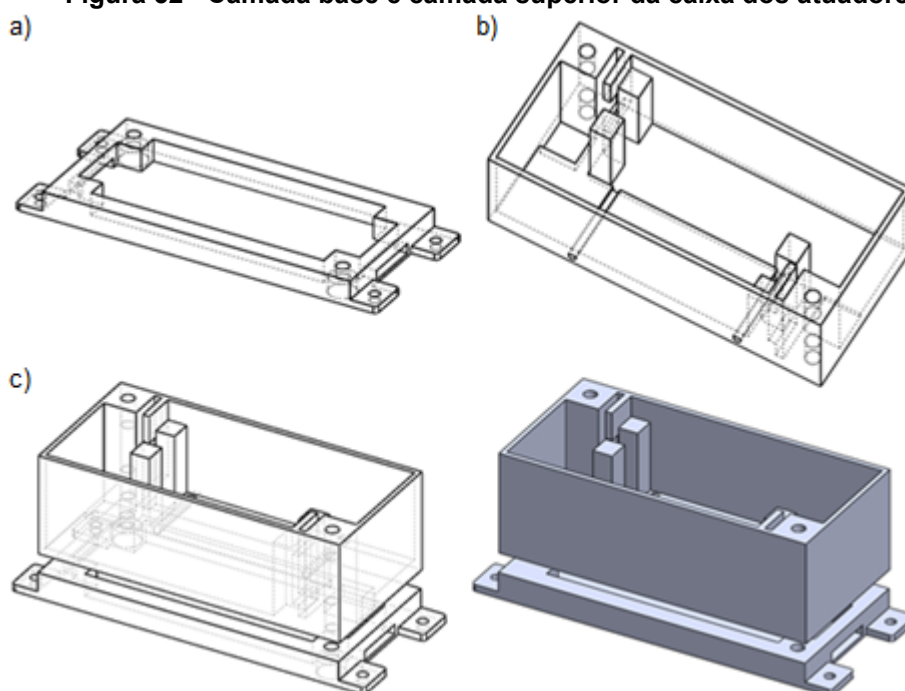
Figura 51 – Peças de encaixe da pulseira onde é fixado a caixa de atuadores



Fonte: Autoria própria (2022)

A camada superior (Figura 52.b) comporta os motores N20 de forma contraposta. Possui dois pilares em cada lado para manter as caixas dos tendões pressionadas às carcaças dos motores e permitem o encaixe da placa dos *encoders* dos motores. Há um vazamento para a passagem dos fios dos motores e *encoders* para a camada de baixo onde estão a alimentação e *driver*. Por fim, a camada superior ainda possui duas canaletas para permitir a passagem dos tendões à caixa dos tendões, onde estão os carretéis. A Figura 52.c mostra a montagem da caixa.

Figura 52 - Camada base e camada superior da caixa dos atuadores



Fonte: Autoria própria (2022)

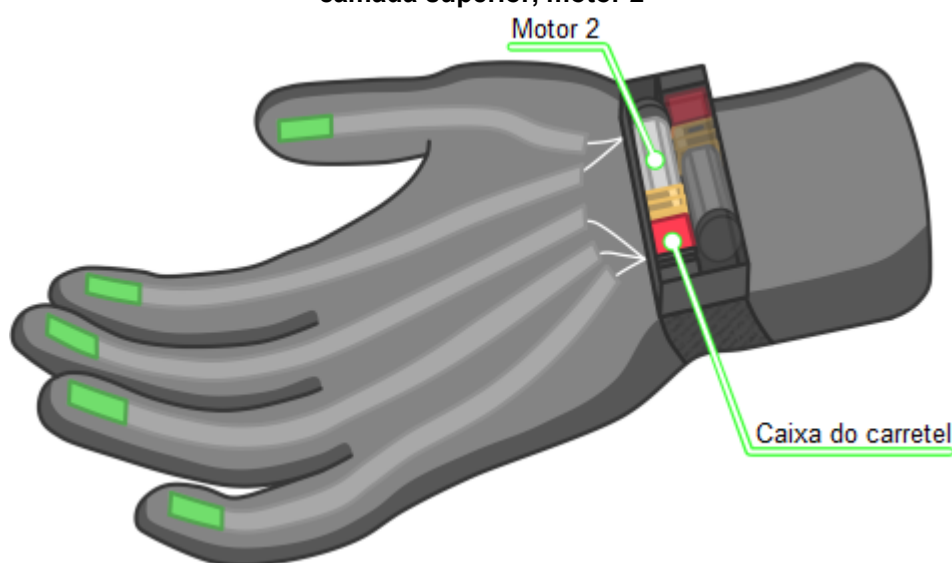
O motor 1 traciona os tendões artificiais ligados ao dedo indicador e polegar, e o motor 2 traciona os tendões artificiais do dedo médio, anular e mínimo. Ambos os motores trabalham juntos para realizar as preensões pinça e cilíndrica.

Para a preensão pinça, o motor 1 traciona os tendões até que os dedos toquem e haja força de preensão, e o motor 2 traciona os tendões até que os dedos toquem a palma.

Para a preensão cilíndrica, o motor 1 traciona os tendões até que os dedos polegar e indicador toquem e haja força de preensão. O motor 2 traciona os tendões até que os dedos médio, anular e mínimo se alinhem com os dedos do motor 1.

Os limites de parada para os motores 1 e 2 foram definidos a partir do estabelecido pelo voluntário. As dimensões da base das talas foram projetadas para respeitar esses limites em ambas as preensões. Não há um mecanismo para forçar a extensão dos dedos. Assim, eles retornam através da extensão realizada pelo voluntário. A Figura 53 é uma representação visual do posicionamento do motor 2 e dos tendões que ele controla.

Figura 53 – Conceito e localização dos elementos de atuação na vista anterior da mão direita, camada superior, motor 2



Fonte: Autoria própria (2022)

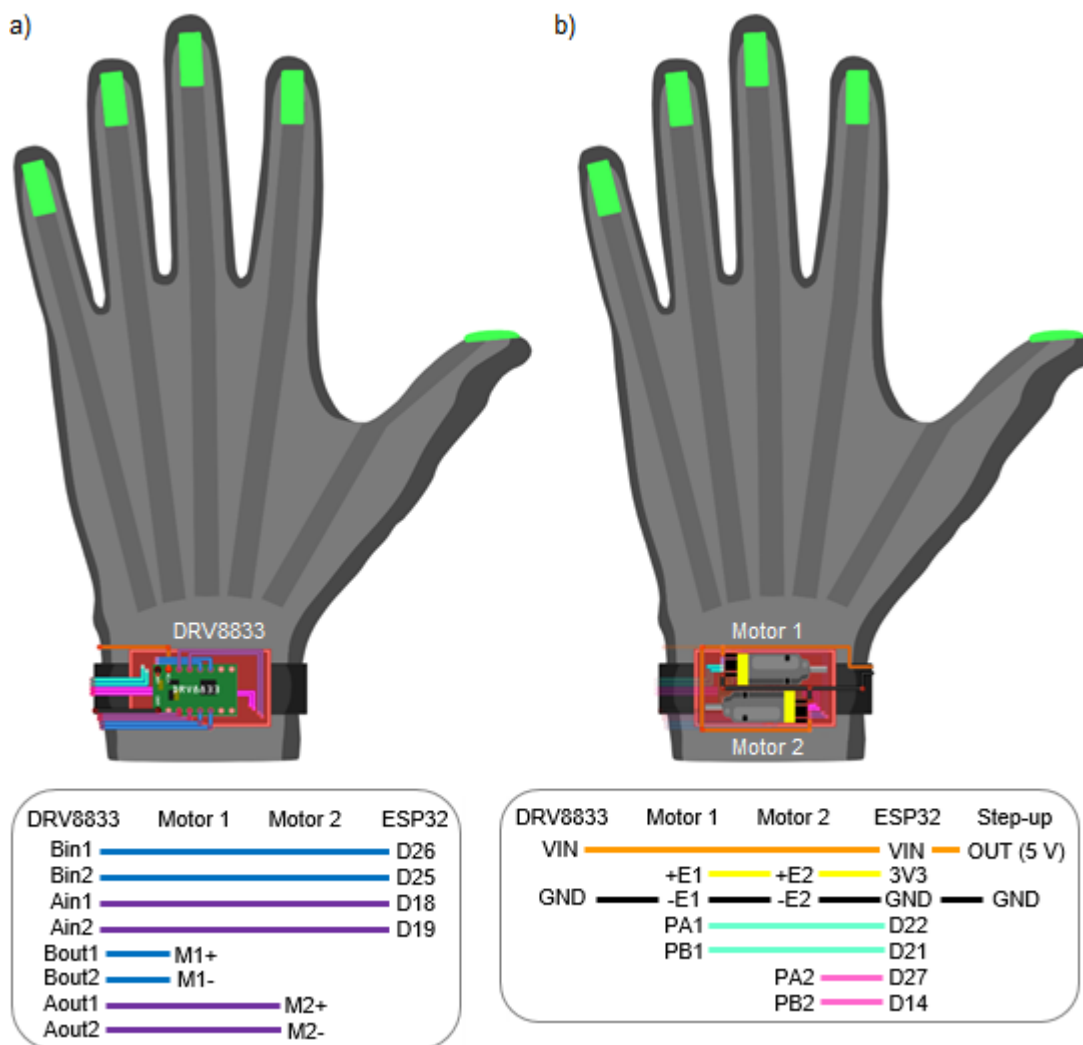
Os *encoders* incrementam ou decrementam quando há mudança de nível lógico nos pinos digitais onde foram conectados, a comparação do nível lógico com o anterior é realizada através de interrupções.

As posições dos motores contadas pelos *encoders* são registradas na memória de somente leitura, mas eletricamente programável e apagável (EEPROM) do ESP32. Elas são sempre atualizadas após a execução de uma preensão.

Dessa forma, quando o sistema fosse ligado, os motores voltariam à posição de repouso a partir da preensão em que permaneceu ao ser desligado. Em caso de

desconexão do BLE, o sistema mantém a apreensão até que se reconecte e receba outro comando do STI. A parte elétrica do sistema de atuação dos motores e tendões é montada conforme ilustra a Figura 54.

Figura 54 – Conexões elétricas do módulo receptor-atuador da órtese mioelétrica

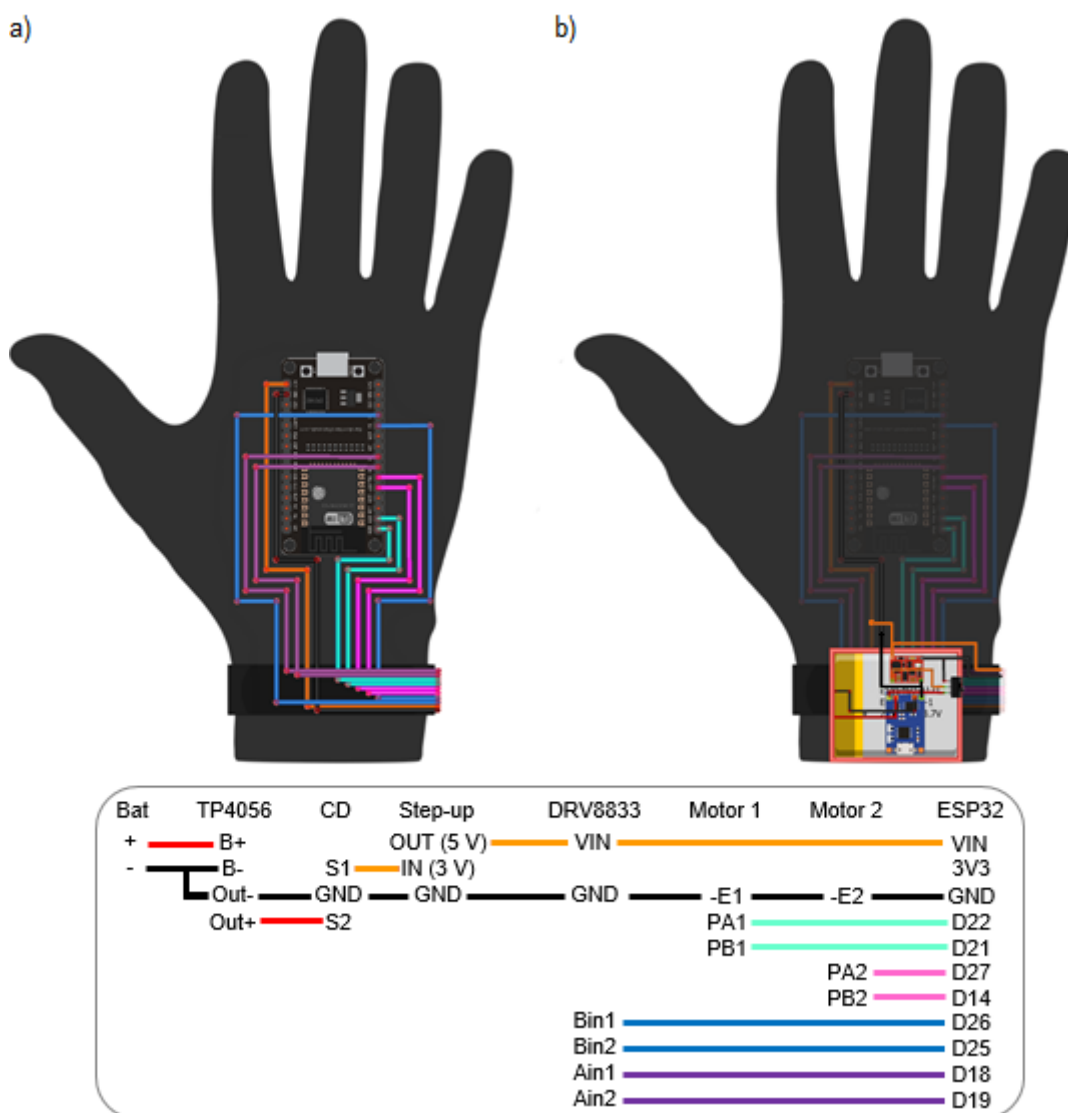


Nota: DRV8833 = *driver* ponte-h dupla; Motores 1 e 2 = motor CC, modelo N20, 100 RPM e 6 V; ESP32 = plataforma microcontrolada; *Step-up* = conversor de tensão 3 à 5 V.
Fonte: Autoria própria (2022)

Bin são os pinos de sentido de giro do primeiro motor e Ain do segundo motor. Bout são os pinos de alimentação do primeiro motor e Aout do segundo motor, assim, alimentam os motores M1 e M2. -E é o pino de aterramento. +E é alimentado pelo pino 3V3 do ESP32 e alimenta o *encoder*. PA e PB são pinos de fase do motor que informam o sentido de giro e a troca de nível lógico ao ESP32. Por fim, o pino *OUT* 5 V alimenta o ESP32 e DRV8833.

