



CEFET-MG

**CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS
UNIDADE ARAXÁ**

GABRIEL ALVES DA SILVA

**MODELAMENTO DAS TERMINAÇÕES NERVOSAS PARA CONTROLE DE
PRÓTESES**

ARAXÁ/MG

2025

GABRIEL ALVES DA SILVA

MODELAMENTO DAS TERMINAÇÕES NERVOSAS PARA CONTROLE DE PRÓTESES

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia de Automação Industrial, do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais - CEFET/MG, como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Automação Industrial.

Orientador: Prof. Dr. Leandro Resende Mattioli

ARAXÁ/MG

2025

ANEXO VII

ATA DE DEFESA DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DE ENGENHARIA DE AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL DO(A) ALUNO(A)

GABRIEL ALVES DA SILVA

Às **20 horas e 50 minutos** do dia **17 de julho de 2025**, reuniu-se, no Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais - CEFET-MG - Campus Araxá, a Comissão Examinadora de Trabalho de Conclusão de Curso para julgar, em exame final, o trabalho intitulado **Modelamento das Terminações Nervosas para Controle de Próteses**, como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel(a) em Engenharia de Automação Industrial. Abrindo a sessão, o(a) Presidente da Comissão, Prof.(a) **Leandro Resende Mattioli**, após dar a conhecer aos presentes o teor das Normas Regulamentares do Trabalho Final, concedeu a palavra ao(à) candidato(a), **Gabriel Alves da Silva**, para a apresentação de seu trabalho. Após a apresentação, seguiu-se a arguição pelos examinadores, com a respectiva defesa do(a) candidato(a). Ultimada a arguição, a Comissão se reuniu, sem a presença do(a) candidato(a) e do público, para julgamento e expedição do resultado final. Após a reunião da Comissão Examinadora, o(a) candidato(a) foi considerado(a): aprovado, obtendo nota final de: 97 /100 (noventa e sete pontos). O resultado final foi comunicado publicamente ao(à) candidato(a) pelo(a) Presidente da Comissão. O(A) aluno(a), abaixo assinado(a), declara que o trabalho ora identificado é da sua autoria material e intelectual, excetuando-se eventuais elementos, tais como passagens de texto, citações, figuras e datas, desde que as mesmas identifiquem claramente a fonte original, explicitando as autorizações obtidas dos respectivos autores, quando necessárias. Declara ainda, neste âmbito, não violar direitos de terceiros. Nada mais havendo a tratar, o(a) Presidente encerrou os trabalhos e lavrou a presente ATA, que será assinada por todos os membros participantes da Comissão Examinadora.

Araxá, 17 de julho de 2025.

Orientador(a): Leandro Resende Mattioli

Assinatura: Leandro Resende Mattioli

Membro da Banca 2: Mateus Antunes Oliveira Leite

Assinatura: Mateus Antunes Oliveira Leite

Membro da Banca 3: Luis Paulo Fagundes

Assinatura: Luis Paulo Fagundes

Membro da Banca 4 (se houver):

Assinatura: _____

Aluno(a): Gabriel Alves da Silva

Assinatura: Gabriel Alves da Silva

Resumo

Este Trabalho de Conclusão de Curso aborda o modelamento das terminações nervosas para o controle de próteses, utilizando eletromiografia de superfície (EMGS) como método principal de coleta de sinais. O estudo foi conduzido no contexto do curso de Engenharia de Automação Industrial do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG), com o objetivo de desenvolver um sistema que permita replicar movimentos humanos em próteses mecânicas.

A metodologia envolve a coleta de sinais EMG utilizando eletrodos de superfície, a análise desses sinais por meio de filtros digitais e algumas técnicas de processamento de sinais, como média móvel e RMS móvel, e a utilização da Análise Discriminante Linear (LDA) para a identificação de movimentos.

Os resultados demonstram que o uso de sinais EMG para o controle de próteses é viável, com o potencial de aumentar a autonomia dos usuários. O estudo conclui que a integração de sinais EMG em sistemas de controle de próteses mecânicas é uma solução promissora para melhorar a qualidade de vida de pessoas com deficiências físicas, especialmente em países em desenvolvimento onde o acesso a tecnologias assistivas de alta tecnologia pode ser limitado.

Palavras-chave: Controle de Próteses. Eletromiografia. Processamento de sinal.

Abstract

This Undergraduate Thesis addresses the modeling of nerve endings for prosthesis control, using surface electromyography (sEMG) as the main method for signal acquisition. The study was conducted within the Industrial Automation Engineering program at the Federal Center for Technological Education of Minas Gerais (CEFET-MG), with the objective of developing a system capable of replicating human movements in mechanical prostheses.

The methodology involves the acquisition of EMG signals using surface electrodes, the analysis of these signals through digital filters and some signal processing techniques, such as moving average and moving RMS, and the application of Linear Discriminant Analysis (LDA) for movement identification.

The results show that the use of EMG signals for prosthesis control is feasible, with the potential to increase user autonomy. The study concludes that the integration of EMG signals into mechanical prosthesis control systems is a promising solution for improving the quality of life of individuals with physical disabilities, especially in emerging economies where access to high-tech assistive technologies may be limited.

Keywords: Electromyography. Signal Processing. Prosthesis Control.

