



Universidade Federal do Espírito Santo
Centro Tecnológico
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica

Interfaces e Estratégias de Controle Baseadas em Machine Learning Aplicadas a um Exoesqueleto de Braço para Reabilitação Motora

Eduardo Antonio Fragoso Dias

Vitória-ES, Setembro de 2024

Eduardo Antonio Fragoso Dias

Universidade Federal do Espírito Santo – UFES
Centro Tecnológico
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica

**Interfaces e Estratégias de Controle Baseadas em
Machine Learning Aplicadas a um Exoesqueleto de Braço
para Reabilitação Motora**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da UFES (área de concentração: Ciências Mecânicas), como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. Rafael Milanezi de Andrade

Vitória-ES
Setembro de 2024

Ficha catalográfica disponibilizada pelo Sistema Integrado de Bibliotecas - SIBI/UFES e elaborada pelo autor

D541i Dias, Eduardo, Antonio, 1999-
Interfaces e Estratégias de Controle Baseadas em Machine Learning Aplicadas a um Exoesqueleto de Braço para Reabilitação Motora / Eduardo, Antonio Dias. - 2024.
(recurso não paginado). : il.

Orientador: Raphael de Andrade.
Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) -
Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Robótica. 2. Reabilitação. 3. Sistemas de Controle. I. de Andrade, Raphael. II. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro Tecnológico. III. Título.

CDU: 621



PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA
CENTRO TECNOLÓGICO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

INTERFACES E ESTRATÉGIAS DE CONTROLE BASEADAS EM MACHINE LEARNING APLICADAS A UM EXOESQUELETO DE BRAÇO PARA REABILITAÇÃO MOTORA

EDUARDO ANTONIO FRAGOSO DIAS

COMISSÃO EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente



RAFAEL MILANEZI DE ANDRADE

Data: 02/10/2024 19:23:43-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Rafael Milanezi de Andrade
(Orientador – PPGEM/UFES)

Documento assinado digitalmente



TEODIANO FREIRE BASTOS FILHO

Data: 30/10/2024 13:35:16-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Teodiano Freire Bastos Filho
(Examinador Externo – PPGEE/UFES)

Claysson Bruno Santos
Vimieiro:03260094695

Assinado de forma digital por

Claysson Bruno Santos

Vimieiro:03260094695

Dados: 2024.10.03 09:19:18 -03'00'

Prof. Dr. Claysson Bruno Santos Vimieiro
(Examinador Externo – PPGMEC/UFMG)

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal do Espírito Santo como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Vitória/ES, 17 de setembro de 2024.

Agradecimentos

Este trabalho é o fruto de uma jornada desafiadora e enriquecedora, e muitas pessoas foram essenciais para que ele alcançasse sua forma final. Este trabalho é especialmente importante por ser parte de algo muito maior, e que esperamos ansiosamente que possa impactar a vida de milhões de pessoas que hoje dependem das tecnologias que trabalhamos incansavelmente para desenvolver.

À minha família e minha namorada, que proporcionaram amor, compreensão e suporte incondicional em todos os momentos, especialmente nos mais desafiadores, compartilho com vocês a alegria e o sucesso deste trabalho. Com seu encorajamento contínuo e crença em minha capacidade, encontrei a força necessária para seguir em frente.

Sou profundamente grato ao meu orientador, Prof. Dr. Raphael Milanezi de Andrade, que acreditou em um e-mail, enviado em 2020, no qual elaboro uma ideia que mais tarde levaria a mais de quatro anos de trabalho juntos. Seu apoio e, sobretudo, confiança foram fundamentais para superar os desafios que enfrentamos ao longo deste caminho.

Estendo meus agradecimentos aos meus amigos da Symbios, cuja colaboração e espírito de equipe enriqueceram significativamente minha experiência de pesquisa e desenvolvimento. Juntos, enfrentamos desafios e celebramos conquistas que foram essenciais para o progresso deste trabalho.

Por fim, gostaria de reconhecer o apoio financeiro da Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Espírito Santo (FAPES) e do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). A ajuda direta e indireta de ambas as instituições foi indispensável para a realização deste projeto.

A todos vocês, meu mais profundo agradecimento.

*“At the end of the day, the true value proposition of any technology is how it improves
human life.”
(Hugh Herr)*

Resumo

O Acidente Vascular Cerebral (AVC) é uma das principais causas de incapacidade adquirida no mundo, com aproximadamente 80% dos sobreviventes convivendo com incapacidades permanentes. A recuperação da funcionalidade do membro superior é particularmente desafiadora, com apenas cerca de 50% dos pacientes conseguindo recuperar algum uso funcional após o AVC. Neste contexto, a fisioterapia e a terapia ocupacional são essenciais, mas a reabilitação robótica surge como uma alternativa promissora para potencializar os resultados terapêuticos. Por outro lado, a funcionalidade dessas novas terapias estão diretamente atreladas às interfaces e estratégias de controle aplicadas na interação do paciente com o dispositivo robótico. Assim, este trabalho investiga o desenvolvimento e a aplicação de estratégias de controle e interfaces em um exoesqueleto de braço destinado à reabilitação neuromotora de pacientes pós-AVC. Foram exploradas diferentes estratégias que utilizam a eletromiografia de superfície (sEMG, do inglês, surface electromyography) para identificar a intenção de movimento do paciente e estratégias operadas pelo fisioterapeuta, aplicadas a um exoesqueleto de membro superior. Além disso, foi implementado um protocolo de reabilitação com uma interface baseada em um controle de trajetória assistivo. Os resultados indicam melhorias significativas na reabilitação, destacando a eficácia de incorporar tecnologias robóticas avançadas no processo de recuperação neuromotora, proporcionando uma abordagem mais eficaz e adaptada às necessidades individuais dos pacientes.

Palavras-chaves: exoesqueleto, reabilitação, eletromiografia, interfaces de controle

Abstract

Stroke is one of the leading causes of acquired disability worldwide, with approximately 80% of survivors living with permanent disabilities. Recovery of upper limb functionality is particularly challenging, with only about 50% of patients regaining some functional use after the event. In this context, physiotherapy and occupational therapy are essential, but robotic rehabilitation emerges as a promising alternative to enhance therapeutic outcomes. However, the effectiveness of these new therapies is directly linked to the control interfaces and strategies applied in the patient's interaction with the robotic device. Thus, this work investigates the development and application of control strategies and interfaces in an arm exoskeleton designed for neuromotor rehabilitation of post-stroke patients. We explore different strategies using surface electromyography (sEMG) to identify the patient's movement intention and strategies operated by the physiotherapist, applied to an upper limb exoskeleton. Additionally, a rehabilitation protocol was implemented using an interface based on assistive trajectory control. The results indicate significant improvements in rehabilitation, highlighting the efficacy of incorporating advanced robotic technologies in the neuromotor recovery process, providing a more effective and individually tailored approach to patient needs.

Keywords: exoskeleton, rehabilitation, electromyography, control interfaces

Lista de ilustrações

Figura 1 – Anatomia dos movimentos de pronação e supinação do antebraço	22
Figura 2 – Sistematização e modelagem em blocos do sistema de controle do dispositivo assistivo que pode ser concebido como um sistema de controle artificial paralelo, com interações com o sistema fisiológico.	23
Figura 3 – Classificação de tipos de sistemas robóticos: (a) manipulador com atuação somente sobre o efetuator final; (b) exoesqueletos fixos; (c) exoesqueletos montados no corpo.	24
Figura 4 – Manipuladores robóticos com atuação sobre o efetuator final. (a) MIT-Manus; (b) HapticMaster; (c) PERCRO-BRANDO; (d) EULRR; (e) InMotion Arm.	25
Figura 5 – Exoesqueletos fixos com transmissões por cabos: (a) CAREX; (b) CURER; (c) UULE.	26
Figura 6 – Exoesqueletos fixos disponíveis comercialmente: (a) ArmeoPower; (b) ALEx; (c) Harmony SHR	27
Figura 7 – Protótipo do exoesqueleto de braço para reabilitação neuromotora. (a) Atuador de flexão e extensão do cotovelo; (b) atuador de pronação e supinação do antebraço; (c) módulo atuador para pinça trípode.	28
Figura 8 – Exoesqueletos atuados por cabos: (a) Dežman et al. 2022; (b) Sui et al. 2017; (c) Cappello et al. 2016	29
Figura 9 – Exoesqueleto MyoPro com módulo para pinça trípode.	29
Figura 10 – Exoesqueleto de braço para reabilitação neuromotora fornecidos pela Symbios (Vitória, Brasil). (a) Exoesqueleto de braço para flexão/extensão e pronação/supinação; (b) módulo do exoesqueleto para pinça trípode; (c) maleta com conjunto motor, eletrônica de potência e controle.	36
Figura 11 – Resposta do controle de posição do exoesqueleto para diferentes velocidades do grau de liberdade de flexão e extensão do cotovelo.	37
Figura 12 – Resposta do controle de posição para um deslocamento de 120° sujeito a perturbações produzidas manualmente.	38
Figura 13 – Ensaio de torque repetido 5 vezes para um mesmo motor; dados apresentados antes e após remoção de outliers.	39
Figura 14 – Modelo generalizado obtido para o atuador robótico do exoesqueleto.	39
Figura 15 – Processo de identificação de corrente mínima para o controle passivo-assistido	40
Figura 16 – Controle de posição realizado imediatamente após identificação apresentada na Figura 15, aplicando corrente mínima identificada.	40

Figura 17 – Placa de Circuito Impresso da MyoSym de 3 canais. (A) renderização de protótipo digital; (B) circuito fabricado.	41
Figura 18 – Equipamento MyoSym (Symbios, Vitória, Brasil) para coleta de sinais de sEMG	41
Figura 19 – Tela de sessão de reabilitação do software de controle do exoesqueleto.	43
Figura 20 – Software durante coleta de sinais sEMG com visualização em tempo real do sinal amostrado.	44
Figura 21 – Posicionamento dos eletrodos para captação de sinais sEMG. Pontos azuis indicam regiões aproximadas de posicionamento dos eletrodos. . .	46
Figura 22 – Arquitetura da implementação de alto nível do controle de trajetória por classificação contínua.	53
Figura 23 – Exemplo de gráfico do índice de co-contração obtido para o paciente P03 durante flexão e extensão.	55
Figura 24 – Gráfico de co-contração e vetores representando cada agrupamento de movimento e os limites do estado do controlador.	55
Figura 25 – Tempos de inferência, em segundos, aferidos para os diferentes modelos implementados.	60
Figura 26 – Acurácia do modelo geral obtido por meio dos algoritmos, avaliada para cada paciente antes da reabilitação.	60
Figura 27 – Acurácias obtidas para os modelos treinados com dados específicos de cada paciente antes da reabilitação.	61
Figura 28 – Acurácia do modelo geral obtido por meio dos algoritmos, avaliada para cada paciente após sessões de reabilitação.	62
Figura 29 – Acurácias obtidas para os modelos treinados com dados específicos de cada paciente após as sessões de reabilitação	63
Figura 30 – Comparação de acurácias de acordo com hiper-parâmetros utilizados .	65
Figura 31 – Posição dos atuadores como resultado do controle de trajetória com movimentos consecutivos de flexão e extensão seguido de pronação e supinação para os pacientes P02 e P03. Os gráficos de posição ao longo do tempo mostram a resposta do controle para cada GDL, com linhas pontilhadas representando a posição desejada, em azul a posição real. O gráfico de Classificação do Sinal sEMG apresenta a inferência esperada e obtida pelo modelo.	67

Figura 32 – Posição dos atuadores como resultado do controle de trajetória com movimentos consecutivos de flexão e extensão seguido de pronação e supinação para os pacientes P04 e P05. Os gráficos de posição ao longo do tempo mostram a resposta do controle para cada GDL, com linhas pontilhadas representando a posição desejada, em azul a posição real. O gráfico de Classificação do Sinal sEMG apresenta a inferência esperada e obtida pelo modelo.	68
Figura 33 – Posição dos atuadores como resultado do controle de trajetória com movimentos consecutivos de flexão e extensão seguido de pronação e supinação para os pacientes P06 e P07. Os gráficos de posição ao longo do tempo mostram a resposta do controle para cada GDL, com linhas pontilhadas representando a posição desejada, em azul a posição real. O gráfico de Classificação do Sinal sEMG apresenta a inferência esperada e obtida pelo modelo.	69
Figura 34 – Posição dos atuadores como resultado do controle de trajetória com movimentos consecutivos de flexão e extensão seguido de pronação e supinação para os pacientes P08 e P10. Os gráficos de posição ao longo do tempo mostram a resposta do controle para cada GDL, com linhas pontilhadas representando a posição desejada, em azul a posição real. O gráfico de Classificação do Sinal sEMG apresenta a inferência esperada e obtida pelo modelo.	70
Figura 35 – Pontuações Médias por Categoria para o SF-36 Antes e Após a Reabilitação	71
Figura 36 – Mapas de calor para índices de co-contracção de cada paciente durante os movimentos de flexão e extensão do cotovelo, antes e depois das sessões de reabilitação robótica.	73
Figura 37 – Resultados dos questionários de autoavaliação e percepção ao longo do processo de reabilitação robótica.	74
Figura 38 – Trajetórias obtidas para cada paciente para o controle de co-contracção durante movimentos subsequentes de flexão e extensão isotônica do cotovelo.	76

Lista de tabelas

Tabela 1 – Parâmetros Cinemáticos do Exoesqueleto de Braço (Symbios, Vitória, Brasil)	36
Tabela 2 – Características extraídas de sinal sEMG para classificação de intenção de movimento.	48
Tabela 3 – Modelos de ML avaliados para a classificação de intenção de movimento.	59
Tabela 4 – Valores-p dos testes t pareados para acurácias dos algoritmos antes e após reabilitação	63
Tabela 5 – Valores testados para os hiperparâmetros do RF durante o ajuste fino.	64
Tabela 6 – Hiperparâmetros Otimizados por Paciente e Generalização Realizada. .	64
Tabela 7 – Resultados dos Testes de Wilcoxon para as Categorias do SF-36	72

Lista de abreviaturas e siglas

AVC	Acidente Vascular Cerebral
AVD	Atividade de Vida Diária
DALY	Disability-Adjusted Life Years
EEG	Eletroencefalografia
EFM	Escala de Fugl Meyer
FMD	Mediana das Frequências
FMN	Média das Frequências
GDL	Grau de Liberdade
KNN	K-Vizinhos Mais Próximos
LDA	Análise Discriminante Linear
MAV	Valor Absoluto Médio
MAVS	Inclinação do Valor Absoluto Médio
ML	Machine Learning
MLP	Perceptron Multicamada
RAR	Reabilitação Assistida por Robô
RF	Random Forest
RMS	Valor Quadrático Médio
SCC	Mudanças de Sinal de Inclinação
sEMG	Eletromiografia de Superfície
SVM	Máquina de Vetores de Suporte
TCR	Terapia Convencional de Reabilitação
WAL	Comprimento da Forma de Onda
ZCS	Cruzamentos por Zero

Sumário

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Motivação	14
1.2	Objetivos	16
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	17
2.1	Reabilitação Neuromotora Assistida por Robô	17
2.2	Biomecânica do Membro Superior	20
2.2.1	Flexão e Extensão do Cotovelo	21
2.2.2	Pronação e Supinação do Antebraço	21
2.3	Sistemas Robóticos para Reabilitação	23
2.3.1	Dispositivos Robóticos para Reabilitação	24
2.3.2	Interface de Controle	28
2.3.3	Estratégias de Controle em Exoesqueletos	31
3	MATERIAIS E MÉTODOS	35
3.1	Materiais	35
3.1.1	Exoesqueleto de Membro Superior	35
3.1.2	Sistema de Aquisição de sEMG	41
3.1.3	Softwares	42
3.2	Protocolo de Reabilitação Robótica com o Exoesqueleto	44
3.3	Procedimento de Coleta de Sinais sEMG	46
3.4	Algoritmos de Classificação	47
3.4.1	Máquina de Vetores de Suporte (SVM)	48
3.4.2	Análise Discriminante Linear (LDA)	49
3.4.3	K-Vizinhos Mais Próximos (KNN)	50
3.4.4	Florestas Aleatórias (RF)	50
3.4.5	Perceptron Multicamadas (MLP)	51
3.5	Estratégias de Controle	52
3.5.1	Controle de Trajetória por Classificação Continua	52
3.5.2	Controle de Co-contração	54
3.6	Análise Estatística	56
3.6.1	Estatística Descritiva	56
3.6.2	Análise Estatística	57
3.6.2.1	Testes <i>t</i> Pareados	57
3.6.2.2	Testes de Wilcoxon para Amostras Pareadas	57

4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	59
4.1	Classificação da Intenção de Movimento por sEMG	59
4.2	Controle de Trajetória por Classificação Contínua	66
4.3	Ensaio Clínico	71
4.4	Controle de Co-Contração em Pacientes pós-AVC	75
5	CONCLUSÕES	77
	REFERÊNCIAS	79
	ANEXOS	91
	ANEXO A – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TCLE)	92
	ANEXO B – QUESTIONÁRIO DE AVALIAÇÃO DE AUTOPERCEPÇÃO DA EFICÁCIA DA REABILITAÇÃO	95
	ANEXO C – QUESTIONÁRIO DE AVALIAÇÃO DE CONFORTO DO EXOESQUELETO DE REABILITAÇÃO	96

1 Introdução

1.1 Motivação

O Acidente Vascular Cerebral (AVC) é uma das principais causas de morbidade e mortalidade adquirida em todo o mundo, sendo a segunda causa de morte global e a terceira maior causa de incapacidade adquirida (Feigin et al. 2021, Avan e Hachinski 2021). Anualmente, cerca de 12,2 milhões de pessoas sofrem um AVC (Feigin et al. 2022), das quais 50% sobrevivem, sendo estimado que 80% dos sobreviventes convivem com incapacidades permanentes (Langhorne, Coupar e Pollock 2009). Adicionalmente, a incidência do AVC é particularmente alta entre a população idosa, o que é uma preocupação crescente devido ao envelhecimento global da população (Popa-Wagner et al. 2020).

Os efeitos do AVC variam consideravelmente entre os indivíduos, mas frequentemente incluem uma ampla gama de deficiências neuromotoras, como paralisia, perda de coordenação muscular, e dificuldades na fala e na compreensão, que impactam significativamente a qualidade de vida do paciente (Hackett et al. 2005, Alghamdi et al. 2021, Rost et al. 2022, Wissel, Manack e Brainin 2013, Lawrence et al. 2001). A recuperação do membro superior após um AVC é geralmente limitada, com somente 50% dos sobreviventes conseguindo recuperar algum uso funcional (BROEKS et al. 1999). Essa taxa contrasta com os 82% que, segundo estudos, podem esperar voltar a caminhar de forma independente (Kwakkel, Kollen e Wagenaar 1999). Isso afeta substancialmente a autonomia dos pacientes e sua capacidade de executar de Atividades de Vida Diária (AVD).

Como resultado, em 2019, a carga global do AVC foi expressa em aproximadamente 143 milhões de anos de vida perdidos ajustados por incapacidades (DALY's - *Disability Adjusted Life Years*), refletindo a perda significativa de anos de vida saudável devido tanto à mortalidade prematura quanto às incapacidades de longa duração resultantes desta condição (Azzollini, Dalise e Chisari 2021). Além dessas dificuldades físicas e cognitivas, as consequências do AVC estendem-se além da saúde dos indivíduos. A necessidade de cuidados contínuos, adaptações no estilo de vida e na residência, bem como a potencial perda de capacidade de trabalho estimam um impacto ainda maior em termos sociais e econômicos. Este cenário é exacerbado em países de baixa e média renda, onde o acesso limitado a cuidados preventivos e terapêuticos contribui para impactos ainda mais elevados (Bernhardt et al. 2020).

No Brasil, apenas uma pequena fração dos pacientes que sofrem um AVC recebe o atendimento adequado, de modo que 70% dos pacientes não tem acesso a programas de reabilitação (Silva et al. 2018, Safanelli et al. 2019). Como consequência, os impactos

socioeconômicos no Brasil são substanciais, refletindo-se em altos custos diretos e indiretos para o sistema de saúde e para a sociedade. Estima-se, em 2019, apenas na região sudeste do Brasil, um impacto de 713.123 DALYs, majoritariamente causados por incapacidades de longa duração e em uma população em idade economicamente ativa (40 a 59 anos) (Reis e Chaoubah 2023). Os custos relacionados à perda de produtividade devido a incapacidades geradas por doenças cardiovasculares, como o AVC, representam 15% de todos os custos com essas doenças, aproximadamente 5 bilhões de reais (Siqueira, Siqueira-Filho e Land 2017).

Apesar dos avanços observados nas últimas décadas no Brasil, como a ampliação dos centros de atendimento de urgência aos pacientes com AVC (Silva et al. 2018), os dados apresentados anteriormente evidenciam a demanda crescente por soluções que auxiliem a reabilitação de pacientes acometidos pelo AVC. Nessa perspectiva, a reabilitação robótica (reabilitação assistida por robô) emerge como uma alternativa terapêutica com o potencial de aumentar a eficácia e eficiência da reabilitação de pacientes em estágios agudo e crônico (Laut, Porfiri e Raghavan 2016, Fasoli et al. 2003).

A reabilitação assistida por robô tem como objetivo melhorar a recuperação funcional por meio de uma terapia de alta intensidade, caracterizada por movimentos repetitivos e controlados que são difíceis de alcançar em terapias convencionais manuais (Chang e Kim 2013, Lo et al. 2010). Esses dispositivos robóticos permitem a customização do exercício conforme as necessidades específicas dos paciente e permitem um alto número de repetições.

Desta maneira, as estratégias e interfaces de controle, bem como o protocolo de reabilitação aplicado, devem ser adaptáveis para se adequar às condições neuromotoras dos pacientes, a fim de obter os melhores resultados (Delden et al. 2012, Gasperina et al. 2021, Veerbeek et al. 2017). Com essa finalidade, diversas estratégias e interfaces de controle já foram exploradas. Dentre elas, interfaces neuromusculares por meio de eletromiografia de superfície (sEMG) se destacam por potencialmente permitirem interação direta entre o paciente e o dispositivo, permitindo maior participação ativa do paciente e por fim melhores resultados na reabilitação.

Apesar das promessas do sEMG em ambientes de reabilitação robótica, os estudos ainda são amplamente conduzidos em ambientes controlados ou com participantes saudáveis, o que deixa uma lacuna significativa no conhecimento sobre sua eficácia e aplicabilidade em pacientes reais, que frequentemente apresentam uma variedade de desafios neuromusculares únicos e complexos.

Além disso, a variabilidade fisiológica entre pacientes pós-AVC e indivíduos saudáveis impõe desafios adicionais na implementação de tecnologias baseadas em sEMG. As diferenças na capacidade muscular, na resposta neural e na integridade dos tecidos afetados pelo AVC podem influenciar significativamente a qualidade dos sinais de sEMG

captados, exigindo assim uma abordagem altamente personalizada. Esta necessidade destaca a importância de estudos mais aprofundados e específicos que possam adaptar e melhorar as interfaces de controle para atender às condições particulares de cada paciente, assegurando assim uma reabilitação mais efetiva.

Com base nesses pontos, este trabalho se dedica a abordar questões críticas relacionadas à implementação e avaliação de estratégias e interfaces de controle aplicadas a um exoesqueleto de membro superior em pacientes em reabilitação robótica pós-AVC, com um foco especial no uso de sEMG. Isso não apenas contribui para o corpo de conhecimento científico, mas também para a prática clínica, melhorando as intervenções disponíveis para essa população significativamente desassistida.

1.2 Objetivos

O objetivo geral deste estudo é desenvolver e avaliar estratégias e interfaces de controle aplicadas à um exoesqueleto de braço para reabilitação neuromotora com 3 Graus De Liberdade (GDL) com o intuito de melhorar a reabilitação de pacientes pós-AVC.

Para atingir o objetivo geral, foram propostos os seguintes objetivos específicos:

- Avaliar e implementar as melhorias necessárias em um exoesqueleto de membro superior previamente desenvolvido no laboratório para permitir estudos de controle avançados.
- Implementar estratégias de controle para o exoesqueleto desenvolvido utilizando sEMG.
- Avaliar o desempenho das estratégias de controle implementadas em pacientes em reabilitação neuromotora pós-AVC

2 Revisão bibliográfica

2.1 Reabilitação Neuromotora Assistida por Robô

De acordo com o modelo da Classificação Internacional de Funcionalidade, Incapacidade e Saúde (CIF), as deficiências podem ser descritas como: (1) deficiências de funções corporais, tais como um desvio significativo ou perda na função neuromusculoesquelética e relacionada ao movimento, afetando a mobilidade articular, a força muscular, o tônus muscular e/ou movimentos involuntários; ou (2) deficiências de estruturas corporais, caracterizadas por um desvio significativo nas estruturas do sistema nervoso ou nas estruturas relacionadas ao movimento, como, por exemplo, o braço e/ou a mão (Raghavan 2015).

O AVC pode levar às duas deficiências anteriormente apresentadas. Nessa perspectiva, a reabilitação neuromotora é uma estratégia fundamental para mitigar ou tratar as deficiências descritas anteriormente, diminuindo a chance de o paciente desenvolver complicações secundárias e maximizando a independência do paciente (Hornby et al. 2011). Definida como um conjunto de intervenções terapêuticas que auxiliam indivíduos que experienciam incapacidades, a alcançar e manter um funcionamento ótimo em interação com seus ambientes (Officer e Posarac 2011), a reabilitação neuromotora baseia-se fundamentalmente no princípio da neuroplasticidade (Dimyan e Cohen 2011). A neuroplasticidade é uma capacidade adaptativa do cérebro que permite que áreas motoras intactas utilizem mecanismos inatos para compensar as áreas danificadas e recuperar funções motoras perdidas, viabilizando assim a recuperação do paciente (Elliott et al. 2018).

Várias estratégias fundamentadas na neurofisiologia do sistema motor têm sido sugeridas para facilitar a reabilitação neuromotora através da neuroplasticidade (Dobkin 2004, Shahid, Kashif e Shahid 2023). Além disso, existem técnicas que aumentam a eficácia desses processos fisiológicos de recuperação que participam da geração de movimentos voluntários após um dano cerebral. Turolla 2018 caracteriza essas técnicas em três grupos principais:

- Técnicas de preparação: intervenções que podem preparar o sistema sensório-motor para uma maior plasticidade através da estimulação direta (física ou sensorial) dos tecidos. Incluem métodos como terapia de espelho, Estimulação Magnética Transcraniana (EMT, ou do inglês, Transcranial Magnetic Stimulation - TMS) e movimentos passivos para mobilização articular.
- Técnicas de amplificação: intervenções que potencializam os efeitos da interação sensório-motor durante a prática, tais como dispositivos robóticos, realidade virtual,

biofeedback ou Estimulação Elétrica Funcional (FES, ou do inglês, Functional Electrical Stimulation - FES), com o objetivo de enriquecer o feedback sensorial e a resposta motora.

- Prática específica de tarefas: intervenções baseadas na prática de tarefas específicas realizadas em ambiente real, com o objetivo de promover a melhor generalização da aprendizagem na vida real. Essas tarefas são escolhidas para refletir atividades cotidianas do paciente, como vestir-se ou caminhar, de modo a assegurar que as habilidades reparadas sejam aplicáveis em seu dia a dia.

A literatura sugere que treinamentos repetitivos e orientados à execução de tarefas funcionais levam à melhora da função motora do membro superior (Thomas et al. 2017). Essa premissa suporta a aplicabilidade da terapia assistida por robô no cuidado de pacientes em reabilitação neuromotora pós-AVC, uma vez que os robôs são capazes de prover treinamentos altamente repetitivos por longos períodos de tempo. Adicionalmente, os dispositivos robóticos também permitem uma avaliação objetiva e quantitativa da evolução do paciente por meio do armazenamento e processamento de dados dinâmicos e cinemáticos coletados durante as sessões (Zhang et al. 2022, Zollo et al. 2011).

Diversas revisões sistemáticas e meta análises já foram realizadas avaliando os resultados de diversos estudos clínicos que analisam os efeitos da reabilitação robótica na recuperação sensório-motora de pacientes pós-AVC (Wu et al. 2021, Chien et al. 2020, Kwakkel, Kollen e Krebs 2008).

Um estudo realizado por Ferreira et al. 2018 na avaliação da eficácia da terapia robótica incluiu uma análise sistemática e meta-análise de 38 estudos randomizados controlados, abrangendo um total de 1.174 participantes com limitações funcionais nos membros superiores. Os resultados indicaram que a Reabilitação Assistida por Robô (RAR, do inglês, *Robot Assisted Rehabilitation*) produz efeitos significativos no controle motor e na força muscular no curto prazo, comparados a outras intervenções. O estudo também indicou que a dosagem da intervenção é um fator crítico para os resultados da RAR, sugerindo que intervenções personalizadas podem ser necessárias para maximizar os benefícios da terapia robótica em pacientes com deficiências neuromotoras.

Em um estudo multicêntrico e randomizado realizado (Aprile et al. 2020), 247 pacientes com AVC em estágio sub-agudo foram submetidos à reabilitação convencional ou robótica. No grupo experimental, um único fisioterapeuta era responsável por supervisionar 3 pacientes simultaneamente enquanto realizavam a terapia com o apoio de 4 dispositivos robóticos de reabilitação distintos. Os resultados obtidos não apenas apresentaram melhoria significativa na função do membro superior, avaliada pelo Escore de Fugl-Meyer (EFM) de superior, mas também foi possível apresentar uma abordagem potencialmente mais

custo-efetiva para a reabilitação de membros superiores, na qual um terapeuta poderia supervisionar vários pacientes simultaneamente.

A reabilitação robótica também pode ser aplicada como uma terapia adjuvante, em conjunto com outras estratégias de reabilitação. Em um estudo randomizado e cego, 44 pacientes com AVC subagudo foram submetidos à RAR combinada com treinamento de ADL, comparada à Terapia Convencional de Reabilitação (TCR) com o mesmo treinamento de ADL ([Bhattacharjee et al. 2024](#)). Os resultados indicaram melhorias significativas no grupo que recebeu RAR em termos de função motora do membro superior, movimentos passivos das articulações e pontuações em escalas de impacto do AVC para função da mão e ADL. Além disso, este grupo mostrou melhorias em quase todas as áreas de ADL, evidenciando que a reabilitação robótica combinada com treinamento prático em ADL pode ser mais eficaz que a CRT para a recuperação do membro superior pós-AVC.

No estudo de ([Mehrholtz et al. 2020](#)), uma revisão sistemática com meta-análise em rede foi realizada para avaliar a eficácia de diferentes tipos de dispositivos e abordagens de RAR no braço após um AVC. Foram incluídos 55 ensaios clínicos randomizados, totalizando 2654 pacientes, com 28 dispositivos robóticos distintos. Os principais resultados analisados foram as ADLs e a função do braço/mão, juntamente com a força do braço/mão e a segurança como resultados secundários. A revisão encontrou que, embora houvesse algum suporte para a RAR em comparação com a terapia convencional, não houve diferenças significativas entre os tipos de dispositivos utilizados. As comparações indiretas entre os diferentes tipos de dispositivos robóticos não demonstraram superioridade clara de um tipo sobre os outros, indicando que os resultados obtidos entre os diferentes dispositivos robóticos foi equivalente. Além disso, a segurança foi considerada comparável entre as intervenções, e nenhum tipo de RAR específico mostrou ser mais seguro ou eficaz para melhorar a força do braço ou mão.