A continuação da parte elétrica de alimentação do ESP32 e dos motores, e a conexão do DRV8833 com o ESP32 é especificada conforme a Figura 55.

Figura 55 – Conceito posterior do módulo receptor-atuador da órtese mioelétrica



Nota: Bat = bateria; TP4056 = módulo carregador micro USB; CD = chave deslizante; *Step-up* = conversor de tensão 3 à 5 V; DRV8833 = *driver* ponte-h dupla; Motores 1 e 2 = motor CC, modelo N20, 100 RPM e 6 V; ESP32 = plataforma microcontrolada.
Fonte: Autoria própria (2022)

A bateria é conectada nas entradas B+ e B- do módulo carregador. As saídas do TP4056 são conectadas no pino S2 da CD que possui dois estados: no estado desligado, a conexão é cortada entre as chaves S1 e S2; no ligado, a conexão é realizada entre S1 e S2 fazendo o pino *Out+* da bateria transmitir corrente e tensão à entrada (*IN*) do *step-up*.

4.3.5 Máquina de estados finitos

O *software* do módulo SRA é uma máquina de estados finitos desenvolvida na *Arduino IDE* e implementada no ESP32. Ela recebe a classe real transmitida pelo STI e decide qual preensão deve ser realizada. Esta decisão parte da comparação entre a classe transmitida do STI com o estado de preensão atual dos motores e com a classe imediatamente anterior à recebida.

Possui três principais variáveis, o “estado atual”, que guarda qual preensão está sendo executada no momento. A “recebida anterior”, que guarda a classe transmitida pelo STI. E a “classe anterior”, que guarda em si a “classe recebida” imediatamente anterior à uma nova classe enviada por STI.

Como descrito anteriormente, o STI pode transmitir três classes diferentes: preensão pinça (PP), preensão cilíndrica (PC), e mão em repouso (MR).

A Figura 56 descreve a máquina de estados finitos e as etapas e condições de seu funcionamento. Nela, o SRA é iniciado e faz a conexão BLE com o STI. Os motores são movidos da posição que estavam ao desligar (salva na EEPROM) para MR, e o estado atual se torna MR.

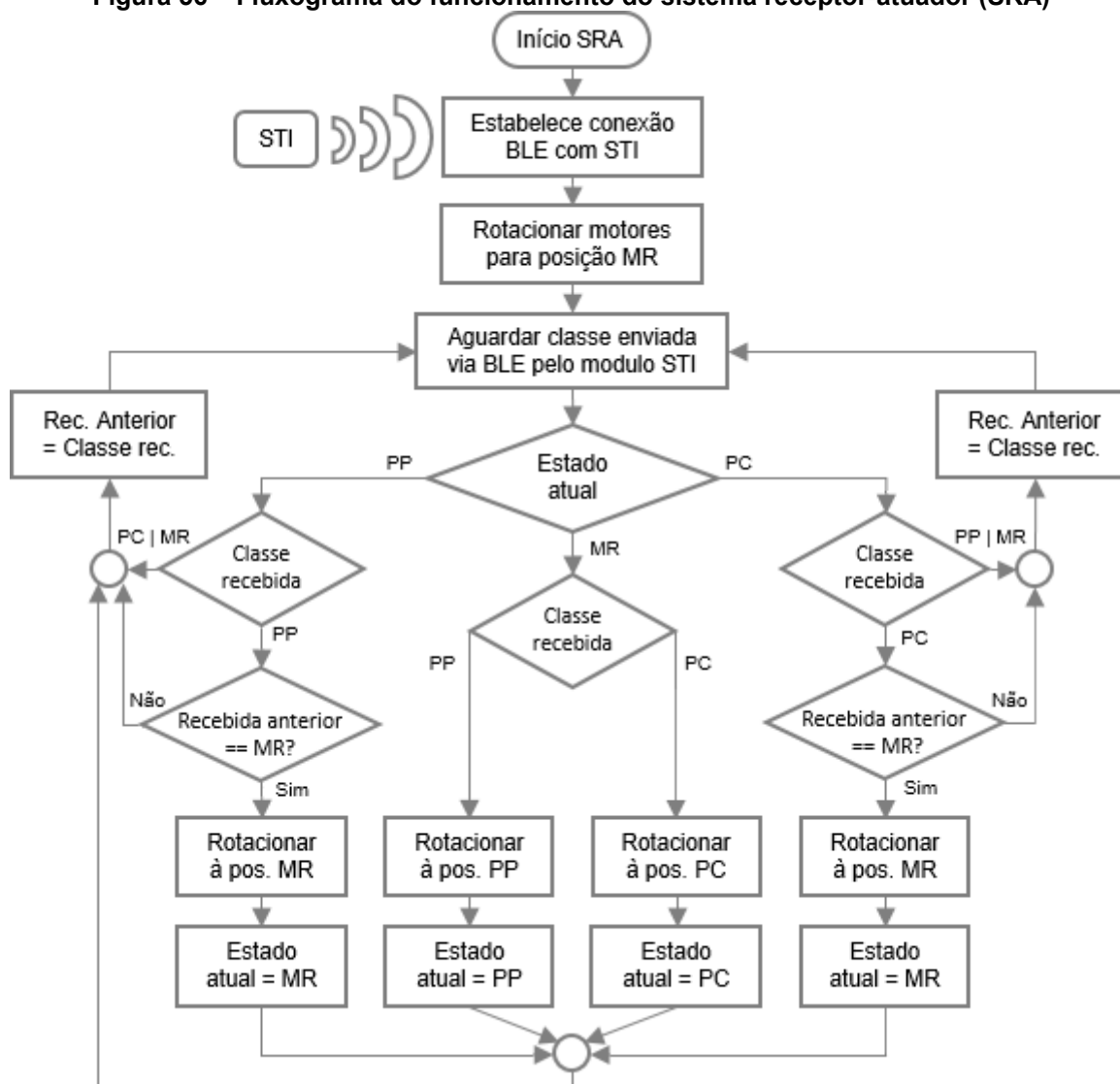
Quando STI transmite uma nova classe, o SRA verifica na variável “estado atual” qual pose de mão está sendo reproduzida, e decide qual pose será realizada a partir da análise das três variáveis: “estado atual”, “recebida anterior” e “classe recebida”.

Qualquer preensão (PP ou PC) só pode ser executada se o estado atual da pose de mão for MR. Analogamente, uma preensão só pode ser desfeita se a classe anterior for MR, e a classe recebida for sua respectiva preensão.

Dessa forma, uma preensão pinça (PP) só será executada pelos motores se o estado atual de pose de mão for MR (*i.e.*, a mão está em repouso), e a classe recebida for PP. Nestas condições, os motores executam a preensão pinça e o estado atual muda para PP.

No entanto, a órtese só voltará para mão em repouso ao cumprir três condições: o estado atual ser PP, a recebida anterior ser MR, e classe recebida ser PP. Ou seja, a órtese está realizando uma preensão pinça, mas o músculo estava relaxado até o usuário realizar outra preensão pinça para fazer os motores girarem e aliviarem a tensão dos tendões.

Figura 56 – Fluxograma do funcionamento do sistema receptor-atuador (SRA)



Legenda: SRA = sistema receptor-atuador; BLE = *bluetooth* de baixo consumo; STI = sistema transmissor-interpretador; PP = preensão pinça; PC = preensão cilíndrica; MR = mão em repouso.

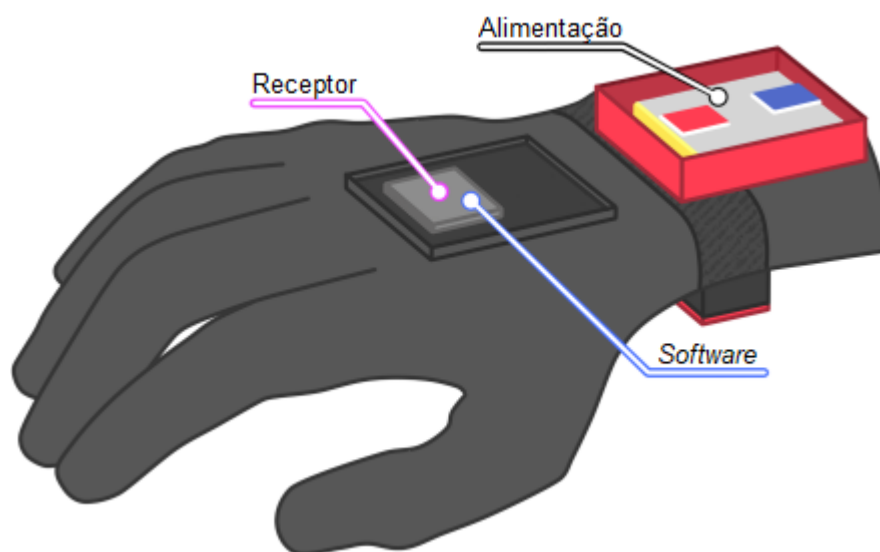
Fonte: Autoria própria (2022)

4.3.6 Alimentação

Diferente do STI, no SRA a alimentação de todo o sistema é feita após a conversão do *step-up* (i.e., 5 V). Os motores são alimentados em paralelo e a corrente elétrica é dividida entre os dois, mas a tensão elétrica se mantém 5 V em cada. A bateria escolhida foi a mesma que no módulo STI devido ao equilíbrio entre peso, dimensões, tensão e carga total.

Os componentes de alimentação são embarcados na caixa impressa em 3D descrita na seção 4.2.4 Alimentação (Figura 43) do módulo STI. A Figura 57 é uma representação visual do posicionamento da caixa de alimentação e do ESP32.

Figura 57 – Conceito e posicionamento da caixa de alimentação e ESP32, vista posterior da mão direita



Fonte: Autoria própria (2022)

4.4 Protocolo experimental

O protocolo experimental foi baseado em testes que simulam AVDs utilizando objetos de uso cotidiano. O estudo analisado para a criação do protocolo é o teste de função motora da mão do instituto de reabilitação de Toronto (TRI-HFT) (KAPADIA *et al.*, 2012). O estudo propõe o uso de diversos objetos de uso cotidiano, com diferentes superfícies e formatos.

O protocolo experimental proposto neste estudo consiste em ativar o sistema com uma das duas poses de mão mais usuais em AVDs (pinça polpa-a-polpa e aperto transversal) para interagir com os diferentes objetos. Cada um dos objetos é testado 10 vezes, com intervalo de 1 minuto. Para cada preensão, o voluntário é instruído a praticar a ativação e desativação das preensões por 10 minutos.

Os objetos propostos foram: (i) um cartão, (ii) um lápis, e (iii) uma garrafa plástica de 600 ml cheia de água.

O voluntário é posicionado na frente de uma mesa com o objeto que deve interagir e recebe instruções de como proceder:

O cartão deveria ser segurado com a preensão pinça. Ele repousa sob uma plataforma de cartolina que simula um caixa eletrônico. O voluntário deve pegar o cartão e o inserir em uma abertura estreita, mantê-lo por 1 segundo e retirá-lo. Testando assim, se a preensão é firme o suficiente para mantê-lo preso entre os dedos durante a ação.

O lápis deveria ser segurado com a preensão pinça. Ele é retirado de um suporte e o voluntário deve fazer riscos na folha de papel fixada na mesa. Testando assim, se a preensão é firme o suficiente para manter o lápis preso.