Sumário

1	Introdução	9
2	Revisão da Literatura	11
2.1	Músculos e movimentos	11
2.2	Movimentos e membros	13
2.2.1	Rotação da mão (pronação e supinação)	13
2.2.2	Movimentos dos dedos (flexão e extensão)	17
2.3	Eletromiografia	19
3	Metodologia	22
3.1	Seleção das musculaturas superficiais	22
3.1.1	Pronação e supinação	22
3.1.2	Extensão e flexão	23
3.2	Coleta dos sinais EMG	24
3.2.1	Materiais	24
3.3	Eletrodos superficiais	26
3.4	Análise dos dados EMG	27
3.5	Conversão dos dados para controle	28
3.6	Comunicação com a prótese	29
4	Desenvolvimento	30
4.1	Coleta dos sinais EMG	30
4.1.1	Inserção dos eletrodos	30
4.1.2	ESP32 como receptor de sinal	30
4.1.3	Ajustes para coleta do sinal EMG	30
4.1.4	Sistemática de aquisição do sinal	32
4.2	Análise dos dados	33
4.2.1	Manipulação do sinal EMG e soluções	33
4.2.2	Filtros digitais	33
4.2.3	Identificação de movimento	33
4.3	Programação do hardware	34
4.3.1	Armazenamento dos Dados	35
4.3.2	Cálculos de Parâmetros Estatísticos dos Dados	36
4.3.3	Identificação de Movimento	37
4.3.4	Simulação e Controle	38
5	Resultados e discussões	39
5.1	Coleta dos sinais	39
5.2	Análise de dados	42

5.3	Programação do hardware e simulação	46
6	Conclusão	48

Lista de Figuras

1.1	Próteses com movimentos simples (1) e movimentos complexos (2)	9
2.1	Organização microscópica do músculo esquelético	12
2.2	Estrutura da junção neuromuscular (JNM), a sinapse entre um neurônio somático motor e uma fibra muscular esquelética	14
2.3	Vista anterior do braço direito	15
2.4	Linha de força dos supinadores do antebraço	16
2.5	Linha de força dos pronadores do antebraço	16
2.6	Flexão dos dedos da mão	17
2.7	Músculos responsáveis pela flexão dos dedos da mão	18
2.8	Extensão dos dedos da mão	18
2.9	Músculos Responsáveis pela extensão dos dedos da mão	19
2.10	Exemplo de eletrodos superficiais	20
2.11	Processo de aquisição do sinal EMG	20
3.1	Vista Anterior do braço. Bíceps braquial (1) e Pronador redondo (2)	23
3.2	Vista posterior e anterior do punho. Extensor dos dedos(1) e flexor superficial dos dedos(2)	23
3.3	ESP32 DevKitC V4	24
3.4	Sensor EMG baseado no amplificador T084 19K	25
3.5	Exemplo da retificação do sinal de saída do sensor EMG	26
3.6	Cabo e eletrodo de superfície	26
3.7	Software CoppeliaSim	29
4.1	Sensor de rotação do punho	31
4.2	Sensor de extensão e flexão dos dedos	32
5.1	Sinal EMG de todos os canais no movimento de pronação	39
5.2	Sinal EMG de todos os canais no movimento de supinação	40
5.3	Sinal EMG de todos os canais no movimento de flexão dos dedos	40
5.4	Sinal EMG de todos os canais no movimento de extensão dos dedos	41
5.5	Sinal EMG média móvel e RMS móvel pronação	42
5.6	Sinal EMG média móvel e RMS móvel supinação	42
5.7	Sinal EMG média móvel e RMS móvel extensão	43
5.8	Sinal EMG média móvel e RMS móvel flexão	43
5.9	Identificação do movimento pronação	44
5.10	Identificação do movimento supinação	45
5.11	Identificação do movimento extensão	45
5.12	Identificação do movimento flexão	46
5.13	Simulação CoppeliaSim	47

Capítulo 1

Introdução

De acordo com o módulo “Pessoas com Deficiência” da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua, cerca de 18,6 milhões de pessoas com 2 anos ou mais de idade no Brasil, o que corresponde a 8,9% da população nessa faixa etária, apresentam algum tipo de deficiência (IBGE, A. D. N., 2022). Dados complementares do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) indicam que, em 2019, 2,7% das pessoas declararam possuir deficiência física relacionada aos membros superiores (IBGE, 2019).

A deficiência física impõe diversos desafios à rotina dos indivíduos acometidos, dificultando desde a execução de tarefas simples até atividades mais complexas que anteriormente eram realizadas com facilidade, nos casos em que a deficiência não é de nascença. Como forma de superar essas limitações, muitos indivíduos buscam dispositivos assistivos que possibilitem retomar as funções perdidas, especialmente após a amputação de membros.

Com os avanços nas áreas de tecnologia e sensores biomédicos, diversos modelos de próteses têm sido desenvolvidos, desde versões com movimentos básicos até dispositivos mais sofisticados, capazes de executar movimentos complexos, como ilustrado na Figura 1.1. Apesar desses avanços, ainda é um grande desafio replicar com precisão os movimentos realizados por um membro biológico.

Figura 1.1: Próteses com movimentos simples (1) e movimentos complexos (2)



Fonte: (ORTOSAN, s.d.),(OTTOBOCK, s.d.)

As próteses modernas funcionam por meio da captação de sinais elétricos musculares, que são gerados durante os processos de contração e relaxamento muscular. Esses sinais são traduzidos em comandos para a realização de movimentos específicos.

Em particular, destaca-se o método não invasivo da eletromiografia de superfície (EMGS), que consiste na aplicação de eletrodos sobre a pele, em pontos estratégicos, com a finalidade de captar os sinais elétricos gerados pela musculatura ativa (HARGROVE; ENGLEHART; HUDGINS, 2007).

Os sinais obtidos são então armazenados e processados para fins de análise. Por se tratar de um método não invasivo, os dados captados geralmente apresentam ruídos, demandando a aplicação de técnicas adequadas de filtragem e tratamento de sinal para garantir a qualidade das informações utilizadas nos sistemas de controle de próteses.

Por outra perspectiva, como a eletromiografia (EMG) capta a atividade elétrica dos músculos, fornece uma base para a concepção de uma interface natural entre o corpo humano e dispositivos protéticos. Ao utilizar os sinais musculares do próprio usuário para controlar a prótese, é possível alcançar movimentos mais fluidos e precisos, melhorando significativamente a funcionalidade e a taxa de aceitação das próteses (ZHENG; CROUCH; EGGLESTON, 2021).