Em uma recente meta-análise, [Iaco et al. 2024](#) investigou o impacto da RAR na reabilitação de membros superiores em pacientes pós-AVC, comparando-a com outras intervenções. Os resultados revelaram melhorias modestas em sinergia muscular, potência muscular, desempenho motor autodeclarado e atividades básicas da vida diárias. Em especial, observaram melhoras significativas no tônus muscular e na capacidade geral do membro superior quando a reabilitação era conduzida por meio de exoesqueletos, em comparação com outras tecnologias. Além disso, observou-se uma relação positiva entre melhores valores iniciais de FEM e maiores ganhos em capacidade funcional, sugerindo que pacientes com maior potencial de recuperação são mais beneficiados pela RAR de membro superior, especialmente se tratados nas fases iniciais pós-AVC.

Além dos efeitos positivos na indução da neuroplasticidade, os sistemas robóticos também vêm mostrando função relevante no aumento do engajamento dos pacientes e em sua aceitação frente aos envolvidos no processo de reabilitação. No estudo de [Laparidou et](#)

al. 2021 foi realizada uma revisão sistemática e meta-síntese qualitativa das percepções de pacientes, cuidadores e profissionais da saúde sobre dispositivos robóticos usados na reabilitação motora. Analisando 30 estudos qualitativos, identificaram-se seis temas principais: barreiras logísticas, desafios tecnológicos, engajamento e apelo, interações e relacionamentos de suporte, benefícios para a função física, psicológica e social, e ampliação e sustentação das opções terapêuticas. Os resultados mostraram que, apesar dos desafios tecnológicos e logísticos, os dispositivos robóticos foram considerados aceitáveis, úteis e benéficos, proporcionando melhorias significativas nas funções físicas e sociais dos usuários.

É importante destacar que apesar da grande variedade de dispositivos médicos e metodologias de análise aplicadas, em geral, a reabilitação robótica é tida como segura e eficaz na redução de limitações motoras. Adicionalmente, apesar de alguns estudos não observarem diferenças significativas entre os resultados obtidos comparando a TCR com a RAR, os ganhos de eficiência e escalabilidade justificariam a introdução de dispositivos robóticos em terapias de reabilitação, como apresentado por Aprile et al. 2020. Essas evidências reforçam a importância de integrar abordagens robóticas na prática clínica de reabilitação, visando maximizar a recuperação neuromotora e a independência dos pacientes pós-AVC.

2.2 Biomecânica do Membro Superior

A funcionalidade do membro superior é crucial para a interação do indivíduo com o ambiente, abrangendo habilidades como alcance direcionado, preensão e manipulação de objetos, influenciando diretamente em sua qualidade de vida (Lieshout et al. 2020). Essas habilidades são fundamentais para a execução de atividades motoras finas necessárias para tarefas cotidianas simples, como alimentação, vestuário e higiene pessoal, bem como para atividades que exigem maior controle e precisão, como o uso de instrumentos.

A mão, especialmente, é uma ferramenta complexa, com diversas funções, dentre as quais pode-se destacar a capacidade de manipulação fina de objetos, sensação de texturas e até mesmo expressão, sendo fundamental para a realização de atividades de vida diária (Assadi et al. 2022). Vale ressaltar, especialmente, que a função de todo o membro superior se destina principalmente a posicionar e orientar a mão adequadamente para a manipulação de objetos. Por isso, a integridade funcional da mão irá influenciar diretamente na funcionalidade de todo o membro superior (Lang e Beebe 2007).

Durante o desenvolvimento de estratégias de controle para sistemas de reabilitação robótica é fundamental compreender os requisitos e limitações biomecânicas do membro superior. Isso se deve especialmente pela segurança, em especial em exoesqueletos, em que o sistema mecânico opera paralelamente às articulações do indivíduo.

2.2.1 Flexão e Extensão do Cotovelo

A articulação ulnohumeral do cotovelo pode ser descrita primordialmente como uma junta de rotação simples. No entanto, estudos como os de [Ishizuki 1979](#) indicam variações no centro de rotação durante os movimentos de flexão e extensão do cotovelo. Na prática, esses deslocamentos são mínimos, especialmente fora dos limites extremos, permitindo que a junta seja considerada fixa e uniaxial, conforme destacado por ([An, Zobitz e Morrey 2008](#)).

Normalmente, o cotovelo humano tem uma amplitude de movimento de 150° , estendendo-se de 0° a 150° , quando totalmente flexionado ([An, Zobitz e Morrey 2008](#)). Contudo, estudos como os de [Perry, Rosen e Burns 2007](#) mostram que, durante a realização de AVDs, o movimento de flexão e extensão geralmente não ultrapassa 120° , com uma média de $92,1^\circ$. Pesquisas de [Morrey, Askew e Chao 1981](#) também apontam que essa amplitude de movimento geralmente se situa em torno de 100° , variando de 30° a 130° de flexão. Adicionalmente, as velocidades angulares para atividades diárias podem alcançar um pico de $3,6$ rad/s ([Murray 1999](#)).

Nas interações com objetos, os torques envolvidos são significativos e a determinação desses esforços é complexa, variando conforme o indivíduo e atividade executada. ([Perry, Rosen e Burns 2007](#)) registraram torques médios de $0,45$ N.m nas AVDs, embora com alta variabilidade, alcançando máximos de $3,5$ N.m. Em contrapartida, estudos de [Murray e Johnson 2004](#) identificaram picos de torque de até $5,8$ N.m.

É também importante considerar o efeito da espasticidade ao avaliar os torques esperados na junta do cotovelo. Pacientes com lesões neuromotoras frequentemente exibem espasticidade, caracterizada por um aumento da resistência muscular ao alongamento passivo ([Sommerfeld, Gripenstedt e Welmer 2012](#)), sendo que [Schmit et al. 1999](#) notaram uma alta variabilidade no torque resistivo desses pacientes, que variava entre 4 N.m e 8 N.m.

2.2.2 Pronação e Supinação do Antebraço

Os movimentos de pronação e supinação do antebraço são cruciais para a manipulação de objetos, possibilitando a orientação adequada da mão. No entanto, a articulação que permite esses movimentos tem uma configuração complexa. Durante a pronação e supinação, a cabeça distal do rádio gira sobre a cabeça distal da ulna, conforme representado na Figura 1.

Estudos conduzidos por [Morrey, Askew e Chao 1981](#), e mais tarde por [Sardelli, Tashjian e MacWilliams 2011](#), determinaram que as AVDs contemporâneas podem ser realizadas com uma amplitude de movimento de 100° de rotação do antebraço, variando entre 50° e -50° a partir da posição neutra de pronação e supinação. É importante notar

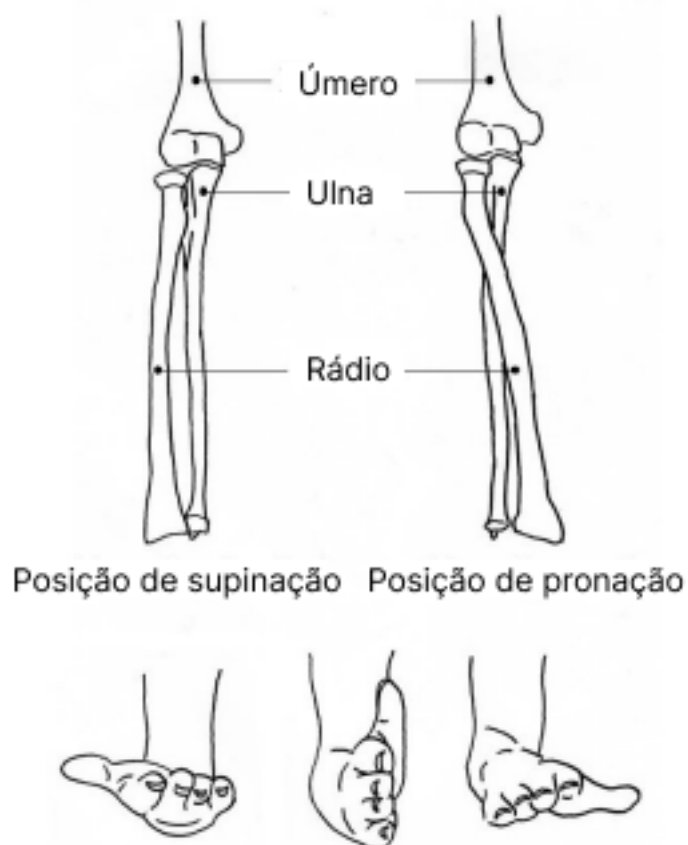


Figura 1 – Anatomia dos movimentos de pronação e supinação do antebraço

Fonte: Traduzido de [Moriwaki et al. 2009](#)

também a cinemática desta articulação, que pode alcançar velocidades angulares de até 7 rad/s ([Rahman, Fai e Ming 2014](#)). Destaca-se ainda a significativa diferença entre o torque isométrico, que pode chegar a 16 N.m ([O'sullivan e Gallwey 2002](#)), enquanto para atividades cotidianas, estudos como os de [Perry, Rosen e Burns 2007](#) e [Murray e Johnson 2004](#) registraram torques abaixo de 1 N.m.

2.3 Sistemas Robóticos para Reabilitação

A habilidade de controlar movimentos e exibir reações é uma característica fundamental do comportamento humano. O sistema de controle do corpo humano pode ser modelado como um sistema de controle qualquer, que consiste em uma estrutura mecânica, a planta, que representa o esqueleto, os atuadores, que representam os músculos, e um controlador, que representa o sistema nervoso central e recebe feedback sensorial dos sensores fisiológicos. Os dispositivos assistivos, por sua vez, como os sistemas robóticos de reabilitação, podem ser modelados com os mesmos componentes. Esses sistemas, em especial os exoesqueletos, com uma cadeia cinemática que atua paralela ao corpo do usuário, podem ser descritos conforme apresentado na Figura 2.

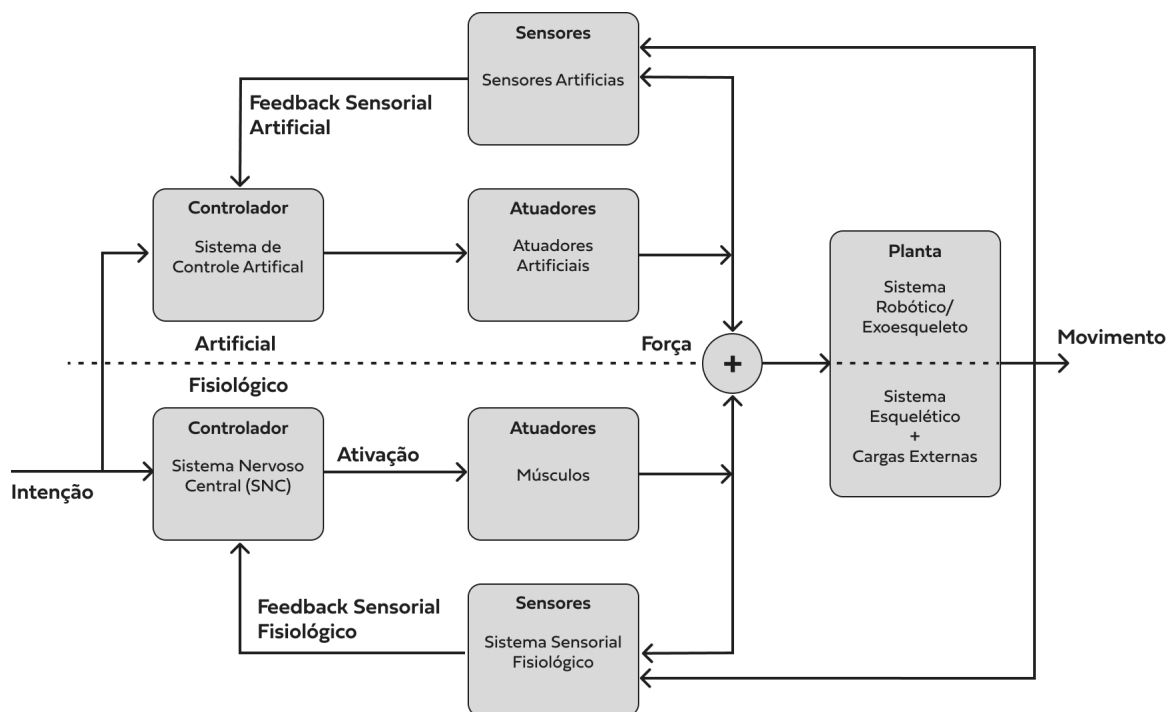


Figura 2 – Sistematização e modelagem em blocos do sistema de controle do dispositivo assistivo que pode ser concebido como um sistema de controle artificial paralelo, com interações com o sistema fisiológico.

Fonte: Adaptado de [Veltink 1999](#)

Nesta seção serão abordados os componentes do sistema de controle de um sistema robótico de reabilitação. Serão explorados os dispositivos robóticos para reabilitação disponíveis comercialmente e na academia, além de suas estratégias e interfaces de controle. Um enfoque especial será dado para os exoesqueletos e para interfaces de controle baseadas em sinais mioelétricos.

2.3.1 Dispositivos Robóticos para Reabilitação

Os dispositivos robóticos para reabilitação caracterizam um grupo específico de dispositivos assistivos com função ativa, isto é, o dispositivo promove assistência ativa durante o movimento, impondo energia/torque sobre o corpo do usuário. Esses dispositivos variam desde exoesqueletos que auxiliam movimentos de membros superiores e inferiores até sistemas robóticos que facilitam a manipulação e o caminhar. Nessa seção focaremos especificamente nos dispositivos robóticos para reabilitação de membro superior.

Dispositivos robóticos para reabilitação de membros superiores podem ser categorizados em três tipos principais, de acordo com o método de integração e interação do usuário, como ilustrado na Figura 3. A primeira categoria inclui os dispositivos do tipo manipulador, que são geralmente montados em superfícies estáticas; nestes, apenas o efetuator final (*end-effector*) é controlado pelo usuário, sem haver acoplamento entre o corpo do usuário e o dispositivo robótico. A segunda categoria é composta pelos exoesqueletos fixos, dispositivos que são ancorados ao solo. Esses sistemas são acoplados diretamente ao corpo do usuário e possuem correspondência cinemática entre as juntas do mecanismo e as articulações do usuário. Adicionalmente, a fixação ao solo permite que esses dispositivos suportem tanto o próprio peso quanto o do usuário, facilitando a aplicação de terapias que exigem maiores carga, suportando também os esforços dinâmicos provenientes da interação. Por último, os exoesqueletos montados no corpo caracterizam-se pela sua portabilidade e são vestidos diretamente pelo usuário, promovendo maior mobilidade e uma interação mais dinâmica e pessoal com ambientes virtuais ou remotos. Essa última classe, por estar inteiramente integrada ao corpo do usuário, apresenta maiores complexidades, uma vez que o usuário deve suportar além do peso do equipamento todas as cargas dinâmicas provenientes da interação (Schiele 2008).

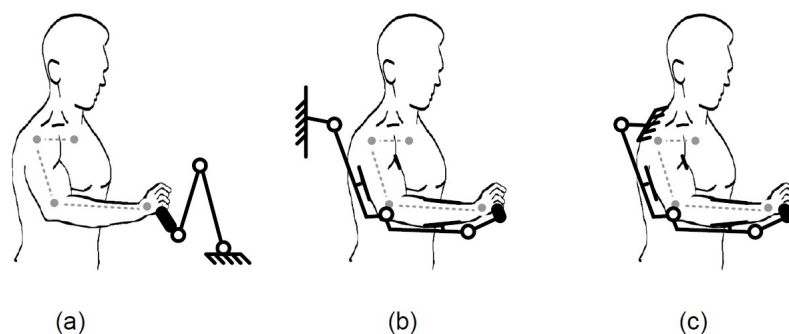


Figura 3 – Classificação de tipos de sistemas robóticos: (a) manipulador com atuação somente sobre o efetuator final; (b) exoesqueletos fixos; (c) exoesqueletos montados no corpo.

Fonte: Schiele 2008

Historicamente, a robótica de reabilitação começou a ganhar destaque na última década do século XX, a partir dos robôs manipuladores (Figura 3a), devido à menor

complexidade mecânica e de interações com o usuário. Inicialmente, foi apresentado por [Marcel 1991](#) a adaptação de um manipulador robótico para assistência em reabilitação. No entanto, foi o desenvolvimento do MIT Manus que marcou um avanço significativo na área ([Hogan et al. 1992](#)). Esse sistema robótico foi projetado para compensar a inércia tanto do braço do usuário quanto do mecanismo do dispositivo, facilitando movimentos de forma configurável às diversas condições de limitação motora dos pacientes. Os avanços se deram especialmente com os resultados dos testes clínicos que demonstraram que os pacientes pós-AVC tratados diariamente com terapia adicional auxiliada por robôs apresentaram uma melhoria significativa no desempenho motor, comparados com um grupo de controle que recebeu apenas o tratamento convencional de reabilitação. Essa melhoria no desempenho foi mantida mesmo após três anos, desafiando a percepção comum, à época, de que a recuperação neurológica se limita aos primeiros três meses após o AVC ([Krebs et al. 1999](#)).

Nos manipuladores robóticos com atuação sobre o efetuador final, a reabilitação é realizada por meio de movimentos cartesianos combinados gerados pelo sistema robótico. Como há interação entre o paciente e o mecanismo apenas na porção distal do braço, não há a necessidade de alinhamento entre as juntas do mecanismo e as articulações do usuário. Diversos dispositivos apresentados na literatura utilizam este método de interação para reabilitação, por exemplo: o HapticMaster (MOOG Inc. FCS) ([Linde et al. 2002](#), [Norouzi-Gheidari, Archambault e Fung 2019](#)), o EULRR ([Zhang, Guo e Sun 2020](#)), o PERCRO-BRANDO ([Padilla-Castañeda et al. 2018](#)) e o InMotion ARM (InteractiveMotion Technologies Inc., Watertown, USA) ([Dohle et al. 2013](#)).

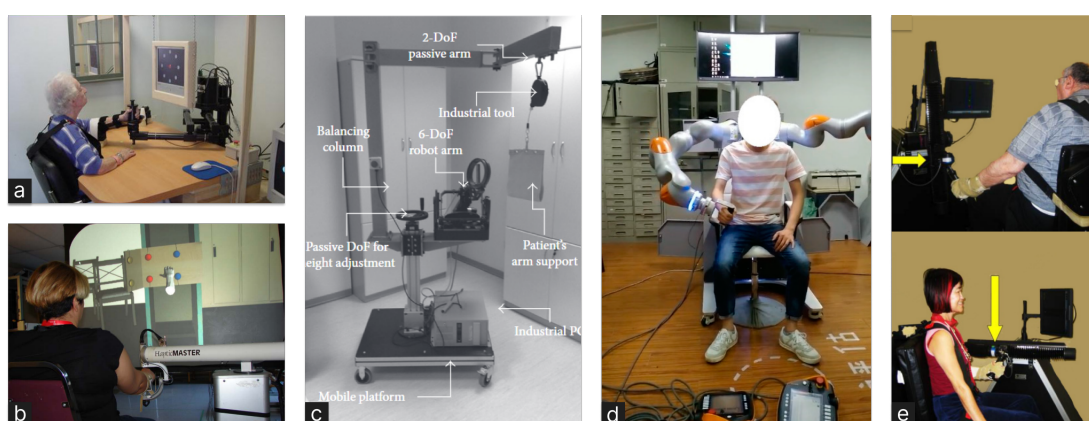


Figura 4 – Manipuladores robóticos com atuação sobre o efetuador final. (a) MIT-Manus; (b) HapticMaster; (c) PERCRO-BRANDO; (d) EULRR; (e) InMotion Arm.

Além de apresentar diferenças mecânicas significativas, os sistemas do tipo manipulador robótico e exoesqueleto apresentam diferenças significativas na estratégia de reabilitação. O treinamento com equipamentos do tipo manipulador adota uma abordagem focada em melhorar as capacidades motoras a partir de movimentos simples e repetitivos. Essa metodologia visa diretamente à melhoria da função motora de forma isolada, o que

pode resultar em avanços mais rápidos em aspectos específicos da capacidade motora. Por outro lado, a abordagem com exoesqueletos é mais funcional, centrando-se em atividades que simulam movimentos cotidianos e interações mais complexas, potencialmente oferecendo uma recuperação que integra melhor os movimentos aprendidos às atividades diárias do paciente (Lee et al. 2020).

Os exoesqueletos, apesar da maior complexidade mecânica, apresentam vantagens consideráveis, já que por operarem como uma cadeia cinemática paralela ao membro do usuário, eles possuem controle total sobre as articulações e sobre o torque específico aplicado a cada uma, permitindo guiar movimentos mais complexos, com uma maior amplitude de movimento e melhor feedback. De modo a permitir a atuação de um maior número de GDLs e a imposição de maiores cargas, a vasta maioria dos exoesqueletos apresentados na literatura são do tipo fixo (Gopura et al. 2016, Islam et al. 2020). Diversos protótipos de pesquisa de exoesqueletos foram desenvolvidos para a reabilitação do membro superior, apresentados na literatura (Perry e Rosen 2006, Nef et al. 2009, Gopura, Kiguchi e Li 2009). O RUPERT, proposto por Huang, Tu e He 2015, possui cinco GDLs e é movido por atuadores pneumáticos flexíveis, permitindo assistência no movimento do braço afetado em um espaço tridimensional. Esse exoesqueleto foi aplicado em um cenário de reabilitação fora da clínica, nas casas dos pacientes, e os resultados experimentais indicaram melhorias significativas nas medidas funcionais dos pacientes que utilizaram o sistema.

Gerações mais recentes de exoesqueletos buscam otimização de tamanho, massa e inércia, de modo a aprimorar a performance (Gupta, Agrawal e Singla 2019). Por exemplo, com o objetivo de permitir a redução de inércia, diversos desses dispositivos exploraram o uso de transmissões baseadas em cabos para a realocação do conjunto motor e a introdução de mecanismos sub-atuados, como o exoesqueleto CAREX (Mao e Agrawal 2012), CURER (Qian et al. 2022) e UULE (Kwok e Yu 2024), apresentados na Figura 5.

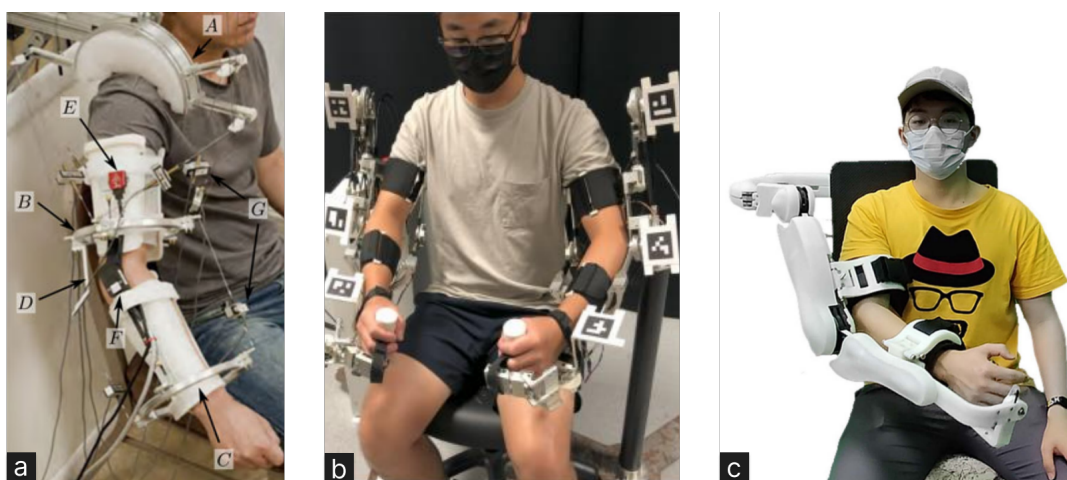


Figura 5 – Exoesqueletos fixos com transmissões por cabos: (a) CAREX; (b) CURER; (c) UULE.

Alguns exoesqueletos fixos para reabilitação neuromotora já são comercializáveis, destacando-se o ArmeoPower (Hocoma, Suíça), o ALEx (Nexum Robotics, Itália) (Piron-dini et al. 2014) e o Harmony SHR (Harmonic Bionics, EUA) (Kim e Deshpande 2017), apresentados na Figura 6. Os exoesqueletos fixos, porém, apresentam limitações consideráveis, em especial na mobilidade, já que, devido ao tamanho e peso, esses dispositivos não são facilmente transportáveis e exigem ambientes preparados para que possam ser operados. Além disso, a elevada complexidade mecânica e número de atuadores, encarece os dispositivos, tornando-os pouco acessíveis.

O desenvolvimento de novas tecnologias de atuadores robóticos e a demanda por soluções portáteis para a reabilitação neuromotora impulsionou também o desenvolvimento dos exoesqueletos vestíveis. Esses dispositivos apresentam maior complexidade, uma vez que o paciente deve suportar todo o peso do sistema, exigindo otimizações de inércia.

Em trabalhos anteriores foi apresentado o desenvolvimento de um exoesqueleto de braço para reabilitação neuromotora com 3 GDL, para a execução de flexão/extensão do cotovelo, pronação/supinação do antebraço e pinça trípode (Dias e Andrade 2020, Guerrero-Mendez et al. 2024, Dias, Ulhoa e Andrade 2023). O exoesqueleto desenvolvido, apresentado na Figura 7, utiliza atuadores *bowden* para a realocação do sistema motor e transmissão de potência, permitindo um dispositivo leve e portátil de reabilitação. Vale destacar que esse mesmo dispositivo, atualmente, está sendo desenvolvido comercialmente pela Symbios Tecnologias Assistivas LTDA (Vitória, Brasil) e está protegido sob a patente BR 20 2023 021372 9, depositada no Instituto Nacional da Propriedade Industrial (INPI) em 2023 (Dias e Andrade 2023).



Figura 6 – Exoesqueletos fixos disponíveis comercialmente: (a) ArmeoPower; (b) ALEx; (c) Harmony SHR

O uso de atuadores com transmissões por cabos é uma abordagem amplamente explorada na literatura, devido à possibilidade de produção de dispositivos vestíveis mais leves (Xiong e Diao 2020). O equipamento apresentado por Dežman et al. 2022 (Figura 8a) incorpora 2 GDLs ativos para flexão/extensão do ombro e do cotovelo, e 1 GDL passivo para pronação e supinação do antebraço, sendo fixado ao corpo por um colete vestível, com uma massa total de 7,7 kg. Sui et al. 2017 desenvolveram um exoesqueleto equipado com 5 GDLs, sendo três graus de liberdade no ombro e dois no cotovelo (Figura 8b). Além disso, inclui 1 grau de liberdade passivo que permite a pronação e supinação do antebraço.

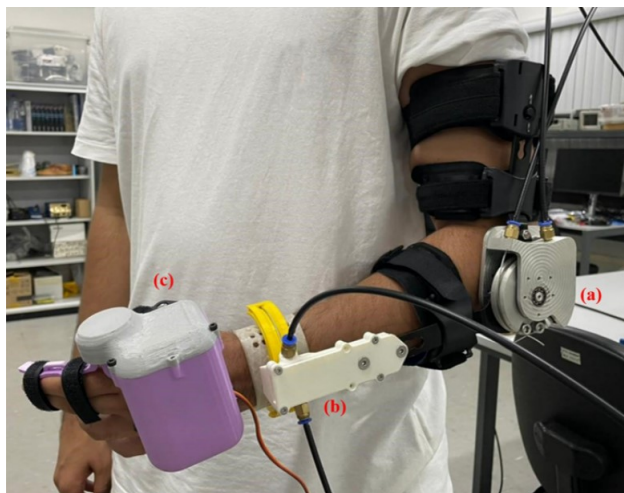


Figura 7 – Protótipo do exoesqueleto de braço para reabilitação neuromotora. (a) Atuador de flexão e extensão do cotovelo; (b) atuador de pronação e supinação do antebraço; (c) módulo atuador para pinça trípode.

O exoesqueleto também utiliza um mecanismo acionado por cabo, para otimizar a inércia do dispositivo. Os atuadores por cabos em exoesqueletos também foram explorados para soluções vestíveis flexíveis (*exo-suit*), como apresentado por [Cappello et al. 2016](#) (Figura 8c).

A introdução comercial, porém, de exoesqueletos fixos ao corpo ainda é pouco explorada. Atualmente, apenas a MyoPro (Myomo Inc., EUA), apresentada na Figura 9, está comercialmente disponível para pacientes pós-AVC. Inicialmente proposto como um dispositivo assistivo, para auxiliar em AVDs, o dispositivo possui uma estrutura modular, permitindo a flexão/extensão do cotovelo e a pinça trípode. Recentemente, o dispositivo passou a ser explorado como alternativa terapêutica para a reabilitação neuromotora ([Androwis et al. 2021](#), [McCabe et al. 2019](#)).

2.3.2 Interface de Controle

A interface de controle é um componente crucial na aplicação de exoesqueletos para reabilitação neuromotora, agindo como o mediador entre o usuário e o sistema de controle do dispositivo robótico. A adequação desses dispositivos a aplicações de reabilitação dependem significativamente do tipo de interface utilizada, que deve ser capaz de interpretar a intenção do usuário e traduzi-la em movimentos ou atividades correspondentes. Nesta seção serão exploradas as várias interfaces de controle, visando proporcionar uma compreensão abrangente das tecnologias disponíveis e suas aplicações específicas no campo da reabilitação neuromotora.

As interfaces de controle podem ser categorizadas com base em diversos critérios, incluindo o tipo de sinal utilizado, a invasividade do método, o mecanismo de ação e a interatividade com o usuário. As interfaces não invasivas se destacam por sua simplicidade



Figura 8 – Exoesqueletos atuados por cabos: (a) [Dežman et al. 2022](#); (b) [Sui et al. 2017](#); (c) [Cappello et al. 2016](#)



Figura 9 – Exoesqueleto MyoPro com módulo para pinça trípole.

de aplicação, não necessitando de complexas intervenções cirúrgicas para aplicação de sensores, o que também influencia para sua maior aceitação por parte dos usuários ([Blabe et al. 2015](#)). [Lobo-Prat et al. 2014](#) classifica as interfaces não invasivas utilizadas em dispositivos assistivos com base em três características principais:

- Fonte do Sinal Fisiológico: considera de onde o sinal está vindo dentro do corpo humano, que pode ser do cérebro, músculos ou outras fontes fisiológicas.
- Fenômeno Fisiológico: refere-se às atividades biológicas ou fisiológicas específicas que geram o sinal, como atividade cerebral ou ativação muscular, por exemplo.
- Sensores Utilizados: envolve o tipo de sensores empregados para detectar e medir os

sinais fisiológicos, como eletrodos para Eletroencefalografia (EEG), acelerômetros para detecção de movimento ou câmeras para rastreamento visual.

A identificação da intenção de movimento do usuário pode ser realizada a partir de diversos fenômenos que podem ser medidos e explorados para o controle do dispositivo. Esses podem ser fenômenos fisiológicos, como sinais neurais do sistema nervoso central, e sinais provenientes da ativação muscular ou eventos mecânicos, como pequenos movimentos e forças produzidos pelo usuários. A intenção de movimento também pode ser derivada de comandos explícitos do usuário gerados em interfaces paralelas, por exemplo, ao pressionar botões em uma interface gráfica (Lobo-Prat et al. 2014).