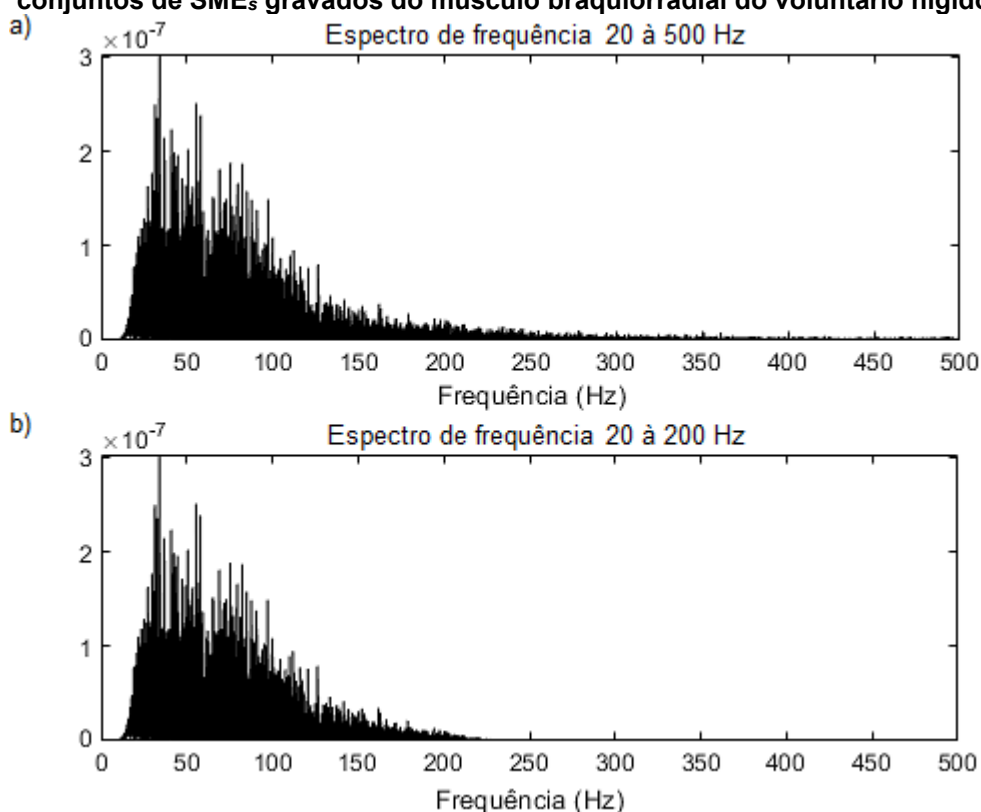
A garrafa deveria ser segurada com a preensão cilíndrica. Ela é então levantada e sacudida levemente acima da mesa nas posições vertical e horizontal. Testando assim, se a preensão é firme o suficiente para manter a garrafa presa.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O músculo do voluntário hígido com melhor resposta à uma CVM da preensão pinça foi o braquiorradial. Somente o lado esquerdo do corpo foi analisado. 20 conjuntos de SME_s foram gravados dessa unidade muscular. O CON_{AP} foi formado pelos 10 conjuntos ímpares, e os 10 conjuntos de SME_s pares compuseram o CON_T , reservado para testar a acurácia do classificador.

Antes da seleção sequencial progressiva de características ser realizada, foram gerados e analisados os espectros de frequência dos conjuntos SME_s gravados com a plataforma EMG_s *MyoWare*. A taxa de amostragem escolhida foi de 1 kHz e os filtros aplicados foram o Butterworth de 4ª ordem na faixa de 20 à 500 Hz e o filtro *notch* em 60 Hz (Figura 58.a).

Figura 58 – Comparação dos espectros de frequência 20 à 500 Hz e 20 à 200 Hz em um dos conjuntos de SME_s gravados do músculo braquiorradial do voluntário hígido

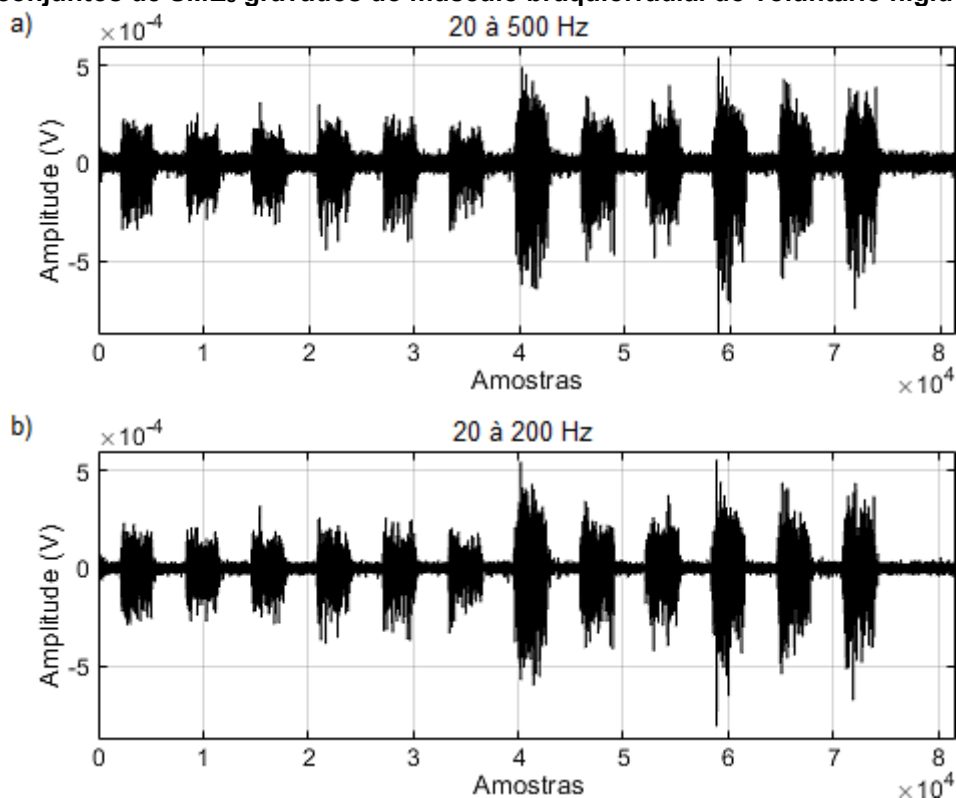


Fonte: Autoria própria (2022)

Foi observado que, após a frequência de 200 Hz, a magnitude das informações começou a decrescer. Para fins de comparação, o filtro Butterworth de 4ª ordem foi aplicado na faixa de 20 à 200 Hz, e o espectro de frequência foi projetado novamente para o mesmo conjunto de SME_s analisado (Figura 58.b).

Quando comparados com a faixa de 20 à 500 Hz (Figura 59.a), os sinais filtrados para a faixa de 20 à 200 Hz (Figura 59.b) apresentaram uma atenuação na amplitude do sinal.

Figura 59 – Comparação dos SME_s filtrados para 20 à 500 Hz e 20 à 200 Hz de um dos conjuntos de SME_s gravados do músculo braquiorradial do voluntário hígido



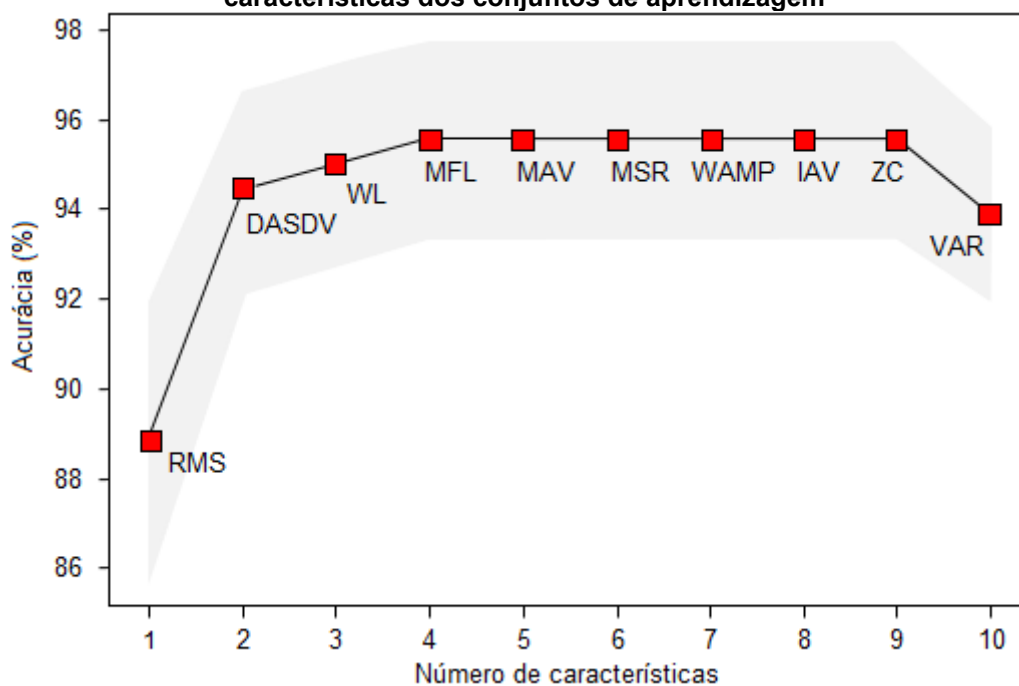
Fonte: Autoria própria (2022)

Na inspeção visual, o sinal filtrado na faixa de 20 à 200 Hz apresentou uma redução de picos nos aglomerado de sinais relativos à cada pose de mão, em especial, na classe repouso. Em suma, houve redução das informações que tornavam o sinal mais ruído sem afetar as informações mais relevantes para análise. Dessa forma, a faixa de frequência de 20 à 200 Hz foi escolhida para o filtro Butterworth de 4ª ordem para a construção do classificador LDA, e para implementação no ESP32 do STI.

As características do Quadro 12 foram extraídas do CON_{AP} . A seleção sequencial progressiva de características foi executada utilizando linguagem *Python* com validação cruzada de k -subconjuntos ($k = 10$). O classificador utilizado é um classificador LDA, como descrito na seção 4.2.2 esse classificador é descartado após o melhor conjunto de características ser decidido. Assim, o classificador LDA a ser implementado no STI será treinado apenas com a combinação de características escolhida. Os resultados retornados são ilustrados na Figura 60 e detalhados na

Tabela 2. Cada ponto em vermelho indica qual característica somada aos pontos anteriores obteve a maior acurácia e o erro padrão é representado pela área cinza.

Figura 60 – Acurácia e erro padrão da seleção sequencial progressiva de características das características dos conjuntos de aprendizagem



Fonte: Autoria própria (2022)

Tabela 2 – Acurácia por combinação de características da seleção sequencial progressiva de características no classificador LDA treinado

Combinações	Número	Acurácia (%)	Erro padrão
RMS	1	88,89	0,03099
RMS, DASDV	2	94,44	0,02191
RMS, DASDV, WL	3	95,00	0,02260
RMS, DASDV, WL, MFL	4	95,56	0,02160
RMS, DASDV, WL, MFL, MAV	5	95,56	0,02160
RMS, DASDV, WL, MFL, MAV, MSR	6	95,56	0,02160
RMS, DASDV, WL, MFL, MAV, MSR, WAMP	7	95,56	0,02160
RMS, DASDV, WL, MFL, MAV, MSR, WAMP, IAV	8	95,56	0,02160
RMS, DASDV, WL, MFL, MAV, MSR, WAMP, IAV, ZC	9	95,56	0,02160
RMS, DASDV, WL, MFL, MAV, MSR, WAMP, IAV, ZC, VAR	10	93,89	0,01933

Fonte: Autoria própria (2022)

As combinação de 4 à 9 características apresentam o mesmo valor de acurácia (95,56%) na validação cruzada de 10-subconjuntos, o que significa que a

escolha de 4 características seria ideal para treinamento do classificador LDA a ser implementado no módulo STI. No entanto implementar 4 características custa poder computacional considerável.

Observando a distribuição de acurácias apresentada na Figura 60, foi aplicado o teste de Friedman no *software* jamovi para verificar se houve diferença estatística significativa ($p < 0,05$) entre as distribuições de acurácia das combinações de características. O valor retornado pelo teste de Friedman foi $p < 0,001$.

Como o teste de Friedman comprovou haver diferença estatística significativa entre as distribuições de acurácia, foi aplicado o teste *post-hoc* Durbin-Conover para identificar onde estava a diferença encontrada. O resultado é reportado na Tabela 3.

Tabela 3 – Teste *post-hoc* Durbin-Conover aplicado para encontrar onde ocorreu a diferença estatística significativa das distribuições de acurácia das combinações de características

Comparação por pares	p
C1 - C2	< 0.001
C1 - C3	< 0.001
C1 - C4	< 0.001
C1 - C10	< 0.001
C2 - C3	1.000
C2 - C4	0.139
C2 - C10	0.434
C3 - C4	0.139
C3 - C10	0.434

Fonte: Autoria própria (2022)

A diferença estatística significativa encontrada foi apenas das característica RMS (C1) com as demais combinações testadas. Isso significa que tanto as combinações de 2 características quanto a de 3 características podem ser usadas, visto que as distribuições de acurácia retornadas pela seleção sequencial progressiva de características para ambas não apresenta diferença estatística significativa quando comparada com as combinações que apresentaram maior acurácia (C4 à C9).