O desenvolvimento de próteses controladas por EMG não apenas beneficia diretamente os usuários, proporcionando-lhes uma maior autonomia e qualidade de vida, mas também contribui para avanços científicos e tecnológicos na área de interfaces Homem-máquina e Engenharia Biomédica. Pesquisas nessa área influenciam uma ampla gama de aplicações, além das próteses, incluindo exoesqueletos, dispositivos de reabilitação e outras tecnologias assistivas.

Além disso, a crescente acessibilidade dos componentes usados em sistemas embarcados, como aqueles baseados nos microcontroladores da família ESP32, permite que protótipos e soluções de controle por EMG sejam concebidas com custos reduzidos. Isso é especialmente relevante em países em desenvolvimento, em que os recursos para reabilitação utilizando de alta tecnologia podem ser limitados.

Portanto, são claras as vantagens do desenvolvimento de sistemas de aquisição de sinais EMG e controle de próteses, com o potencial para transformar a prática clínica e a vida cotidiana de milhões de pessoas ao redor do mundo.

A complexidade envolvida na coleta de sinais EMG e sua conversão em comandos para dispositivos, torna essa tarefa desafiadora. Um simples movimento humano pode envolver a ativação de vários músculos, resultando em múltiplos sinais mioelétricos que precisam ser processados. Este projeto foca na análise dos sinais EMG de diferentes regiões do braço, com o objetivo de, no futuro, criar um modelo capaz de replicar esses movimentos em uma prótese mecânica.

Enumera-se, então, os seguintes objetivos:

- Compreender as musculaturas do braço e seus movimentos;
- Documentar o método aplicado para a coleta e o processamento dos sinais mioelétricos, servindo como base para trabalhos posteriores;
- Criar um modelo capaz de inferir o movimento que o usuário deseja realizar a partir de métricas coletadas durante o processamento do sinal;
- Construir uma interface adequada para visualização dos comandos.

Capítulo 2

Revisão da Literatura

Este capítulo apresenta uma visão geral dos conceitos teóricos relevantes para a compreensão deste trabalho, especialmente aqueles relacionados à área de Engenharia Biomédica.

2.1 Músculos e movimentos

A postura estável é resultado do equilíbrio de forças. O movimento, por sua vez, ocorre quando há um desequilíbrio entre essas forças. A força gerada pelos músculos representa o principal mecanismo de controle tanto da postura quanto do movimento (NEUMAN, 2011). De acordo com Tortora (2016), o tecido muscular apresenta quatro propriedades fundamentais que possibilitam seu adequado funcionamento, conforme descrito a seguir:

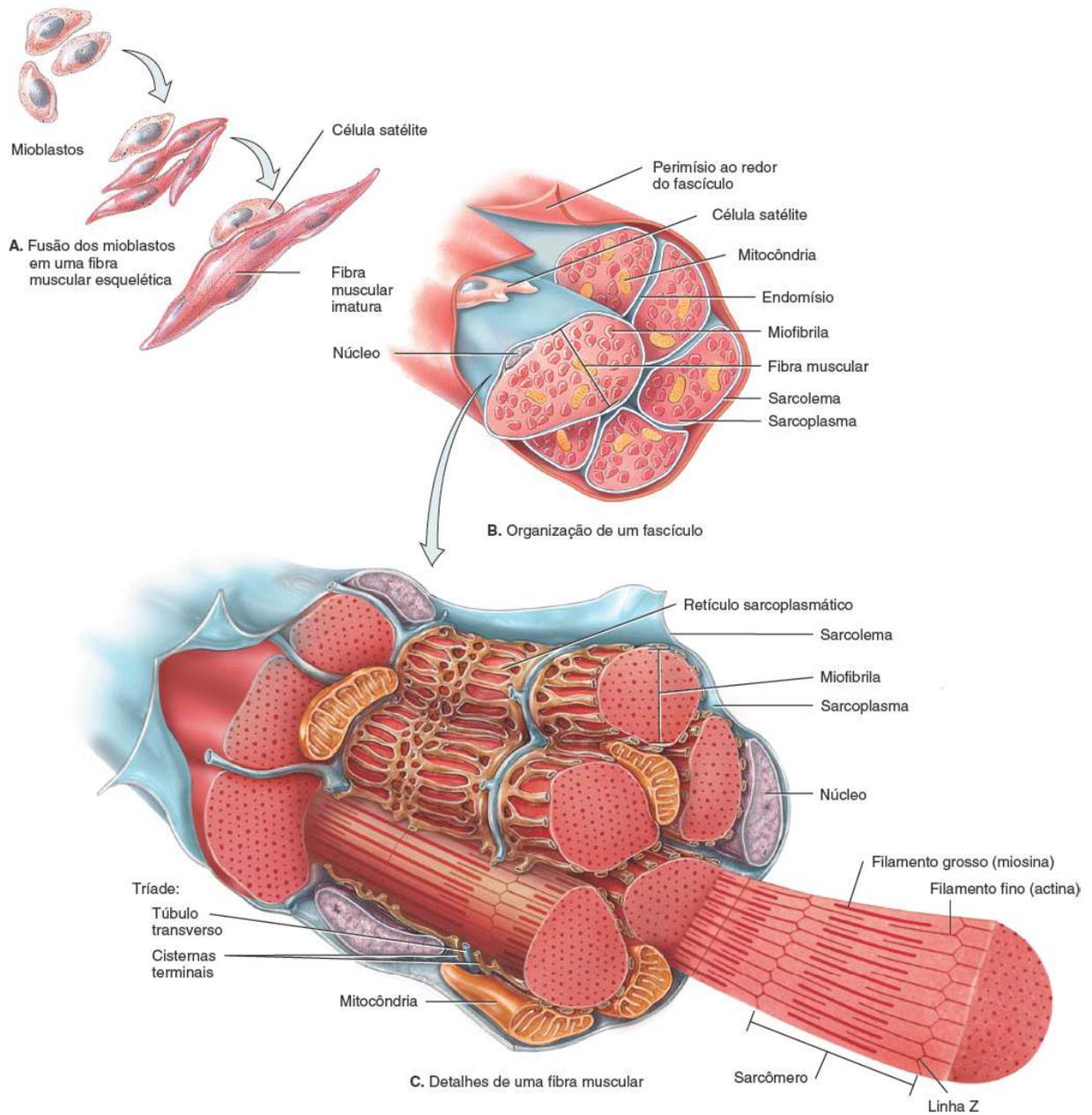
- **Excitabilidade elétrica:** é a capacidade do tecido muscular de produzir sinais elétricos, chamados de potenciais de ação, em resposta a estímulos, como aqueles de natureza química ocasionados pela liberação de neurotransmissores pelos neurônios.
- **Contratilidade:** capacidade dos tecidos musculares se contraírem vigorosamente quando estimulados por um determinado potencial de ação.
- **Extensibilidade:** capacidade de o tecido muscular se estender sem sofrer lesão;
- **Elasticidade:** capacidade do tecido muscular de retornar ao comprimento e forma original depois de uma contração ou alongamento.