As interfaces neuromusculares são amplamente aplicadas em estratégias de controle de dispositivos assistivos, seja na literatura ou em equipamentos disponíveis comercialmente, como próteses e órteses ativas (Androwis et al. 2023, Rodríguez-Tapia et al. 2020). Isso se deve à correlação direta entre o sinal mioelétrico e a intenção de movimento do indivíduo, uma vez que o sinal é oriundo do processo de contração muscular e então captado por eletrodos. Além disso, o início do sinal sEMG começa cerca de 20 a 80 ms antes de ocorrer a contração muscular, o que pode ser explorado para computação e controle em tempo real (Norman e Komi 1979). Apesar disso, pacientes pós-AVC, especialmente, podem enfrentar complicações ao tentar utilizar interfaces de controle baseadas em sEMG, devido à atividade muscular potencialmente alterada (Meier et al. 2022).

As interfaces de controle baseadas em sEMG normalmente exigem um nível significativo de processamento computacional para filtragem, extração de características e classificação antes que o sinal possa ser efetivamente utilizado para controle. Para o controle de próteses ativas, algumas estratégias cirúrgicas também já foram desenvolvidas, de modo a aprimorar a qualidade do sinal captado (Kuiken et al. 2007). Estratégias como essa, porém, não são aplicáveis aos exoesqueletos de reabilitação, uma vez que o paciente ainda possui o membro disfuncional e sua limitação está atrelada ao sistema nervoso central.

Estas interfaces atuam em exoesqueletos e robôs de reabilitação utilizando a sEMG para estimar ângulos de junta, torques ou classificar atividades a serem realizadas pelo equipamento (Li et al. 2020, Lenzi et al. 2012). A classificação de atividades a serem realizadas em múltiplos graus de liberdade é realizada a partir do conceito de sinergia muscular, em que é possível identificar interações entre diferentes agrupamentos musculares durante a execução de uma tarefa, reconhecíveis por meio de algoritmos de classificação (Zhao et al. 2022, Ison e Artemiadis 2014, Antuvan et al. 2016).

No processo de treinamento desses algoritmos, cada movimento predefinido é correlacionado a um padrão de ativação muscular estável, caracterizado por um conjunto específico de características. Estes devem apresentar repetibilidade em diferentes execuções

do mesmo movimento e capacidade discriminativa entre movimentos diversos. Após a conclusão do treinamento, em sua aplicação, o algoritmo procede à extração de características dos dados de sEMG segmentados por janelas de tempo, classificando-os conforme os movimentos estabelecidos. Diversas variantes desses procedimentos têm sido exploradas na literatura, buscando especialmente uma melhor relação entre velocidade de processamento e eficácia operacional (Purnawan et al. 2020).

A extração de características é uma etapa importante no processo de classificação do sinal sEMG, que podem ser no domínio do tempo e da frequência. Algumas das características comumente avaliadas são o Valor Médio Absoluto (MAV, do inglês, *Mean Absolute Value*), Integral Quadrado Simples (SSI, do inglês, *Simple Square Integral*), Raiz Quadrada da Média (RMS, do inglês, *Root Mean Square*), Comprimento da Forma de Onda (WL, do inglês, *Waveform Length*), Cruzamento por Zero (ZC, , do inglês, *Zero Crossing*), Coeficientes Auto-Regressivos (AR, do inglês, *Autoregressive Coefficients*), Declive do Valor Médio Absoluto (MAVS, do inglês, *Mean Absolute Value Slope*), Valor Absoluto Integrado (IAV, do inglês, *Integrated Absolute Value*), Variância (VAR), Comprimento do Sinal (SL, do inglês, *Signal Length*), Diferença do Valor Médio Absoluto (DMAV, do inglês, *Difference Mean Absolute Value*) e EMG Integrado (IEMG, do inglês, *Integrated EMG*). No domínio da frequência, características como Frequência Média (MNF, do inglês, *Mean Frequency*), Frequência Mediana (MDF, do inglês, *Median Frequency*), Frequência de Pico (PKF, do inglês, *Peak Frequency*), Potência Média (MNP, do inglês, *Mean Power*), Razão do Espectro de Potência (PSR, do inglês, *Power Spectrum Ratio*) e Razão de Frequência (FR, do inglês, *Frequency Ratio*) são igualmente valorizadas (Ting, Chai e Chin 2022).

O uso de algoritmos de classificação de sEMG em pessoas saudáveis e amputados é amplamente explorado na literatura, apresentando acurácias elevadas, superiores a 90% (Amamcherla, Turlapaty e Gokaraju 2018, Cene e Balbinot 2020, Trigili et al. 2019, Nazmi et al. 2016). Recentemente, algoritmos de reconhecimento de padrões também tornaram-se disponíveis comercialmente pela empresa Coapt LLC (Chicago, EUA). A literatura, porém ainda apresenta uma lacuna na análise de estratégias de classificação de algoritmos sEMG em pacientes pós-AVC.

Esses algoritmos são a base para a geração de sinais de controle que em seguida atuarão como a entrada dos controladores de alto nível nos dispositivos de reabilitação.

2.3.3 Estratégias de Controle em Exoesqueletos

As estratégias de controle aplicadas aos exoesqueletos diferem substancialmente daquelas utilizadas em sistemas robóticos convencionais. Isso ocorre porque, nesse sistema, o operador (usuário) também é uma parte do loop de controle, uma estratégia denominada homem no loop (*human-in-the-loop*). Nesse caso, o operador humano principalmente toma decisões enquanto o exoesqueleto executa tarefas. No entanto, as informações de

feedback recebidas pelo operador humano e pelo exoesqueleto são continuamente trocadas bilateralmente entre eles (Yang et al. 2008). Dessa forma, é fundamental que o sistema de controle responda de acordo com intenção de movimento detectada, tarefa que é executada pelas interfaces de controle exploradas na seção anterior.

Sob a perspectiva da interação do paciente durante a reabilitação, as estratégias de controle podem ser categorizadas como ativa, passiva, ativa-assistida ou resistiva. Na estratégia ativa, os sistemas robóticos são projetados para responder diretamente aos esforços do paciente, permitindo uma participação independente em exercícios que fortalecem a função motora e promovem a recuperação (Duret, Grosmaire e Krebs 2019). Em contrapartida, a estratégia passiva é adotada em casos onde o paciente não possui capacidade de movimento ativo, sendo o dispositivo robótico o responsável por realizar todos os movimentos, o que ajuda na manutenção da mobilidade e redução de complicações por imobilidade (Lindberg et al. 2004). A estratégia ativa-assistida, por sua vez, é utilizada quando o paciente possui menor grau de limitação motora, com movimentos, mas não com a amplitude ou força adequados. Neste caso, o dispositivo robótico ajusta então o nível de assistência a partir da capacidade do paciente de contribuir para o movimento (Krebs et al. 1998). Por fim, a estratégia resistiva também é comumente aplicada a pacientes com um maior grau força e controle motor, tendo como objetivo a aplicação de cargas resistivas ao movimento desejado, introduzindo um maior nível de complexidade na execução das tarefas (Washabaugh et al. 2018, Jeon, Ki e Shin 2024).

Gunasekara et al. 2012 classifica as estratégias de controle para exoesqueletos de reabilitação a partir de seu sinal de controle como: estratégias baseadas em sinais biológicos, estratégias baseadas em sinais não-biológicos e estratégias independentes.

A maior parte das implementações de sistemas de controle baseados em sinais biológicos atuam a partir de controladores binários on/off, seja em um único ou em múltiplos GLDs em abordagens passivas de reabilitação. A implementação mais simples desse controlador é realizada a partir da definição de um limiar de ativação muscular, a partir do qual é estabelecido um valor mínimo de amplitude do sinal sEMG para o qual o exoesqueleto é ativado ou não (Dias 2022). O limiar de ativação é normalmente estabelecido a partir de uma função da Máxima Contração Voluntária (MVC) do usuário (Treussart et al. 2019). Como os algoritmos de classificação, quando utilizados isoladamente, são capazes apenas de produzir classificações sequenciais, sem um controle proporcional, esses também são aplicados nessa estratégia, porém ativando ou não tarefas ou GDLs específicos.

Controles de trajetória são também comumente associados às interfaces de sEMG classificatórias, normalmente aplicados em abordagens de reabilitação passivas. Nessa estratégia as inferências obtidas a partir da classificação do sinal são associadas a uma tarefa específica com velocidades ou torques pré-definidos, seguindo uma trajetória. Na estratégia apresentada por Irastorza-Landa et al. 2017, propõe-se uma evolução desse

modelo, adotando uma estratégia de classificação hierárquica contínua que não apenas detecta a intenção de movimento, mas também identifica a direção desse movimento em tempo real. Essa abordagem utiliza dois níveis de classificadores: um binário, que decide sobre a presença ou ausência de intenção de movimento (on/off), e um segundo nível, que determina uma das várias direções possíveis de movimento, permitindo uma interação mais complexa e funcional com o exoesqueleto.

Como o sinal obtido por meio de sEMG é uma representação direta da intensidade de contração muscular, essa relação pode ser explorada para a geração de ganhos proporcionais que influenciam no controlador. [Lenzi et al. 2011](#) utilizaram sEMG como uma estimativa de torque assistivo, que mostrou ser eficaz para reduzir o esforço muscular dos usuários enquanto mantinham o controle do movimento. Esta estratégia de controle se baseia em ajustar o torque assistido fornecido pelo exoesqueleto de maneira proporcional à amplitude do sinal EMG captado dos músculos envolvidos no movimento. Em particular, um ganho proporcional é aplicado à envoltória dos sinais EMG dos músculos bíceps e tríceps para determinar o torque aplicado na flexão e extensão do cotovelo. Esta técnica permitiu uma assistência em tempo real ajustável, adaptativa às necessidades instantâneas do usuário, sem a necessidade de um modelo dinâmico preciso dos membros do usuário ou estimativas complexas de torque.

O uso de sEMG pode ser realizado também em conjunto com interfaces mecânicas para o controle híbrido, como proposto por [Silva et al. 2020](#), integrando controles de impedância e admitância, guiado por sEMG. Este sistema adapta a rigidez e a posição do exoesqueleto em resposta às forças externas e à atividade muscular detectada, permitindo uma interação mais natural e responsiva do usuário com o dispositivo. Utilizando sEMG, o sistema detecta a intenção de movimento e ajusta os parâmetros do exoesqueleto para auxiliar o movimento com base na força muscular, enquanto o controle de impedância ajusta dinamicamente a rigidez para manter a trajetória desejada.

Estratégias de controle baseadas em sinais não biológicos utilizam sensores de força, torque ou deslocamento para estimar a intenção de movimento do usuário ([Zhang e Cheah 2015](#), [Luo et al. 2019](#), [Chen et al. 2016](#)). Essas estratégias normalmente baseiam-se em uma abordagem de reabilitação do tipo passiva-assistida e buscam prover quantidades mínimas de assistência com o objetivo de instigar a participação ativa do paciente, promovendo a neuroplasticidade, estratégia denominada *Assistance-As-Needed* (AAN), inicialmente proposta por [Reinkensmeyer et al. 2014](#).

No controle assistivo do sistema descrito por [Chen et al. 2016](#) um modelo dinâmico humano com sensores de força é incorporado para simular a interação entre o paciente e o robô em três modos de reabilitação: ativo, assistivo e passivo. No modo assistivo, trajetórias de movimento desejadas são derivadas com base na dinâmica do braço humano. Essas trajetórias ideais são utilizadas para regular o auxílio fornecido pelo robô, de modo que

este suporte fornecido apenas quando o paciente não conseguir acompanhar a trajetória desejada. Nessa estratégia de AAN, permitindo que o robô oferece suporte apenas quando o paciente está atrasado em relação às trajetórias desejadas, ou quando há divergência da trajetória planejada, promovendo uma recuperação motora funcional que demonstrou resultados positivos no auxílio à recuperação dos pacientes.

Outras diversas variantes do AAN já foram implementadas buscando aprimorar a interação entre o paciente e o sistema robótico, utilizando estratégias de controle baseadas em impedância e admitância, especialmente ao ajustar a dinâmica do controle para responder às capacidades individuais dos usuários ao longo do tempo. Enquanto os controladores de impedância, como os descritos por [Krebs et al. 2003](#) e [Mao e Agrawal 2012](#), utilizam túneis de campo de força e muros virtuais para guiar o movimento do usuário ao longo de uma trajetória predeterminada, ajustando a assistência com base na performance do sujeito, os controladores de admitância, por outro lado, ajustam dinamicamente a rigidez e a força assistiva com base na capacidade motora instantânea do usuário, permitindo uma adaptação menos restritiva. Essa abordagem de admitância é particularmente eficaz em considerar as variações temporais na capacidade do usuário, oferecendo assistência conforme necessário, o que pode promover uma maior independência e engajamento do paciente no processo de reabilitação ([Proietti et al. 2015](#), [Yu, Rosen e Li 2011](#), [Kim et al. 2012](#), [Luna et al. 2015](#)).

A estratégia de controle *Minimal Assist-As-Needed* (MAAN), detalhada por [Pehlivan, Losey e O'Malley 2015](#), apresenta outra abordagem de assistência ao incorporar a estimação de força, permitindo uma adaptação mais refinada e individualizada à capacidade do paciente. O controlador emprega um filtro de Kalman em conjunto com análise de estabilidade de Lyapunov para ajustar dinamicamente o torque de assistência, sem a necessidade de sensores diretos de força. Essa estratégia possibilita uma resposta que reduz o risco de supercompensação ou subassistência ([Pehlivan et al. 2017](#)).

3 Materiais e Métodos

3.1 Materiais

3.1.1 Exoesqueleto de Membro Superior

Durante os testes e sessões de reabilitação robótica, foi empregado o Exoesqueleto de Braço para Reabilitação Neuromotora fornecido pela empresa Symbios Tecnologias Assistivas LTDA (Vitória, Brasil). O exoesqueleto fornecido possui 3 GDLs ativos, incorporando flexão/extensão de cotovelo, pronação/supinação do antebraço e abertura/fechamento da mão em pinça trípede. O dispositivo possui uma estrutura modular que permite o uso ou não do GDL da mão.

Os atuadores responsáveis pelos dois graus de liberdade do braço são baseados em transmissões bowden, permitindo a realocação do conjunto motor. Os mecanismos são atuados por cabos de aço inox de 1.5 mm na configuração 7x19, que são guiados por conduítes flexíveis revestidos internamente com politetrafluoretileno (PTFE), minimizando o atrito gerado pelo deslizamento do cabo sobre o interior do conduíte (Schiele et al. 2006). A realocação do conjunto motor propiciada pela transmissão bowden simplifica a estrutura vestível, resultando em um conjunto vestível de apenas 835 g. Dessa forma, o exoesqueleto é composto por quatro componentes: maleta (que incorpora o sistema motor e eletrônica de controle), exoesqueleto vestível, módulo exoesqueleto de mão direita e o módulo exoesqueleto de mão esquerda, apresentados na Figura 10

O exoesqueleto de braço possui uma estrutura reversível/ambidestra, de modo que pode ser utilizado tanto no braço esquerdo quanto no braço direito. O equipamento permite ajustes para adequar aos comprimentos do braço e antebraço do usuário. Esses componentes foram projetados de modo a permitir a utilização do exoesqueleto por uma ampla população, sem a necessidade de componentes customizados (Dias e Andrade 2020). A fixação ao braço do usuário é realizada por meio de abraçadeiras ajustáveis que acoplam o braço do usuário à estrutura proximal. Nesse mecanismo, é realizado um acoplamento inicial por meio de fechos magnéticos (Fidlock, Hannover, Alemanha) e um ajuste final utilizando tiras de tecido ajustáveis. A fixação distal do exoesqueleto é realizada no antebraço por meio de uma tala customizada vestida no punho do usuário que possui um engate rápido atuado por molas para acoplamento com o atuador de pronação e supinação do antebraço.

Para fins de segurança, o atuador de flexão e extensão de cotovelo possui limitadores de amplitude de movimento ajustáveis em intervalos de 15° em ambas as direções, que além de permitirem configurar o exoesqueleto às necessidades individuais do paciente,

protege contra eventos de hiperextensão/hiperflexão do cotovelo. O atuador de pronação também possui limitadores de movimento que previnem ultrapassar os limites máximos de -75° e 75° em relação a posição neutra. A Tabela 1 apresenta os parâmetros cinemáticos do exoesqueleto.

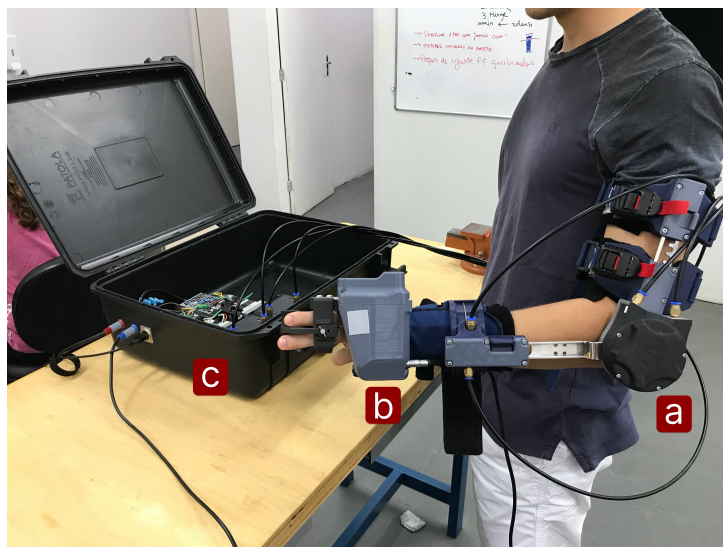


Figura 10 – Exoesqueleto de braço para reabilitação neuromotora fornecidos pela Symbios (Vitória, Brasil). (a) Exoesqueleto de braço para flexão/extensão e pronação/supinação; (b) módulo do exoesqueleto para pinça trípede; (c) maleta com conjunto motor, eletrônica de potência e controle.

Tabela 1 – Parâmetros Cinemáticos do Exoesqueleto de Braço (Symbios, Vitória, Brasil)

Grau de Liberdade	Amplitude Máxima	Velocidade Máx.
Flexão-Extensão	120°	6 rad/s
Pronação-Supinação	150°	7,5 rad/s

Além do sistema eletromecânico fornecido, o exoesqueleto possui uma biblioteca/SDK (Software Development Kit) em Python, que oferece uma interface para integrações com outros sistemas. Esta SDK disponibiliza comandos de alto nível que permitem o controle de cada grau de liberdade do dispositivo. Com ela, é possível:

- Controlar a posição individual de cada grau de liberdade, permitindo controle de trajetória.
- Definir parâmetros de velocidade para cada movimento.
- Estabelecer a corrente máxima consumida por cada motor associado aos graus de liberdade, parâmetro este que permite limitar o torque dos atuadores
- Obter dados de sensores instalados, como encoders de cada GDL e tensões de alimentação.

- Gerenciar outras configurações de alto nível, como paradas de emergência, ligar e desligar motores e rotinas de teste e calibração.

A SDK interage diretamente com o hardware através de uma série de abstrações que facilitam operações complexas, como calibração, *homing* (definição de posição inicial segura) e monitoramento de estados como conexão de *drivers* e leituras de sensores de tensão. Esses comandos são transmitidos via uma interface de comunicação serial (USB 2.0, *Universal Serial Bus 2.0*). A interface de comunicação permite o controle e captação de dados dos sensores a uma frequência de até 100 Hz.

Essa ferramenta permite a personalização do controle aplicado ao exoesqueleto e a integração de diferentes estratégias de reabilitação. Além disso, com essas interfaces é possível a caracterização e validação dos diferentes modos de controle. O controle de posição do exoesqueleto pode ser executado sem limitação de corrente, de forma a configurar uma reabilitação puramente passiva. A Figura 11 apresenta a resposta do controle de posição para o grau de liberdade de flexão e extensão de cotovelo quando movido por toda sua extensão (120°) em diferentes velocidades.

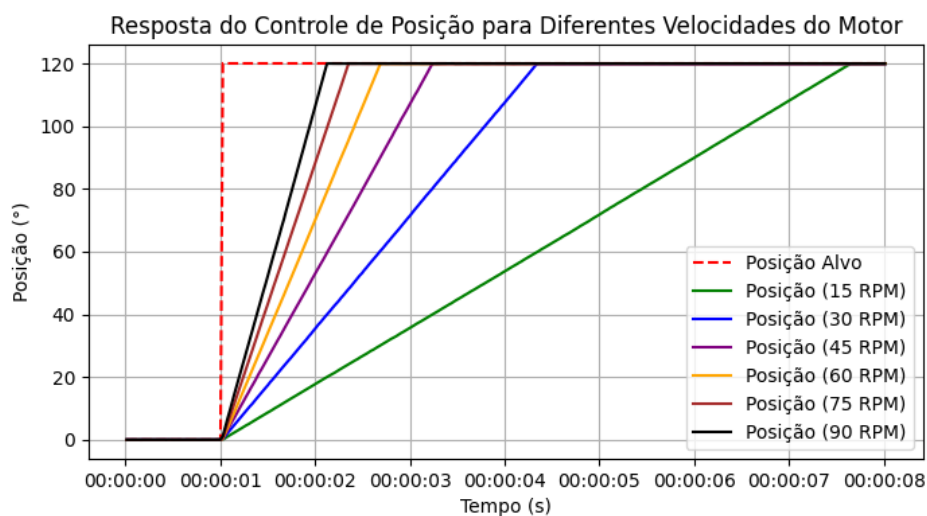


Figura 11 – Resposta do controle de posição do exoesqueleto para diferentes velocidades do grau de liberdade de flexão e extensão do cotovelo.

O controle de posição, sem limitação de corrente, também foi avaliado sob o efeito de perturbações, por meio da introdução de cargas durante a execução da trajetória planejada. Conforme apresentado na Figura 12 o controlador foi capaz de compensar as perturbações geradas, atingindo a posição final estabelecida de 120° .

Alternativamente, para a execução de sessões de reabilitação em uma abordagem do tipo passivo-assistivo, o torque aplicado pelos atuadores pode ser limitado a partir da limitação de corrente dos motores. De modo a caracterizar a relação torque-corrente dos motores, o conjunto motorreductor dos atuadores foi acoplado a um sensor de torque

estático analógico e os dados de torque foram adquiridos utilizando um conversor analógico-digital USB 6003 (National Instruments, Texas, EUA). Para execução dos ensaios foram elaboradas rotinas automatizadas em Python, para envio de sinais de controle para o atuador robótico e aquisição dos dados. A corrente foi limitada e avaliada em intervalos de 50 mA e de 0 a 2000 mA, para 4 atuadores distintos, sendo o teste repetido 5 vezes para cada atuador.

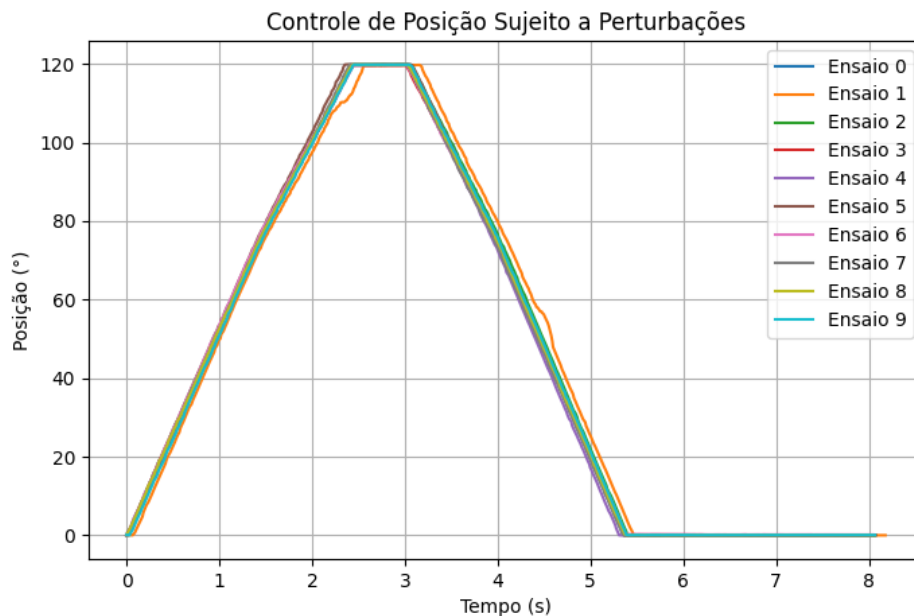


Figura 12 – Resposta do controle de posição para um deslocamento de 120° sujeito a perturbações produzidas manualmente.

Foi realizada a remoção de *outliers* no conjunto de dados utilizando o método do Intervalo Interquartil (IQR). Primeiro, foi realizado o agrupamento dos dados por correntes e calculou-se o torque, o primeiro (Q1) e terceiro quartil (Q3). O IQR foi determinado pela diferença entre Q3 e Q1. Os limites para identificar os *outliers* foram definidos como Q1 menos 1,5 vezes o IQR para o limite inferior e Q3 mais 1,5 vezes o IQR para o limite superior. Dados que não se enquadraram nesse intervalo foram considerados *outliers* e removidos, resultando em um conjunto de dados limpo para análise posterior, conforme apresentado na Figura 13.

Um modelo linear foi então ajustado para cada experimento, resultando em um R^2 médio de 0.988. De modo a comparar os ajustes com a finalidade de produzir um modelo generalizado, foi realizada uma validação cruzada utilizando o método K-Fold, resultando em um R^2 médio de 0.984, sugerindo uma boa capacidade de generalização do modelo entre os diferentes testes. Após a generalização dos modelos de cada motor, a análise foi repetida, sendo que dessa vez foi realizada uma validação cruzada entre os diferentes atuadores. Novamente, a validação cruzada indicou um ajuste elevado com R^2 de 0,9772 e

RMSE médio de 0,261 N.m. Dessa forma, foi possível generalizar o modelo, resultando no gráfico apresentado na Figura 14.

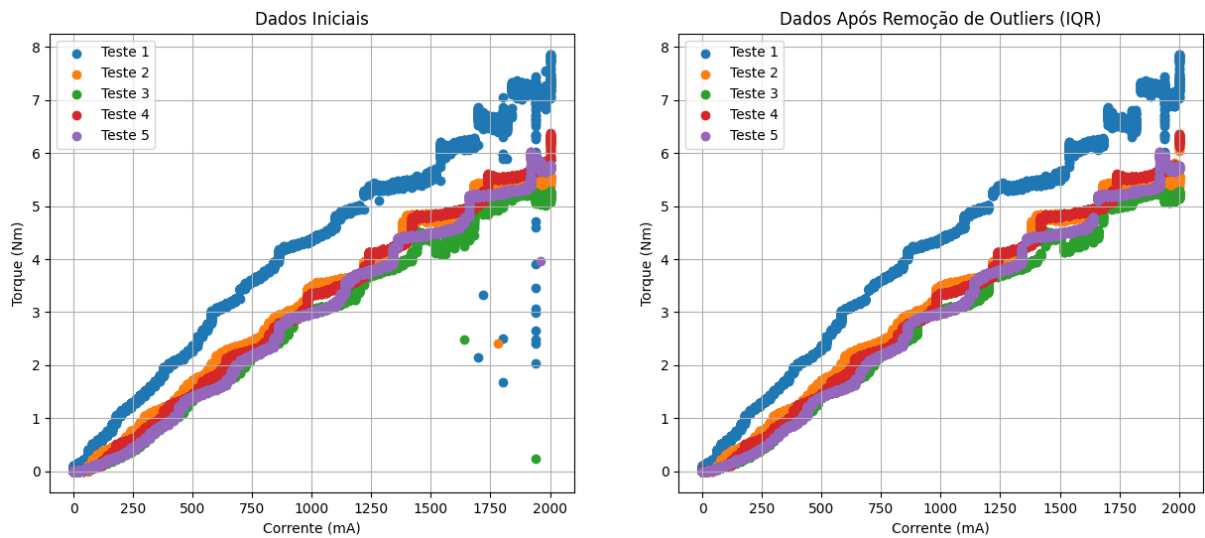


Figura 13 – Ensaio de torque repetido 5 vezes para um mesmo motor; dados apresentados antes e após remoção de outliers.

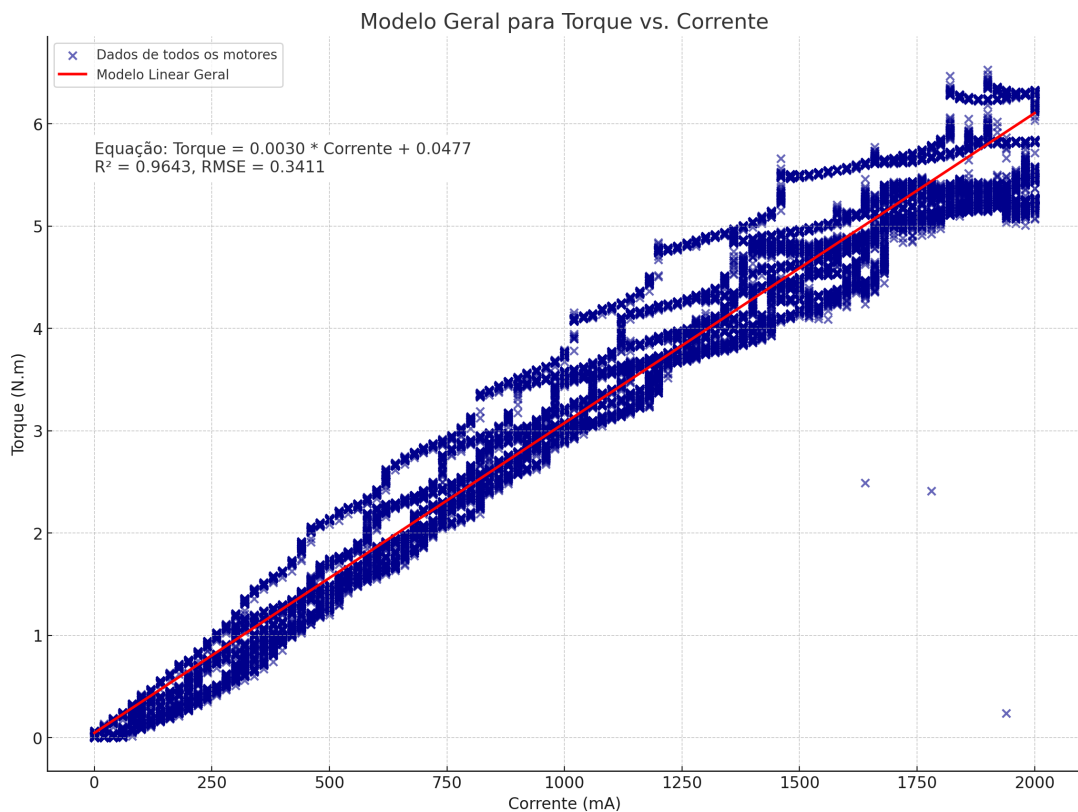


Figura 14 – Modelo generalizado obtido para o atuador robótico do exoesqueleto.

O modelo de torque é utilizado então para realizar um controle de posição em malha fechada com limitação do torque máximo a partir da limitação da corrente máxima. Dessa forma, após vestido, o paciente passa por um processo de identificação inicial, em

que é identificada a corrente mínima para execução da tarefa objetivada. Essa corrente mínima tem por objetivo compensar a inércia do exoesqueleto e do braço do paciente, além de cargas resistivas ao longo da transmissão bowden. O resultado do processo de identificação é apresentado na Figura 15, onde pode-se observar que avalia-se a carga em intervalos discretos de 20 mA e, uma vez definida, a mesma é estabilizada até a execução do movimento.