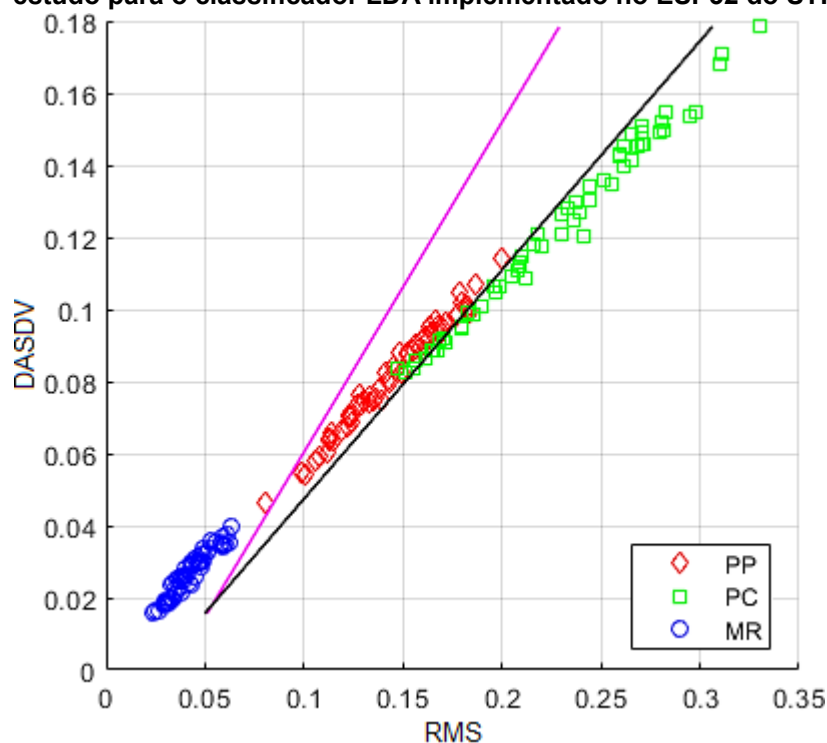
Para escolher entre as combinações de 2 e 3 características foi avaliado o tempo de processamento do código para janelamento, extração e classificação das características, implementado no ESP32. Para a combinação de 2 características, o tempo de processamento foi de 247 ms, somado aos 50 ms do envio BLE ao módulo SRA, soma-se 297 ms que podem ser arredondados para 300 ms ao considerar

pequenos atrasos de processamento e de instabilidade da comunicação BLE. Para a combinação de 3 características o tempo de processamento do código no ESP32 foi de 477 ms, ultrapassando o recomendado pela literatura.

Dessa forma, considerando a comparação do tempo de processamento e que não houve diferença estatística significativa entre as combinações de C2 - C3 e C2 - C4, o classificador LDA implementado no ESP32 do STI foi treinado com a combinação de 2 características (RMS e DASDV) extraídas do CON_{AP} .

Foram acessadas, através do *MATLAB*[®], a matriz de covariância e vetor de média das classes do classificador LDA treinado. Elas foram implementadas no ESP32 do STI para realizar a predição das amostras em tempo real, usando a equação (14) da distância Mahalanobis. Utilizando o *MATLAB*[®], a distribuição de características de cada classe e a linha limiar entre as classes do classificador LDA implementado podem ser visualizadas na Figura 61.

Figura 61 – Distribuição de características para três classes (poses de mão) propostas neste estudo para o classificador LDA implementado no ESP32 do STI



Nota: PP = preensão pinça; PC = preensão cilíndrica; MR = mão em repouso.
Fonte: Autoria própria (2022)

Utilizando o *MATLAB*[®], as características do CON_T foram fornecidas ao classificador LDA como pontos amostrais desconhecidos e a matriz de confusão foi gerada. A performance do classificador LDA pode ser visualizada no Quadro 13.

Quadro 13 – Matriz de confusão para o classificador implementado no ESP32 utilizando o conjunto de SME_s não incluído no treino

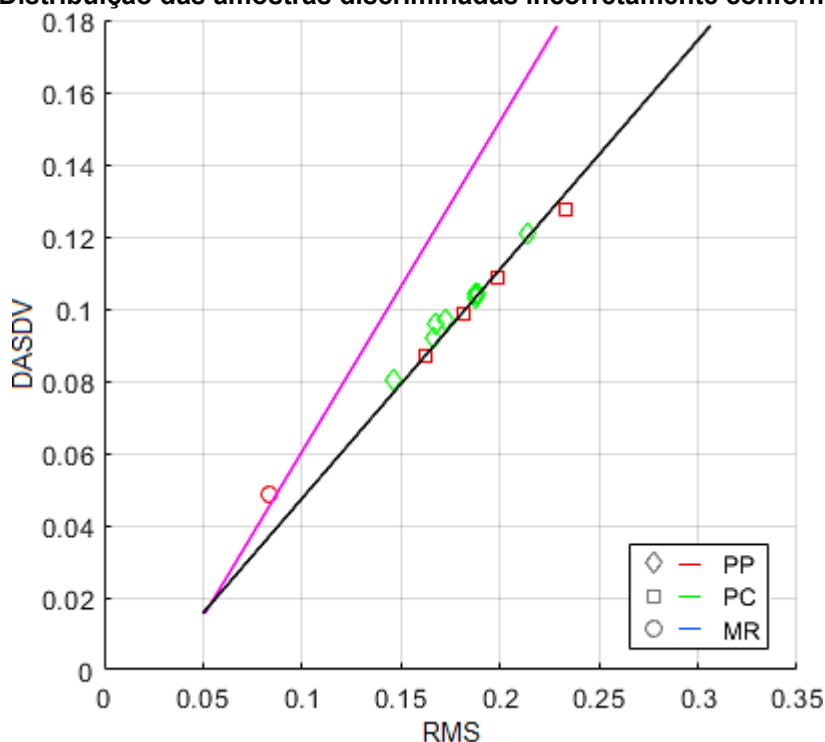
Classificador LDA			
	MR	PP	PC
MR	60	0	0
PP	1	55	4
PC	0	8	52

Nota: MR = mão em repouso; PP = prensão pinça; PC = prensão cilíndrica.

Fonte: Autoria própria (2022)

Os dados apresentados na diagonal representam as amostras discriminadas corretamente. Na segunda linha da tabela (PP), o classificador LDA discriminou uma amostra PP incorretamente na classe MR, e 4 amostras PP incorretamente na classe PC. Na terceira linha da tabela (PC), o classificador LDA discriminou oito amostras PC incorretamente na classe PP. As predições incorretas são apresentadas na Figura 62.

Figura 62 – Distribuição das amostras discriminadas incorretamente conforme Quadro 13



Fonte: Autoria própria (2022)

O formato de cada ponto amostral corresponde à classe na qual a amostra foi discriminada, enquanto a cor corresponde à verdadeira classe. Dessa forma, como exemplo, a preensão PP classificada como MR é apresentada como um círculo mas está em vermelho pois a predição correta seria PP.

A Figura 63.a mostra a vista anterior da mão esquerda do voluntário vestindo as estruturas rígidas. As talas de dedos e de pulso foram redimensionadas até o encaixe e o limite da amplitude de movimento das articulações IF e IFP dos dedos, e extensão/flexão do pulso estarem confortáveis para o voluntário. A Figura 63.b mostra a vista anterior da mão esquerda do voluntário vestindo a luva. Os tendões são fixados nos carretéis após a definição de amplitude de movimento pelas talas. O motor é programado para não romper os tendões. A Figura 63.c mostra o braço esquerdo do voluntário vestindo os módulos STI e SRA, o módulo STI está lendo os SME_s do músculo braquiorradial do voluntário hígido.

Figura 63 – Voluntário vestindo a órtese mioelétrica *user-tuned* proposta neste estudo para auxiliar pessoas com distúrbios neuromusculares na execução de AVDs



Fonte: Autoria própria (2022)

A Figura 64.a mostra a preensão pinça segurando um cartão. Esse objeto é testado em uma plataforma de cartolina que simula um caixa eletrônico. A Figura 64.b mostra a preensão pinça segurando um lápis. Esse objeto é testado com uma folha de papel fixada na bancada. Por fim, a Figura 64.c mostra a preensão cilíndrica segurando uma garrafa de água (600 ml) cheia. Esse objeto é testado ao ser sacudida levemente na horizontal e vertical, verificando se a força da preensão é o suficiente para mantê-la agarrada.

Figura 64 – Prensões pinça e cilíndrica executadas pela órtese em objetos utilizados em AVDs, estes objetos foram utilizados no protocolo experimental



Fonte: Autoria própria (2022)

Os atributos propostos neste protótipo serão descritos e comparados à cada um dos requisitos recomendados na literatura e levantados das órteses de estado da arte (2017 à 2020). Essa comparação foi descrita utilizando os Quadros 14 à 20.

Quadro 14 – Amplitude de movimento das articulações detalhada nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto

Estudos	Amplitude de movimento das articulações
Prange <i>et al.</i> (2015)*	A tecnologia não deve realizar hiperflexão / hiperextensão.
Meeker <i>et al.</i> (2017)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Yun <i>et al.</i> (2017)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Hussain <i>et al.</i> (2017)	Dedo supranumerário, se adapta ao formato do objeto.
Yoo <i>et al.</i> (2019)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Farinha <i>et al.</i> (2019)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Rose e O'Malley (2019)	MCF 72°; IFP & IFD 66°. Estes valores foram obtidos testando um dedo indicador robótico.
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Park <i>et al.</i> (2019)	Determinado a partir da amplitude do voluntário.
Este estudo	Determinado a partir da amplitude do voluntário.

Nota: MCF = metacarpofalângica; IFP = interfalângica proximal; IFD = interfalângica distal.
Fonte: Autoria própria (2022)

As dimensões dos anéis das talas de dedos foram retiradas do voluntário. As dimensões da base foram definidas após algumas tentativas com comprimentos diferentes, até satisfazerem o voluntário. O conforto de modo geral também foi avaliado e ajustado com o redimensionamento dos anéis.

A luva escolhida não restringiu ou dificultou a execução das poses de mão, mesmo sobrepondo as talas rígidas. As talas mantiveram-se na mesma posição durante a execução das poses de mão.

A órtese não apresenta nenhum sistema de realimentação háptica, assim, o protótipo continua a flexão dos tendões até o limite programado no microcontrolador. Esse limite é definido com o voluntário com as talas de dedo já vestidas.

A órtese foi redimensionada no fatiador *Simplify3D* para as dimensões do voluntário e impressa em PETG com espessura de 1 mm. Com essa espessura, foi possível a restrição da flexão/abdução do punho.

Ela foi moldada ainda quente (80 °C) em um objeto cilíndrico para adquirir o formato curvado após resfriamento. Por fim, foi ajustada ao pulso com o auxílio de ganchos elásticos que se prendem nas estruturas hexagonais de ventilação.

Quadro 15 – Peso dos protótipos desenvolvidos detalhado nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto

Estudos	Massa em gramas (g) dos protótipos desenvolvidos
Yurkewich <i>et al.</i> (2019)*	Deve medir menos de 400 g
Meeker <i>et al.</i> (2017)	135 g
Yun <i>et al.</i> (2017)	O módulo dos dedos indicador, médio, anular e mínimo medem 57 g o módulo do polegar mede 91 g. A massa total é 319 g.
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	388 g
Hussain <i>et al.</i> (2017)	230 g
Yoo <i>et al.</i> (2019)	186 g
Farinha <i>et al.</i> (2019)	380 g
Rose e O'Malley (2019)	220 g + 16 kg dos elementos de bancada.
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	-
Park <i>et al.</i> (2019)	-
Este estudo	62,45 g (STI), e 101 g (SRA). Massa total 163,45 g.

Fonte: Aatoria própria (2022)

O protótipo alcançou 62,45 g no STI, e 101 g no SRA. Dessa forma, a massa total é 163,45 g. No entanto, deve-se notar que a massa é distribuída entre a órtese da mão e o bracelete. Assim, o módulo da mão (SRA) mede somente 101 g, e pode ser adotado como o protótipo mais leve da lista, pois Meeker *et al.* (2017) não menciona se a massa do dispositivo desenvolvido no estudo inclui a braçadeira Myo (aprox. 95 g). Adicionalmente, a órtese desenvolvida neste estudo mede menos que a metade do recomendado.

Quadro 16 – Torque produzido pelas órteses detalhado nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto

Estudos	Torque produzido pela órtese em newtons (N)
In <i>et al.</i> (2019)*	40 N
Meeker <i>et al.</i> (2017)	80 N
Yun <i>et al.</i> (2017)	-
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	-
Hussain <i>et al.</i> (2017)	13 N
Yoo <i>et al.</i> (2019)	30 N
Farinha <i>et al.</i> (2019)	-
Rose e O'Malley (2019)	83 N
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	14 ± 3 N
Park <i>et al.</i> (2019)	-
Este estudo	47,1 N

Fonte: A autoria própria (2022)

Foram escolhidos dois motores CC modelo N20 (6 V e 100 RPM), com *encoder* e caixa de redução de velocidade com fator 100:1. Na prensão pinça, os motores geraram 27 N, e na prensão cilíndrica 54 N.