Dentre essas propriedades, destaca-se, no contexto deste trabalho, a excitabilidade elétrica, especialmente no que se refere à geração dos potenciais de ação, que constituem a base da atividade muscular durante a contração. A técnica de eletromiografia (EMG) é utilizada para captar os sinais elétricos produzidos durante esse processo.

Cada músculo esquelético é um órgão individual, formado por centenas de milhares de células especializadas, denominadas fibras musculares. Essas fibras são compostas por unidades menores chamadas miofibrilas, que, por sua vez, contêm os filamentos de actina e miosina, responsáveis pelo mecanismo de contração muscular (TORTORA, 2016).

Entre as miofibrilas encontra-se o sarcoplasma, fluido intracelular que contém elevada concentração de glicogênio. Cada miofibrila é envolvida por uma rede de sacos membranosos cheios de líquido, conhecida como retículo sarcoplasmático, mostrado na Figura 2.1.

Figura 2.1: Organização microscópica do músculo esquelético



Fonte: (TORTORA, 2016)

Em estado de repouso, esse retículo armazena íons cálcio (Ca^{2+}), cuja liberação, a partir das cisternas terminais, é essencial para a ativação do processo de contração (TORTORA, 2016).

O tecido muscular esquelético opera, predominantemente, de forma voluntária, sendo controlado por neurônios motores somáticos. Cada neurônio motor possui um axônio que se estende do sistema nervoso central até um grupo específico de fibras musculares.

Os potenciais de ação são gerados na junção neuromuscular, uma sinapse especializada entre o neurônio motor somático e a fibra muscular. Essa junção possui uma pequena lacuna denominada fenda sináptica, que impede o contato direto entre as células. Como o sinal elétrico não atravessa essa lacuna diretamente, a comunicação é mediada por um neurotransmissor.

Quando o impulso nervoso atinge a terminação do axônio, canais de Ca^{2+} dependentes de tensão são ativados, permitindo o influxo de Ca^{2+} . Esse aumento de concentração de Ca^{2+} estimula a fusão das vesículas sinápticas com a membrana do neurônio, liberando a acetilcolina (ACh) na fenda sináptica. A ACh difunde-se até a placa motora e se liga a receptores específicos, ativando canais iônicos. A abertura desses canais permite a entrada de íons sódio (Na^+) na fibra muscular, gerando um novo potencial de ação.

Esse potencial de ação propaga-se pela membrana da fibra muscular (sarcolema), estimulando a liberação de Ca^{2+} pelo retículo sarcoplasmático. Esse evento desencadeia a contração da fibra muscular (TORTORA, 2016), como ilustrado na Figura 2.2.

De maneira geral, a junção neuromuscular localiza-se próxima ao ponto médio da fibra muscular, permitindo que o potencial de ação se propague em ambas as direções, ativando praticamente toda a extensão da fibra de maneira simultânea.

Os sinais EMG, analisados neste projeto, são gerados pelas contrações musculares desencadeadas pelos potenciais de ação. Esses sinais podem ser mensurados por meio da eletromiografia, técnica amplamente empregada tanto no diagnóstico de doenças neuromusculares quanto na avaliação do desempenho muscular durante atividades físicas. Neste trabalho, a eletromiografia será aplicada ao contexto do desenvolvimento de tecnologias assistivas, conforme será detalhado na Seção 2.3.