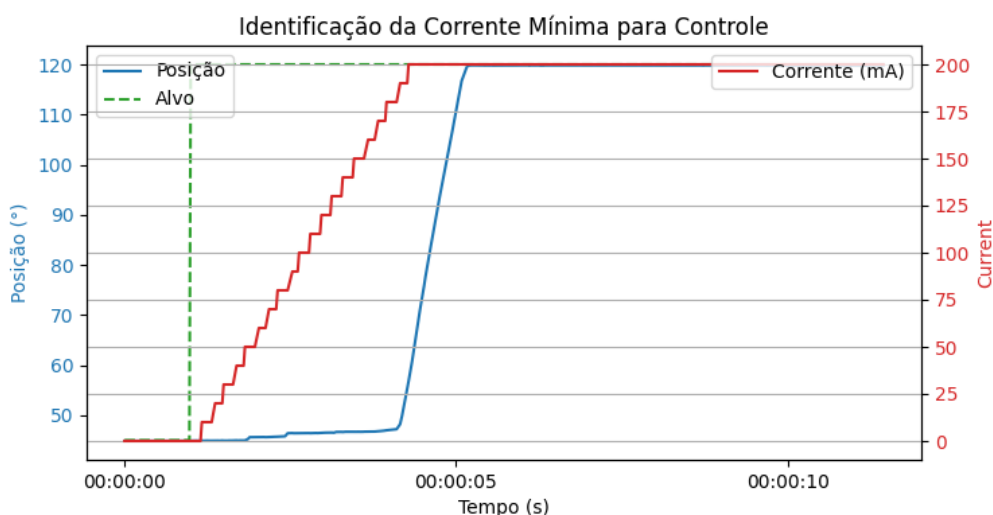


Figura 15 – Processo de identificação de corrente mínima para o controle passivo-assistido

Uma vez identificada a carga mínima para execução do movimento, o controle de posição pode ser realizado com a limitação da corrente. A Figura 16 demonstra o controle realizado após a identificação da corrente mínima. O profissional de saúde que opera o dispositivo é então capaz de ajustar o nível de assistência a partir de um percentual da corrente mínima necessária para a execução do movimento, que representa diretamente o torque aplicado pelo exoesqueleto, conforme apresentado na Figura 14.

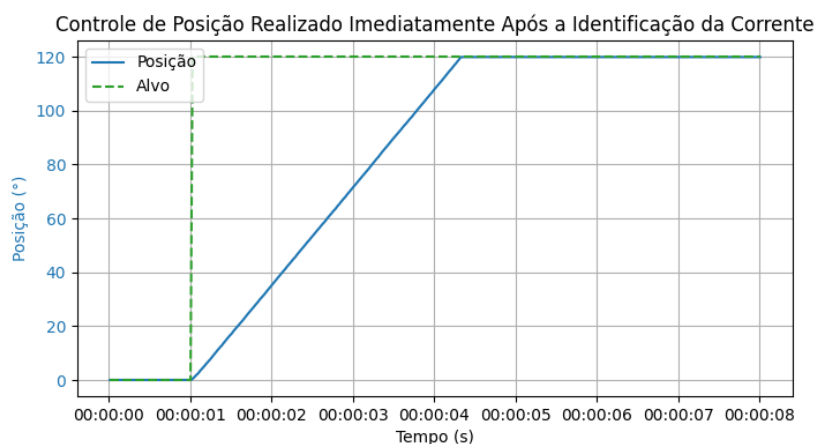


Figura 16 – Controle de posição realizado imediatamente após identificação apresentada na Figura 15, aplicando corrente mínima identificada.

3.1.2 Sistema de Aquisição de sEMG

O equipamento utilizado na aquisição de sinais mioelétricos (sEMG) foi a MyoSym Cluster 6ch (Symbios Tecnologias Assistivas LTDA, Vitória, Brasil), apresentado na Figura 18. O sistema é uma composição produzida a partir da integração de duas unidades da MyoSym, composto por hardware desenvolvido para a captação de 3 canais de sEMG, apresentado na Figura 17. Esse equipamento, utiliza um microcontrolador STM32F401RET6 que é responsável por captar os sinais sEMG digitalizados, processá-los e gravá-los em um cartão microSD. Para captação do sinal EMG utilizaram-se eletrodos em configuração bipolar para rejeitar ruídos comuns da superfície de medição. O sinal, após passar por filtros *anti-aliasing*, é processado pelo módulo de aquisição ADS1293 (Texas Instruments, Dallas, EUA). Este circuito integrado inclui um conversor analógico-digital de 24 bits e filtros digitais ajustáveis para sinais mioelétricos de até 500 Hz (Ulhoa 2023).

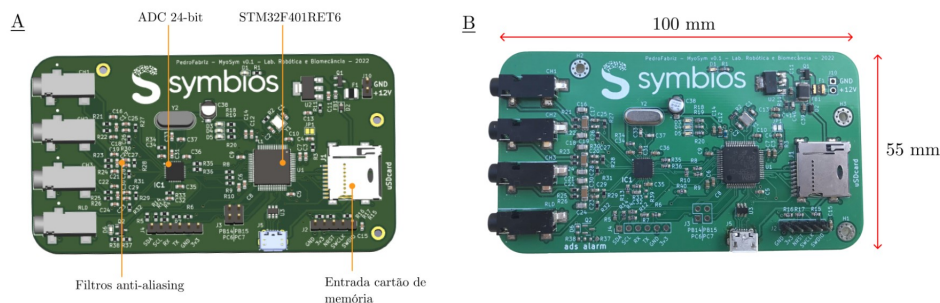


Figura 17 – Placa de Circuito Impresso da MyoSym de 3 canais. (A) renderização de protótipo digital; (B) circuito fabricado.



Figura 18 – Equipamento MyoSym (Symbios, Vitória, Brasil) para coleta de sinais de sEMG

O sistema final, possui seis canais disponíveis para conectar eletrodos em configuração bipolar, incluindo também um canal para o *Right-Leg Drive*. O sistema opera com uma taxa de amostragem de 1000 Hz, capturando o valor analógico e digitalizando cada canal com uma resolução de 24 bits. Os dados obtidos do equipamento podem ser armazenados em um cartão micro-SD removível ou podem ser coletados em tempo real no computador.

O equipamento também possui uma SDK em Python dedicada para integração com outras aplicações, permitindo utilizá-lo como uma interface de controle em diversas aplicações. Com ela, é possível realizar o *streaming* de dados para coleta dos sinais em tempo real, além de ser possível comandar o início e término da escrita de novos arquivos no cartão de memória integrado.

Para coleta de sinais com o MyoSym foram utilizados eletrodos adesivos descartáveis, modelo 2223BRQ (3M Company, Minnesota, EUA), feitos de um adesivo macio com gel condutor, além de um pino e um contrapino, o primeiro em aço inoxidável e o segundo em polímero com revestimento de prata/cloreto de prata, medindo 4,5 x 3,8 cm.

Os sinais adquiridos foram pre-processados digitalmente antes de sua aplicação como interface de controle. Para isso, foram introduzidas duas estratégias, uma com objetivo de obter a envoltória do sinal sEMG para análise da intensidade da contração muscular e outra para filtragem de ruídos e análise temporal do sinal para classificação.

Para a classificação dos sinais, o pré-processamento consistiu na filtragem do sinal sEMG. Inicialmente aplicou-se um filtro passa-alta para atenuação de componentes de baixas frequências, com um corte de 0,1 Hz. Em seguida, um filtro Notch foi utilizado para atenuar a interferência específica de 60 Hz, atenuando artefatos causados por ruídos elétricos da rede de energia. Após essa etapa, o sinal foi submetido a um filtro passa-banda, que restringiu a faixa de frequência do sinal entre 20 a 450 Hz. Esta faixa foi escolhida para focar nas frequências que são mais representativas das contrações musculares, ao mesmo tempo em que minimiza as interferências de outras fontes de frequência que não são relevantes para a análise do sinal sEMG.

Para a extração da envoltória do sinal a mesma etapa de pré-processamento foi aplicada. Após a filtragem, o sinal foi retificado para convertê-lo em sua representação de amplitude absoluta. Neste sinal retificado foi então aplicado um filtro passa-baixa digital com uma frequência de corte de 2 Hz para obter a envoltória do sinal, que serve como uma melhor representação da intensidade de ativação muscular ao longo do tempo.

3.1.3 Softwares

Ao longo do projeto todos os componentes de software desenvolvidos e utilizados foram desenvolvidos utilizando a linguagem Python na versão 3.11.4, versão para a qual as SDKs de integração do exoesqueleto e da MyoSym foram fornecidas.

O exoesqueleto também possui um software de controle que consiste em uma interface gráfica por onde é possível operar o dispositivo e configurá-lo de acordo com o paciente. Essa aplicação é destinada especialmente para o público final de operação do produto: fisioterapeutas, terapeutas ocupacionais e médicos. O software também é responsável por realizar um controle de alto nível, permitindo que as sessões de reabilitação

sejam realizadas pelo terapeuta. Ajustes podem ser feitos a nível de software na amplitude máxima de movimento, velocidade e torque máximo aplicados a cada GDL, adaptados às necessidades individuais do paciente. Os dados de cada paciente são armazenados localmente para serem utilizados em sessões posteriores e para fins de comparação e análise da evolução e reabilitação. Além disso, o software oferece a capacidade de personalizar vários parâmetros da sessão, como o número de repetições por sessão, a duração das fases de movimento e repouso e o intervalo entre repetições sucessivas. A Figura 19 apresenta a tela de sessão do software. Essas características possibilitam aos terapeutas projetar e implementar programas de reabilitação personalizados, de acordo com os objetivos terapêuticos específicos e às capacidades neuromotoras do paciente.

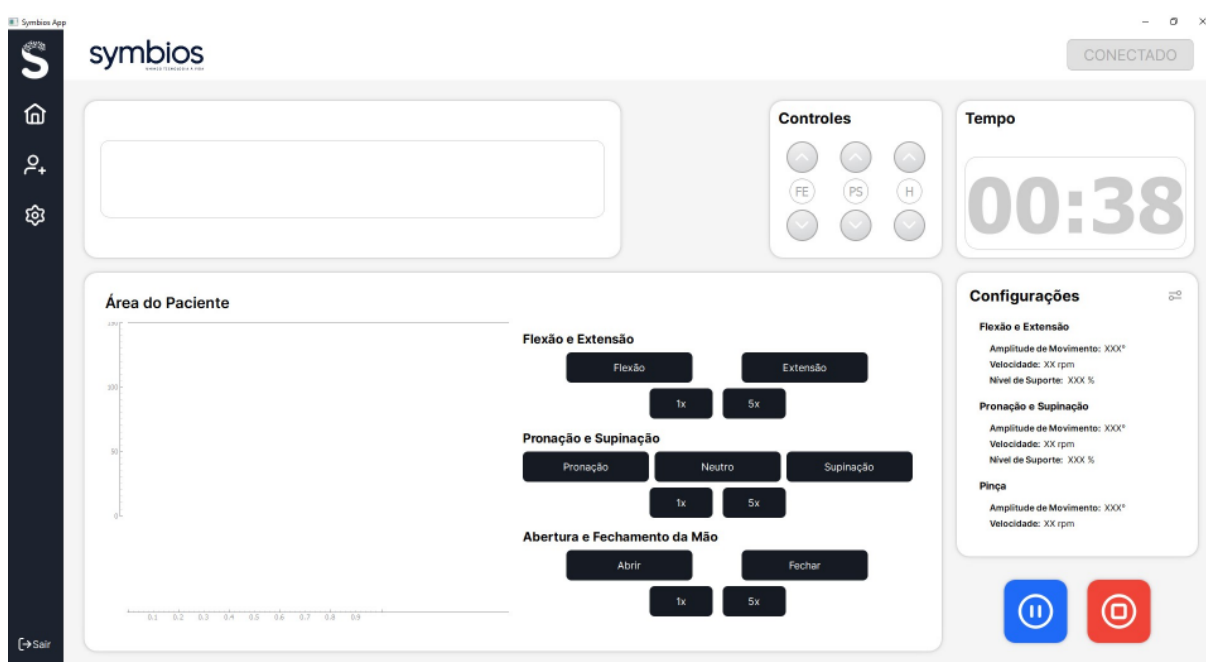


Figura 19 – Tela de sessão de reabilitação do software de controle do exoesqueleto.

O software de controle do exoesqueleto também é capaz de integrar com a MyoSym, permitindo a coleta de dados de sEMG durante uma sessão de reabilitação. O software também suporta a visualização em tempo real dos sinais de sEMG amostrados, conforme apresentado na Figura 20.

Para uso geral durante as sessões de reabilitação, com os softwares disponíveis, foi utilizado um laptop com processador Intel Core i5-8265u (Intel, Mountain View, EUA), com 8 gigabytes de memória RAM. Os algoritmos de classificação foram avaliados por meio desse mesmo laptop, operando com apenas a aplicação da Symbios rodando em plano principal, de modo a simular as condições operacionais.



Figura 20 – Software durante coleta de sinais sEMG com visualização em tempo real do sinal amostrado.

3.2 Protocolo de Reabilitação Robótica com o Exoesqueleto

Para participação nesta pesquisa foram selecionados pacientes pós-AVC em estágio crônico entre os atendidos na Clínica Escola de Fisioterapia da EMESCAM que atendiam aos critérios de inclusão e exclusão estabelecidos abaixo. O projeto foi conduzido de acordo com as normas éticas nacionais e aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal do Espírito Santo (Dispositivos Robóticos Inteligentes para Auxílio à Mobilidade, Monitoramento e Reabilitação - 41368820.3.0000.5542) . Além disso, todos os pacientes assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE), apresentado no Anexo A.

Critérios de Inclusão:

- Idade igual ou superior a 18 anos;
- Diagnóstico de AVC com hemiparesia;
- Disponibilidade para participar das sessões na clínica escola.
- Paciente com mais de um ano de lesão

Critérios de Exclusão:

- Distúrbios neurodegenerativos ou outras doenças neurológicas que não AVC;

- Disfunções ortopédicas no membro superior parético.
- Uso de botox no membro parético

Os participantes foram submetidos exclusivamente a 10 sessões de reabilitação de membro superior, realizadas duas vezes por semana. As sessões foram realizadas com duração de 45 minutos utilizando o Exoesqueleto de Braço, apresentado na Seção 3.1. O exoesqueleto foi ajustado individualmente para cada participante, garantindo conforto e adequada assistência mecânica. Durante as sessões de reabilitação os pacientes foram acompanhados por alunos e fisioterapeutas da EMESCAM, treinados à operação do sistema, por meio do software de controle do dispositivo.

Para realizar o protocolo de exercícios com o exoesqueleto, os participantes foram cuidadosamente posicionados sentados de frente a uma mesa, em uma cadeira com encosto de tronco com flexão de joelhos e quadril a 90°, pés apoiados no chão e os membros superiores sobre a mesa, sendo o braço afetado vestido com o exoesqueleto. Ao realizar os movimentos de flexão e extensão, os participantes foram orientados a transportar um cone posicionado na mesa em direção ao ombro, enfatizando a amplitude de movimento e o controle motor. Nos exercícios de pronação e supinação, a tarefa consistia em girar e elevar um cone estrategicamente colocado sobre a mesa, visando melhorar a mobilidade do antebraço e a coordenação motora.

Durante as sessões realizadas foi utilizado uma estratégia de controle assistiva baseada em controle de trajetória. Os comandos e movimentos eram controlados pelo terapeuta por meio de botões na interface gráfica que permitiam o controle de trajetória individual para os movimentos de flexão/extensão de cotovelo e pronação e supinação do antebraço.

Antes e após as sessões de reabilitação, foram coletados dados sociodemográficos e clínicos dos participantes. Estes incluíam idade, renda, sexo, moradia, estado civil, escolaridade, etnia e ocupação, além de informações sobre o tempo desde o AVC, tipo de AVC, membro superior dominante e lado hemiparético. As avaliações funcionais abordaram o tônus muscular, usando a Escala Modificada de Ashworth (EMA), a força muscular pela Escala de Força Muscular do Medical Research Council (MRC), e a sensibilidade em áreas variadas dos membros superiores, incluindo avaliações de reflexos tendinosos. Os resultados desses reflexos foram comparados bilateralmente para identificar assimetrias. Adicionalmente, foram aplicadas a Escala Motor Index Functional (MIF) para autocuidado e a Escala de Qualidade de Vida SF-36 para medir a qualidade de vida relacionada à saúde. Todos os avaliadores receberam treinamento adequado para garantir a precisão nas aplicações das escalas e avaliações. Além disso, foi realizada a coleta de sinais mioelétricos antes e após as sessões de reabilitação, que será explorado em detalhes na Seção 3.3.

Ao final das sessões foi aplicado o Questionário de Avaliação de Autopercepção

da Eficácia da Reabilitação, sendo este semiestruturado e composto por sete perguntas, incluindo duas perguntas abertas, para capturar a experiência dos participantes com a reabilitação robótica (APÊNDICE B).

3.3 Procedimento de Coleta de Sinais sEMG

Para a coleta de sinais sEMG, adotou-se um procedimento estruturado com foco na captação de sinais dos músculos envolvidos nas ações de pronosupinação do antebraço e flexão/extensão do cotovelo. Os músculos-alvo incluíam o bíceps, tríceps, pronador redondo, pronador quadrado, supinador e flexor radial do antebraço, conforme apresentado na Figura 21. Para o procedimento aplicado foram seguidas as recomendações do projeto SENIAM (Merletti 2000).

Antes da aquisição dos sinais, a pele dos participantes foi preparada para melhor aderência dos eletrodos. O procedimento iniciou-se com a limpeza das áreas de interesse com álcool isopropílico para remover a oleosidade da pele, de forma a reduzir a impedância elétrica da interface eletrodo-pele. Em seguida, foram utilizados eletrodos adesivos descartáveis, modelo 2223BRQ (3M Company, EUA), compostos por um adesivo macio com gel condutivo. Os eletrodos possuíam dimensões de 4.5 x 3.8 cm e eram equipados com pinos de aço inoxidável e contrapinos poliméricos revestidos com cloreto de prata/prata (AgCl/Ag). Os eletrodos foram posicionados no braço do paciente, seguindo a musculatura de interesse.

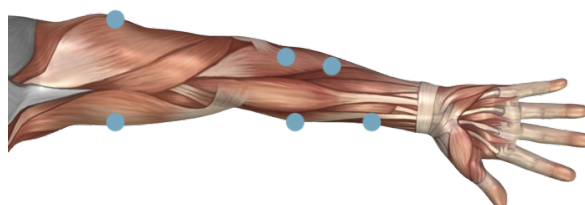


Figura 21 – Posicionamento dos eletrodos para captação de sinais sEMG. Pontos azuis indicam regiões aproximadas de posicionamento dos eletrodos.

Os participantes foram instruídos a executar movimentos específicos do braço e antebraço, com o auxílio de um fisioterapeuta, e comandos automatizados exibidos por um computador vinculado ao sistema MyoSym. O protocolo consistia em cinco repetições de cada movimento, separadas por intervalos de cinco segundos para repouso. Os movimentos realizados foram os seguintes:

- Flexão Isotônica do Cotovelo - FIC
- Flexão Isométrica do Cotovelo - FIMC
- Extensão Isotônica do Cotovelo - EIC

- Extensão Isométrica do Cotovelo - EIMC
- Pronação Isotônica - PI
- Pronação Isométrica - PIM
- Supinação Isotônica - SI
- Supinação Isométrica - SIM

O exercício iniciava com um intervalo de 5 segundos de repouso, seguido pela execução dos exercícios em um intervalo de cinco segundos, seguido por um período de pausa, com cinco repetições, e finalizado com 5 segundos de repouso, totalizando 60 segundos de coleta de dados por sessão. A aquisição foi feita a uma frequência de 1000 Hz, resultando em 60.000 amostras por canal.

3.4 Algoritmos de Classificação

Para a aplicação dos sinais mioelétricos como interface de controle para o exoesqueleto foram treinados diferentes modelos de aprendizado de máquinas a partir de algoritmos de classificação. Cada modelo foi implementado e treinado utilizando Python versão 3.11.4. Nas sessões seguintes são descritos os algoritmos utilizados, a teoria que fundamenta sua aplicação e os parâmetros específicos empregados no treinamento. Para o treinamento e inferência foi utilizada a implementação dos modelos por meio da biblioteca Scikit-Learn versão 1.5.1.

Conforme descrito na Seção 3.3, durante a coleta de dados, os participantes foram instruídos a realizar o movimento especificado em um intervalo de cinco segundos. Essa janela temporal foi estabelecida para garantir que a execução do movimento fosse capturada integralmente. No entanto, para mitigar as variações na resposta inicial ao comando e os possíveis desvios no final do movimento, optou-se por analisar uma janela central limitada a 70% do período de contração muscular efetiva, para que fosse realizado o treino dos algoritmos de classificação. Esse recorte seletivo do período de contração visa excluir os dados coletados durante os momentos de reação ao comando inicial e o término do movimento, períodos esses que podem não representar a atividade muscular típica da tarefa desejada. Assim, a análise focou no segmento central do intervalo de cinco segundos, correspondendo ao momento onde a contração muscular é mais estável e representativa da capacidade funcional do indivíduo.

Os dados extraídos são então divididos em janelas de 200 ms com sobreposição de 150 ms. Para cada janela, por canal, são extraídas 9 características no domínio do tempo e da frequência e considerando os 6 canais de sEMG coletados, totaliza-se em 54

características utilizadas na classificação por janela. Na Tabela 2 são apresentadas as características avaliadas para cada janela.

Tabela 2 – Características extraídas de sinal sEMG para classificação de intenção de movimento.

Característica	Descrição
Valor Absoluto Médio (MAV)	Média do valor absoluto do sinal em uma janela
Valor Quadrático Médio (RMS)	Raiz quadrada da média dos quadrados dos valores do sinal
Cruzamentos por Zero (ZCS)	Número de vezes que o sinal cruza o zero
Mudanças de Sinal de Inclinação (SCC)	Número de mudanças de sinal das diferenças sucessivas
Comprimento da Forma de Onda (WAL)	Comprimento da forma de onda calculado como a soma das diferenças absolutas entre pontos sucessivos
Declive do Valor Absoluto Médio (MAVS)	Diferença entre o MAV de janelas consecutivas, indicativo da mudança na amplitude do sinal ao longo do tempo.
Variância	Variância do sinal dentro da janela, medida de dispersão dos valores do sinal em torno da média.
Média de Frequência (FMN)	Média das frequências obtidas pela transformada de Fourier, reflete a frequência predominante no sinal.
Mediana de Frequência (FMD)	Mediana das frequências, oferece uma medida de tendência central das frequências presentes no espectro.

3.4.1 Máquina de Vetores de Suporte (SVM)

A Máquina de Vetores de Suporte (SVM, do inglês *Support Vector Machine*) é um algoritmo de aprendizado supervisionado que busca encontrar um hiperplano, ou conjunto de hiperplanos, em um espaço N-dimensional (sendo N o número de características), que separa diferentes conjuntos de dados, permitindo a classificar de forma distinta os dados. O SVM linear busca o hiperplano definido pela Equação 3.1 em que w é o vetor de pesos normal ao hiperplano, x é o vetor de entrada, e b é o termo de viés.

$$\text{Hiperplano: } \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = 0 \quad (3.1)$$

A formulação básica do SVM busca encontrar o hiperplano que maximiza a margem entre as duas classes mais próximas. Essa margem é determinada pelos vetores de suporte,

que são os pontos de dados mais próximos ao hiperplano e que influenciam sua posição e orientação.

O kernel em uma SVM é uma função utilizada para transformar os dados em um espaço dimensional superior onde eles podem ser mais facilmente separáveis por um hiperplano linear. Para os dados não linearmente separáveis, foi utilizado o kernel linear. O kernel linear é uma escolha comum para dados que, embora não sejam estritamente linearmente separáveis, podem ser eficientemente separados por um hiperplano sem necessidade de mapeamento em dimensões mais altas, com a vantagem da simplicidade e eficiência computacional. O parâmetro `gamma`, configurado como `auto`, ajusta automaticamente o coeficiente do kernel para o número de características, facilitando a implementação sem a necessidade de ajustes manuais.

3.4.2 Análise Discriminante Linear (LDA)

A Análise Discriminante Linear (LDA, do inglês *Linear Discriminant Analysis*) é uma técnica estatística utilizada para classificação e redução de dimensionalidade. O principal objetivo do LDA é encontrar um conjunto de projeções que melhor separe as classes em um conjunto de dados. O LDA assume que as diferentes classes dos dados são distribuições gaussianas com médias e covariâncias diferentes. O algoritmo busca projetar os dados em um espaço de menor dimensão, de forma a maximizar a separação entre as médias das classes, enquanto minimiza a variação dentro de cada classe.

A implementação do LDA consiste nas seguintes etapas:

1. Cálculo das médias das classes: inicialmente calcula-se a média dos vetores de características para cada classe, o que ajuda a determinar o centro de cada grupo.
2. Cálculo da matriz de dispersão entre as classes: a matriz define a dispersão dos centros de classe em relação ao centro geral dos dados, refletindo a distância entre diferentes classes.
3. Cálculo da matriz de dispersão dentro das classes: representa a dispersão dos dados em torno do centro de sua própria classe.
4. Cálculo das direções de projeção: os vetores de projeção são determinados a partir dos autovalores, buscando as direções que maximizam a separação entre as médias das classes, ajustadas pela variação dentro de cada classe.
5. Seleção das componentes principais: são selecionados os autovetores associados aos maiores autovalores, que correspondem às direções que melhor separam as classes no espaço projetado.

Após a obtenção dos vetores de projeção no LDA, a classificação é realizada projetando a nova amostra no espaço de características reduzido. A projeção é realizada pela Equação 3.2, onde w representa os vetores de projeção determinados durante o treinamento e x é a nova amostra. A classe da amostra é então definida ao calcular a proximidade de y (a projeção da amostra) das médias das classes no espaço reduzido, por meio da distância euclidiana. As médias das classes projetadas são calculadas pela Equação 3.3, em que μ'_k é a média projetada da classe k e μ_k é a média original da classe.

$$y = w^T x \quad (3.2)$$

$$\mu'_k = w^T \mu_k \quad (3.3)$$

3.4.3 K-Vizinhos Mais Próximos (KNN)

O algoritmo K-Vizinhos Mais Próximos (KNN, do inglês *K-Nearest Neighbors*) foi utilizado em duas variantes, com $k = 3$ e $k = 5$. Este método classifica cada ponto de dados baseado na maioria das classes de seus k vizinhos mais próximos, utilizando a distância euclidiana como métrica, a partir da Equação 3.4, em que p e q representam vetores de pontos no espaço n -dimensional. Primeiramente, calcula-se a distância entre o novo ponto e todos os pontos existentes no conjunto de dados. Por fim, identifica-se os 'K' vizinhos mais próximos e atribui a classe ou valor de saída ao novo ponto, baseando-se na maioria ou média dos K vizinhos, respectivamente, para classificação ou regressão.

$$d(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2} \quad (3.4)$$

O algoritmo KNN pode ser computacionalmente custoso, especialmente com grandes conjuntos de dados, pois ele precisa calcular a distância entre o ponto de consulta e cada ponto no conjunto de dados para determinar os vizinhos mais próximos.

3.4.4 Florestas Aleatórias (RF)

O algoritmo de Florestas Aleatórias (RF, do inglês *Random Forest*) é um método de *machine learning* baseado em *ensemble* que constrói múltiplas árvores de decisão durante o treinamento. No processo de treinamento, cada árvore é gerada a partir de uma amostra aleatória dos dados com reposição, técnica conhecida como *bagging*. Na fase de predição, para tarefas de classificação, a classe que recebe mais votos entre todas as árvores é a saída do modelo; para regressão, é utilizada a média ou mediana das previsões.

Inicialmente, para cada árvore, uma amostra dos dados é selecionada aleatoriamente com reposição (*bagging*), ajudando a reduzir a variância do modelo. Em seguida é realizada

a construção das árvores. Para cada nó da árvore é selecionado um subconjunto aleatório das características (*features*). O número de características selecionadas é tipicamente a raiz quadrada do número total, sendo que o melhor ponto de divisão nesse subconjunto é usado para dividir o nó. O critério para divisão é geralmente o ganho de informação, entropia ou impureza de Gini. Este processo é repetido recursivamente, construindo uma árvore até que uma condição de parada seja atingida.

Por fim, para uma predição, realiza-se uma inferência para cada árvore na floresta. No caso de classificação, a classe mais votada entre todas as árvores é escolhida.

Na implementação do modelo RF, configurou-se a floresta com 100 árvores de decisão, cada uma treinada com uma amostra diferente dos dados, selecionada com reposição. O critério de impureza adotado para as divisões em cada árvore foi o índice de Gini, que mede a frequência com que um elemento aleatoriamente escolhido seria identificado incorretamente.

3.4.5 Perceptron Multicamadas (MLP)

O Perceptron Multicamadas (MLP, do inglês *Multi-Layer Perceptron*) é um modelo de rede neural artificial que inclui múltiplas camadas de neurônios, sendo eficaz em aprender representações complexas dos dados para tarefas de classificação e regressão. O MLP se destaca por sua habilidade de lidar com problemas que não são linearmente separáveis.

A configuração adotada para o MLP em questão envolve duas camadas ocultas, com a primeira contendo 100 neurônios e a segunda 50 neurônios. A função de ativação ReLU (*Rectified Linear Unit*) é aplicada em ambas as camadas, definida matematicamente pela Equação 3.5, onde x é a entrada para o neurônio.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (3.5)$$

A implementação do MLP pode ser aplicada em etapas:

1. **Inicialização dos Pesos:** os pesos W , elementos das matrizes de pesos das conexões entre os neurônios, são inicializados aleatoriamente, seguindo uma distribuição específica.
2. **Feedforward:** durante esta fase, a entrada x é processada pelas camadas da rede. A saída de cada camada l , denotada como $h^{(l)}$, é calculada usando a Equação:

$$h^{(l)} = f(W^{(l)} \cdot h^{(l-1)} + b^{(l)})$$

, onde $h^{(l-1)}$ é a saída da camada anterior, $W^{(l)}$ são os pesos da camada atual, $b^{(l)}$ é o vetor de bias, e f é a função de ativação ReLU.

3. **Backpropagation:** o erro da saída é determinado comparando a saída calculada \hat{y} com a saída esperada y . Este erro é então utilizado para calcular o gradiente do erro em relação a cada peso W , propagando o erro de volta na rede para atualizar os pesos:

$$\frac{\partial E}{\partial W^{(l)}} = \frac{\partial E}{\partial h^{(l)}} \cdot \frac{\partial h^{(l)}}{\partial W^{(l)}},$$

onde E é a função de custo, e os gradientes são calculados recursivamente através das camadas.

4. **Atualização dos Pesos:** os pesos são atualizados com base nos gradientes calculados, utilizando um passo definido pela taxa de aprendizado α :

$$W^{(l)} = W^{(l)} - \alpha \cdot \frac{\partial E}{\partial W^{(l)}}$$

5. **Iterações:** o processo de feedforward e backpropagation é repetido ao longo de várias iterações (até um máximo de 1000 iterações na implementação realizada) para permitir que a rede refine seus pesos e minimize o erro.

3.5 Estratégias de Controle

3.5.1 Controle de Trajetória por Classificação Contínua

O controle de trajetória por classificação contínua é uma implementação de alto nível do sistema de controle do exoesqueleto que controla a trajetória a ser executada em tempo real a partir da classificação do sinal sEMG continuamente, durante a execução das tarefas. A estratégia de controle proposta utiliza as SDKs de comunicação do exoesqueleto e da MyoSym descritas na seção 3.1 e um classificador para inferência da intenção de movimento a partir do sinal sEMG captado.