No entanto, os tendões artificiais de náilon escolhidos (diâmetro = 0,2 mm) suportam tensão de 23,5 N na prensão pinça, e 47,1 N na prensão cilíndrica.

Os motores são programados para realizar a flexão dos dedos de modo a não exercer força acima do limite de tensão permitido pelos tendões (*i.e.*, 23,5 N em PP, e 47,1 N em PC). Este limite também é influenciado pelas talas de dedos e pelo voluntário. Visto que as AVDs necessitam de 20 N na prensão pinça e 40 N na prensão cilíndrica, os tendões e motores escolhidos exercem a força necessária para realizar as AVDs. Esses limites previnem que a hiperflexão das juntas ocorra.

O diâmetro para os tendões artificiais de náilon foram escolhidos como 0,2 mm, pois em casos excepcionais onde a máquina de estado falhe e ocorra a hiperflexão, os tendões rompem antes da hiperflexão causar danos aos dedos.

Usar mais que 2 motores implicaria em um consumo de corrente maior (bateria maior), um *driver* ponte-h adicional e expansão das dimensões da caixa dos atuadores. O peso também seria aumentado.

Devido à esse limite de 2 motores, a RPM foi reduzida em troca da força necessária ao realizar as AVDs (20 N para prensão pinça e 40 N para prensão cilíndrica). Os motores N20 de 150 RPM não seriam capazes de produzir a força necessária nos tendões.

Quadro 17 – Tempo de resposta do sistema mioelétrico detalhado nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto

Estudos	Tempo de resposta do sistema mioelétrico em milissegundos (ms)
Hudgins, Parker e Scott (1993)*	O sistema deve responder em até 300 ms para evitar que o atraso seja percebido pelo usuário.
Meeker <i>et al.</i> (2017)	850 ms
Yun <i>et al.</i> (2017)	-
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	-
Hussain <i>et al.</i> (2017)	1 s para a ativação mais complexa do sistema (produzir dois eventos de ativação do sistema).
Yoo <i>et al.</i> (2019)	-
Farinha <i>et al.</i> (2019)	500 ms
Rose e O'Malley (2019)	-
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	-
Park <i>et al.</i> (2019)	Acima de 500 ms
Este estudo	300 ms

Fonte: Autoria própria (2022)

O STI processa a classe real e a envia ao SRA em 300 ms. O tempo de janelamento escolhido (80 ms) não comprometeu o classificador LDA implementado no ESP32 do STI para discriminação em tempo real, e as características escolhidas levaram 10 ms para serem processadas, classificadas e submetidas ao voto majoritário. Assim, foi obtido 300 ms, onde 240 ms são ocupados pelo janelamento, 10 ms são ocupados para a extração e predição de 3 classes, e aplicação do voto

majoritário, e 50 ms são ocupados para envio BLE da classe resultante do voto majoritário ao módulo SRA.

Entre as órteses de estado da arte que reportam o atributo levantado, o STI é o único que respeita o tempo de resposta recomendado na literatura. No entanto, o SRA utiliza um longo tempo (6 s) para executar as poses de mão, isso é devido à baixa rotação por minuto dos atuadores escolhidos (100 RPM).

Quadro 18 – Maneira de vestir a órtese detalhada nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto

Estudos	Maneira de vestir a órtese
Joseph <i>et al.</i> (2018)*	Facilidade em vestir e a não interferência na vida pessoal são comumente associados à aderência da órtese. Portanto, deve ser auto vestível.
Meeker <i>et al.</i> (2017)	Necessitou de auxílio para vestir. Com auxílio demorou 5 minutos.
Yun <i>et al.</i> (2017)	Necessitou de auxílio para vestir.
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	-
Hussain <i>et al.</i> (2017)	Auto vestível.
Yoo <i>et al.</i> (2019)	Auto vestível.
Farinha <i>et al.</i> (2019)	-
Rose e O'Malley (2019)	Auto vestível.
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	Auto vestível.
Park <i>et al.</i> (2019)	Necessitou de auxílio para vestir.
Este estudo	Auto vestível, leva 3 minutos ⁹ .

Fonte: Autoria própria (2022)

A órtese é auto vestível e pode ser vestida em 3 minutos, considerado um tempo adequado visto que no protótipo proposto não foi necessário auxílio. Os artigos de órteses robóticas auto vestíveis analisados não reportaram o tempo levado, limitando comparações com estes sistemas. Diferente dos estudos propostos no estado da arte, a órtese robótica proposta neste estudo se preocupou em não deixar a vista a maior quantidade possível de elementos rígidos.

A exposição do usuário está ligada à fatores psicossociais e podem gerar desconforto ao utilizar um dispositivo muito chamativo, como as órteses puramente rígidas e exoesqueletos são.

⁹ Vídeo da órtese robótica [sendo vestida](#).

Ao esconder os elementos rígidos por baixo da luva e eliminar os fios entre os módulos STI e SRA usando comunicação BLE, a órtese proposta traz pouca exposição ao usuário. O módulo STI ainda pode ser utilizado por baixo de uma roupa a depender da unidade muscular escolhida para ativação do sistema.

Quadro 19 – Tempo de duração da bateria detalhada nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto

Estudos	Tempo de duração da bateria
Desplenter <i>et al.</i> (2020)*	O sistema deve ser alimentado de modo à permitir o uso contínuo durante o dia.
Meeker <i>et al.</i> (2017)	-
Yun <i>et al.</i> (2017)	-
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	-
Hussain <i>et al.</i> (2017)	-
Yoo <i>et al.</i> (2019)	-
Farinha <i>et al.</i> (2019)	-
Rose e O'Malley (2019)	-
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	-
Park <i>et al.</i> (2019)	-
Este estudo	13:20h (STI) e 4:50 h (SRA), pode ser recarregado em aprox. 1 h.

Fonte: Autoria própria (2022)

Com a bateria escolhida a duração do STI, com todos os componentes trabalhando ininterruptamente, é de 13 horas e 20 minutos. O tempo de uso do SRA, com todos os componentes trabalhando ininterruptamente, é de 4 horas e 50 minutos. A bateria deve operar entre 3,3 V à 3,7 V. Utilizando um carregador micro USB com fonte de 5 V e 0,7 A é possível recarregar 0,37 V em aproximadamente 1 hora.

O tempo de bateria foi considerada como um requisito cumprido, pois a jornada de trabalho no Brasil é de 8 h e o módulo SRA pode ser recarregado adequadamente durante o intervalo de almoço (1 hora).

No entanto, deve ser destacado que há casos em que o usuário se desloca para casa e volta para o trabalho durante este período. Para casos assim, *power banks* podem ser utilizados durante o deslocamento.

Quadro 20 – Graus de liberdade das articulações da mão que são diretamente atuadas pela órtese, detalhados nos estudos de estado da arte, com as métricas recomendadas, e no estudo proposto

Estudos	Grau de liberdade das articulações da mão					
	Polegar			Indicador, médio, anular e mínimo		
	CMC	MCF	IF	MCF	IFP	IFD
Sarac, Solazzi e Frisoli (2019)*	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F
Meeker <i>et al.</i> (2017)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F
Yun <i>et al.</i> (2017)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	-
Abdallah, Bouteraa e Rekik (2017)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F
Hussain <i>et al.</i> (2017)	-	-	-	-	-	-
Yoo <i>et al.</i> (2019)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F leM	E/F leM	E/F leM
Farinha <i>et al.</i> (2019)	E/F AD/AB	-	E/F	E/F Indicador	E/F Indicador	E/F Indicador
Rose e O'Malley (2019)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F
Kaneishi <i>et al.</i> (2019a e 2019b)	-	-	-	E/F	E/F	E/F
Park <i>et al.</i> (2019)	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F
Este estudo	E/F AD/AB	E/F	E/F	E/F	E/F	E/F

Nota: CMC = carpometacarpal; MCF = metacarpofalângica; IF = interfalângica; IFP = interfalângica proximal; IFD = interfalângica distal; E/F = flexão/extensão; AD/AB = adução/abdução; leM = dedos indicador e médio.

Fonte: Autoria própria (2022)

Embora o recomendado na literatura para o “grau de liberdade das articulações da mão” na realização da maioria das AVDs seja apenas a extensão e flexão para as articulações CMC, MCF e IF do polegar, e MCF, IFP e IFD dos dedos indicador, médio, anular e mínimo, também é descrito (SARAC, *et al.*, 2019) que a abdução e adução possibilitam o ajuste natural da mão.

Por este motivo, talas não foram desenvolvidas para restringir a abdução/adiução no MCF de todos os dedos, pois as articulações IF (polegar), IFP e IFD (demais dedos) são conectados ao MCF e movem-se naturalmente com a abdução/adiução do MCF para ajuste da postura da mão.

As talas para restrição da amplitude de movimento das articulações IFD foram descartadas, pois em testes, houve o enfraquecimento da preensão no contato com o objeto, também dificultaram o ajuste dos dedos ao redor do objeto na preensão cilíndrica. Assim, a única junta interfalângica restringida em amplitude pelas talas é o IFP. No entanto, as articulações IFD ainda são atuadas pelo tendão artificial preso à luva.

Por fim, nem sempre é possível alcançar a sinergia completa entre os requisitos, especialmente ao trabalhar em uma área tão reduzida e irregular quanto a mão e pulso. Ainda assim, o protótipo construído obteve uma grande sinergia entre os requisitos levantados, e se destaca em relação às outras órteses do estado da arte. Os atributos propostos na órtese desenvolvida são compilados no Quadro 21.

Quadro 21 – Atributos da órtese de mão mioelétrica *user-tuned* proposta para auxiliar pessoas com LPB na execução de AVDs

Grau de liberdade das articulações da mão	Polegar			Indicador, médio, anular e mínimo		
	CMC	MCF	IF	MCF	IFP	IFD
	1° - E/F 1° - AD/AB	1° - E/F	1° - E/F	1° - E/F	1° - E/F	1° - E/F
Amplitude de movimento das articulações	Determinado a partir da amplitude do voluntário.					
Massa em gramas (g) dos protótipos desenvolvidos	62,45 g (STI), e 101 g (SRA). Massa total 163,45 g.					
Torque produzido pela órtese em newtons (N)	47,1 N					
Tempo de resposta do sistema mioelétrico em milissegundos (ms)	290 à 300 ms					
Maneira de vestir a órtese	Auto vestível, leva 3 minutos.					
Tempo de duração da bateria	13:20h (STI) e 4:50 h (SRA), pode ser recarregado em aprox. 1 h.					

Fonte: Autoria própria (2022)

Os testes preliminares com o protótipo foram realizados com objetos usados em AVDs, e a demonstração do sistema com os objetos utilizados nos testes foi registrada em vídeo¹⁰.

A Figura 65.a mostra as etapas do teste com a plataforma de cartolina simulando caixa eletrônico. Os quadros 1 e 2 mostram a preensão pinça sendo ativada

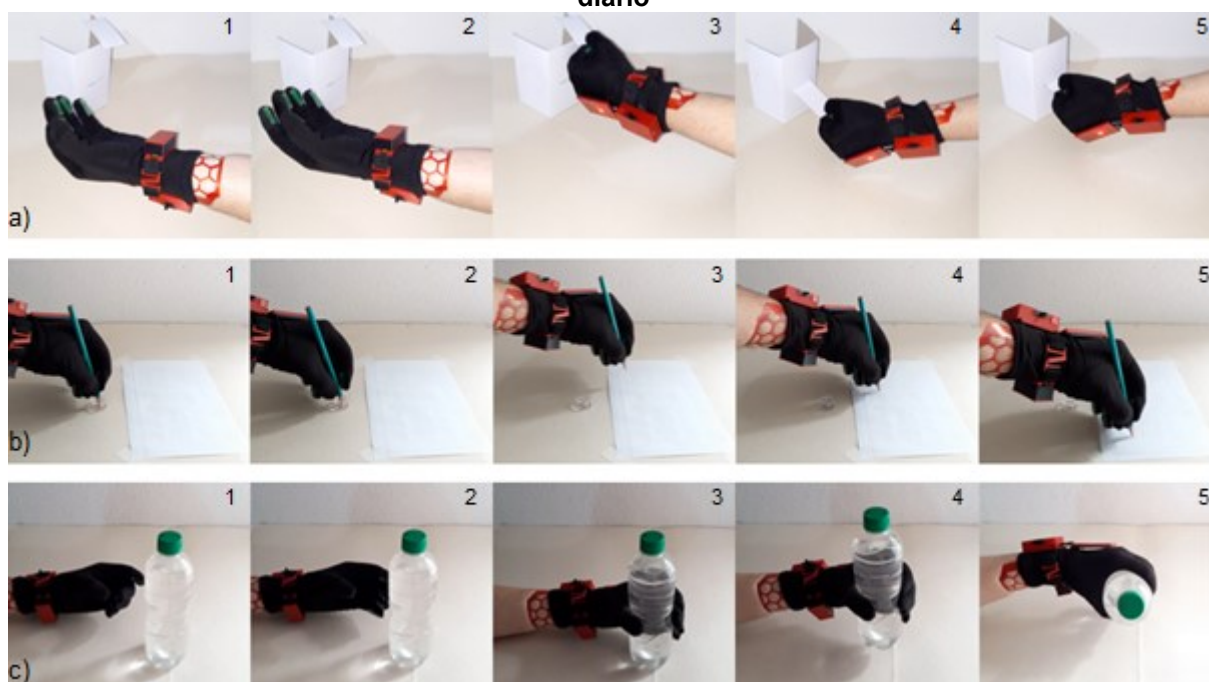
¹⁰ Vídeo dos testes usando objetos diários: [inserir cartão](#), [levantar garrafa plástica cheia](#) e [usar lápis](#).

voluntariamente. No quadro 3 a órtese executa a prensão pinça e prende o cartão. A partir do quadro 4, o voluntário insere o cartão na abertura.