2.2 Movimentos e membros

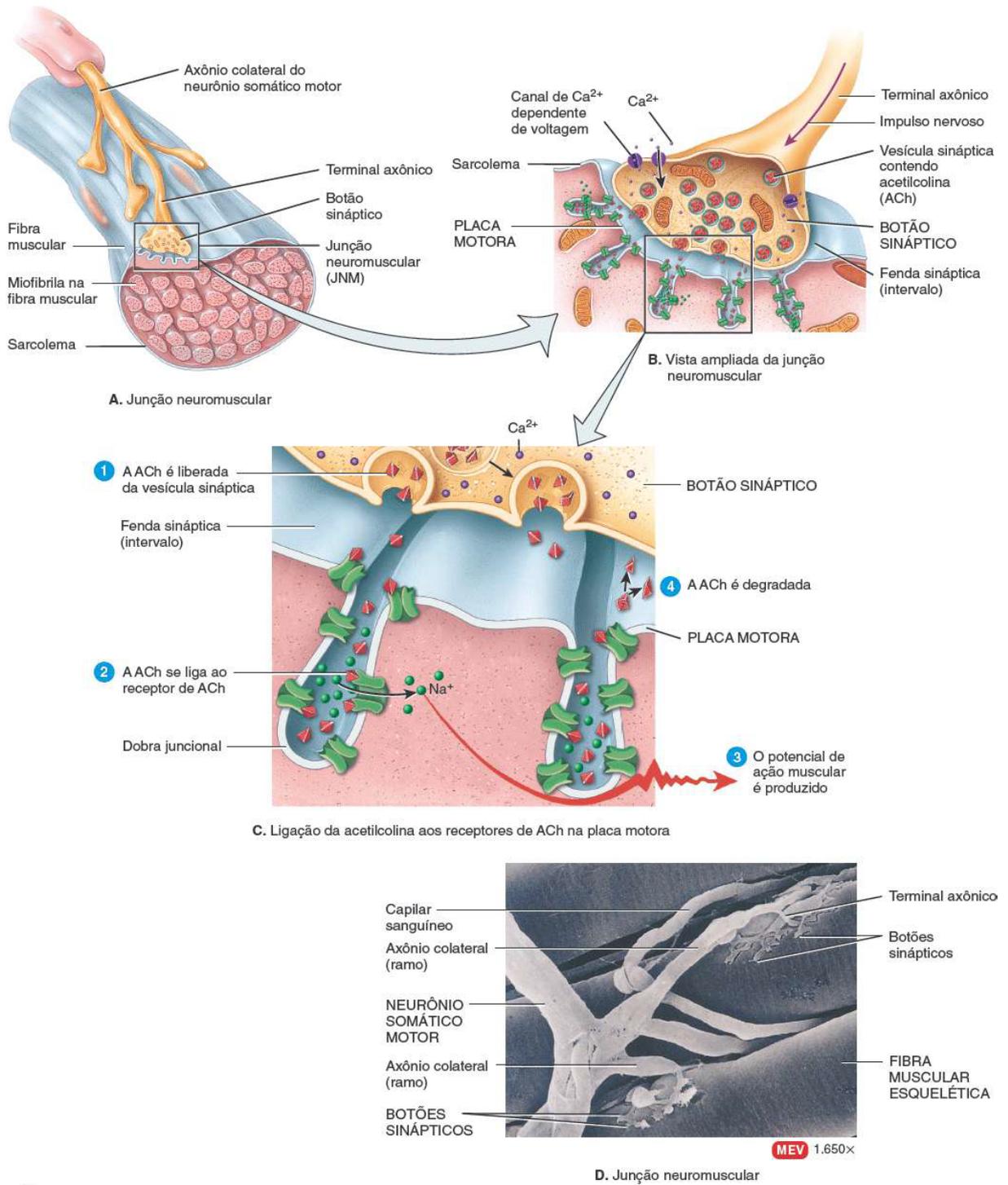
Uma vez compreendido o mecanismo envolvido em uma contração ou relaxamento, tem-se uma base para analisar os movimentos dos membros do corpo humano, ou seja, que decorrem da ação conjunta de vários músculos. No movimento de um membro, há um grupo muscular que tem a ativação principal, chamado de agonista e outro grupo, chamado de antagonista, que, apesar de pertencer àquele membro, não tem ação significativa no movimento.

Este trabalho foca apenas nos membros superiores, especificamente o antebraço e a mão. Esses membros podem fazer diversos movimentos complexos com vários graus de liberdade. As próximas seções descrevem os movimentos selecionados para o presente trabalho: pronação e supinação da mão e flexão e extensão dos dedos.

2.2.1 Rotação da mão (pronação e supinação)

No antebraço, os ossos rádio e ulna se articulam por meio das articulações rádio-ulnares proximal e distal, mostrado na Figura 2.3. Essas articulações trabalham em conjunto para possibilitar os movimentos de rotação do antebraço, permitindo que a palma

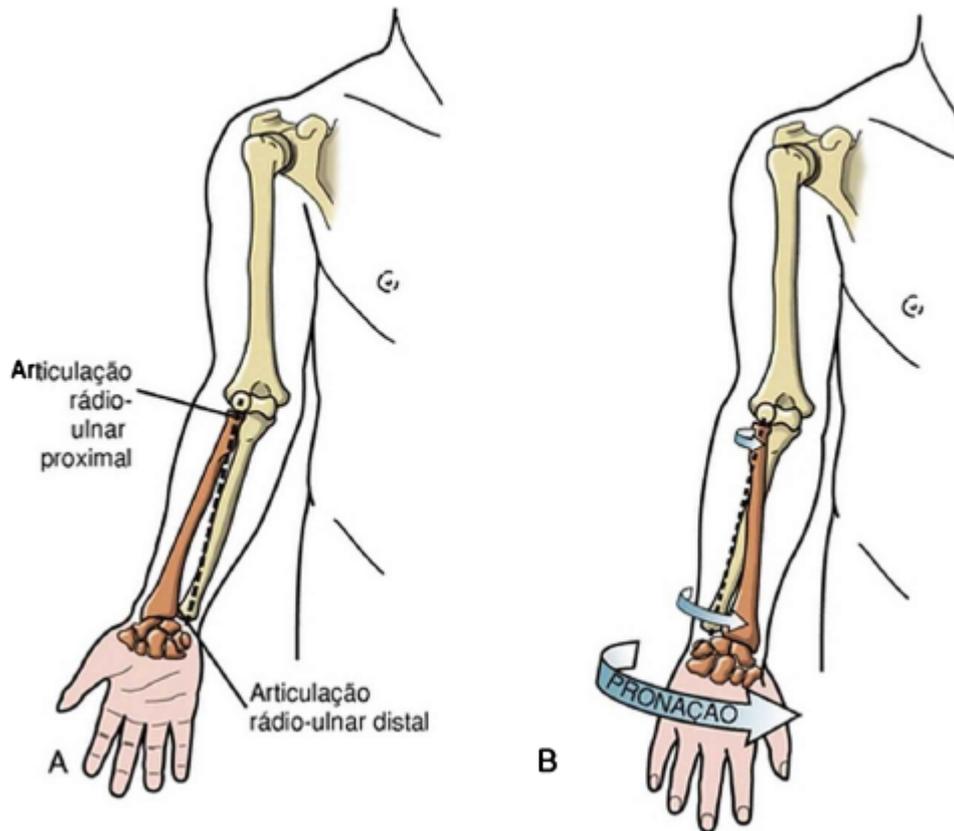
Figura 2.2: Estrutura da junção neuromuscular (JNM), a sinapse entre um neurônio somático motor e uma fibra muscular esquelética