O sistema, diagramado na Figura 22, é estruturado em três componentes principais, operando em *threads* concorrentes, com o objetivo de maximizar a eficiência e a resposta em tempo real. A comunicação entre as camadas de processamento é gerenciada por uma arquitetura *publish-subscribe*, na qual cada *thread* atua tanto como publicadora quanto como assinante. Assim que uma etapa de processamento é concluída em uma *thread*, um evento é gerado e publicado. Este evento contém os dados processados que são necessários para a próxima etapa. As *threads* subsequentes, configuradas como assinantes, estão à espera desses eventos, permitindo que a operação continue assim que os dados estiverem disponíveis. Esta abordagem garante que as operações ocorram de forma independente e assíncrona, evitando o bloqueio e potenciais gargalos no sistema. Ao utilizar essa arquitetura, cada componente pode operar de maneira eficiente dentro de seu ciclo de processamento,

reduzindo a latência geral do sistema e melhorando a resposta do exoesqueleto às intenções do usuário. Para assegurar que os eventos sejam processados de forma sequencial, cada *threads* implementa uma fila de processamento. Cada evento publicado pela etapa anterior é enfileirado automaticamente assim que chega ao processo subsequente. O processador da fila então retira os eventos um a um, garantindo que cada tarefa seja iniciada apenas após a conclusão da anterior.

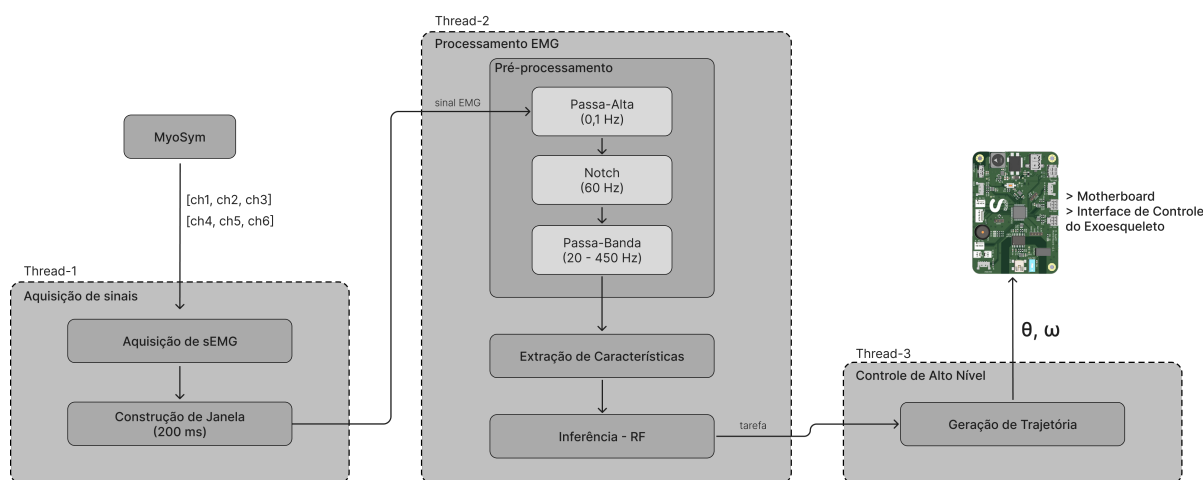


Figura 22 – Arquitetura da implementação de alto nível do controle de trajetória por classificação contínua.

A primeira *thread* é responsável pela comunicação USB com a MyoSym e aquisição contínua dos sinais de sEMG, que são amostrados a uma frequência de 1000 Hz. À medida que os sinais são adquiridos são construídas janelas de dados de 200 ms. As janelas são produzidas com sobreposição de 150ms, de modo que a cada 50 ms é gerada uma nova janela.

A segunda *thread* é responsável pelo processamento desses sinais. Isso inclui um processo de pré-processamento, que inclui a filtragem passa-alta para remover ruídos de baixa frequência, a filtragem Notch a 60 Hz para atenuar artefatos de rede, e a aplicação de um filtro passa-banda (20 - 450 Hz) para contemplar as frequências de interesse do sinal de sEMG. Após o processamento, a extração de características é realizada, seguida por uma inferência utilizando o modelo de classificação para determinar a intenção de movimento do usuário.

A *thread* final é responsável pela comunicação com o exoesqueleto por meio da *motherboard* (placa que serve como interface e controle). Essa *thread* é responsável por realizar o controle de trajetória de acordo com as tarefas específicas definidas. De acordo com a inferência realizada na etapa anterior de processamento, o controle de alto nível define sinais de controle de posição e velocidade que são repassados para a motherboard para a execução do controle de baixo nível.

3.5.2 Controle de Co-contração

O principal objetivo deste sub-sistema de controle é utilizar a sEMG residual do paciente como uma interface de controle que lhe permite controlar diretamente a direção e a velocidade do movimento fornecido pelo exoesqueleto. O controle de co-contração busca alcançar transições mais suaves entre estados de movimentos antagonistas, reduzindo a ocorrência de movimentos indesejados ou incorretos causados por padrões de contração anormais.

Essa estratégia aproveita os dados de sEMG para ajustar dinamicamente os parâmetros de controle, garantindo um ajuste personalizado às propriedades fisiológicas de cada paciente, com base em uma estratégia de controle para membros inferiores apresentada por (Dawley, Fite e Fulk 2013). Especificamente, utiliza-se a co-contração de músculos antagonistas para definir a velocidade do exoesqueleto. O processo começa coletando dados de sEMG para criar um perfil da atividade muscular durante diferentes fases de movimento para flexão e extensão isotônicas do cotovelo.

Para os dados de sEMG coletados, o gráfico de co-contração é gerado apresentando separadamente o sinal sEMG normalizado do bíceps e tríceps durante instantes de flexão e extensão, como exemplificado na Figura 23. O sEMG é normalizado utilizando os valores de MVC para cada paciente, os quais são obtidos a partir de gravações da contração isométrica. Para os movimentos de flexão e extensão, os dados obtidos são agrupados de acordo com os movimentos e através da remoção dos períodos de relaxamento. Ao calcular o vetor médio de cada região agrupada, a referência para cada estado de controle (flexão/extensão) pode ser definida. A inclinação do vetor de flexão é representada por m_f e a da extensão por m_e . Para estabelecer os limites de cada estado de controle, o vetor bissetor entre os vetores de flexão e extensão é definido com inclinação m_0 .

A velocidade instantânea do atuador é então definida através da Equação 3.6, que determina os estados de flexão ou extensão. Esta velocidade é governada pelo índice de co-contração instantâneo (m_0) derivado das leituras normalizadas dos sinais sEMG dos bíceps e tríceps, respectivamente, u_f e u_e , conforme especificado na Equação 3.7. Primordialmente, à medida que m se aproxima de m_f a partir de m_0 , a velocidade ω_d aumenta proporcionalmente, resultando em uma velocidade positiva que representa um movimento acelerado em direção à flexão completa. Inversamente, à medida que m se aproxima de m_e a partir de m_0 , a velocidade ω_d diminui, resultando em uma velocidade negativa que significa um movimento de extensão conforme retratado na Figura 24.

$$\omega_d = \begin{cases} \left(\frac{m - m_o}{m_f - m_o} \right) \omega_{max} & \text{se } m \geq m_o \\ \left(\frac{m - m_o}{m_o - m_e} \right) \omega_{max} & \text{se } m < m_o \end{cases} \quad (3.6)$$

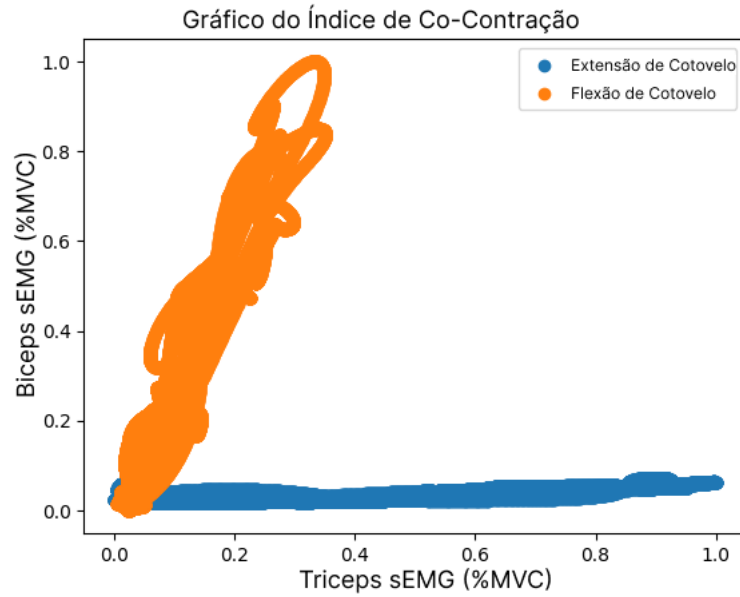


Figura 23 – Exemplo de gráfico do índice de co-contração obtido para o paciente P03 durante flexão e extensão.

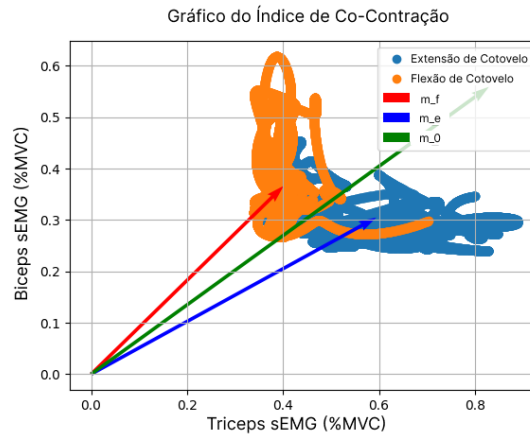


Figura 24 – Gráfico de co-contração e vetores representando cada agrupamento de movimento e os limites do estado do controlador.

$$m = \frac{u_f}{u_e} \tag{3.7}$$

$$m_o = \tan\left(\frac{\tan^{-1} m_f + \tan^{-1} m_e}{2}\right) \tag{3.8}$$

Essa estratégia pode ainda ser aprimorada para que seja incorporada uma zona neutra para a qual é mantido o repouso. Duas abordagens podem ser definidas para isso: a definição de um limiar de atividade (λ), a partir do módulo do vetor (u_e, u_f), ou a definição de um intervalo $[m_0 - \delta, m_0 + \delta]$, onde δ é um pequeno valor que permite alguma variação nos sinais sEMG sem causar movimento. Dessa forma, a função de controle pode ser ajustada conforme as Equações 3.9 e 3.10 para as abordagens anteriores:

$$\omega_d = \begin{cases} 0 & \text{se } \sqrt{u_f^2 + u_e^2} \leq \lambda \\ \left(\frac{m - m_o}{m_f - m_o}\right) \omega_{max} & \text{se } m \geq m_o \text{ e } \sqrt{u_f^2 + u_e^2} > \lambda \\ \left(\frac{m - m_o}{m_o - m_e}\right) \omega_{max} & \text{se } m < m_o \text{ e } \sqrt{u_f^2 + u_e^2} > \lambda \end{cases} \quad (3.9)$$

$$\omega_d = \begin{cases} 0 & \text{se } |m - m_o| \leq \delta \\ \left(\frac{m - m_o}{m_f - m_o}\right) \omega_{max} & \text{se } m > m_o + \delta \\ \left(\frac{m - m_o}{m_o - m_e}\right) \omega_{max} & \text{se } m < m_o - \delta \end{cases} \quad (3.10)$$

3.6 Análise Estatística

3.6.1 Estatística Descritiva

A estatística descritiva foi aplicada para resumir os dados coletados durante o estudo, fornecendo uma compreensão inicial sobre as características da amostra e sobre o desempenho dos modelos de classificação de intenção de movimento utilizados.

Para as variáveis coletadas ao longo das sessões de reabilitação, foram calculadas as médias e desvios padrão, permitindo uma análise da variação e tendência central dos dados, obtido pelas equações 3.11 e 3.12. Esses parâmetros foram utilizados para análise preliminar da consistência das medidas, assim como para a preparação dos dados para análises subsequentes.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.11)$$

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.12)$$

No que concerne aos modelos de classificação de intenção de movimento, utilizou-se a acurácia como métrica principal para avaliar o desempenho. A acurácia foi calculada como a proporção de inferências corretas em relação ao total de inferências realizadas, conforme a Equação 3.13. Essa métrica foi utilizada para quantificar a eficácia dos modelos em identificar corretamente a intenção de movimento dos usuários, em comparação com os movimentos reais propostos durante os testes.

$$\text{Acurácia} = \frac{\text{Número de previsões corretas}}{\text{Total de previsões}} \quad (3.13)$$

A acurácia global do algoritmo foi assumida como a média das acurácias específicas obtidas para cada paciente. Além disso, para análise visual das métricas obtidas para os

gráficos, foram gerados mapas de calor que permitem a comparação por meio da intensidade da cor.

3.6.2 Análise Estatística

Para avaliar a eficácia das intervenções aplicadas e a confiabilidade dos resultados obtidos neste estudo, foram implementadas técnicas de análise estatística, conforme detalhado nos itens seguintes.

3.6.2.1 Testes t Pareados

Os testes t pareados foram utilizados para comparar as médias de acurácias dos modelos de classificação de intenção de movimento em momentos diferentes do estudo.

A estatística de teste t pareados é calculada a partir da Equação 3.14, na qual \bar{D} é a média das diferenças entre as acurácias antes e após a otimização, s_D é o desvio padrão dessas diferenças, e n é o número de pacientes. Valores de t são comparados com valores críticos da distribuição t para determinar se as diferenças são estatisticamente significativas. Para as análises realizadas considerou-se um nível de significância de 0,05 ($\alpha = 0,05$).

$$t = \frac{\bar{D}}{s_D/\sqrt{n}} \quad (3.14)$$

3.6.2.2 Testes de Wilcoxon para Amostras Pareadas

O Teste de Wilcoxon para amostras pareadas é utilizado para comparar duas medidas relacionadas obtidas nas mesmas amostras em diferentes momentos, supondo n pares de observações, onde cada par (X_{1i}, X_{2i}) representa as medidas antes e depois da intervenção para o paciente i , respectivamente. As diferenças são calculadas por meio da Equação 3.15. Cada diferença D_i é então avaliada quanto ao seu valor absoluto e sinal. As diferenças são ordenadas com base nos valores absolutos e categorias (*ranks*) são atribuídas, onde o *rank* 1 é atribuído à menor diferença absoluta e o *rank* n à maior.

$$D_i = X_{2i} - X_{1i} \quad (3.15)$$

A estatística de teste W é calculada como a soma dos *ranks* para as diferenças com sinal positivo (ou negativo, se menor), conforme Equação 3.16, onde $\text{Rank}(D_i)$ é o *rank* atribuído à diferença D_i . Sob a hipótese nula de que as medianas das diferenças são iguais a zero, a significância do teste é determinada comparando W com valores críticos da distribuição de Wilcoxon, considerando um nível de significância $\alpha = 0.05$. Se W for

menor que o valor crítico correspondente, rejeita-se a hipótese nula, indicando que há uma diferença significativa entre as medidas antes e após a intervenção.

$$W = \sum_{\text{ranks de } D_i > 0} \text{Rank}(D_i) \quad (3.16)$$

4 Resultados e discussões

4.1 Classificação da Intenção de Movimento por sEMG

Após a execução do protocolo de coleta de sinais mioelétricos com os pacientes, descrito na Seção 3.3, obteve-se um dataset constituído de 64 sessões anotadas, com 8 pacientes distintos. Os sinais foram tratados e processados com o objetivo de gerar modelos de classificação de intenção de movimento a partir de algoritmos de Machine Learning (ML). O objetivo desses modelos é avaliar a aplicabilidade dos métodos testados como interface de controle em terapias de reabilitação neuromotora.

No processo de filtragem do sinal sEMG, o procedimento descrito na subseção 3.1.2 foi aplicado, de modo a minimizar artefatos indesejados.

Conforme descrito na seção 3.4, diferentes modelos foram treinados para a classificação dos sinais, com o objetivo de avaliar a acurácia, cujos resultados são apresentados na Tabela 3. Inicialmente foi treinado um modelo global unindo os dados coletados de todos os pacientes com o objetivo de avaliar a aplicabilidade de um modelo não específico. Os modelos também foram avaliados de acordo com o tempo de inferência, uma vez que esse influencia diretamente no tempo de resposta do exoesqueleto à intenção de movimento do paciente.

Modelo	Descrição
SVM	Máquina de Vetores de Suporte
LDA	Análise Discriminante Linear
KNN3	K-Vizinhos Mais Próximos (k=3)
KNN5	K-Vizinhos Mais Próximos (k=5)
RF	Floresta Aleatória
MLP	Perceptron Multicamada

Tabela 3 – Modelos de ML avaliados para a classificação de intenção de movimento.

O tempo de inferência para cada modelo foi avaliado utilizando o computador fornecido, conforme descrito na subseção 3.1.3. Os tempos de inferência obtidos são apresentados na Figura 25. Dos resultados obtidos observa-se, como esperado, maior tempo de inferência nos modelos baseados no algoritmo KNN. Apesar disso, os tempos de inferência para todos os modelos é inferior a 10 ms, permitindo um tempo de resposta adequado para o usuário, estimado em aproximadamente 100 ms, de acordo com a literatura (Farrell e Weir 2007).

Os resultados de acurácia para a classificação dos movimentos de flexão/extensão, pronação/supinação e repouso, por paciente, obtidos para cada modelo treinado, são

apresentados na Figura 26. Observa-se uma acurácia significativamente superior quando aplicado o algoritmo RF na classificação. O algoritmo RF tem a capacidade de lidar com um grande número de características e identificar as mais significativas para a classificação, resultando em acurácias significativamente maiores. Apesar disso, observa-se valores baixos de acurácia para o modelo generalizado, sendo a maior a do Paciente 02 com 83%.

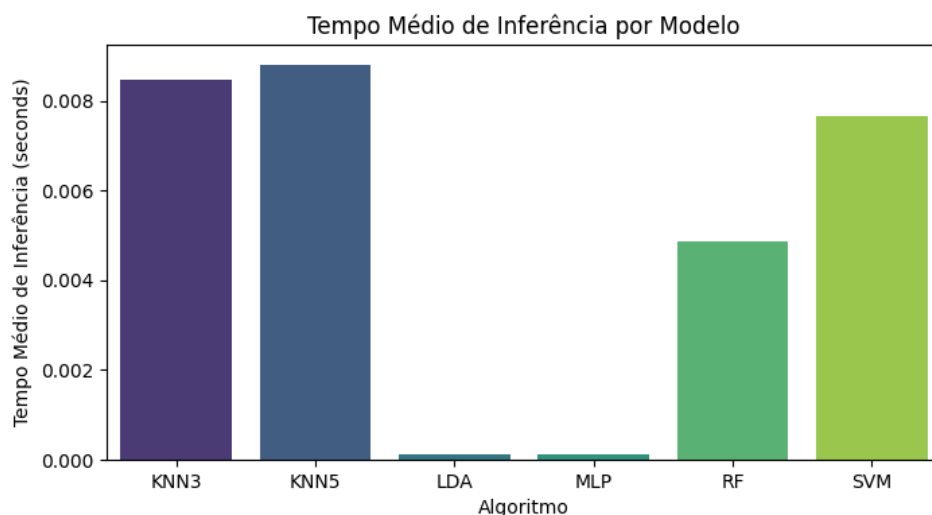


Figura 25 – Tempos de inferência, em segundos, aferidos para os diferentes modelos implementados.

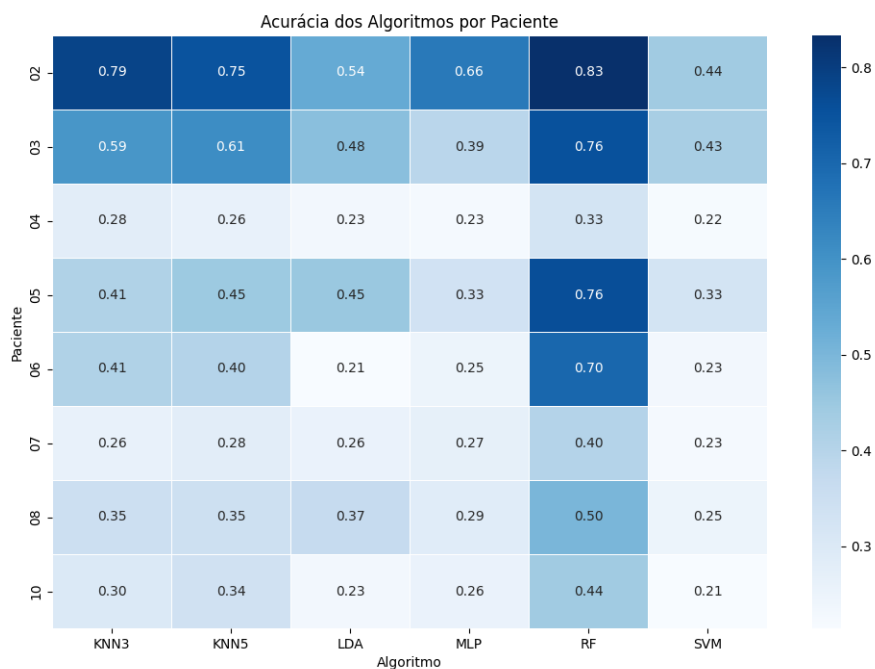


Figura 26 – Acurácia do modelo geral obtido por meio dos algoritmos, avaliada para cada paciente antes da reabilitação.

Devido às baixas acurácias obtidas pelo modelo generalizado optou-se por produzir um modelo individualizado por paciente. Novamente, os modelos foram treinados para os algoritmos apresentados na Tabela 3, dessa vez limitados ao conjunto de dados (*dataset*) de cada paciente. Os resultados de acurácias obtidas para os modelos específicos de cada paciente são apresentados na Figura 27. Novamente, o algoritmo RF apresentou os maiores valores de acurácia para todos os pacientes, com um valor máximo de 90% no Paciente 02 e uma acurácia média de 70,5%. Os ganhos de acurácia são observados para todos os algoritmos treinados, indicando que há diferença estatisticamente relevante entre os dados dos pacientes.

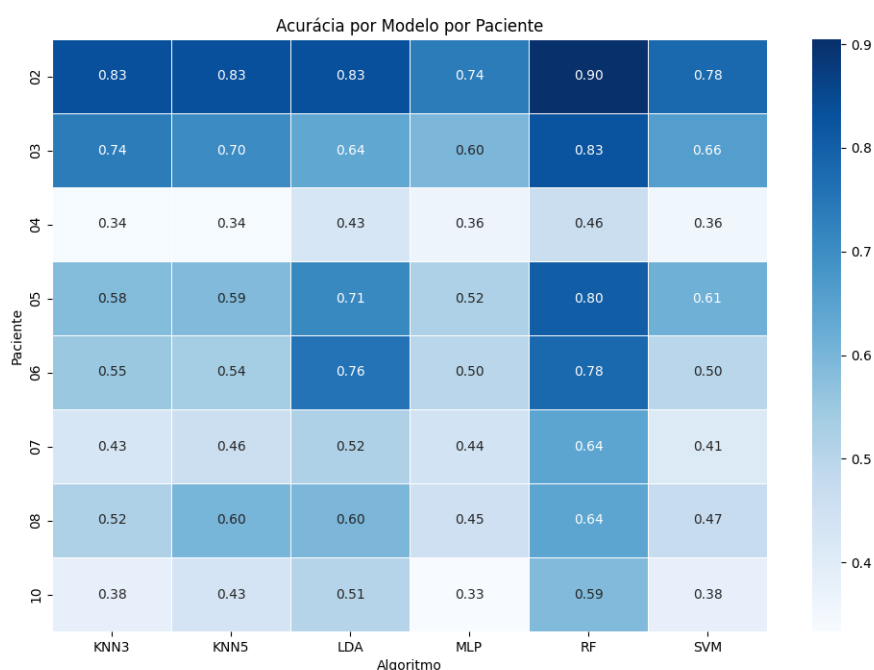


Figura 27 – Acurácias obtidas para os modelos treinados com dados específicos de cada paciente antes da reabilitação.

Os ganhos de acurácia observados ao aplicar modelos personalizado para cada paciente reforçam a característica individual da condição neuromotora do paciente, já que pacientes pós-AVC apresentam variações consideráveis em suas capacidades neuromotoras, refletindo a necessidade de adaptar as intervenções tecnológicas de maneira personalizada. A tentativa de generalizar um modelo único para diferentes indivíduos resultou em perdas relevantes de acurácia, evidenciando que a personalização é necessária.

Após as sessões de reabilitação robótica realizadas pelos pacientes, o protocolo de coleta de sinais sEMG foi novamente aplicado e uma nova base de dados foi produzida com o objetivo de avaliar se os ganhos funcionais obtidos pelos pacientes refletiriam na acurácia de classificação. As acurácias obtidas para os modelos de classificação generalizado e específicos por paciente são apresentadas na Figura 28 e 29.

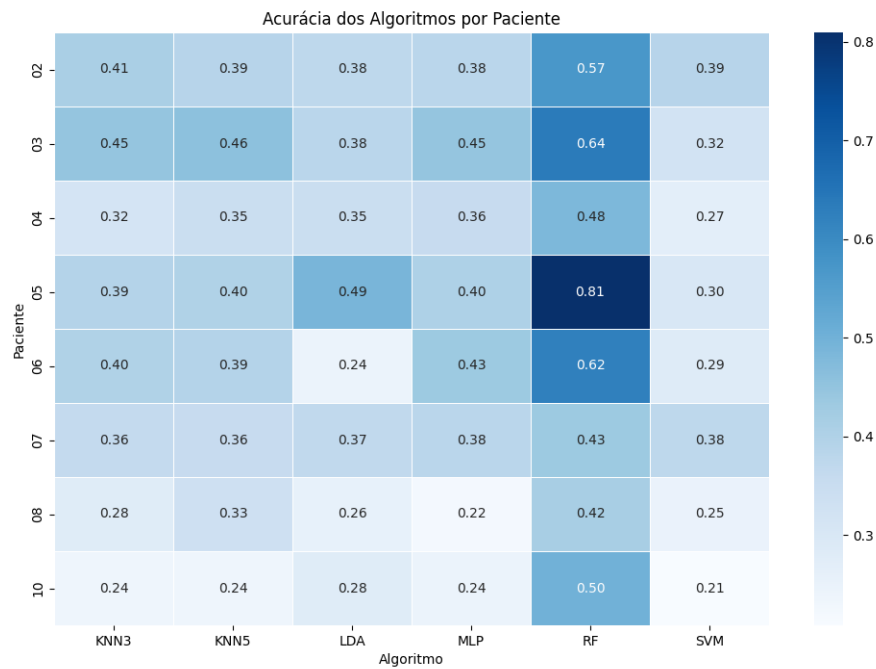


Figura 28 – Acurácia do modelo geral obtido por meio dos algoritmos, avaliada para cada paciente após sessões de reabilitação.

Novamente, a aplicação de um modelo generalizado na classificação de sinais mioelétricos em pacientes pós-AVC apresentou baixa performance quando comparado com modelos individuais. Para avaliar se houve diferenças significativas nas acurácias de vários algoritmos de classificação antes e após sessões de reabilitação, foram realizados testes t pareados para cada algoritmo, utilizando as acurácias calculadas, conforme seção 3.6.2. Os resultados dos testes indicaram que todos os p-valores são superiores a 0,05, sugerindo que não há diferenças estatisticamente significativas nas acurácias dos modelos antes e depois da reabilitação, apresentados na Tabela 4. Isto implica que a reabilitação, na medida em que é capturada pelos dados e modelos utilizados, não teve um impacto estatisticamente significativo na precisão preditiva desses modelos para os pacientes em questão. Vale destacar também que o algoritmo RF, novamente, apresentou as maiores acurácias, destacando a robustez do modelo em detectar as características mais relevantes extraídas do sinal para classificação.

Considerando os resultados obtidos para o algoritmo RF optou-se por realizar uma etapa de ajuste fino para esse classificador, com o objetivo de aprimorar seu desempenho. A estratégia envolveu a utilização de uma busca aleatória para otimizar os hiper-parâmetros mais impactantes do modelo. Os hiper-parâmetros ajustados incluíram o número de árvores na floresta (`n_estimators`), a profundidade máxima das árvores (`max_depth`), o número mínimo de amostras necessárias para dividir um nó (`min_samples_split`), o número mínimo de amostras necessárias em um nó folha (`min_samples_leaf`) e o número

de características a serem consideradas para determinar a melhor divisão (`max_features`). A busca aleatória foi configurada para explorar uma ampla gama de valores possíveis para esses hiper-parâmetros, apresentados na Tabela 5, permitindo identificar a combinação que resultasse na melhor acurácia de validação. Essa abordagem sistemática de ajuste fino visa maximizar a capacidade preditiva do modelo RF, melhorando assim a acurácia da classificação de intenções de movimento em pacientes pós-AVC.

Algoritmo	Valor-p
KNN3	0.778
KNN5	0.676
LDA	0.675
MLP	0.507
RF	0.935
SVM	0.812

Tabela 4 – Valores-p dos testes t pareados para acurácias dos algoritmos antes e após reabilitação

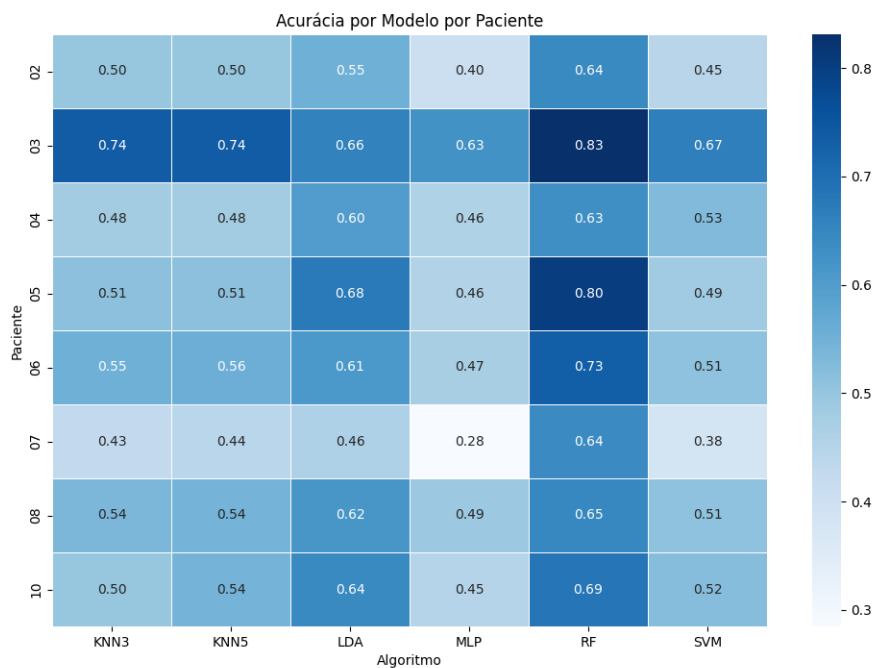


Figura 29 – Acurácias obtidas para os modelos treinados com dados específicos de cada paciente após as sessões de reabilitação

Os modelos de classificação foram então retreinados utilizando a busca aleatória para otimização dos hiper-parâmetros, cujos valores ótimos obtidos para cada paciente são apresentados na Tabela 6. Considerando os valores obtidos, optou-se por utilizar 500 estimadores (`n_estimators`), que é um valor frequente na tabela de hiperparâmetros personalizados. A profundidade máxima das árvores (`max_depth`) foi fixada em 45, um

valor médio entre os mais comuns (40 e 50). O número mínimo de amostras necessárias para dividir um nó (*min_samples_split*) foi definido como 2, enquanto o número mínimo de amostras em um nó folha (*min_samples_leaf*) foi definido como 1, ambos valores mais recorrentes nos modelos individuais. Por fim, o número máximo de características a serem consideradas para encontrar o melhor split (*max_features*) foi definido como o logaritmo base 2, também baseado na prevalência dessa configuração nos modelos personalizados.