A Figura 65.b mostra as etapas do teste com o lápis e papel. Os quadros 1 e 2 mostram a prensão pinça sendo ativada voluntariamente. No quadro 3 a órtese já prendeu o lápis. A partir do quadro 4, o voluntário risca o papel.

Por fim, a Figura 65.c mostra as etapas do teste com a garrafa plástica (600 ml) cheia de água. Os quadros 1 e 2 mostram a prensão cilíndrica sendo ativada voluntariamente. No quadro 3 a órtese agarra a garrafa. A partir do quadro 4, o voluntário sacode a garrafa na vertical e horizontal.

Figura 65 – Testes com a órtese de mão mioelétrica *user-tuned* utilizando três objetos de uso diário



Fonte: Autoria própria (2022)

O teste é configurado como preliminar, pois teve como objetivo verificar se as prensões mantiveram os objetos firmes durante o uso. Foram utilizados três objetos de uso diário com pesos diferentes, em ordem crescente (do mais leve ao mais pesado).

Para cada prensão, o voluntário treinou com o sistema por 10 minutos. Após o treino, o voluntário testou o sistema com cada um dos objetos 10 vezes em intervalos de 1 minuto. Quando o voluntário realiza uma prensão de mão e ela não é executada pelo SRA, ela é considerada como MR. Quando a prensão errada é executada pelo SRA para interação com o objeto, a tentativa automaticamente falha. Assim, para a

tentativa ser considerada sucedida, o sistema deve ativar a preensão e liberar a preensão com a mesma classe. Os resultados para cada uma das tentativas dos testes são compilados no Quadro 22. As tentativas que falharam são apresenta em laranja, enquanto as tentativas bem-sucedidas são apresentadas em azul.

Quadro 22 – Resultados de ativação/liberação da preensão para cada tentativa dos testes, aplicados com três objetos de uso diário

Tentativa	Cartão (A/L)	Lápis (A/L)	Garrafa (A/L)
1	PP / PP	PP / PC	PC / PC
2	PP / PP	PP / MR	PC / PC
3	PP / PP	PP / PP	PC / PC
4	PP / PP	PP / PP	PC / PC
5	PP / PP	PP / PP	PC / PC
6	PP / PP	PP / PP	PC / PC
7	PP / PP	PP / PP	PP
8	PP / PP	PP / PP	PC / PC
9	PP / PP	PP / PP	PC / PC
10	PP / PP	PP / PP	PC / PC

Legenda: A/L = ativação/liberação da preensão; PP = preensão pinça; PC = preensão cilíndrica; MR = mão em repouso.

Fonte: Autoria própria (2022)

O protótipo teve a performance esperada nos testes preliminares com o protocolo experimental: as preensões mantiveram-se firmes durante o uso dos objetos. No entanto, o sistema manifestou pequenos atrasos em raros casos onde o voto majoritário processou um resultado inconclusivo (RI): o vetor de classes possuía uma preensão diferente em cada index (MR, PP, PC) gerando um atraso de 250 ms, pois este vetor era descartado e outras 3 janelas eram processadas para realizar um novo voto majoritário. Esse comportamento era previsto e não afetou a acurácia do sistema, apenas o tempo de resposta.

Conforme o Quadro 22, as acurácias para cada teste com os objetos foram: (i) cartão 100%, (ii) lápis 80% e (iii) garrafa 90%; e a acurácia geral do sistema nos testes utilizando o protocolo experimental foi de 90%. Por fim, pode-se comparar as acurácias do classificador LDA implementado no STI utilizando a combinação de RMS e DASDV nas três etapas nas quais foi submetido:

- No treinamento do classificador LDA, cujo teste utilizou o CON_{AP} e validação cruzada de 10-subconjuntos – 94,44%;
- Nos testes com o CON_T , utilizando o classificador LDA treinado com o CON_{AP} – 92,78%;
- Teste em tempo real, utilizando o classificador LDA treinado com CON_{AP} – 90%.

5.1 Orçamento

A Tabela 4 compila o preço dos instrumentos utilizados para o desenvolvimento do projeto. Tais instrumentos podem ser reutilizados, dessa forma, só precisam ser adquiridos uma única vez para a reprodução da órtese.

Tabela 4 – Orçamento dos instrumentos utilizados para a construção do protótipo, adquiridos uma única vez para a reprodução da órtese

Itens	Quantidade	Valor por unidade (R\$)
Notebook (Dell i7 [®])	1	3.000,00
Impressora 3D (Pontimaker)	1	2.500,00
Equipamento EMG _s (MyoWare) PaQ	1	400,00
Microcontrolador (ESP32 DEVKIT V1 [®]) PaQ	1	50,00
Ferro de solda (Hikan [®]) 50 W e 127 V	1	50,00
Multímetro DT830B	1	23,00
Micro Cartão de Memória (Sandisk [®]) 4 Gb	1	20,00
Adaptador de micro cartão de memória USB	1	11,00
Módulo leitor SD para microcontrolador	1	11,00
Total		6.065,00

Nota: PaQ = plataforma de aquisição.

Fonte: Autoria própria (2022)

O *notebook* foi utilizado nas etapas de construção da plataforma de aquisição, do STI e SRA. Também foi utilizado no redimensionamento das talas e para gerar o código de impressão dos modelos 3D. Na plataforma de aquisição, ele serviu como interface para a gravação dos SME_s coletados do *MyoWare* e gravados no cartão micro SD ligado ao ESP32.

Os conjuntos de SME_s gerados foram processados no programa *MATLAB*[®]. A linguagem *Python* e o *MATLAB*[®] foram utilizados para a criação do classificador LDA para seleção sequencial progressiva de características e para implementação no

ESP32. Usando a *Arduino IDE*, os *softwares* do STI e SRA foram gravados nos respectivos ESP32.

O valor das impressoras 3D no mercado pode variar de R\$ 1.400,00 à R\$ 5.000,00. A impressora utilizada foi comprada sob medida. De modo análogo, as plataformas EMG_s vestíveis disponíveis no mercado podem variar de R\$ 200,00 à R\$ 7.000,00. No entanto, essas plataformas podem ser substituídas por plataformas cujo esquemático da placa esteja disponível publicamente para reprodução, ou placas desenvolvidas de forma autônoma. Deve-se pontuar que a *MyoWare* é um produto para testes, dessa forma, um produto final para o mercado utilizando essa plataforma não é recomendado pelo fabricante.

Os instrumentos listados na Tabela 4 podem ser trocados por instrumentos de menor custo para reduzir os custos da execução do projeto, pois não afetam diretamente o funcionamento da órtese. Dessa forma, podem ser substituídos por versões mais baratas: cartão micro SD, adaptador do cartão micro SD, carregadores micro USB, os instrumentos de solda, multímetro, *notebook* e impressora 3D.

A Tabela 5 compila os insumos necessários para execução do projeto, são materiais que precisam ser repostos conforme a produção da órtese robótica. São 3 eletrodos utilizados em cada gravação, dessa forma, 60 eletrodos foram utilizados para gravar os 20 conjuntos SME_s e 3 eletrodos foram utilizados para realizar os testes. Adicionalmente, os eletrodos são necessários para o uso diário da órtese robótica, por isso são alocados nessa tabela e não no orçamento de cada órtese.

Tabela 5 – Orçamento dos insumos utilizados no protótipo, adquiridos para desenvolvimento do estudo

Itens	Quantidade	Valor por unidade (R\$)
Filamento 3D PETG 1kg (3D Fila®)	1	120,00
Pacote de eletrodos EMG _s (3M®) 50 un.	2	40,00
Fluxo de solda 110 g (<i>Cobix</i> ®)	1	19,00
Cabo <i>flat jumper</i> 1 m e 20 vias	1	17,00
Estanho 25 g	1	6,00
Total		202,00

Fonte: Autoria própria (2022)

A Tabela 6 mostra o valor de produção de uma unidade da órtese robótica mioelétrica *user-tuned* proposta (módulos STI e SRA). O filamento 3D PETG, estanho,

fluxo de solda e cabos *jumper* tem seus valores estimados a partir da quantidade usada na produção de um protótipo e do preço original listado nas Tabelas 4 e 5.

Tabela 6 – Orçamento de produção para cada órtese robótica de mão mioelétrica *user-tuned* proposta no estudo (STI e SRA)

Itens	Quantidade	Valor por unidade (R\$)
Equipamento EMG _s (<i>MyoWare</i>)	1	400,00
Motores CC com <i>encoder</i> (6 V e 100 RPM)	2	58,00
Microcontrolador (ESP32 DEVKIT V1 [®])	2	50,00
Luva segunda pele (X11 <i>Thermic</i> [®])	1	43,00
Bateria LiPo 3,7 V e 2000 mAh	2	35,00
Carregador micro USB	2	20,00
Pacote de eletrodos EMG _s (3M [®]) 50 un.	1	20,00
Filamento 3D PETG 163,45 g (3D Fila [®])	1	19,61
<i>Driver</i> ponte-h dupla (DRV8833)	1	12,00
Módulo carregador bateria LiPo (TP4056)	2	9,00
<i>Step-up</i> 3 à 5 V	2	6,00
Chave deslizante 3 terminais	2	2,00
Cabo <i>flat jumper</i> 5 cm e 20 vias	1	0,85
Estanho 3 g	1	0,72
Fluxo de solda 1g (<i>Cobix</i> [®])	1	0,17
Total		856,35

Fonte: Autoria própria (2022)

Comparado aos preços bases das órteses robóticas mioelétricas encontradas no mercado: *MyoPro* (U\$ 10.000,00) e *PowerGrip* (U\$ 5.500,00), o protótipo proposto é muito mais acessível (R\$ 856,35)¹¹.

A placa *MyoWare* é o componente mais caro da produção (R\$ 400,00), e pode ser substituído facilmente por uma outra placa desenvolvida em laboratório, ou pode-se utilizar os esquemáticos de outros modelos de plataformas EMG_s disponíveis publicamente.

¹¹ Cotação dos custos das órteses robóticas mioelétricas comerciais foi realizada em 03/11/2021. Cotação dos custos das Tabelas 4, 5 e 6 para a produção da órtese robótica mioelétrica proposta neste estudo foi realizada em 03/11/2021.

5.2 Limitações do estudo e disponibilização da plataforma

Os principais empecilhos para esta tecnologia são restrições quanto ao grau de espasticidade do punho e dedos (rigidez e dor crônica), a sensibilidade da plataforma EMG_s *MyoWare*, e a ausência de realimentação háptica na ponta dos dedos.

Deve-se pontuar que a tecnologia desenvolvida utilizou um voluntário com membro saudável para a arquitetura do sistema e utilizou apenas um canal EMG_s. A fim de comprovar a eficiência da tecnologia seria necessário testá-la com pacientes de LPB ou que possuam outro distúrbio neuromuscular. Outra alternativa seria treinar o classificador com conjuntos SME_s públicos de pessoas acometidas por algum distúrbio neuromuscular (semelhantes ao *Ninapro*, que permite o acesso à conjuntos SME_s de indivíduos com amputação transradial).

A construção de um banco de dados público e comunitário para esses distúrbios neuromusculares auxiliaria e incentivaria o desenvolvimento de TAs voltadas para tais indivíduos acometidos. Em especial, se os adquirissem com protocolos padronizados (CAMPBELL *et al.*, 2019) (e.g. poses de mão, taxa de amostragem, faixas definidas e tipos e ordem de filtros digitais). Após uma pesquisa no motor de busca Google Acadêmico¹², não foi encontrado nenhum banco de dados público para preensões de AVDs realizadas por pessoas com distúrbios neuromusculares.

Todos os arquivos desenvolvidos para a construção da órtese proposta neste estudo foram agrupados e disponibilizados publicamente¹³ como uma plataforma *open-source* sob a licença *Creative Commons: Atribuição-NãoComercial-Compartilhual 4.0 Internacional* (CC BY-NC-SA 4.0), afim de incentivar o desenvolvimento de mais órteses robóticas de mão mioelétricas tendo a órtese robótica proposta como ponto de partida.