Fonte: (TORTORA, 2016)

da mão seja orientada para cima (supinação) ou para baixo (pronação), sem a necessidade de mover o ombro (NEUMAN, 2011).

Figura 2.3: Vista anterior do braço direito



Fonte: (NEUMAN, 2011)

A posição de referência zero ou neutra de rotação do antebraço é a de “sinal de positivo”, com o polegar para cima, a meio-caminho entre pronação e a supinação completas.

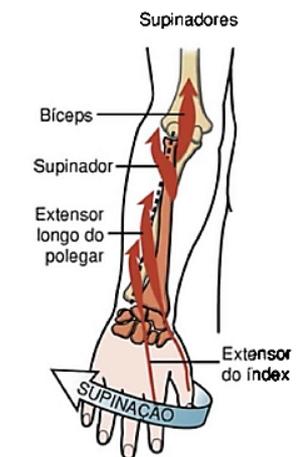
Supinação

Os principais músculos responsáveis pelo movimento de supinação do antebraço são: músculo supinador e o bíceps braquial, considerados supinadores primários. Os músculos com participação secundária nesse movimento, devido ao seu potencial de ação mais limitado, incluem o extensor radial do carpo, o extensor longo do polegar e o extensor do indicador, mostrado na Figura 2.4.

Pronação

Os principais músculos responsáveis pela pronação do antebraço são o pronador redondo e o pronador quadrado, classificados como pronadores primários. O músculo flexor radial do carpo e o músculo palmar longo atuam como pronadores secundários, devido à sua inserção no epicôndilo medial do úmero, mostrado na Figura 2.5.

Figura 2.4: Linha de força dos supinadores do antebraço



Fonte: (NEUMAN, 2011)

Figura 2.5: Linha de força dos pronadores do antebraço



Fonte: (NEUMAN, 2011)

2.2.2 Movimentos dos dedos (flexão e extensão)

Os músculos da mão que operam os dedos são classificados como extrínsecos ou intrínsecos. Os extrínsecos têm suas inserções proximais no antebraço ou, em alguns casos, muito proximais nos epicôndilos do úmero. Os músculos intrínsecos, ao contrário, possuem inserções proximais e distais dentro da mão. Com o objetivo de facilitar a coleta dos sinais eletromiográficos, este trabalho concentrará a análise na musculatura extrínseca, devido ao seu maior volume e à facilidade de localização anatômica.

Flexão dos dedos

O movimento de flexão dos dedos, mostrado na Figura 2.6, consiste em curvar ou dobrar os dedos em direção à palma da mão. Trata-se de um movimento essencial para a realização de diversas atividades do cotidiano, como segurar objetos, escrever, digitar e executar diferentes gestos manuais.

Figura 2.6: Flexão dos dedos da mão



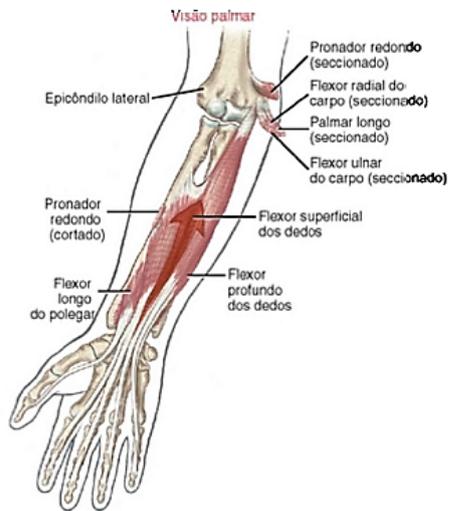
Fonte: (NEUMAN, 2011)

Os músculos extrínsecos responsáveis por esse movimento são o flexor superficial dos dedos, o flexor profundo dos dedos e o flexor longo do polegar, conforme mostrado na Figura 2.7. Esses músculos apresentam inserções proximais amplas, localizadas no epicôndilo medial do úmero e em regiões do antebraço (NEUMAN, 2011).

Extensão dos dedos

A extensão dos dedos é o movimento oposto à flexão, consistindo em esticar ou endireitar os dedos, afastando-os da palma da mão, como mostrado na Figura 2.8. Assim como a flexão, esse movimento é fundamental para diversas atividades do dia a dia, como alcançar objetos, abrir a mão e realizar gestos amplos.