Hiperparâmetro	Valores Testados e suas Descrições
n_estimators	100, 200, 300, 400, 500
max_depth	Nenhum, 10, 20, 30, 40, 50
min_samples_split	2, 5, 10
min_samples_leaf	1, 2, 4
max_features	Raiz quadrada Logaritmo base 2 Todas as características

Tabela 5 – Valores testados para os hiperparâmetros do RF durante o ajuste fino.

Tabela 6 – Hiperparâmetros Otimizados por Paciente e Generalização Realizada.

Subject	n_estimators	max_depth	min_samples_split	min_samples_leaf	max_features
02	500	-	2	1	log2
03	100	40.0	2	1	log2
04	400	40.0	2	1	-
05	500	-	2	1	log2
06	200	50.0	5	2	sqrt
07	500	50.0	2	1	log2
08	500	-	2	1	log2
10	200	50.0	5	2	sqrt
Generalizado	500	50	2	1	log2

A Figura 30 apresenta os resultados de acurácias obtidos considerando os hiper-parâmetros iniciais, otimizados por paciente, e após a otimização generalizada. A fim de identificar a relevância da otimização, foi conduzida uma análise estatística para comparar a eficácia dos modelos RF em três diferentes cenários: antes da otimização de hiper-parâmetros, após a otimização individual de hiper-parâmetros e após a otimização generalizada de hiper-parâmetros. Para avaliar a relevância das diferenças nas acurácias entre os diferentes cenários, foram realizados testes t pareados.

Os resultados indicam que não houve diferenças estatisticamente significativas entre as acurácias dos modelos de pré-otimização, com otimização individual e otimização generalizada. Os p valores para todas as comparações (pré-otimização vs. otimização individual, pré-otimização vs. otimização generalizada, e otimização individual vs. otimização generalizada) são maiores que 0,05, o que sugere que as diferenças observadas nas acurácias não são significativas a um nível de confiança de 95%. Especificamente, a comparação entre pré-otimização e otimização individual resultou em um t-stat de -0,7534 e p-val de 0,4758, a comparação entre pré-otimização e otimização generalizada resultou em um t-stat de -1,1364 e p-val de 0,2932, e a comparação entre otimização individual e otimização generalizada resultou em um t-stat de -0,6037 e p-val de 0,5651. Portanto, as melhorias nas acurácias após a otimização dos hiperparâmetros não são significativamente diferentes das acurácias iniciais, indicando que a otimização dos hiperparâmetros, seja individual ou generalizada, não proporcionou um ganho significativo de desempenho para este conjunto de dados e modelos.

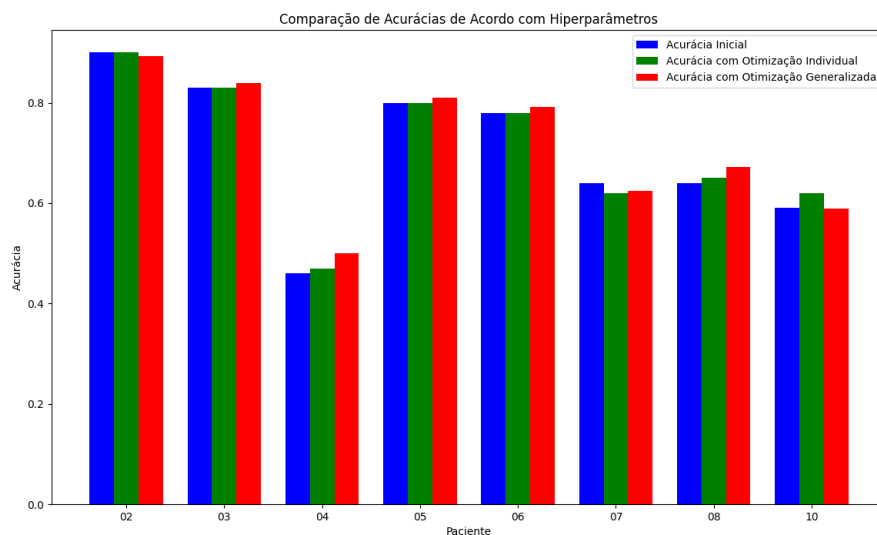


Figura 30 – Comparação de acurácias de acordo com hiper-parâmetros utilizados

4.2 Controle de Trajetória por Classificação Contínua

As simulações foram realizadas para os oito participantes do estudo, visando avaliar a capacidade da estratégia de controle de executar tarefas específicas a partir da classificação da intenção de movimento do paciente utilizando o sinal sEMG. O controle de trajetória por classificação contínua foi implementado utilizando o modelo RF de cada paciente utilizando, novamente, janelas de 200 ms com sobreposição de 150 ms. A tarefa simulada consistiu em movimentos consecutivos de flexão, extensão, pronação e supinação, intervalados por momentos de repouso.

Os gráficos de trajetória, apresentados nas Figuras 31, 32, 33 e 34, para a tarefa proposta, mostram a comparação entre a posição desejada (trajetória objetiva) e a posição alcançada pelo exoesqueleto ao longo do tempo para cada atuador. A trajetória desejada é indicada por linhas vermelhas pontilhadas, enquanto a trajetória realizada pelo exoesqueleto é representada por linhas azuis contínuas. Os gráficos de classificação associados permitem uma análise comparativa entre a intenção detectada e o movimento executado.

Os gráficos de Classificação do Sinal sEMG ao longo do tempo apresentados nas Figuras 31, 32, 33 e 34, comparam a inferência esperada em vermelho com a inferência efetivamente realizada, em azul, sendo cada ponto um instante de inferência. Foi observada uma incapacidade de manter a classificação contínua durante a execução de movimentos, evidenciada por inferências incorretas frequentes, conforme indicado nos gráficos de classificação. Notadamente, em momentos em que era esperada a execução de movimentos exclusivos de flexão, o sistema erroneamente inferiu intenções de pronação ou supinação. Isso resultou em ações não intencionais, destacando uma limitação significativa na precisão do controle de trajetória.

Além disso, devido à natureza do controle que permite a execução de apenas um movimento por vez, esses erros de inferência tornam-se particularmente problemáticos. As incorreções na detecção da intenção levam a paradas involuntárias de um grau de liberdade enquanto outro movimentava-se, resultando em variações de velocidade indesejadas. Estas variações comprometem a fluidez e a previsibilidade dos movimentos do exoesqueleto, impactando diretamente na usabilidade e na experiência do usuário.

As inconsistências observadas na classificação e controle dos movimentos revelam desafios importantes na interface de controle, onde a precisão na interpretação das intenções do usuário é crucial para o sucesso da aplicação. As variações de velocidade e os movimentos não intencionais introduzem uma complexidade adicional na operação do exoesqueleto, que pode frustrar os usuários e limitar a eficácia terapêutica do dispositivo.

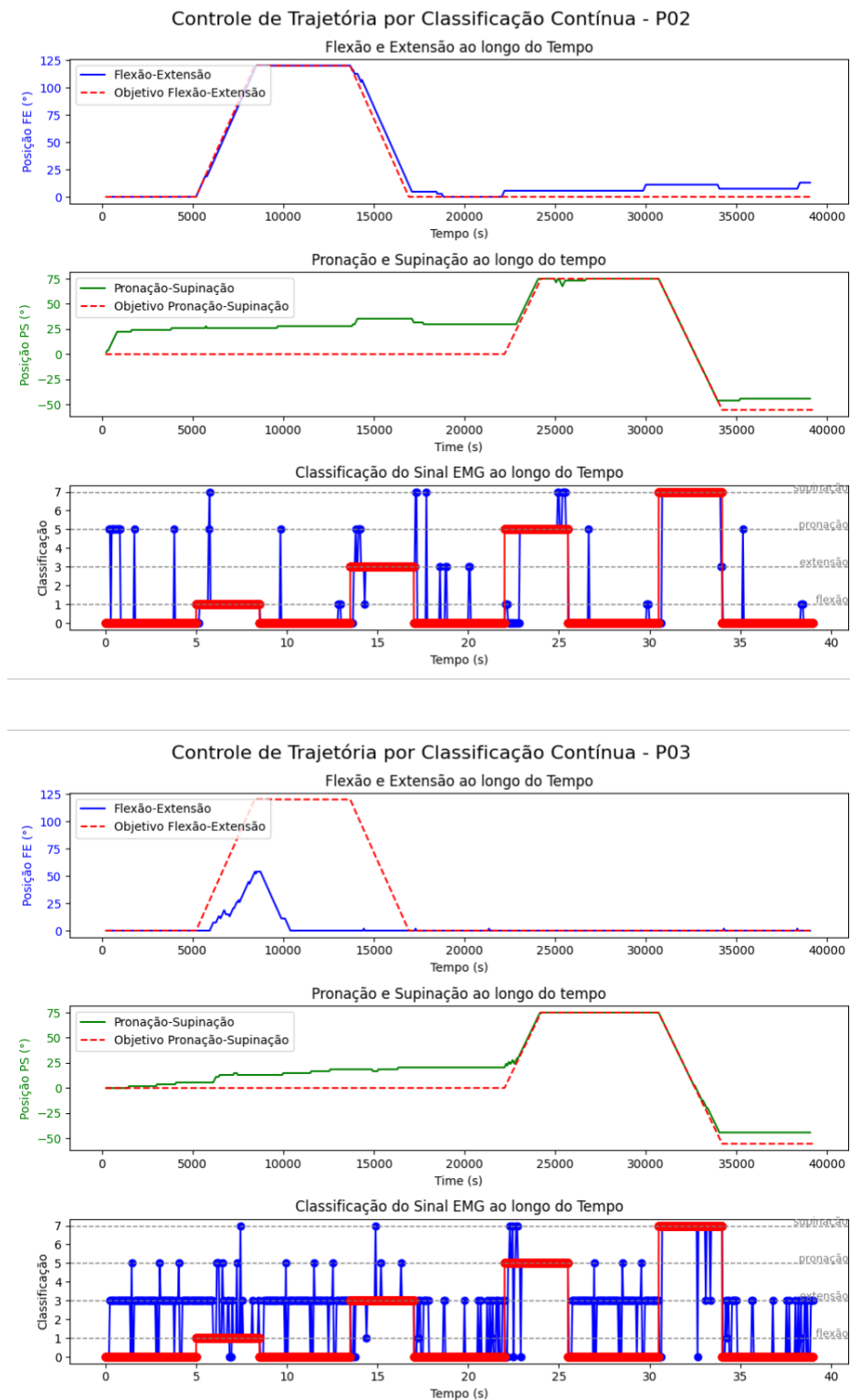


Figura 31 – Posição dos atuadores como resultado do controle de trajetória com movimentos consecutivos de flexão e extensão seguido de pronação e supinação para os pacientes P02 e P03. Os gráficos de posição ao longo do tempo mostram a resposta do controle para cada GDL, com linhas pontilhadas representando a posição desejada, em azul a posição real. O gráfico de Classificação do Sinal sEMG apresenta a inferência esperada e obtida pelo modelo.

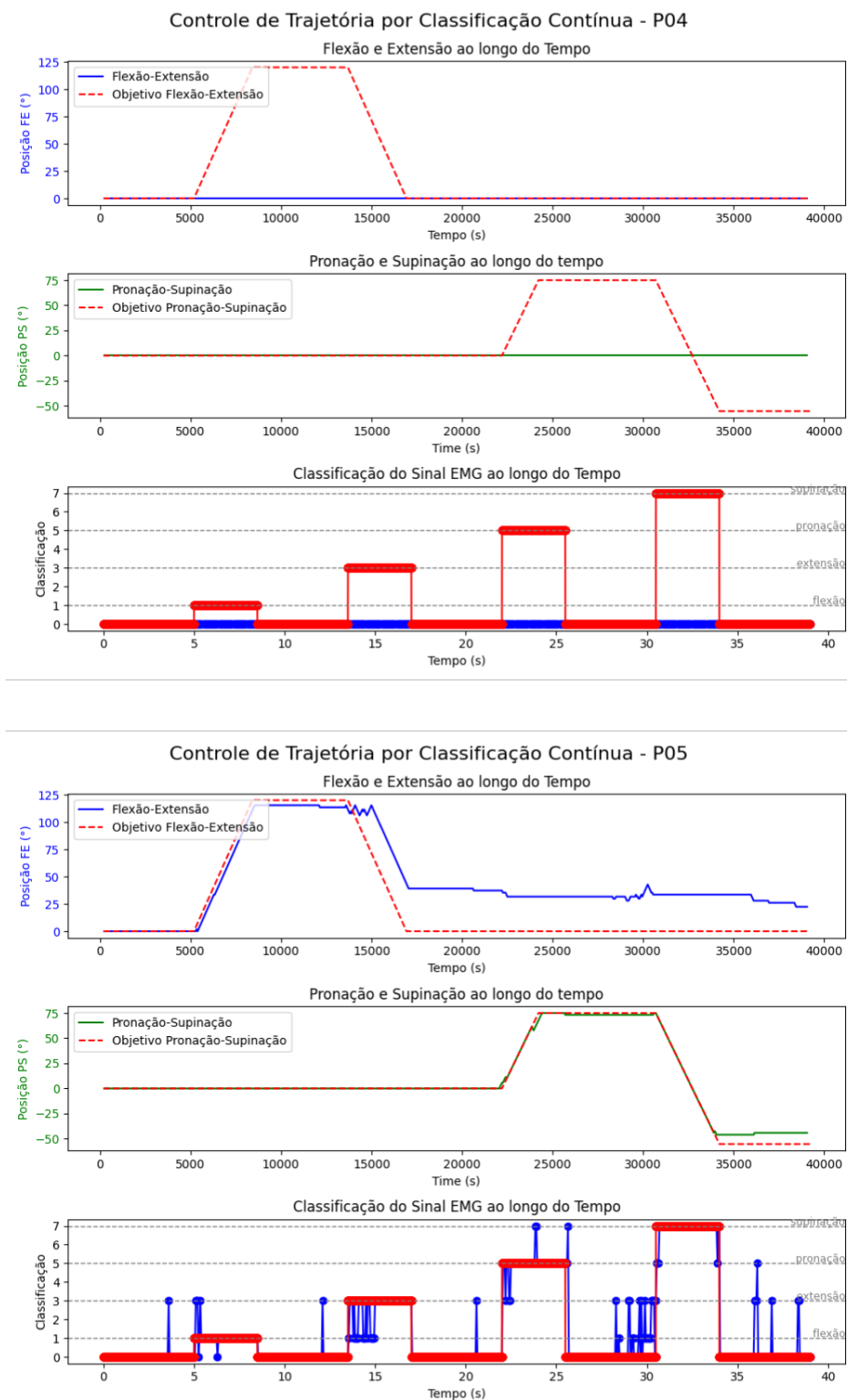


Figura 32 – Posição dos atuadores como resultado do controle de trajetória com movimentos consecutivos de flexão e extensão seguido de pronação e supinação para os pacientes P04 e P05. Os gráficos de posição ao longo do tempo mostram a resposta do controle para cada GDL, com linhas pontilhadas representando a posição desejada, em azul a posição real. O gráfico de Classificação do Sinal sEMG apresenta a inferência esperada e obtida pelo modelo.

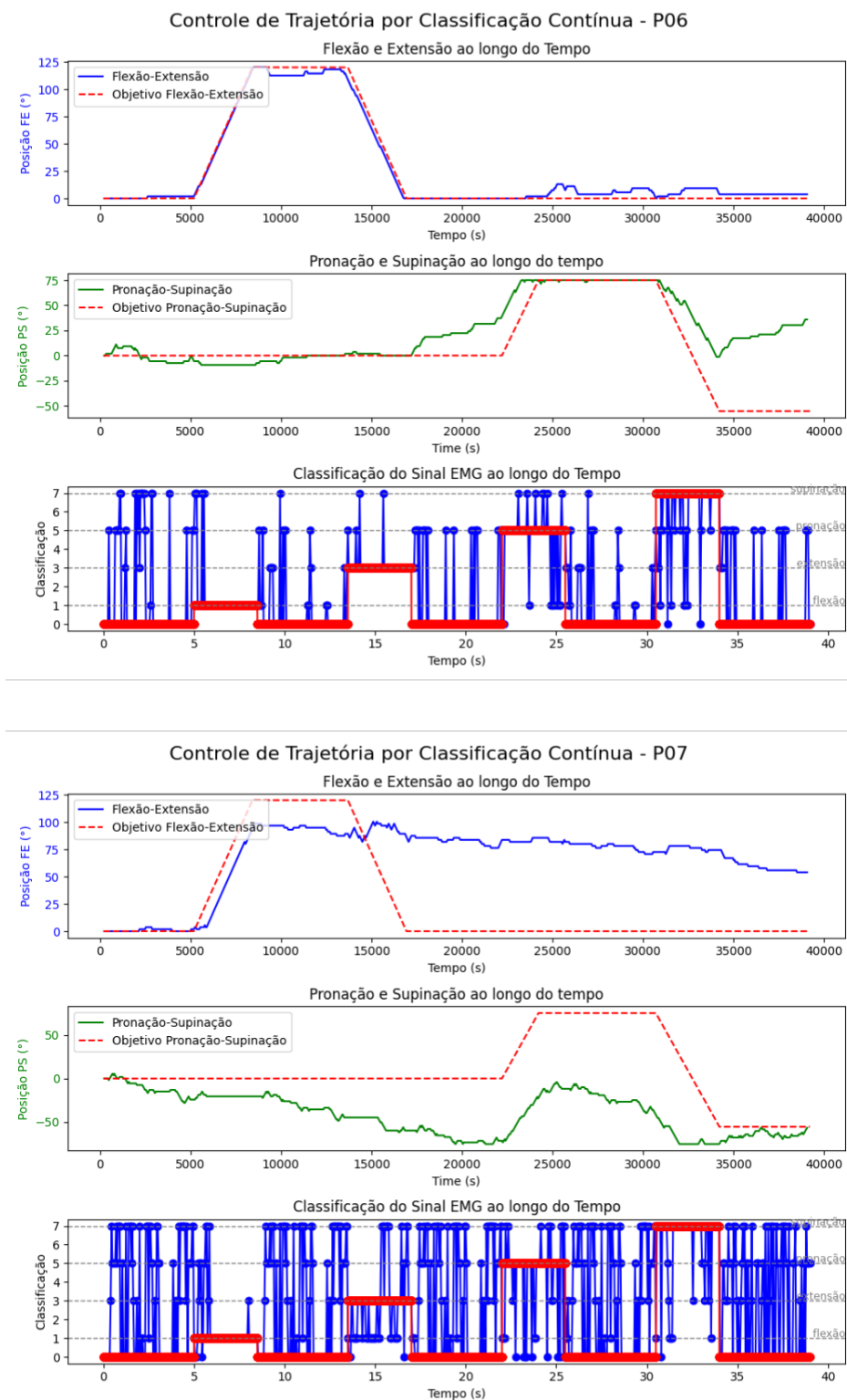


Figura 33 – Posição dos atuadores como resultado do controle de trajetória com movimentos consecutivos de flexão e extensão seguido de pronação e supinação para os pacientes P06 e P07. Os gráficos de posição ao longo do tempo mostram a resposta do controle para cada GDL, com linhas pontilhadas representando a posição desejada, em azul a posição real. O gráfico de Classificação do Sinal sEMG apresenta a inferência esperada e obtida pelo modelo.

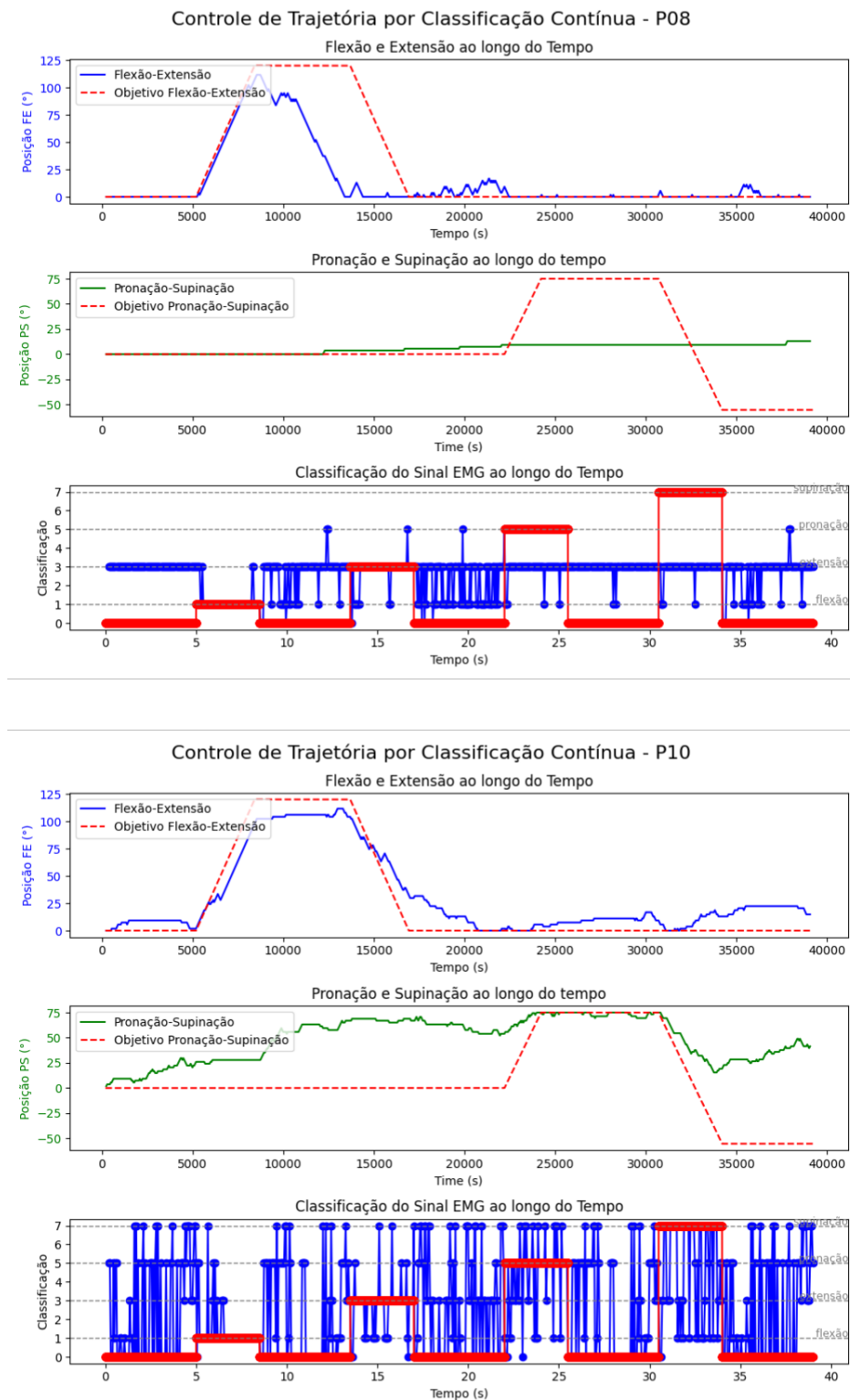


Figura 34 – Posição dos atuadores como resultado do controle de trajetória com movimentos consecutivos de flexão e extensão seguido de pronação e supinação para os pacientes P08 e P10. Os gráficos de posição ao longo do tempo mostram a resposta do controle para cada GDL, com linhas pontilhadas representando a posição desejada, em azul a posição real. O gráfico de Classificação do Sinal sEMG apresenta a inferência esperada e obtida pelo modelo.

4.3 Ensaios Clínicos

Com os dados coletados antes e após as sessões de reabilitação, conforme descrito na Seção 3.2, foi possível explorar os ganhos funcionais dos pacientes pós-AVC em reabilitação robótica utilizando o exoesqueleto. Conforme relatado em Campos et al. 2023, os resultados clínicos revelaram melhorias significativas em várias dimensões avaliadas. Especificamente, houve um aumento na capacidade funcional e na limitação por aspectos físicos, sugerindo uma redução nas barreiras físicas enfrentadas pelos pacientes. No entanto, os resultados avaliados pela escala SF-36, também mostraram reduções em outros domínios como a saúde mental e aspectos sociais, indicando que esses elementos podem necessitar de atenção adicional em futuras intervenções. As avaliações funcionais específicas, como a medida de independência funcional, também destacaram ganhos em atividades cotidianas como higiene pessoal e vestimenta, apesar de algumas pontuações terem permanecido estáveis. Esses resultados sublinham a complexidade dos impactos da reabilitação em pacientes pós-AVC, destacando tanto os sucessos quanto os desafios persistentes no processo de recuperação.

As variações foram especialmente observadas por meio do Questionário de Qualidade de Vida SF-36. As variáveis analisadas incluíram Capacidade Funcional, Limitação por Aspectos Físicos, Dor, Estado Geral de Saúde, Vitalidade, Aspectos Sociais, Limitação por Aspectos Emocionais e Saúde Mental. Os valores médios obtidos para os pacientes em cada categoria são apresentados na Figura 35.

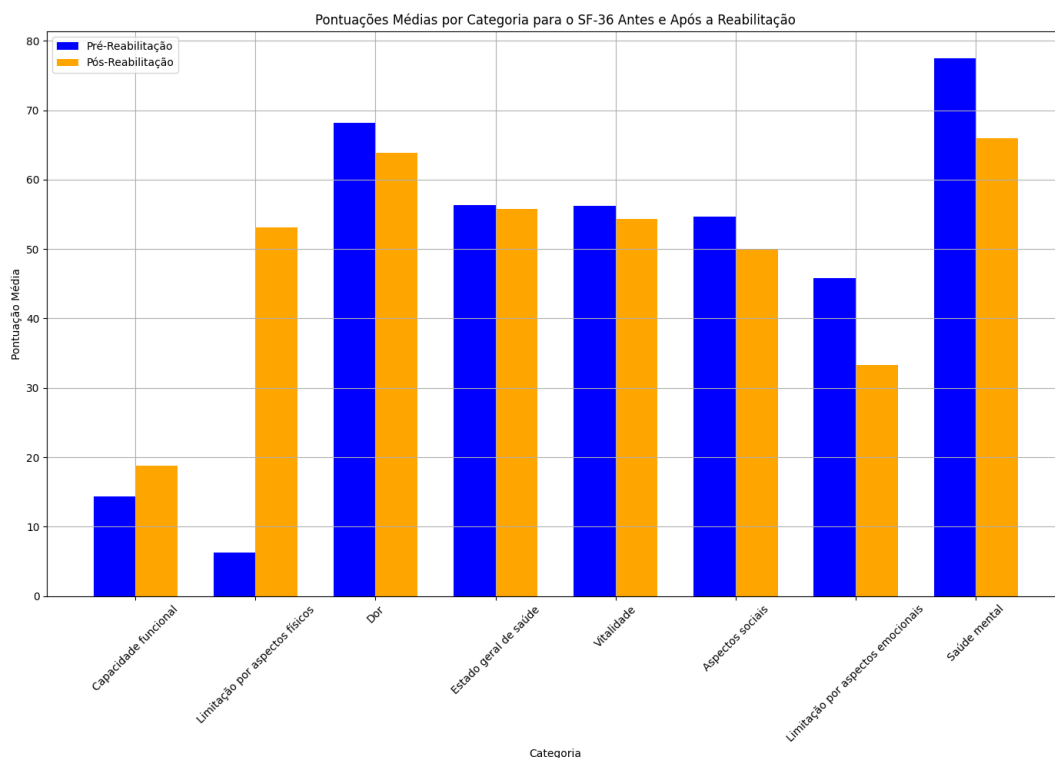


Figura 35 – Pontuações Médias por Categoria para o SF-36 Antes e Após a Reabilitação

Para determinar a significância estatística das mudanças observadas nas variáveis mencionadas, o teste de Wilcoxon para amostras pareadas foi aplicado, conforme descrito na seção 3.6.2. Este teste foi escolhido devido à sua adequação para amostras pequenas e dados não normalmente distribuídos, permitindo uma análise das diferenças nos rankings dos resultados pré e pós-reabilitação. A hipótese nula (H_0) considerada é que as medianas das diferenças entre os pares de observações pré e pós-intervenção são iguais. Portanto, a rejeição da hipótese nula indica uma mudança estatisticamente significativa na mediana após a intervenção.

Os resultados do teste de Wilcoxon, apresentados na Tabela 7, revelaram que apenas a categoria "Limitação por Aspectos Físicos" apresentou mudança estatisticamente significativa, com um p-valor de 0,041. Esta melhoria indica que o programa de reabilitação teve um impacto positivo na capacidade dos pacientes de realizar atividades físicas sem serem limitados por problemas de saúde física.

Tabela 7 – Resultados dos Testes de Wilcoxon para as Categorias do SF-36

Categoria	P-Valor
Capacidade funcional	0.443
Limitação por aspectos físicos	0.041
Dor	0.416
Estado geral de saúde	0.865
Vitalidade	0.945
Aspectos sociais	0.799
Limitação por aspectos emocionais	0.586
Saúde mental	0.383

Estes resultados sugerem que, enquanto a reabilitação foi eficaz em melhorar as limitações físicas, ela não teve impactos significativos estatisticamente nas outras dimensões de qualidade de vida avaliadas pelo SF-36 neste grupo específico de pacientes.

Foram analisadas também as co-contrações dos músculos bíceps e tríceps de pacientes antes e após um programa de reabilitação neuromotora. A partir das coletas de sinais sEMG, a atividade muscular foi expressa como porcentagem da MVC. Os mapas de calor apresentados na Figura 36 representam a intensidade e a distribuição da co-contração muscular durante os movimentos de flexão e extensão do cotovelo.

A partir da análise gráfica é possível observar alterações no perfil dos sinais sEMG coletados dos pacientes, as quais sugerem melhorias no controle motor. Antes da reabilitação, observa-se co-contrações localizadas em áreas específicas, indicando uma coordenação muscular menos eficiente. Após a reabilitação, a distribuição dos pontos nos mapas tornou-se mais ampla e uniforme, sugerindo uma melhora na capacidade dos pacientes de coordenar movimentos musculares isolados. Esse padrão disperso indica uma redução na co-contração, que é um sinal de recuperação funcional e de uma melhor

independência muscular.