¹² Realizado em 05/10/2021.

¹³ [Repositório dos arquivos desenvolvidos no estudo.](#)

6 CONCLUSÃO

A metodologia *user-tuned* na construção do sistema permitiu a escolha de características relevantes para a construção do classificador. Essa construção partiu dos conjuntos SME_s gravados do melhor ponto motor detectável. As estruturas físicas rígidas também utilizam desse método *user-tuned*. Assim, é respeitado o nível de paresia e/ou espasticidade do membro de cada usuário ao definir as medidas das talas e amplitude de movimento útil que não causam desconforto, como em casos de gatilhos em condições crônicas.

Conforme é registrado progresso ou regresso na condição neuromuscular, o sistema pode ser ajustado facilmente ao usuário pela gravação de novos conjuntos SME_s para treinar o classificador LDA. É então aplicado uma nova seleção sequencial progressiva de características e verificado qual conjunto de características tem melhor desempenho. O critério de escolha continua sendo o equilíbrio entre acurácia e poder computacional exigido. O classificador LDA é treinado, e ocorre a substituição da nova matriz de covariância e vetor de média das classes no STI.

Em suma, o protótipo adapta a ergonomia da órtese e o sistema classificador para acompanhar o progresso do usuário e estender a vida útil da tecnologia. Incentivando o processo de reabilitação em casa, enquanto auxilia diretamente na execução de AVDs.

Escolhas de desenvolvimento também consideraram fatores psicossociais ao tentar minimizar a atenção que o aparelho atraísse, por: (i) estruturas semirrígidas para o módulo SRA, cujos componentes rígidos são escondidos dentro da luva; (ii) comunicação entre módulos via BLE, evitando o uso de vários cabos entre os dois módulos e permitindo que o módulo STI seja usado sob a roupa dependendo do ponto motor escolhido. No entanto, uma identidade visual para o protótipo não foi criada.

Para futuros estudos, pretende-se: (i) adicionar mais um motor e substituir a bateria por uma de maior capacidade de armazenamento, afim de possibilitar o controle de três atuadores (portanto, três membros independentes para realizar até 6 dos movimentos usuais identificados em AVDs), (ii) adicionar um acelerômetro para impedir a leitura de artefatos em movimentos muito bruscos, (iii) adicionar extensômetros na extremidade do polegar, indicador e médio, para controle de preensão por realimentação háptica, (iv) testar o protótipo em indivíduos com LPB ou outro distúrbio neuromuscular e coletar sua experiência através de testes cujos

resultados são reportados pelo usuário, para inseri-los no ciclo de desenvolvimento. Isso é realizado a fim de melhorar a usabilidade e praticidade da tecnologia. Por fim, (v) criar uma identidade visual agradável e minimalista para o protótipo.

As escolhas de desenvolvimento usando uma metodologia *user-tuned* permitiram a criação de um o protótipo de órtese robótica de mão mioelétrica leve, de baixo custo, fácil de reproduzir devido a impressão 3D, cujo sistema pode ser facilmente calibrado ao usuário, e que auxilia na execução de AVDs de forma contínua durante o dia.

REFERÊNCIAS

- 3POINTPRODUCTS. *Oval-8® finger splints*. **3PointProducts**. 2022. Disponível em: <<https://www.3pointproducts.com/oval-8-finger-splint-copy-1>>. Acesso em: 10 mai. 2022.
- ABDALA, V. Taxa de informalidade no mercado de trabalho sobe para 40%, diz IBGE. **Agência Brasil**, Rio de Janeiro, 30 jul. 2021. Disponível em: <<https://agenciabrasil.ebc.com.br/economia/noticia/2021-07/taxa-de-informalidade-no-mercado-de-trabalho-sobe-para-40-diz-ibge>>. Acesso em: 18 out. 2021.
- ADVANCER. *MyoWare*. **Advancer Technologies**. 2020. Disponível em: <<https://myoware.com/>>. Acesso em: 17 mai. 2022.
- ALEXANDER, C. K.; SADIKU, M. N. O. **Fundamentos de Circuitos Elétricos**. 5. ed. AMGM Editora. 2013.
- ARJUNAN, S.; KUMAR, D. *Decoding subtle forearm flexions using fractal features of surface electromyogram from single and multiple sensors*. **Journal of neuroengineering and rehabilitation**. v. 7, p. 53. 2010.
- BELL, S.; BROWN, M.; HEMS, T. *Refinement of myotome values in the upper limb: Evidence from brachial plexus injuries*. **Surgeon**. v. 15, n. 1, p. 1-6. 2017.
- BERRAR, D. *Cross-validation*. **Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology: ABC of Bioinformatics**. v. 1, p. 542-545. 2018.
- ABDALLAH, I.; BOUTERAA, Y.; REKIK, C. *Design and development of 3d printed myoelectric robotic exoskeleton for hand rehabilitation*. **International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems**. v. 10, n. 2, p. 341-366. 2017.
- BITTAR, C.; *et al.* *Socioeconomic impact of motorcycle accident victims in the emergency room of a hospital (part 2)*. **Acta Ortopédica Brasileira**. v. 28, n. 3, p. 149-151. 2020.
- CAMPBELL, E.; PHINYOMARK, A.; SCHEME, E. *Linear discriminant analysis with Bayesian risk parameters for myoelectric control*. In: **GLOBALSIP 2019 - 7TH IEEE GLOBAL CONFERENCE ON SIGNAL AND INFORMATION PROCESSING, PROCEEDINGS**. 2019. Ottawa.
- CAMPBELL, E.; *et al.* *Differences in EMG Feature Space between Able-Bodied and Amputee Subjects for Myoelectric Control*. In: **INTERNATIONAL IEEE/EMBS CONFERENCE ON NEURAL ENGINEERING, NER**. 2019. São Francisco.
- CARLSTEDT, T.; JAMES, N.; RISLING, M. *Surgical reconstruction of spinal cord circuit provides functional return in humans*. **Neural Regeneration Research**. v. 12, n. 12, p. 1960-1963. 2017.
- CENTRALX. *Centralx Atlas – o atlas do corpo humano*. **Centralx**. 2022. Disponível em: <<https://www.atlasdocorpohumano.com/p/imagem/sistema-musculoesqueletico/esqueleto/articulacoes/articulacao-da-mao/articulacao-metacarpofalangica/>>. Acesso em: 10 mai. 2022.

CHANDRASHEKAR, G.; SAHIN, F. *A survey on feature selection methods*. **Computers and Electrical Engineering**. v. 40, n. 1, p.16-28. 2014.

CHEUNG, H. *Using a Thermistor with Arduino and Unexpected ESP32 ADC Non-linearity*. **e-tinkers**. 2019a. Disponível em: <<https://www.e-tinkers.com/2019/10/using-a-thermistor-with-arduino-and-unexpected-esp32-adc-non-linearity/>>. Acesso em: 7 set. 2022.

CHEUNG, H. *Esp32 adc calibrate*. **Github**. 2019b. Disponível em: <<https://github.com/e-tinkers/esp32-adc-calibrate>>. Acesso em: 7 set. 2022.

CHO, Á.; et al. *Epidemiological study of traumatic brachial plexus injuries*. **Acta Ortopedica Brasileira**. v. 28, n. 1, p. 16-18. 2020.

DE LUCA, C. *ELECTROMYOGRAPHY*. In: WEBSTER, J. G. **Medical Devices and Instrumentation**. 2. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2006. p. 98-109.

DE VASCONCELOS, T.; et al. *Análise da função pulmonar em indivíduos com lesão do plexo braquial*. **Revista Neurociencias**. v. 23, n. 4, p. 486-492. 2015.

DESPLENTER, T.; et al. *Rehabilitative and assistive wearable mechatronic upper-limb devices: A review*. **Journal of Rehabilitation and Assistive Technologies Engineering**. v. 7, p. 1-26. 2020.

ESCUADERO, R.; et al. *Correlation between the elbow flexion and the hand and wrist flexion after neurotization of the fascicles of the ulnar nerve to the motor branch to the biceps*. **Revista Brasileira de Ortopedia (English Edition)**. v. 52, n. 3, p. 309-314. 2017.

ESPRESSIF. *ESP32: ESP-IDF Programming Guide*. **Espressif Systems**. 2022a. Disponível em: <<https://docs.espressif.com/projects/esp-idf/en/v4.4.2/esp32/esp-idf-en-v4.4.2-esp32.pdf>>. Acesso em: 7 set. 2022.

ESPRESSIF. *ESP32 Series: Datasheet*. **Espressif Systems**. 2022b. Disponível em: <https://espressif.com/sites/default/files/documentation/esp32_datasheet_en.pdf>. Acesso em: 7 set. 2022.

ESPRESSIF. *ESP32*. **Espressif Systems**. 2020. Disponível em: <<https://www.espressif.com/en/products/socs/esp32>>. Acesso em: 17 mai. 2022.

FARINHA, D.; et al. *Assistive robotic hand orthosis (ARHO) controlled with EMG: Evaluation of a preliminary prototype*. In: **6TH IEEE PORTUGUESE MEETING ON BIOENGINEERING, ENBENG 2019 - PROCEEDINGS**. 2019. Lisboa.

FAGLIONI, W.; et al. *The epidemiology of adult traumatic brachial plexus lesions in a large metropolis*. **Acta Neurochirurgica**. v. 156, n. 5, p. 1025-1028. 2014.

FLORES, L. *Estudo epidemiológico das lesões traumáticas de plexo braquial em adultos*. **Arquivos de Neuro-Psiquiatria**. v. 64, n. 1, p. 88-94. 2006.

GANE, E.; et al. *The impact of musculoskeletal injuries sustained in road traffic crashes on work-related outcomes: A protocol for a systematic review*. **Systematic Reviews**. v. 7, n. 1, p. 1-7. 2018.

GOLDIE, B.; COATES, C. *Brachial plexus injury: A survey of incidence and referral pattern*. **Journal of Hand Surgery**. v. 17, n. 1, p. 86-88. 1992.

GREIMAN, B. *Arduino FAT16/FAT32 exFAT Library*. **GitHub**. Disponível em: <<https://github.com/greiman/SdFat>>. Acesso em: 1 jun. de 2021.

HARGROVE, L.; ENGLEHART, K.; HUDGINS, B. *The effect of electrode displacements on pattern recognition based myoelectric control*. In: *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings*. 2006. Nova York. p. 2203-2206.

HERMENS, H.; et al. *Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures*. **Journal of Electromyography and Kinesiology**. v. 10, n. 5, p. 361-374. 2000.

HUDGINS, B.; PARKER, P.; SCOTT, R. *A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control*. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**. v. 40, n. 1, p. 82-94. 1993.

HUSSAIN, I.; et al. *Toward wearable supernumerary robotic fingers to compensate missing grasping abilities in hemiparetic upper limb*. **International Journal of Robotics Research**. v. 36, n. 13-14, p. 1414-1436. 2017.

IBGE. PNAD Contínua – Divulgação: Julho de 2021 Trimestre móvel: mar-abr-mai/2021. **IBGE**. 30 jul. 2021. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/9171-pesquisa-nacional-por-amostra-de-domicilios-continua-mensal.html?edicao=31251&t=resultados>>. Acesso em: 18 out. 2021.

IBGE. PNAD Contínua – Divulgação: Março de 2022 Trimestre móvel: nov-dez-jan/2022. **IBGE**. 18 mar. 2022. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/tabela/6320>>. Acesso em: 21 mar. 2022.

IN, H.; et al. *Exo-Glove: A wearable robot for the hand with a soft tendon routing system*. **IEEE Robotics and Automation Magazine**. v. 22, n. 1, p. 97-105. 2015.

INCLUSIVEINC. *PowerGrip Robotic Glove – Assisted Grasp Orthosis*. **BROADENED HORIZONS**. 2022. Disponível em: <<https://inclusiveinc.org/en-br/products/powergrip>>. Acesso em: 17 mai. 2022.

JOSEPH, M.; et al. *A survey of client experiences with orthotics using the QUEST 2.0*. **Journal of Hand Therapy**. v. 31, n. 4, p. 538-543.e1. 2018.

KAISER, R.; WALDAUF, P., HANINEC, P. *Types and severity of operated supraclavicular brachial plexus injuries caused by traffic accidents*. **Acta Neurochirurgica**. v. 154, n. 7, p. 1293-1297. 2012.

KALSBECK, W.; et al. *The National Head and Spinal Cord Injury Survey: major findings*. **Journal of neurosurgery**. v. suppl, p. S19—31. 1980.

KAMEN, G.; GABRIEL, D. *Essentials of electromiography*. United States: Human Kinetics. 2010.