Figura 2.7: Músculos responsáveis pela flexão dos dedos da mão



Fonte: (NEUMAN, 2011)

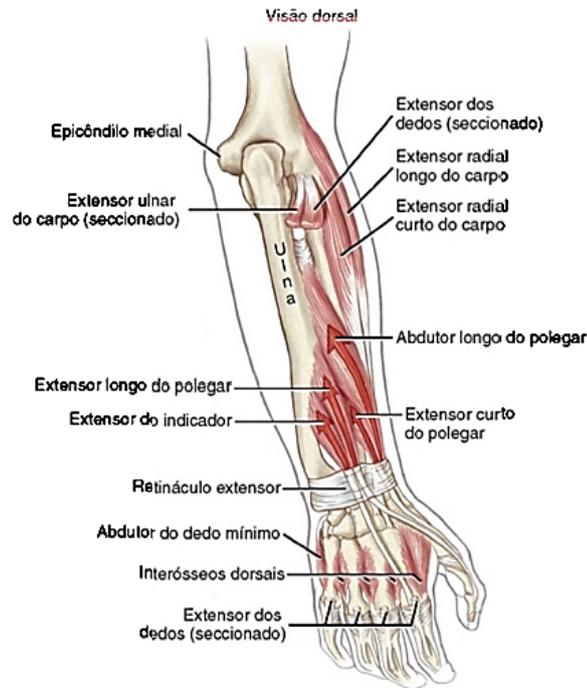
Figura 2.8: Extensão dos dedos da mão



Fonte: (NEUMAN, 2011)

Os músculos extrínsecos responsáveis pela extensão dos dedos são o extensor dos dedos, o extensor do indicador e o extensor do dedo mínimo. O extensor dos dedos e o extensor do dedo mínimo compartilham um tendão de origem comum, localizado no epicôndilo lateral do úmero. O extensor do indicador possui sua inserção proximal na face dorsal do antebraço, conforme mostrado na Figura 2.9.

Figura 2.9: Músculos Responsáveis pela extensão dos dedos da mão



Fonte: (NEUMAN, 2011)

Na seção a seguir, será apresentada a técnica de Eletromiografia, amplamente utilizada no contexto da análise neuromuscular. Essa metodologia permite a mensuração da ativação dos músculos por meio da detecção de sinais elétricos gerados durante a contração muscular, sendo essencial para a compreensão da dinâmica muscular em estudos biomecânicos e aplicações em sistemas de controle de próteses.

2.3 Eletromiografia

A eletromiografia (EMG) de superfície é uma técnica amplamente utilizada para monitorar a ativação neuromuscular. O sinal captado representa o somatório dos potenciais de ação gerados pelas unidades motoras ativas, que se propagam até a superfície da pele. Esses sinais podem ser analisados tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência.

A EMG pode ser realizada por meio de dois métodos: com eletrodos de agulha (EMGI) ou com eletrodos de superfície (EMGS), sendo este último o mais comumente utilizado devido à sua natureza não invasiva (HARGROVE; ENGLEHART; HUDGINS, 2007). A Figura 2.10 mostra eletrodos superficiais.

Os eletrodos de superfície captam o conjunto dos potenciais de ação gerados por todas as fibras musculares sob a pele, enquanto os eletrodos invasivos, inseridos diretamente no

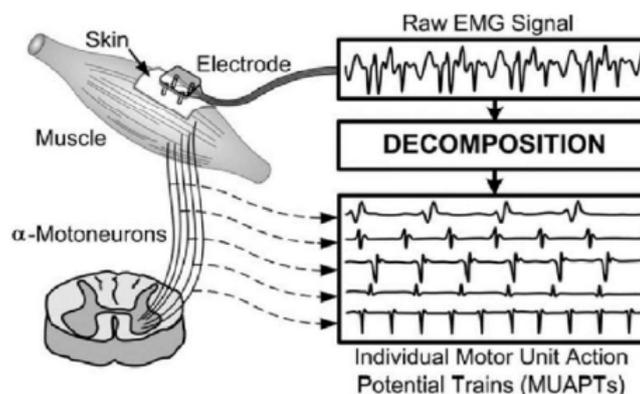
Figura 2.10: Exemplo de eletrodos superficiais



Fonte: (COMMONS, 2024)

músculo, registram sinais mais específicos de fibras musculares individuais, como mostrado na Figura 2.11.

Figura 2.11: Processo de aquisição do sinal EMG



Fonte: (LUCA, 1997)

Durante a captação e análise do sinal EMG, duas principais preocupações devem ser consideradas: a relação sinal-ruído e a distorção do sinal. A relação sinal-ruído refere-se à proporção entre a amplitude do sinal EMG e os ruídos presentes, enquanto a distorção diz respeito à alteração na contribuição relativa das diferentes componentes de frequência do sinal.

Após a captura do eletrodo, o sinal sofre amplificação, normalmente por um amplificador diferencial. Podem ocorrer estágios de amplificação subsequentes. Antes da exibição ou armazenamento, o sinal pode passar por processamento para eliminar ruídos de baixa ou alta frequências, além de outros artefatos.

O sinal EMG acumula ruído à medida que atravessa diferentes tecidos. Por isso, é imperativo compreender as características do ruído elétrico, que podem ser categorizadas do seguinte modo:

- **Ruído Inerente ao equipamento:** Inevitável; só pode ser minimizado com alta qualidade dos componentes;

- **Ruído ambiente:** Decorrente da radiação eletromagnética, pode ter amplitude significativamente maior que o sinal EMG.
- **Artefatos de movimento:** Causados por irregularidades nos dados devido à interface ou cabo do eletrodo;
- **Instabilidade inerente ao sinal:** A amplitude aleatória do EMG é influenciada pelo disparo de unidades motoras.

Para maximizar a qualidade do sinal EMG, é fundamental garantir uma alta relação sinal-ruído e minimizar a distorção do sinal.

No próximo capítulo, são detalhados os métodos e os principais materiais utilizados para a concepção da solução.

Capítulo 3

Metodologia

Este capítulo descreve os procedimentos metodológicos, incluindo a seleção dos grupos musculares utilizados para a captação dos sinais, a escolha do microcontrolador e do sensor de eletromiografia (EMG) para a coleta dos dados, além dos métodos aplicados para análise dos sinais. São descritos os critérios adotados para a escolha das musculaturas, os componentes utilizados na aquisição dos sinais mioelétricos e as técnicas de processamento e interpretação dos dados obtidos.