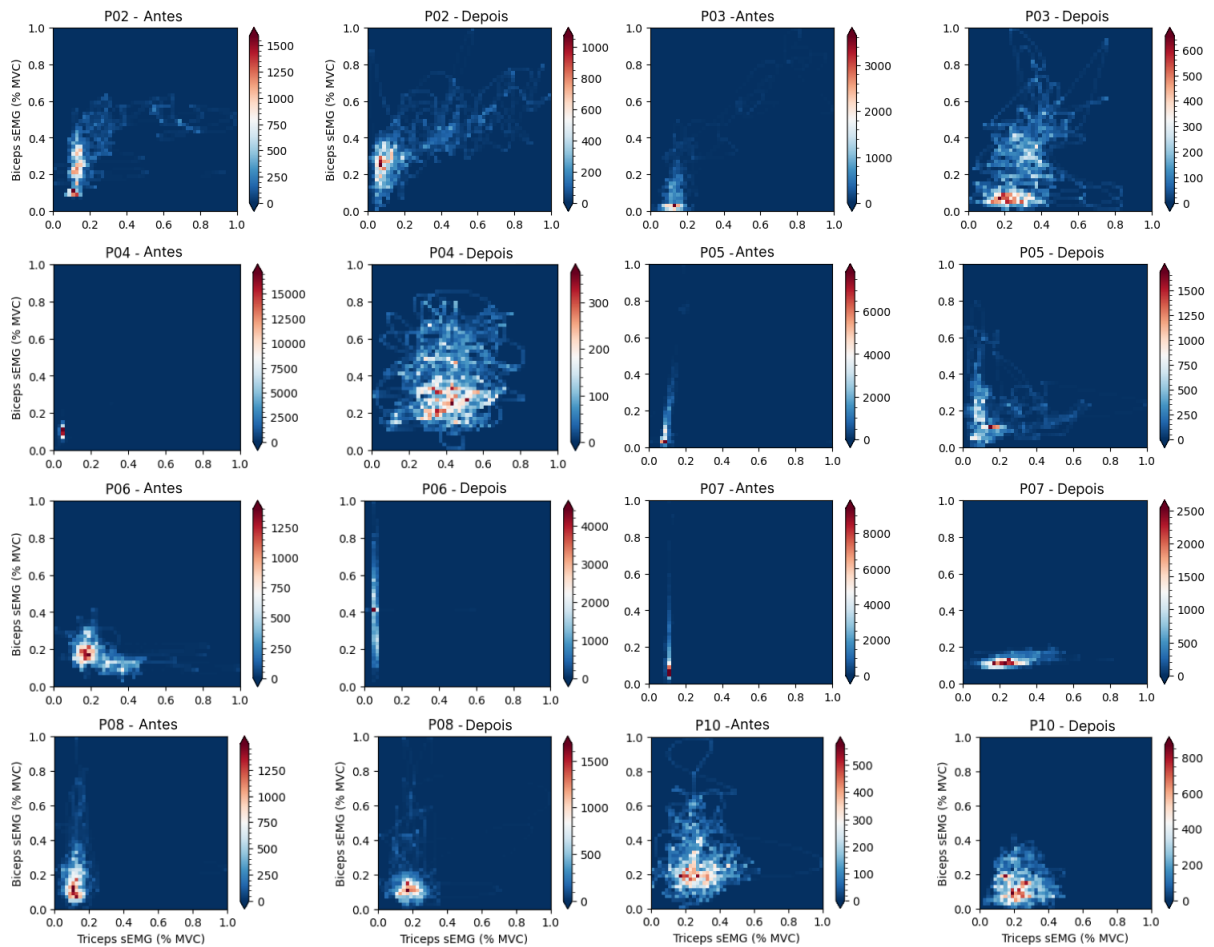


Figura 36 – Mapas de calor para índices de co-contração de cada paciente durante os movimentos de flexão e extensão do cotovelo, antes e depois das sessões de reabilitação robótica.

Os resultados sugerem que o programa de reabilitação contribuiu para uma melhoria na coordenação neuromuscular dos pacientes, permitindo um controle mais refinado dos músculos envolvidos, essencial para a recuperação da função motora. A observação da melhoria nos índices de co-contração sugeriu o potencial para desenvolvimento de estratégias de controle baseadas no nível de co-contração, as quais são exploradas em detalhes na seção 4.4.

Finalmente, após o término do período de reabilitação robótica, os pacientes foram questionados a respeito da autoavaliação da reabilitação, conforme o formulário no Anexo B. A Figura 37 apresenta os resultados obtidos dos questionários. Os resultados do questionário sobre a utilização do exoesqueleto para reabilitação neuromotora revelam uma avaliação positiva por parte dos pacientes. A maioria (50%) classificou a melhoria neuromotora com a nota máxima (5), e um 37,5% atribuiu notas altas (5) para a capacidade de realizar atividades diárias, evidenciando uma melhoria concreta em suas habilidades motoras cotidianas. Na comparação com outras formas de reabilitação, 62,5% dos pacientes

deram a nota 4, indicando uma eficácia percebida como superior à de outras abordagens. Além disso, a recomendação do exoesqueleto foi expressivamente positiva, com 87,5% dos participantes aconselhando seu uso para outros pacientes em reabilitação neuromotora. Esses dados ressaltam o impacto benéfico do exoesqueleto na melhoria da qualidade de vida e na autonomia dos pacientes, ao mesmo tempo que sugerem áreas de melhoria na funcionalidade e no desempenho do dispositivo para futuras inovações.

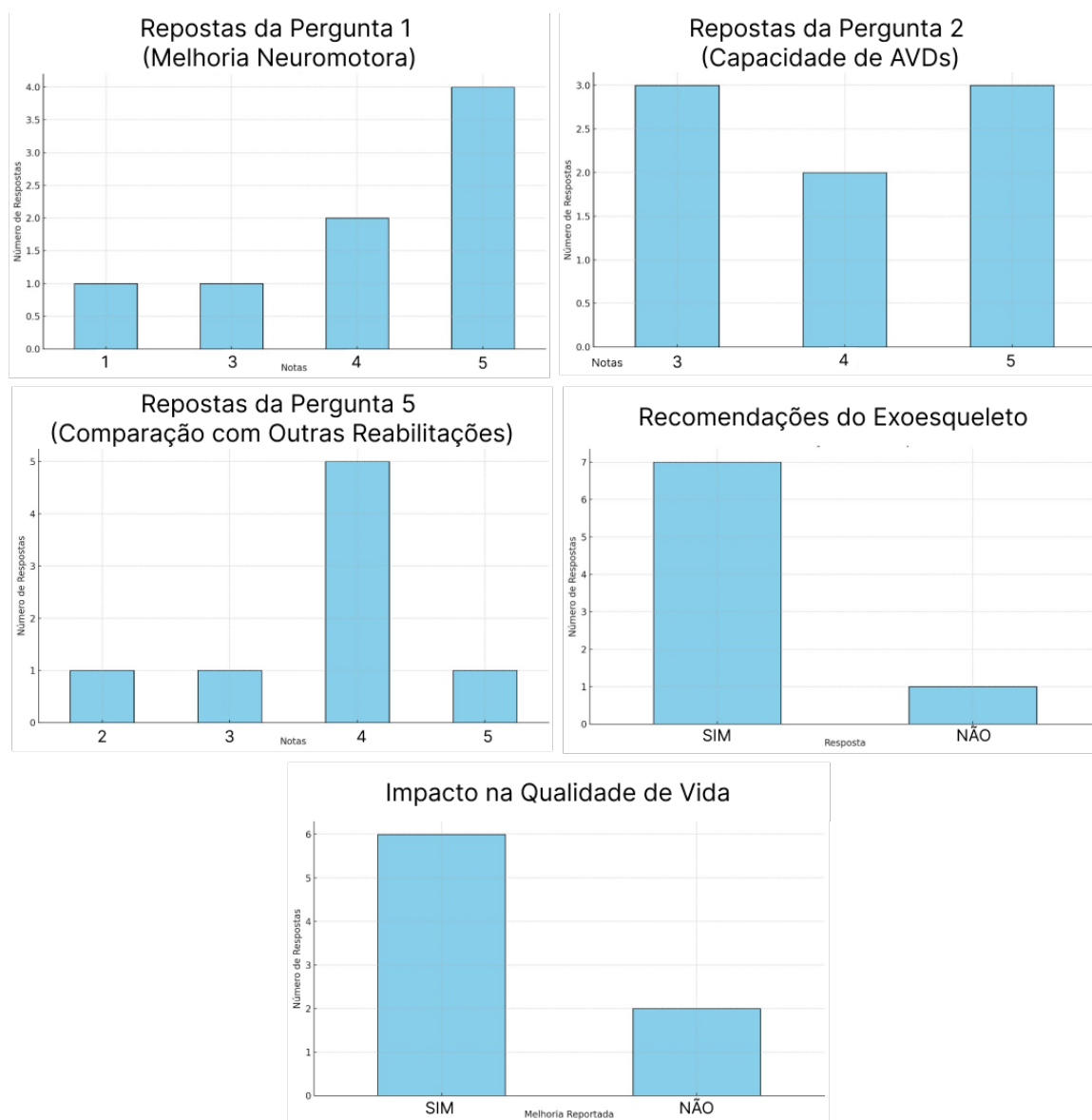


Figura 37 – Resultados dos questionários de autoavaliação e percepção ao longo do processo de reabilitação robótica.

4.4 Controle de Co-Contração em Pacientes pós-AVC

O controle de co-contração foi simulado para os dados dos pacientes pós-AVC após as seções de reabilitação, período em que foi observada melhora na co-contração de músculos antagonistas, como apresentado na seção 4.3. Dessa forma, aplicou-se o controle de co-contração exclusivamente ao grau de liberdade de flexão e extensão do cotovelo.

A estratégia foi implementando considerando uma zona neutra definida por meio do módulo do vetor do índice de co-contração, definido considerando um valor fixo de 30% da MVC de cada paciente. Para a função de controle foi considerada uma velocidade máxima de $55,8^\circ/\text{s}$ (w_{max}).

Para essa estratégia de controle o sinal sEMG foi pré-processado de modo a obter a envoltória do sinal que melhor representa a intensidade da contração muscular, conforme descrito na subseção 3.1.2.

Para o controle de co-contração, foram definidos coeficientes individualizados conforme apresentado na Seção 3.5.2. Os coeficientes foram calculados a partir da extração de sinais do bíceps e do tríceps durante os movimentos de flexão e extensão isotônicos do cotovelo captados seguindo o protocolo proposto na Seção 3.3. Além disso, os sinais foram normalizados considerando a MVC obtida individualmente para o bíceps e tríceps durante os movimentos de flexão isométrica e extensão isométrica, respectivamente.

Os resultados de trajetória obtidos para o controle de co-contração são apresentados na Figura 38. Dos gráficos, pode-se observar que, com exceção dos pacientes P06 e P07, foi possível executar os movimentos de flexão e extensão mesmo que não realizados em toda sua amplitude de movimento. Comparando os resultados obtidos com os mapas de calor apresentados para os índices de co-contração dos pacientes, pode-se observar também que esses mesmos pacientes não apresentaram melhoria detectável na co-contração, fator que influenciou para o mal desempenho do controlador, observando-se a saturação do mesmo.

Os resultados sugerem que o controle de co-contração baseado em limiar de atividade e ajustes individualizados pode melhorar a interação entre o paciente e o exoesqueleto. Como resultado desta pesquisa, acredita-se que a implementação dessa abordagem contribui para uma reabilitação mais eficaz, possibilitando que os pacientes pós-AVC recuperem a funcionalidade do membro superior de maneira mais eficiente e com maior controle sobre os movimentos realizados.

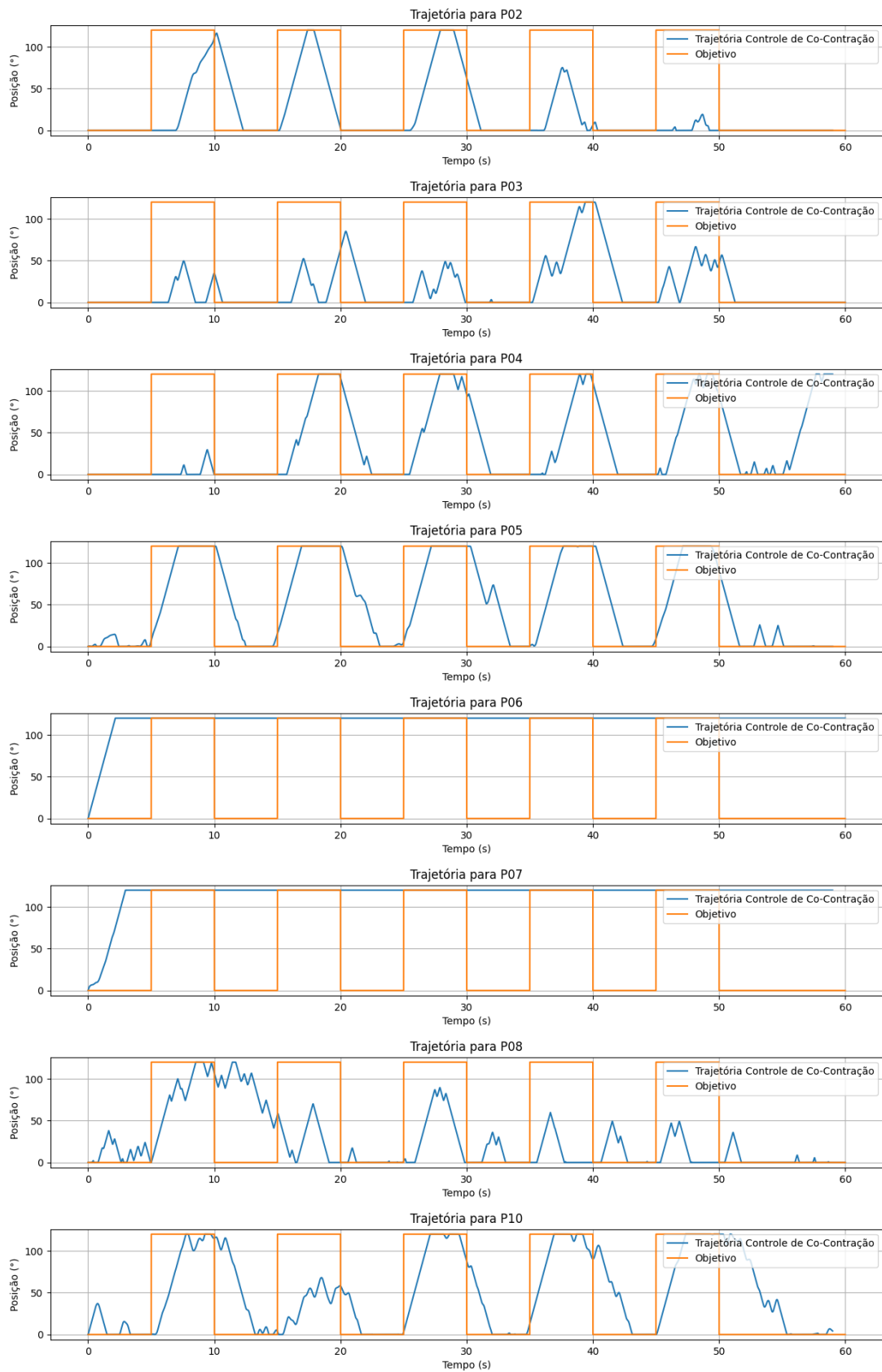


Figura 38 – Trajetórias obtidas para cada paciente para o controle de co-contratação durante movimentos subsequentes de flexão e extensão isotônica do cotovelo.

5 Conclusões

Este trabalho abordou o desenvolvimento e aplicação de estratégias e interfaces de controle em um exoesqueleto de braço para a reabilitação neuromotora de pacientes pós-AVC, explorando abordagens passiva, passiva-assistida e estratégias baseadas em eletromiografia de superfície (sEMG) para identificar a intenção de movimento. A implementação dessas estratégias adaptadas às necessidades individuais dos pacientes com o exoesqueleto resultou em melhorias tangíveis na funcionalidade e qualidade de vida. As sessões de reabilitação aumentaram a capacidade funcional dos pacientes, permitindo maior independência nas atividades cotidianas e uma significativa redução nas limitações físicas, conforme evidenciado pela melhoria nos escores da escala SF-36 e confirmado por análises estatísticas.

Os resultados obtidos a partir dos ensaios clínicos revelam sucesso na funcionalidade e usabilidade do dispositivo em um cenário de reabilitação. Cerca de 62,5% dos pacientes consideraram o exoesqueleto superior ou complementar a outras abordagens, e 87,5% recomendariam seu uso, sugerindo que a reabilitação robótica pode ser uma adição valiosa ao repertório de tratamentos para reabilitação neuromotora. Além disso, os resultados positivos derivaram de uma interface de controle simplificada, com comandos de alto nível definidos pelo terapeuta, indicando que abordagens simplificadas podem ser eficazes na reabilitação. Esses benefícios podem ser atribuídos ao controle assistido de trajetória, que proporciona um ambiente controlado e repetitivo, alinhado com estudos que sugerem que treinamentos repetitivos melhoram a função motora do membro superior (Thomas et al. 2017). Além disso, esta estratégia potencialmente reduz a carga cognitiva dos pacientes e aumenta o engajamento nas sessões de reabilitação, influenciando positivamente a participação ativa do paciente.

A análise do sinal sEMG antes e após a reabilitação neuromotora mostrou uma diminuição na co-contracção, indicando uma melhoria na coordenação muscular após a intervenção terapêutica. No entanto, as interfaces de controle baseadas em sEMG enfrentaram limitações importantes, com os algoritmos de classificação não conseguindo inferir precisamente a intenção de movimento dos pacientes, confirmando as hipóteses iniciais do estudo. Os desafios surgiram principalmente devido a fenômenos fisiológicos relacionados à incapacidade motora, que afetam a geração, detecção e classificação dos sinais de sEMG. Esses resultados sugerem que as interfaces de controle baseadas em sEMG, na forma implementada, não atendem eficazmente a todos os pacientes pós-AVC, especialmente aqueles com incapacidades severas em estágio crônico. Pacientes com condições menos severas poderiam potencialmente se beneficiar mais dessas tecnologias.

O controle de co-contracção foi apresentado como uma potencial alternativa às estratégias classificatórias para o controle do exoesqueleto. Esta abordagem permite uma maior participação ativa do paciente na reabilitação, potencialmente reduzindo a frustração associada aos modelos classificatórios. Isso porque o controle de co-contracção se diferencia especialmente, devido às transições mais suaves entre movimentos antagonistas, diferentemente do modelo classificatório que alterna abruptamente entre tarefas predefinidas. Além disso, ao focar na capacidade dos pacientes de controlar a co-contracção muscular, esta estratégia pode oferecer um *feedback* mais direto e intuitivo, facilitando o engajamento e a adaptação dos pacientes ao tratamento.

No estudo clínico realizado para avaliar a reabilitação robótica, uma limitação metodológica significativa foi identificada devido ao tamanho reduzido da amostra, e à inexistência de um grupo controle, impactando a generalização dos resultados. Adicionalmente, a falta de avaliação cega, onde os avaliadores conheciam as condições de tratamento dos pacientes, pode ter introduzido viés nas avaliações. Estas limitações ressaltam a necessidade de estruturas experimentais mais robustas em futuras pesquisas, incluindo um maior número de participantes, grupos de controle, e avaliações cegas. Além disso, o estudo focou em pacientes em estágio crônico pós-AVC, conhecido por ter um potencial de reabilitação reduzido devido à diminuição da neuroplasticidade (Dimyan e Cohen 2011, Cramer e Riley 2008, Coleman et al. 2017), limitando o potencial de recuperação. Assim, estudos futuros deveriam incluir pacientes em diferentes estágios de recuperação e com uma variedade mais ampla de condições neuromotoras, permitindo uma análise mais adequada dos efeitos terapêuticos do exoesqueleto e a generalização dos resultados para uma população mais abrangente. É fundamental, também analisar a relação entre as estratégias de controle aplicadas e a condição neuromotora de cada paciente, o que permitirá identificar o protocolo de reabilitação mais adequado para diferentes incapacidades neuromotoras, permitindo tratamentos personalizados e potencialmente mais eficazes.

Em conclusão, este estudo destacou o potencial dos exoesqueletos na reabilitação neuromotora de pacientes pós-AVC, demonstrando melhorias significativas em suas capacidades funcionais e redução das limitações físicas. No entanto, as limitações metodológicas apontam para a necessidade de análises mais amplas e robustas em futuras pesquisas, tais como aumentar a amostra, incluir grupos de controle e implementar avaliações cegas. Também é crucial explorar novas estratégias e interfaces de controle para aprofundar nosso conhecimento e otimizar o uso de tecnologias assistivas. Apesar das restrições, o estudo reforça o valor dos sistemas robóticos de reabilitação, particularmente do exoesqueleto empregado, e a importância de adaptar os protocolos e estratégias de controle às necessidades individuais dos pacientes para maximizar os benefícios terapêuticos e melhorar a qualidade de vida dos afetados por AVC.

Referências

- ALGHAMDI, I. et al. Prevalence of fatigue after stroke: a systematic review and meta-analysis. *European stroke journal*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 6, n. 4, p. 319–332, 2021. Citado na página 14.
- AMAMCHERLA, N.; TURLAPATY, A.; GOKARAJU, B. A machine learning system for classification of emg signals to assist exoskeleton performance. In: IEEE. *2018 IEEE applied imagery pattern recognition workshop (AIPR)*. [S.l.], 2018. p. 1–4. Citado na página 31.
- AN, K. N.; ZOBITZ, M. E.; MORREY, B. F. Biomechanics of the elbow. In: *The Elbow and its Disorders: Fourth Edition*. [S.l.]: Elsevier, 2008. p. 39–63. Citado na página 21.
- ANDROWIS, G. J. et al. Motor control changes after utilizing upper extremity myoelectric powered wearable orthotics in persons with acute sci. In: IEEE. *2023 45th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. [S.l.], 2023. p. 1–4. Citado na página 30.
- ANDROWIS, G. J. et al. The rehabilitation effects of myoelectric powered wearable orthotics on improving upper extremity function in persons with sci. In: IEEE. *2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. [S.l.], 2021. p. 4944–4948. Citado na página 28.
- ANTUVAN, C. W. et al. Role of muscle synergies in real-time classification of upper limb motions using extreme learning machines. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Springer, v. 13, p. 1–15, 2016. Citado na página 30.
- APRILE, I. et al. Upper limb robotic rehabilitation after stroke: a multicenter, randomized clinical trial. *Journal of Neurologic Physical Therapy*, LWW, v. 44, n. 1, p. 3–14, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 20.
- ASSADI, S. H. et al. Less-affected hand function is associated with independence in daily living: A longitudinal study poststroke. *Stroke*, Am Heart Assoc, v. 53, n. 3, p. 939–946, 2022. Citado na página 20.
- AVAN, A.; HACHINSKI, V. Stroke and dementia, leading causes of neurological disability and death, potential for prevention. *Alzheimer's & Dementia*, Wiley Online Library, v. 17, n. 6, p. 1072–1076, 2021. Citado na página 14.
- AZZOLLINI, V.; DALISE, S.; CHISARI, C. How does stroke affect skeletal muscle? state of the art and rehabilitation perspective. *Frontiers in Neurology*, Frontiers Media SA, v. 12, p. 797559, 2021. Citado na página 14.
- BERNHARDT, J. et al. Stroke rehabilitation in low-income and middle-income countries: a call to action. *The Lancet*, Elsevier, v. 396, n. 10260, p. 1452–1462, 2020. Citado na página 14.
- BHATTACHARJEE, S. et al. The combined effect of robot-assisted therapy and activities of daily living training on upper limb recovery in persons with subacute stroke: A

randomized controlled trial. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Elsevier, v. 105, n. 6, p. 1041–1049, 2024. Citado na página 19.

BLABE, C. H. et al. Assessment of brain–machine interfaces from the perspective of people with paralysis. *Journal of neural engineering*, IOP Publishing, v. 12, n. 4, p. 043002, 2015. Citado na página 29.

BROEKS, J. G. et al. The long-term outcome of arm function after stroke: results of a follow-up study. *Disability and rehabilitation*, Taylor & Francis, v. 21, n. 8, p. 357–364, 1999. Citado na página 14.

CAMPOS, T. S. et al. Efeito do exoesqueleto de membro superior na melhora da força muscular de pacientes hemiparéticos pós acidente vascular cerebral. In: EDITORA REDE UNIDA. *Anais do 16º Congresso Internacional da Rede Unida - Revista Saúde em Redes*. [S.l.], 2023. v. 10, n. Supl. 2. Citado na página 71.

CAPPELLO, L. et al. Design and preliminary characterization of a soft wearable exoskeleton for upper limb. In: IEEE. *2016 6th IEEE international conference on biomedical robotics and biomechatronics (BioRob)*. [S.l.], 2016. p. 623–630. Citado 3 vezes nas páginas 8, 28 e 29.

CENE, V. H.; BALBINOT, A. Resilient emg classification to enable reliable upper-limb movement intent detection. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, IEEE, v. 28, n. 11, p. 2507–2514, 2020. Citado na página 31.

CHANG, W. H.; KIM, Y.-H. Robot-assisted therapy in stroke rehabilitation. *Journal of stroke*, Korean Stroke Society, v. 15, n. 3, p. 174, 2013. Citado na página 15.

CHEN, S.-H. et al. Assistive control system for upper limb rehabilitation robot. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, IEEE, v. 24, n. 11, p. 1199–1209, 2016. Citado na página 33.

CHIEN, W.-t. et al. Robot-assisted therapy for upper-limb rehabilitation in subacute stroke patients: A systematic review and meta-analysis. *Brain and behavior*, Wiley Online Library, v. 10, n. 8, p. e01742, 2020. Citado na página 18.

COLEMAN, E. R. et al. Early rehabilitation after stroke: a narrative review. *Current atherosclerosis reports*, Springer, v. 19, p. 1–12, 2017. Citado na página 78.

CRAMER, S. C.; RILEY, J. D. Neuroplasticity and brain repair after stroke. *Current opinion in neurology*, LWW, v. 21, n. 1, p. 76–82, 2008. Citado na página 78.

DAWLEY, J. A.; FITE, K. B.; FULK, G. D. EMG control of a bionic knee prosthesis: Exploiting muscle co-contractions for improved locomotor function. In: *2013 IEEE 13th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*. Seattle, WA: IEEE, 2013. p. 1–6. ISBN 978-1-4673-6024-1 978-1-4673-6022-7. Citado na página 54.

DELLEN, A. E. van et al. A systematic review of bilateral upper limb training devices for poststroke rehabilitation. *Stroke research and treatment*, Wiley Online Library, v. 2012, n. 1, p. 972069, 2012. Citado na página 15.

DEŽMAN, M. et al. Mechanical design and friction modelling of a cable-driven upper-limb exoskeleton. *Mechanism and Machine Theory*, Elsevier, v. 171, p. 104746, 2022. Citado 3 vezes nas páginas 8, 27 e 29.

- DIAS, E.; ULHOA, P.; ANDRADE, R. Design of a 3 degree-of-freedom upper-limb active exoskeleton with cable-driven actuators for neuromotor rehabilitation. In: IEEE. *2023 IEEE Colombian Caribbean Conference (C3)*. [S.l.], 2023. p. 1–6. Citado na página 27.
- DIAS, E. A.; ANDRADE, R. M. d. Design of a cable-driven actuator for pronation and supination of the forearm to integrate an active arm orthosis. In: MDPI. *Proceedings*. [S.l.], 2020. v. 64, n. 1, p. 4. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 35.
- DIAS, E. A. F. *Órtese Ativa de Braço para Reabilitação Neuromotora: protótipo digital, fabricação e controle preliminar*. Dissertação (Projeto de Graduação) — Universidade Federal do Espírito Santo, Espírito Santo, Brasil, 2022. Orientador: Raphael Milanezi de Andrade. Citado na página 32.
- UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO. Eduardo Antonio Fragoso Dias e Raphael Milanezi de Andrade. *Órtese Robótica de Membro Superior Movidada por Cabos de Aço para Reabilitação Neuromotora*. 2023. BR 20 2023 021372 9, 16/10/2023. Citado na página 27.
- DIMYAN, M. A.; COHEN, L. G. Neuroplasticity in the context of motor rehabilitation after stroke. *Nature Reviews Neurology*, Nature Publishing Group UK London, v. 7, n. 2, p. 76–85, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 78.
- DOBKIN, B. H. Strategies for stroke rehabilitation. *The Lancet Neurology*, Elsevier, v. 3, n. 9, p. 528–536, 2004. Citado na página 17.
- DOHLE, C. I. et al. Pilot study of a robotic protocol to treat shoulder subluxation in patients with chronic stroke. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Springer, v. 10, p. 1–5, 2013. Citado na página 25.
- DURET, C.; GROSMIRE, A.-G.; KREBS, H. I. Robot-assisted therapy in upper extremity hemiparesis: overview of an evidence-based approach. *Frontiers in neurology*, Frontiers Media SA, v. 10, p. 412, 2019. Citado na página 32.
- ELLIOTT, K. C. et al. Physiological basis of neuromotor recovery. In: *Rehabilitation robotics*. [S.l.]: Elsevier, 2018. p. 1–13. Citado na página 17.
- FARRELL, T. R.; WEIR, R. F. The optimal controller delay for myoelectric prostheses. *IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, IEEE, v. 15, n. 1, p. 111–118, 2007. Citado na página 59.
- FASOLI, S. E. et al. Effects of robotic therapy on motor impairment and recovery in chronic stroke. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, Elsevier, v. 84, n. 4, p. 477–482, 2003. Citado na página 15.
- FEIGIN, V. L. et al. World stroke organization (wso): global stroke fact sheet 2022. *International Journal of Stroke*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 17, n. 1, p. 18–29, 2022. Citado na página 14.
- FEIGIN, V. L. et al. Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990–2019: a systematic analysis for the global burden of disease study 2019. *The Lancet Neurology*, Elsevier, v. 20, n. 10, p. 795–820, 2021. Citado na página 14.

- FERREIRA, F. M. R. M. et al. Effectiveness of robot therapy on body function and structure in people with limited upper limb function: A systematic review and meta-analysis. *PloS one*, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 13, n. 7, p. e0200330, 2018. Citado na página 18.
- GASPERINA, S. D. et al. Review on patient-cooperative control strategies for upper-limb rehabilitation exoskeletons. *Frontiers in Robotics and AI*, Frontiers Media SA, v. 8, p. 745018, 2021. Citado na página 15.
- GOPURA, R. et al. Developments in hardware systems of active upper-limb exoskeleton robots: A review. *Robotics and Autonomous Systems*, Elsevier, v. 75, p. 203–220, 2016. Citado na página 26.
- GOPURA, R. A. R. C.; KIGUCHI, K.; LI, Y. Sueful-7: A 7dof upper-limb exoskeleton robot with muscle-model-oriented emg-based control. In: IEEE. *2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. [S.l.], 2009. p. 1126–1131. Citado na página 26.
- GUERRERO-MENDEZ, C. D. et al. Influence of temporal and frequency selective patterns combined with csp layers on performance in exoskeleton-assisted motor imagery tasks. *NeuroSci*, MDPI, v. 5, n. 2, p. 169–183, 2024. Citado na página 27.
- GUNASEKARA, J. et al. Control methodologies for upper limb exoskeleton robots. In: IEEE. *2012 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*. [S.l.], 2012. p. 19–24. Citado na página 32.
- GUPTA, S.; AGRAWAL, A.; SINGLA, E. Wearable upper limb exoskeletons: Generations, design challenges and task oriented synthesis. In: SPRINGER. *New Trends in Medical and Service Robotics: Advances in Theory and Practice*. [S.l.], 2019. p. 134–142. Citado na página 26.
- HACKETT, M. L. et al. Frequency of depression after stroke: a systematic review of observational studies. *Stroke*, Am Heart Assoc, v. 36, n. 6, p. 1330–1340, 2005. Citado na página 14.
- HOGAN, N. et al. Mit-manus: a workstation for manual therapy and training. i. In: IEEE. *[1992] Proceedings IEEE International Workshop on Robot and Human Communication*. [S.l.], 1992. p. 161–165. Citado na página 25.
- HORNBY, T. G. et al. Importance of specificity, amount, and intensity of locomotor training to improve ambulatory function in patients poststroke. *Topics in stroke rehabilitation*, Taylor & Francis, v. 18, n. 4, p. 293–307, 2011. Citado na página 17.
- HUANG, J.; TU, X.; HE, J. Design and evaluation of the rupert wearable upper extremity exoskeleton robot for clinical and in-home therapies. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems*, IEEE, v. 46, n. 7, p. 926–935, 2015. Citado na página 26.
- IACO, L. D. et al. Upper limb robots for recovery of motor arm function in patients with stroke: A systematic review and meta-analysis. *Neurology*, AAN Enterprises, v. 103, n. 2, p. e209495, 2024. Citado na página 19.