- KANEISHI, D.; *et al.* *Design and assessment of a single-size semi-soft assistive mitten for people with cervical spinal cord injuries.* In: *IEEE-RAS INTERNATIONAL CONFERENCE ON HUMANOID ROBOTS.* 2019a. Munique. p. 614-621.
- KANEISHI, D.; *et al.* *Hybrid control interface of a semi-soft assistive glove for people with spinal cord injuries.* In: *IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON REHABILITATION ROBOTICS.* 2019b. Toronto. p. 132-138.
- KIM, K.; *et al.* *Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions.* **Current Applied Physics.** v. 11, n. 3, p. 740-745.
- KOYANAGI, F. *Do You Know About ESP32 ADC Adjustment? Instructables Circuits.* 2018. Disponível em: <<https://www.instructables.com/Do-You-Know-About-ESP32-ADC-Adjustment/>>. Acesso em: 7 set. 2022.
- LI, GY.; *et al.* *Traumatic brachial plexus injury: a study of 510 surgical cases from multicenter services in Guangxi, China.* **Acta Neurochirurgica.** v. 161, n. 5, p. 899-906. 2019.
- MEEKER, C.; *et al.* *EMG pattern classification to control a hand orthosis for functional grasp assistance after stroke.* In: *IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON REHABILITATION ROBOTICS.* 2017. Londres. 1203-1210.
- MIDHA, R. *Epidemiology of brachial plexus injuries in a multitrauma population.* **Neurosurgery.** v. 40, n. 6, p. 1182-1189. 1997.
- MYOMO. *MyoPro.* **MYOMO.** 2022. Disponível em: <<https://myomo.com/what-is-a-myopro-orthosis/>>. Acesso em: 17 mai. 2022.
- NEUROPRIMEDF. *Eletroneuromiografia.* **Neuroprime.** Disponível em: <<https://neuroprimedf.com.br/exame/eletroneuromiografia>>. Acesso em: 17 mai. 2022.
- OPPENHEIM, A. V.; SCHAFFER, R. W.; BUCK, J. R. **Discrete-time signal processing.** 2. ed. Nova Jersey: Prentice Hall, 1998.
- OPPENHEIM, A. V.; WILSKY, A. S.; NAWAB, S. H. **Sinais e sistemas.** 2. ed. São Paulo: Pearson, 2010.
- OSKOEI, M.; HU, H. *Myoelectric control systems - A survey.* **Biomedical Signal Processing and Control.** v. 2, n. 4, p. 275-297. 2007.
- PARK, S.; *et al.* *Multimodal Sensing and Interaction for a Robotic Hand Orthosis.* **IEEE Robotics and Automation Letters.** v. 4, n. 2, p. 315-322. 2019.
- PHINYOMARK, A.; PHUKPATTARANONT, P.; LIMSAKUL, C. *Feature reduction and selection for EMG signal classification.* **Expert Systems with Applications.** v. 39, n. 8, p. 7420-7431. 2012a.
- PHINYOMARK, A.; PHUKPATTARANONT, P.; LIMSAKUL, C. *Fractal analysis features for weak and single-channel upper-limb EMG signals.* **Expert Systems with Applications.** v. 39, n. 12, p. 11156-11163. 2012b.

PHINYOMARK, A.; *et al.* *EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness.* **Expert Systems with Applications.** v. 40, n. 12, p. 4832-4840. 2013.

PHINYOMARK, A.; KHUSHABA, R.; SCHEME, E. *Feature extraction and selection for myoelectric control based on wearable EMG sensors.* **Sensors (Switzerland).** v. 18, n. 5, p. 1-17. 2018.

PRANGE, G.; *et al.* *User requirements for assistance of the supporting hand in bimanual daily activities via a robotic glove for severely affected stroke patients.* **IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics.** v. 2015-setembro, n. 1303, p. 357-361. 2015.

RASULIĆ, L.; *et al.* *Outcome after brachial plexus injury surgery and impact on quality of life.* **Acta Neurochirurgica.** v. 159, n. 7, p. 1257-1264. 2017.

RASULIĆ, L.; *et al.* *Epidemiological characteristics of surgically treated civilian traumatic brachial plexus injuries in Serbia.* **Acta Neurochirurgica.** v. 160, n. 9, p. 1837-1845. 2018.

RIDER12. 3D Wrist brace/ arm cast. **Thingiverse**, 03 mar. 2015. Disponível em: <<https://www.thingiverse.com/thing:706654>>. Acesso em: 30 ago. 2021.

ROSE, C.; O'MALLEY, M. *Design of an assistive, glove-based exoskeleton.* In: 2017 INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON WEARABLE ROBOTICS AND REHABILITATION, WEROB 2017. 2018, Houston. p. 1-2.

ROSE, C.; O'MALLEY, M. *Hybrid Rigid-Soft Hand Exoskeleton to Assist Functional Dexterity.* **IEEE Robotics and Automation Letters.** v. 4, n. 1, p. 73-80. 2019.

SAEBO. *SaeboGlove.* **Saebo Inc.** 2022. Disponível em: <<https://www.saebo.com/>>. Acesso em: 10 mai. 2022.

SAMUEL, O.; *et al.* *Pattern recognition of electromyography signals based on novel time domain features for amputees' limb motion classification.* **Computers and Electrical Engineering.** v. 64, p. 646-655. 2018.

SARAC, M.; SOLAZZI, M.; FRISOLI, A. *Design Requirements of Generic Hand Exoskeletons and Survey of Hand Exoskeletons for Rehabilitation, Assistive, or Haptic Use.* **IEEE Transactions on Haptics.** v. 12, n. 4, p. 400-413. 2019.

SCHEEREN, E. M.; *et al.* **Eletromiografia: o que é e para que serve.** Curitiba: PUCPRes, 2015.

SMITH, L.; *et al.* *Determining the optimal window length for pattern recognition-based myoelectric control: Balancing the competing effects of classification error and controller delay.* **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering.** v. 19, n. 2, p. 186-192. 2011.

SOCOLOVSKY, M.; *et al.* *A Comparison of Patients from Argentina and Germany to Assess Factors Impacting Brachial Plexus and Brain Injury.* **Journal of Brachial Plexus and Peripheral Nerve Injury.** v. 14, n. 1, p. E39-E46. 2019.

- SOLLERMAN, C.; EJESKAR, A. *Sollerman Hand Function Test*. **Scand J Reconstr Hand Surg**. v. 29, n. 2, p. 167-176. 1995.
- THARWAT, A.; *et al.* *Linear discriminant analysis: A detailed tutorial*. **AI Communications**. v. 30, n. 2, p. 169-190. 2017.
- TORTORA, G.; DERRICKSON, B. *Princípios de anatomia e fisiologia*. 14ª Ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan. 2014.
- WIERTEL-KRAWCZUK, A.; HUBER, J. *Standard neurophysiological studies and motor evoked potentials in evaluation of traumatic brachial plexus injuries – A brief review of the literature*. **Neurologia i Neurochirurgia Polska**. v. 52, n. 5, p. 549-554. 2018.
- XILOYANNIS, M.; *et al.* *Preliminary design and control of a soft exosuit for assisting elbow movements and hand grasping in activities of daily living*. **Journal of Rehabilitation and Assistive Technologies Engineering**. v. 4, p. 1-15. 2017.
- YOO, H.; *et al.* *Development of 3D-printed myoelectric hand orthosis for patients with spinal cord injury*. **Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation**. v. 16, n. 1, p. 1-14. 2019.
- YUN, Y.; *et al.* *Maestro: An EMG-driven assistive hand exoskeleton for spinal cord injury patients*. In: **PROCEEDINGS - IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION**. 2017. Singapura. p. 2904-2910.
- YURKEWICH, A.; *et al.* *Hand extension robot orthosis (hero) glove: Development and testing with stroke survivors with severe hand impairment*. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**. v. 27, n. 5, p. 916-926. 2019.
- ZHOU, S.; *et al.* *Surface electromyography-based hand movement recognition using the Gaussian mixture model, multilayer perceptron, and AdaBoost method*. **International Journal of Distributed Sensor Networks**. v. 15, n. 4. 2019.

ANEXO A - Especificações da plataforma *MyoWare*

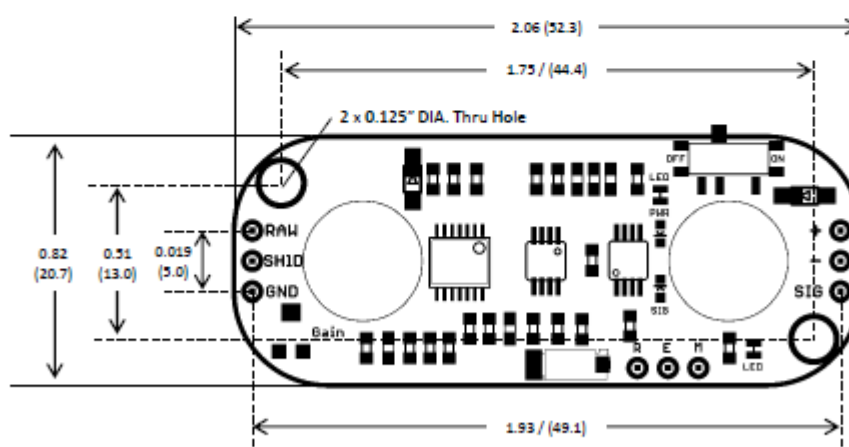
Folha de dados¹⁴

© 2015-2016

Electrical Specifications

Parameter	Min	TYP	Max
Supply Voltage	+3.1V	+3.3V or +5V	+6.3V
Adjustable Gain Potentiometer, R_{gain} ($G = 201 * R_{gain} / 1 \text{ k}\Omega$)	0.01 Ω	50 k Ω	100 k Ω
Output Signal Voltage EMG Envelope Raw EMG (centered about $+V_s/2$)	0V 0V	-- --	+ V_s + V_s
Input Impedance	--	110 G Ω	--
Supply Current	--	9 mA	14 mA
Common Mode Rejection Ratio (CMRR)	--	110	--
Input Bias	--	1 pA	--

Dimensions



EMAIL: support@advancer.co

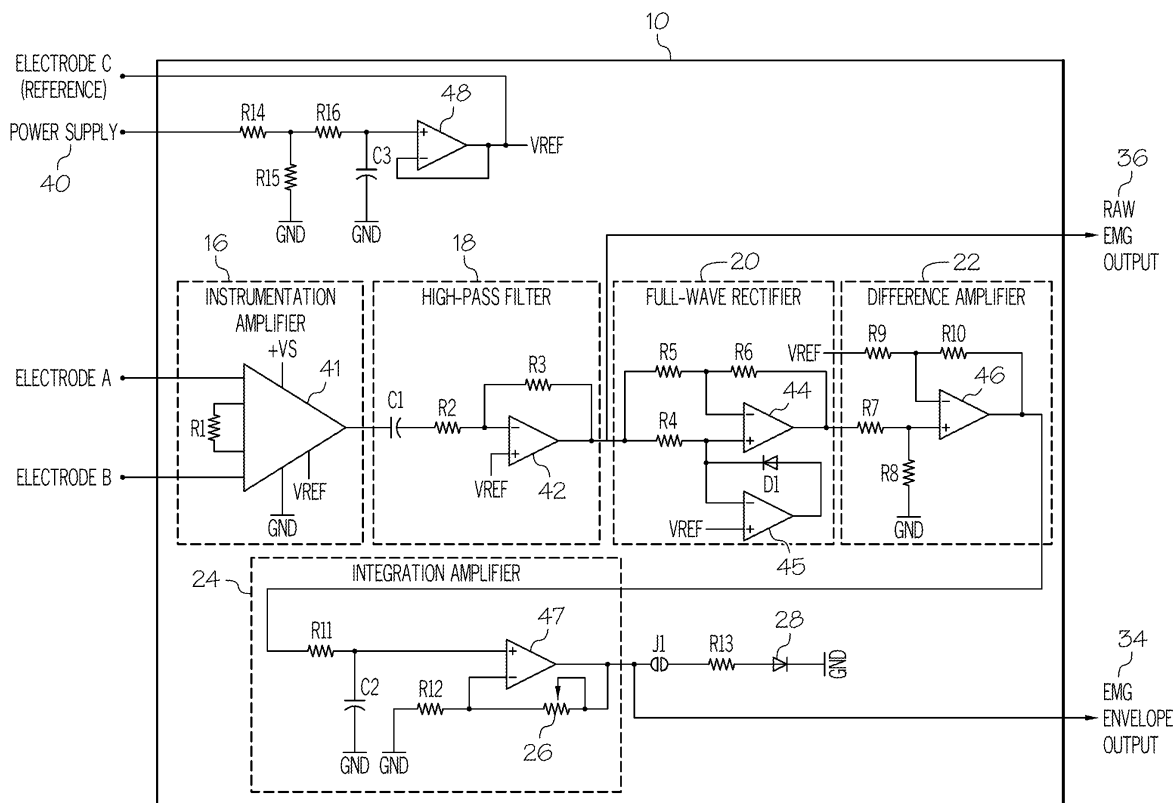
Advancer™
Technologies


www.AdvancerTechnologies.com

¹⁴ Disponível em:
https://github.com/AdvancerTechnologies/MyoWare_MuscleSensor/blob/master/Documents/AT-04-001.pdf

ANEXO B - Circuito da plataforma *MyoWare*

Circuito descrito na patente da plataforma *MyoWare*¹⁵



¹⁵ Disponível em: <https://patents.google.com/patent/US10010259B2/en>