- IRASTORZA-LANDA, N. et al. Design of continuous emg classification approaches towards the control of a robotic exoskeleton in reaching movements. In: IEEE. *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*. [S.l.], 2017. p. 128–133. Citado na página 32.
- ISHIZUKI, M. Functional anatomy of the elbow joint and three-dimensional quantitative motion analysis of the elbow joint. *Nihon Seikeigeka Gakkai Zasshi*, v. 53, n. 8, p. 989–996, 1979. Citado na página 21.
- ISLAM, M. R. et al. Exoskeletons in upper limb rehabilitation: A review to find key challenges to improve functionality. *Control Theory in Biomedical Engineering*, Elsevier, p. 235–265, 2020. Citado na página 26.
- ISON, M.; ARTEMIADIS, P. The role of muscle synergies in myoelectric control: trends and challenges for simultaneous multifunction control. *Journal of neural engineering*, IOP Publishing, v. 11, n. 5, p. 051001, 2014. Citado na página 30.
- JEON, S. Y.; KI, M.; SHIN, J.-H. Resistive versus active assisted robotic training for the upper limb after a stroke: A randomized controlled study. *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, Elsevier, v. 67, n. 1, p. 101789, 2024. Citado na página 32.
- KIM, B.; DESHPANDE, A. D. An upper-body rehabilitation exoskeleton harmony with an anatomical shoulder mechanism: Design, modeling, control, and performance evaluation. *The International Journal of Robotics Research*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 36, n. 4, p. 414–435, 2017. Citado na página 27.
- KIM, H. et al. Admittance control of an upper limb exoskeleton-reduction of energy exchange. In: IEEE. *2012 annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society*. [S.l.], 2012. p. 6467–6470. Citado na página 34.
- KREBS, H. I. et al. Robot-aided neurorehabilitation. *IEEE transactions on rehabilitation engineering*, IEEE, v. 6, n. 1, p. 75–87, 1998. Citado na página 32.
- KREBS, H. I. et al. Overview of clinical trials with mit-manus: a robot-aided neuro-rehabilitation facility. *Technology and Health Care*, IOS Press, v. 7, n. 6, p. 419–423, 1999. Citado na página 25.
- KREBS, H. I. et al. Rehabilitation robotics: Performance-based progressive robot-assisted therapy. *Autonomous robots*, Springer, v. 15, p. 7–20, 2003. Citado na página 34.
- KUIKEN, T. A. et al. Targeted reinnervation for enhanced prosthetic arm function in a woman with a proximal amputation: a case study. *The Lancet*, Elsevier, v. 369, n. 9559, p. 371–380, 2007. Citado na página 30.
- KWAKKEL, G.; KOLLEN, B. J.; KREBS, H. I. Effects of robot-assisted therapy on upper limb recovery after stroke: a systematic review. *Neurorehabilitation and neural repair*, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 22, n. 2, p. 111–121, 2008. Citado na página 18.
- KWAKKEL, G.; KOLLEN, B. J.; WAGENAAR, R. C. Therapy impact on functional recovery in stroke rehabilitation: a critical review of the literature. *Physiotherapy*, Elsevier, v. 85, n. 7, p. 377–391, 1999. Citado na página 14.

- KWOK, T. M.; YU, H. Asymmetric bimanual adl training with underactuated exoskeleton using independent joint control and visual guidance. *IEEE Access*, IEEE, 2024. Citado na página 26.
- LANG, C. E.; BEEBE, J. A. Relating movement control at 9 upper extremity segments to loss of hand function in people with chronic hemiparesis. *Neurorehabilitation and neural repair*, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 21, n. 3, p. 279–291, 2007. Citado na página 20.
- LANGHORNE, P.; COUPAR, F.; POLLOCK, A. Motor recovery after stroke: a systematic review. *The Lancet Neurology*, Elsevier, v. 8, n. 8, p. 741–754, 2009. Citado na página 14.
- LAPARIDOU, D. et al. Patient, carer, and staff perceptions of robotics in motor rehabilitation: a systematic review and qualitative meta-synthesis. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Springer, v. 18, p. 1–24, 2021. Citado na página 19.
- LAUT, J.; PORFIRI, M.; RAGHAVAN, P. The present and future of robotic technology in rehabilitation. *Current physical medicine and rehabilitation reports*, Springer, v. 4, p. 312–319, 2016. Citado na página 15.
- LAWRENCE, E. S. et al. Estimates of the prevalence of acute stroke impairments and disability in a multiethnic population. *Stroke*, Am Heart Assoc, v. 32, n. 6, p. 1279–1284, 2001. Citado na página 14.
- LEE, S. H. et al. Comparisons between end-effector and exoskeleton rehabilitation robots regarding upper extremity function among chronic stroke patients with moderate-to-severe upper limb impairment. *Scientific reports*, Nature Publishing Group UK London, v. 10, n. 1, p. 1806, 2020. Citado na página 26.
- LENZI, T. et al. Proportional emg control for upper-limb powered exoskeletons. In: IEEE. *2011 annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society*. [S.l.], 2011. p. 628–631. Citado na página 33.
- LENZI, T. et al. Intention-based emg control for powered exoskeletons. *IEEE transactions on biomedical engineering*, IEEE, v. 59, n. 8, p. 2180–2190, 2012. Citado na página 30.
- LI, X. et al. A human joint torque estimation method for elbow exoskeleton control. *International Journal of Humanoid Robotics*, World Scientific, v. 17, n. 03, p. 1950039, 2020. Citado na página 30.
- LIESHOUT, E. C. v. et al. Does upper limb strength play a prominent role in health-related quality of life in stroke patients discharged from inpatient rehabilitation? *Topics in stroke rehabilitation*, Taylor & Francis, v. 27, n. 7, p. 525–533, 2020. Citado na página 20.
- LINDBERG, P. et al. Effects of passive-active movement training on upper limb motor function and cortical activation in chronic patients with stroke: a pilot study. *Journal of rehabilitation medicine*, Stockholm, Sweden: Taylor & Francis, c2001-, v. 36, n. 3, p. 117–123, 2004. Citado na página 32.
- LINDE, R. Q. Van der et al. The hapticmaster, a new high-performance haptic interface. In: EDINBURGH UNIVERSITY. *Proc. Eurohaptics*. [S.l.], 2002. p. 1–5. Citado na página 25.

- LO, A. C. et al. Robot-assisted therapy for long-term upper-limb impairment after stroke. *New England Journal of Medicine*, Mass Medical Soc, v. 362, n. 19, p. 1772–1783, 2010. Citado na página 15.
- LOBO-PRAT, J. et al. Non-invasive control interfaces for intention detection in active movement-assistive devices. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Springer, v. 11, p. 1–22, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- LUNA, C. O. et al. Admittance-based upper limb robotic active and active-assistive movements. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 12, n. 9, p. 117, 2015. Citado na página 34.
- LUO, L. et al. A greedy assist-as-needed controller for upper limb rehabilitation. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, IEEE, v. 30, n. 11, p. 3433–3443, 2019. Citado na página 33.
- MAO, Y.; AGRAWAL, S. K. Design of a cable-driven arm exoskeleton (carex) for neural rehabilitation. *IEEE transactions on robotics*, IEEE, v. 28, n. 4, p. 922–931, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 34.
- MARCEL, I. Patient and staff acceptance of robotic technology in occupational therapy: a pilot study. *Journal of rehabilitation research and development*, v. 28, n. 2, 1991. Citado na página 25.
- MCCABE, J. P. et al. Feasibility and clinical experience of implementing a myoelectric upper limb orthosis in the rehabilitation of chronic stroke patients: a clinical case series report. *PloS one*, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 14, n. 4, p. e0215311, 2019. Citado na página 28.
- MEHRHOLZ, J. et al. Systematic review with network meta-analysis of randomized controlled trials of robotic-assisted arm training for improving activities of daily living and upper limb function after stroke. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Springer, v. 17, p. 1–14, 2020. Citado na página 19.
- MEIER, T. B. et al. Individuals with moderate to severe hand impairments may struggle to use emg control for assistive devices. In: IEEE. *2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. [S.l.], 2022. p. 2864–2869. Citado na página 30.
- MERLETTI, R. Surface electromyography: The seniam project. *European Journal of Physical and Rehabilitation Medicine*, Edizioni Minerva Medica, v. 36, n. 4, p. 167, 2000. Citado na página 46.
- MORIWAKI, Y. et al. Development of forearm models based on human musculoskeletal system. *Journal of Biomechanical Science and Engineering*, The Japan Society of Mechanical Engineers, v. 4, n. 1, p. 153–164, 2009. Citado na página 22.
- MORREY, B.; ASKEW, L.; CHAO, E. A biomechanical study of normal functional elbow motion. *JBJS, LWW*, v. 63, n. 6, p. 872–877, 1981. Citado na página 21.
- MURRAY, I. A. *Determining upper limb kinematics and dynamics during everyday tasks*. Tese (Doutorado) — Newcastle University, 1999. Citado na página 21.

- MURRAY, I. A.; JOHNSON, G. R. A study of the external forces and moments at the shoulder and elbow while performing every day tasks. *Clinical biomechanics*, Elsevier, v. 19, n. 6, p. 586–594, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 22.
- NAZMI, N. et al. A review of classification techniques of emg signals during isotonic and isometric contractions. *Sensors*, MDPI, v. 16, n. 8, p. 1304, 2016. Citado na página 31.
- NEF, T. et al. Armin-exoskeleton robot for stroke rehabilitation. In: SPRINGER. *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, September 7-12, 2009, Munich, Germany: Vol. 25/9 Neuroengineering, Neural Systems, Rehabilitation and Prosthetics*. [S.l.], 2009. p. 127–130. Citado na página 26.
- NORMAN, R. W.; KOMI, P. V. Electromechanical delay in skeletal muscle under normal movement conditions. *Acta Physiologica Scandinavica*, Wiley Online Library, v. 106, n. 3, p. 241–248, 1979. Citado na página 30.
- NOROUZI-GHEIDARI, N.; ARCHAMBAULT, P. S.; FUNG, J. Robot-assisted reaching performance of chronic stroke and healthy individuals in a virtual versus a physical environment: a pilot study. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, IEEE, v. 27, n. 6, p. 1273–1281, 2019. Citado na página 25.
- OFFICER, A.; POSARAC, A. World report on disability. *World Health Organ: Geneva, Switzerland*, 2011. Citado na página 17.
- O’SULLIVAN, L. W.; GALLWEY, T. J. Upper-limb surface electro-myography at maximum supination and pronation torques: the effect of elbow and forearm angle. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Elsevier, v. 12, n. 4, p. 275–285, 2002. Citado na página 22.
- PADILLA-CASTAÑEDA, M. A. et al. An orthopaedic robotic-assisted rehabilitation method of the forearm in virtual reality physiotherapy. *Journal of healthcare engineering*, Wiley Online Library, v. 2018, n. 1, p. 7438609, 2018. Citado na página 25.
- PEHLIVAN, A. U.; LOSEY, D. P.; O’MALLEY, M. K. Minimal assist-as-needed controller for upper limb robotic rehabilitation. *IEEE Transactions on Robotics*, IEEE, v. 32, n. 1, p. 113–124, 2015. Citado na página 34.
- PEHLIVAN, A. U. et al. Maintaining subject engagement during robotic rehabilitation with a minimal assist-as-needed (maan) controller. In: IEEE. *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*. [S.l.], 2017. p. 62–67. Citado na página 34.
- PERRY, J. C.; ROSEN, J. Design of a 7 degree-of-freedom upper-limb powered exoskeleton. In: IEEE. *The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics, 2006. BioRob 2006*. [S.l.], 2006. p. 805–810. Citado na página 26.
- PERRY, J. C.; ROSEN, J.; BURNS, S. Upper-limb powered exoskeleton design. *IEEE/ASME transactions on mechatronics*, IEEE, v. 12, n. 4, p. 408–417, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 22.

- PIRONDINI, E. et al. Evaluation of a new exoskeleton for upper limb post-stroke neuro-rehabilitation: Preliminary results. In: SPRINGER. *Replace, Repair, Restore, Relieve—Bridging Clinical and Engineering Solutions in Neurorehabilitation: Proceedings of the 2nd International Conference on NeuroRehabilitation (ICNR2014), Aalborg, 24-26 June, 2014*. [S.l.], 2014. p. 637–645. Citado na página 27.
- POPA-WAGNER, A. et al. Ageing as a risk factor for cerebral ischemia: underlying mechanisms and therapy in animal models and in the clinic. *Mechanisms of Ageing and Development*, Elsevier, v. 190, p. 111312, 2020. Citado na página 14.
- PROIETTI, T. et al. Adaptive control of a robotic exoskeleton for neurorehabilitation. In: IEEE. *2015 7th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*. [S.l.], 2015. p. 803–806. Citado na página 34.
- PURNAWAN, I. K. A. et al. Optimal emg feature selection for classification of normal and post-stroke from hand-reaching movement. In: IEEE. *2020 4th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*. [S.l.], 2020. p. 1–6. Citado na página 31.
- QIAN, W. et al. Curer: A lightweight cable-driven compliant upper limb rehabilitation exoskeleton robot. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, IEEE, v. 28, n. 3, p. 1730–1741, 2022. Citado na página 26.
- RAGHAVAN, P. Upper limb motor impairment after stroke. *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics*, Elsevier, v. 26, n. 4, p. 599–610, 2015. Citado na página 17.
- RAHMAN, H. A.; FAI, Y. C.; MING, E. S. L. Analysis of human hand kinematics: Forearm pronation and supination. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, American Scientific Publishers, v. 4, n. 2, p. 245–249, 2014. Citado na página 22.
- REINKENSMEYER, D. J. et al. Understanding and treating arm movement impairment after chronic brain injury: progress with the arm guide. *Journal of rehabilitation research and development*, v. 37, n. 6, p. 653–662, 2014. Citado na página 33.
- REIS, M. F. d.; CHAOUBAH, A. The burden of stroke in the southeast region of brazil in 2019: an estimate based on secondary data from the brazilian united health system. *International Journal of Cardiovascular Sciences*, SciELO Brasil, v. 36, p. e20220116, 2023. Citado na página 15.
- RODRÍGUEZ-TAPIA, B. et al. Myoelectric interfaces and related applications: current state of emg signal processing—a systematic review. *IEEE Access*, IEEE, v. 8, p. 7792–7805, 2020. Citado na página 30.
- ROST, N. S. et al. Post-stroke cognitive impairment and dementia. *Circulation research*, Am Heart Assoc, v. 130, n. 8, p. 1252–1271, 2022. Citado na página 14.
- SAFANELLI, J. et al. The cost of stroke in a public hospital in brazil: a one-year prospective study. *Arquivos de neuro-psiquiatria*, SciELO Brasil, v. 77, n. 6, p. 404–411, 2019. Citado na página 14.
- SARDELLI, M.; TASHJIAN, R. Z.; MACWILLIAMS, B. A. Functional elbow range of motion for contemporary tasks. *JBJS, LWW*, v. 93, n. 5, p. 471–477, 2011. Citado na página 21.

- SCHIELE, A. *Fundamentals of ergonomic exoskeleton robots*. Tese (PhD thesis) — Universidade Técnica de Delft, 2008. Disponível em <<https://repository.tudelft.nl/record/uuid:80d212ff-37d0-4ddd-ae1-820bb24cf35e>>. Citado na página 24.
- SCHIELE, A. et al. Bowden cable actuator for force-feedback exoskeletons. In: IEEE. *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. [S.l.], 2006. p. 3599–3604. Citado na página 35.
- SCHMIT, B. D. et al. Reflex torque response to movement of the spastic elbow: theoretical analyses and implications for quantification of spasticity. *Annals of biomedical engineering*, Springer, v. 27, p. 815–829, 1999. Citado na página 21.
- SHAHID, J.; KASHIF, A.; SHAHID, M. K. A comprehensive review of physical therapy interventions for stroke rehabilitation: impairment-based approaches and functional goals. *Brain Sciences*, MDPI, v. 13, n. 5, p. 717, 2023. Citado na página 17.
- SILVA, G. S. et al. Stroke care services in brazil. *Journal of Stroke Medicine*, SAGE Publications Sage India: New Delhi, India, v. 1, n. 1, p. 51–54, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.
- SILVA, L. D. da et al. Hybrid impedance-admittance control for upper limb exoskeleton using electromyography. *Applied Sciences*, MDPI, v. 10, n. 20, p. 7146, 2020. Citado na página 33.
- SIQUEIRA, A. d. S. E.; SIQUEIRA-FILHO, A. G. d.; LAND, M. G. P. Análise do impacto econômico das doenças cardiovasculares nos últimos cinco anos no brasil. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, SciELO Brasil, v. 109, p. 39–46, 2017. Citado na página 15.
- SOMMERFELD, D. K.; GRIPENSTEDT, U.; WELMER, A.-K. Spasticity after stroke: an overview of prevalence, test instruments, and treatments. *American journal of physical medicine & rehabilitation*, LWW, v. 91, n. 9, p. 814–820, 2012. Citado na página 21.
- SUI, D. et al. Design of a wearable upper-limb exoskeleton for activities assistance of daily living. In: IEEE. *2017 IEEE international conference on advanced intelligent mechatronics (AIM)*. [S.l.], 2017. p. 845–850. Citado 3 vezes nas páginas 8, 27 e 29.
- THOMAS, L. H. et al. Repetitive task training for improving functional ability after stroke: a major update of a cochrane review. *Stroke*, Am Heart Assoc, v. 48, n. 4, p. e102–e103, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 77.
- TING, E. L. W.; CHAI, A.; CHIN, L. P. A review on emg signal classification and applications. *International Journal of Signal Processing Systems*, v. 10, n. 1, p. 1–6, 2022. Citado na página 31.
- TREUSSART, B. et al. Controlling an exoskeleton with emg signal to assist load carrying: a personalized calibration. In: IEEE. *2019 International Conference on Mechatronics, Robotics and Systems Engineering (MoRSE)*. [S.l.], 2019. p. 246–252. Citado na página 32.
- TRIGILI, E. et al. Detection of movement onset using emg signals for upper-limb exoskeletons in reaching tasks. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Springer, v. 16, p. 1–16, 2019. Citado na página 31.

- TUROLLA, A. An overall framework for neurorehabilitation robotics: Implications for recovery. In: *Rehabilitation Robotics*. [S.l.]: Elsevier, 2018. p. 15–27. Citado na página 17.
- ULHOA, P. H. F. *Prótese Robótica de Membro Inferior para Amputados Transfemorais: Desenvolvimento da Eletrônica Embarcada e Testes Preliminares*. Vitória-ES: [s.n.], 2023. Projeto de Graduação, Departamento de Engenharia Elétrica, Centro Tecnológico, Universidade Federal do Espírito Santo. Citado na página 41.
- VEERBEEK, J. M. et al. Effects of robot-assisted therapy for the upper limb after stroke: a systematic review and meta-analysis. *Neurorehabilitation and neural repair*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 31, n. 2, p. 107–121, 2017. Citado na página 15.
- VELTINK, P. H. Sensory feedback in artificial control of human mobility. *Technology and Health Care*, IOS Press, v. 7, n. 6, p. 383–391, 1999. Citado na página 23.
- WASHABAUGH, E. P. et al. A portable passive rehabilitation robot for upper-extremity functional resistance training. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, IEEE, v. 66, n. 2, p. 496–508, 2018. Citado na página 32.
- WISSEL, J.; MANACK, A.; BRAININ, M. Toward an epidemiology of poststroke spasticity. *Neurology*, AAN Enterprises, v. 80, n. 3_supplement_2, p. S13–S19, 2013. Citado na página 14.
- WU, J. et al. Robot-assisted therapy for upper extremity motor impairment after stroke: a systematic review and meta-analysis. *Physical therapy*, Oxford University Press, v. 101, n. 4, p. pzab010, 2021. Citado na página 18.
- XIONG, H.; DIAO, X. A review of cable-driven rehabilitation devices. *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, Taylor & Francis, v. 15, n. 8, p. 885–897, 2020. Citado na página 27.
- YANG, C. et al. A review of exoskeleton-type systems and their key technologies. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 222, n. 8, p. 1599–1612, 2008. Citado na página 32.
- YU, W.; ROSEN, J.; LI, X. Pid admittance control for an upper limb exoskeleton. In: IEEE. *Proceedings of the 2011 American control conference*. [S.l.], 2011. p. 1124–1129. Citado na página 34.
- ZHANG, J.; CHEAH, C. C. Passivity and stability of human–robot interaction control for upper-limb rehabilitation robots. *IEEE Transactions on Robotics*, IEEE, v. 31, n. 2, p. 233–245, 2015. Citado na página 33.
- ZHANG, L.; GUO, S.; SUN, Q. Development and assist-as-needed control of an end-effector upper limb rehabilitation robot. *Applied Sciences*, MDPI, v. 10, n. 19, p. 6684, 2020. Citado na página 25.
- ZHANG, M. et al. Quantitative evaluation system of upper limb motor function of stroke patients based on desktop rehabilitation robot. *Sensors*, MDPI, v. 22, n. 3, p. 1170, 2022. Citado na página 18.

ZHAO, K. et al. Evaluation of methods for the extraction of spatial muscle synergies. *Frontiers in neuroscience*, Frontiers Media SA, v. 16, p. 732156, 2022. Citado na página 30.

ZOLLO, L. et al. Quantitative evaluation of upper-limb motor control in robot-aided rehabilitation. *Medical & biological engineering & computing*, Springer, v. 49, p. 1131–1144, 2011. Citado na página 18.

Anexos

ANEXO A – Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)



Universidade Federal do Espírito Santo
Centro Tecnológico - CT
Departamento de Engenharia Mecânica - DEM

Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)

Projeto Dispositivos Robóticos Inteligentes para Auxílio à Mobilidade, Monitoramento e Reabilitação

Você está sendo convidado para participar da pesquisa mencionada acima que visa desenvolver tecnologias robóticas inteligentes em próteses e órteses para auxílio à mobilidade, monitoramento e reabilitação de pessoas com limitações físicas.

Benefícios: A sua participação irá contribuir para o desenvolvimento tecnológico de dispositivos aplicados a pacientes com limitações físicas. Você não será beneficiado diretamente por participar da pesquisa. Porém, a sua participação irá contribuir para que os resultados alcançados no projeto possam ser aplicados diretamente a centros de reabilitação para melhorar e ampliar as possibilidades do tratamento fornecido à sociedade.

A sua participação na pesquisa vai acontecer nas etapas descritas abaixo:

1. Preenchimento de questionário sociodemográfico

Inicialmente um membro da equipe irá te receber e explicar as etapas do estudo. Serão feitas perguntas sobre sua identidade, endereço etc. e sobre possíveis dificuldades e necessidades enfrentadas (quando aplicável).

2. Posicionamento dos sensores para coleta de biosinais

Os sensores serão utilizados para capturar seus biosinais, tais como o potencial de contração muscular e/ou a atividade elétrica do cérebro, para desenvolver uma plataforma de acionamento e controle de órteses e próteses. Os sensores serão posicionados em sua pele com um adesivo antialérgico ou tiras de tecido. Todas informações dos sensores realizados serão gravadas para posterior análise biomecânica e análise de desempenho da plataforma testada.

3. Captura de imagens durante os testes

Câmeras poderão ser utilizadas para gravar o experimento para avaliar a biomecânica do seu movimento.

4. Remoção do dispositivo

Após o experimento ser completado os eletrodos serão removidos.



Universidade Federal do Espírito Santo
Centro Tecnológico - CT
Departamento de Engenharia Mecânica - DEM

5. Questionários de avaliação

Ao final da coleta de dados, você responderá perguntas sobre o que achou da plataforma de aquisição e processamento de sinais biológicos.

Todos os dados relativos à identificação dos participantes neste estudo são confidenciais e serão mantidos no anonimato. Não haverá despesas por parte dos participantes, mas caso ocorram despesas para participar da pesquisa, haverá ressarcimento.

As atividades serão realizadas no Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo e terão duração de até 90 minutos. Tempo necessário para apresentação do projeto, preenchimento do questionário sociodemográfico, avaliação da plataforma de aquisição e processamento de biosinais e preenchimento de questionário para avaliação do sistema.

Os riscos com o desenvolvimento da pesquisa são mínimos tendo em vista que todos os sensores trabalham em baixa tensão, são isolados eletricamente e sua fixação é feita com adesivo ou tiras de tecido antialérgico. Além disso, as imagens capturadas não revelarão o rosto do participante, a fim de preservar a sua identidade. Caso haja quaisquer constrangimentos no preenchimento do questionário ou durante as atividades, a equipe do projeto vai estar à disposição para atendê-lo a qualquer momento. Caso aconteça algum dano decorrente da pesquisa, é garantido o direito de o participante buscar indenização junto aos órgãos competentes.

Você pode se sentir cansados durante os experimentos. Por isso pausas serão dadas entre seções e caso deseje maior tempo de descanso, pausas maiores serão oferecidas. Você pode interromper a qualquer momento a participação no estudo, sem nenhum tipo de penalização por este fato. Além disso, caso ocorra alguma intercorrência (acidente) durante a realização da pesquisa, um membro da equipe do projeto irá avaliar a gravidade da intercorrência e assisti-lo no local da pesquisa e, caso necessário, irá levá-lo/encaminhá-lo para o Departamento de Atenção à Saúde da UFES ou para Unidade de Saúde mais próxima para tratamento.

Durante a pesquisa serão adotados os protocolos de segurança para a prevenção, o controle e à mitigação da transmissão da Covid-19 recomendados pela OMS, Ministério da Saúde e pela UFES: Todos os participantes, membros da equipe e voluntários deverão usar máscaras de proteção durante a pesquisa e usarão álcool gel 70% e/ou água e sabão para higienização das mãos antes e depois dos estudos; máscaras descartáveis, álcool gel 70% e copos descartáveis serão disponibilizados para os voluntários e para a equipe do projeto no ambiente onde a pesquisa será realizada; todos os materiais, equipamentos e instrumentos que não são descartáveis serão esterilizados com solução alcoólica 70% antes e depois da utilização; a ventilação e climatização do ambiente será ajustada para reduzir os riscos de transmissão; será praticado o distanciamento social e apenas dois ou,



Universidade Federal do Espírito Santo
Centro Tecnológico - CT
Departamento de Engenharia Mecânica - DEM

no máximo, três pessoas poderão permanecer dentro do ambiente onde as pesquisas serão realizadas; somente poderão participar da pesquisa, como voluntário ou como membro da equipe de pesquisa, as pessoas que não apresentaram sintomas de gripe/covid nos últimos dias.

Este TCLE será redigido em duas vias, a serem assinadas e rubricadas em todas as páginas pelo participante e pelo pesquisador, sendo que uma delas será entregue ao participante.

Em caso de dúvidas fazer contato com Raphael Milanezi de Andrade, e-mail: rafael.andrade@ufes.br, cel.: 27 98123-5574.

Caso haja necessidade de fazer alguma reclamação ou denúncia sobre a pesquisa realizada, fazer contato com o Comitê de Ética em Pesquisa com Seres Humanos (CEP) pelo telefone (27) 3145-9820, pelo e-mail cep.goiabeiras@gmail.com, pessoalmente ou pelo correio, no seguinte endereço: Av. Fernando Ferrari, 514 – Campus Universitário, sala 07 do Prédio Administrativo do CCHN, Goiabeiras, Vitória - ES, CEP 29.075-910.

ANEXO B – Questionário de Avaliação de Autopercepção da Eficácia da Reabilitação

Questionário de Avaliação de Autopercepção da Eficácia da Reabilitação

Paciente: _____

1. Em uma escala de 1 a 5, onde **1 é 'nenhuma melhoria' e 5 é 'melhoria significativa'**, como você classificaria a melhoria geral do seu estado neuromotor desde o início da reabilitação com o exoesqueleto?
[1] [2] [3] [4] [5]
2. Em uma escala de 1 a 5, onde **1 é 'piora significativa' e 5 é 'melhora significativa'** houve alguma mudança na sua capacidade de realizar atividades diárias desde que começou a usar o exoesqueleto?
[1] [2] [3] [4] [5]
3. Por favor, descreva qualquer melhoria específica que você tenha percebido em suas habilidades motoras ou na realização de tarefas diárias.
4. Você recomendaria este exoesqueleto a outras pessoas em reabilitação neuromotora? (Sim/Não)
 - a. Se não, por favor, explique por que.
5. Em comparação com outras formas de reabilitação que você já experimentou, como você classificaria a eficácia do exoesqueleto? Escala de 1 a 5.
 - a. 1 - Muito menos eficaz
 - b. 2 - Menos eficaz
 - c. 3 - Igualmente eficaz
 - d. 4 - Mais eficaz
 - e. 5 - Muito mais eficaz
6. Há algo que você mudaria no exoesqueleto para melhorar sua experiência ou eficácia?
7. Você sentiu alguma melhora na sua qualidade de vida desde que começou a usar o exoesqueleto? (Sim/Não)
 - a. Se sim, por favor, descreva como.

ANEXO C – Questionário de Avaliação de Conforto do Exoesqueleto de Reabilitação

Questionário de Avaliação de Conforto do Exoesqueleto de Reabilitação

Paciente: _____

1. Em uma escala de 1 [MUITO DESCONFORTÁVEL] a 5 [MUITO CONFORTÁVEL] avalie o conforto do exoesqueleto em relação à:
 - a. Ajuste ao corpo
[1] [2] [3] [4] [5]
 - b. Peso
[1] [2] [3] [4] [5]
 - c. Facilidade de movimento
[1] [2] [3] [4] [5]
 - d. Sensação na pele
[1] [2] [3] [4] [5]

2. Em uma escala de 1 [MUITO DESCONFORTÁVEL] a 5 [MUITO CONFORTÁVEL], avalie o conforto do exoesqueleto nas seguintes áreas:
 - a. Braço
[1] [2] [3] [4] [5]
 - b. Antebraço
[1] [2] [3] [4] [5]
 - c. Punho
[1] [2] [3] [4] [5]

3. Você sentiu alguma dor ou desconforto ao usar o exoesqueleto?
 - a. SIM
 - b. NÃO
 - i. Se sim especifique a área e intensidade em uma escala de 1 [NENHUMA DOR] a 5 [MUITA DOR]
 1. Área: _____

2. [1] [2] [3] [4] [5]

4. O exoesqueleto causou algum tipo de irritação na pele?

a. SIM

b. NÃO

i. Se sim especifique a área e intensidade em uma escala de 1 [NENHUMA DOR] a 5 [MUITA DOR]

1. Área: _____

2. [1] [2] [3] [4] [5]

5. Há alguma área do seu corpo que você sentiu que precisava de mais suporte ou ajuste no exoesqueleto?

6. Há alguma área ou aspecto do exoesqueleto que você acha que precisa de melhoria em termos de conforto? Explique.

7. Compartilhe quaisquer outros comentários ou sugestões que você tenha sobre a experiência de usar o exoesqueleto.