3.1 Seleção das musculaturas superficiais

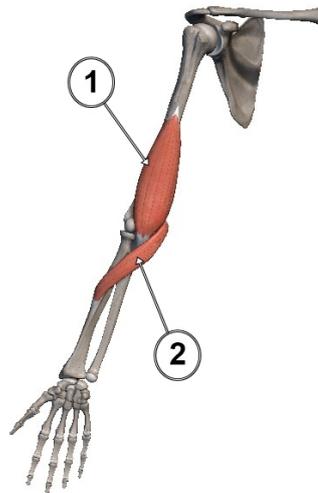
São identificados e selecionados os músculos superficiais mais adequados para a captação dos sinais de eletromiografia (EMG). Para o desenvolvimento da presente solução, optou-se pela seleção de um conjunto limitado de movimentos, considerando que a abrangência de todos os possíveis gestos implicaria necessidade de um escopo de projeto significativamente mais amplo e tecnicamente complexo. Além disso, determinados músculos apresentam difícil acesso anatômico, o que pode dificultar a instalação precisa dos eletrodos. Outro fator limitante é que a própria prótese utilizada pode não ser capaz de reproduzir todos os movimentos desejados.

Embora músculos secundários possam contribuir para a execução de certos movimentos, este trabalho dá ênfase aos músculos primários, cuja ativação elétrica é mais expressiva e relevante para os objetivos propostos. A escolha das musculaturas-alvo considera, portanto, a clareza da atividade elétrica durante a execução dos movimentos selecionados, a fim de facilitar a detecção e a análise dos sinais EMG.

3.1.1 Pronação e supinação

Para o movimento de pronação, o músculo selecionado foi o pronador redondo, principal responsável por essa ação. No caso da supinação, optou-se pelo músculo bíceps braquial, cuja ativação desempenha um papel fundamental nesse movimento. Ambos os músculos estão localizados superficialmente, o que facilita a captação dos sinais eletromiográficos. A Figura 3.1 mostra a localização anatômica desses músculos no braço.

Figura 3.1: Vista Anterior do braço. Bíceps braquial (1) e Pronador redondo (2)

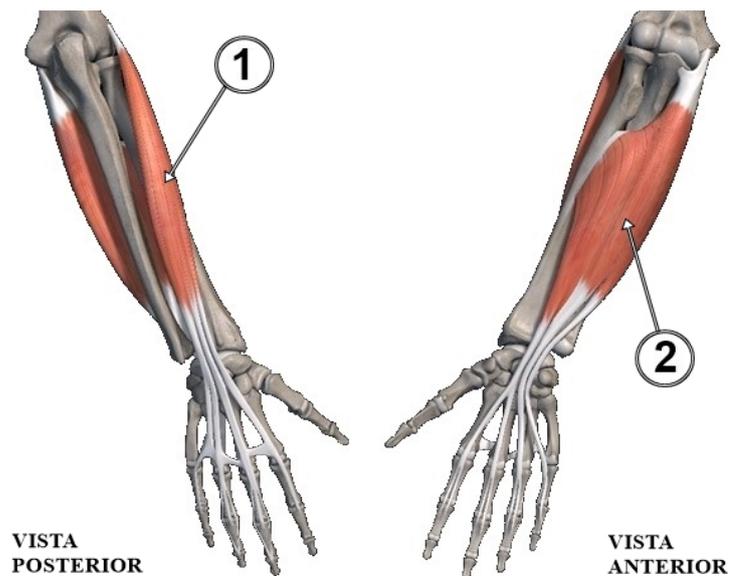


Fonte: (CATFISH ANIMATION STUDIO S.R.L, 2013)

3.1.2 Extensão e flexão

Para o movimento de extensão dos dedos, o músculo selecionado foi o extensor dos dedos, principal responsável por essa ação. Para a flexão dos dedos, escolheu-se o músculo flexor superficial dos dedos, que desempenha um papel primário nesse movimento. Ambos os músculos estão localizados superficialmente, conforme mostrado na Figura 3.2, o que facilita a captação dos sinais eletromiográficos.

Figura 3.2: Vista posterior e anterior do punho. Extensor dos dedos(1) e flexor superficial dos dedos(2)



Fonte: (CATFISH ANIMATION STUDIO S.R.L, 2013)

3.2 Coleta dos sinais EMG

Com as musculaturas definidas, será realizado o procedimento de coleta dos sinais EMG utilizando eletrodos de superfície, garantindo uma boa adesão e redução de ruídos. A coleta dos dados será realizada em ambiente controlado para minimizar interferências externas, e cada sessão de coleta será devidamente registrada com parâmetros como duração dos movimentos e intervalos de descanso.

3.2.1 Materiais

Para a coleta dos sinais de EMG, serão necessários alguns materiais, como um microprocessador, sensor de EMG e eletrodos de superfície.

Microcontrolador

A família ESP32 é uma série de microcontroladores de baixo custo e alto desempenho desenvolvida pela Espressif Systems. Ele é amplamente utilizado em projetos de Internet das Coisas (IoT) devido às suas diversas funcionalidades e capacidades de conectividade.

A placa de desenvolvimento ESP32 DevKitC V4, mostrada na Figura 3.3, foi utilizada no desenvolvimento deste trabalho. Uma das características notáveis do seu microcontrolador é a presença de entradas analógicas com resolução de 12 bits, o que proporciona uma melhor captura e reconstrução de sinais analógicos, em comparação a outros sistemas. Isso torna o ESP32 especialmente útil em projetos que envolvem sensores, controle de processos e automação, em que a exatidão das leituras é essencial para o desempenho do sistema.

Figura 3.3: ESP32 DevKitC V4



Fonte: (ESPRESSIF SYSTEMS, 2024)

Contudo, há uma não linearidade considerável no conversor A/D de muitos modelos do ESP32. Ainda assim, para os propósitos desse trabalho, a não linearidade não gera um impacto significativo na análise dos sinais, conforme será apresentado nos capítulos seguintes.

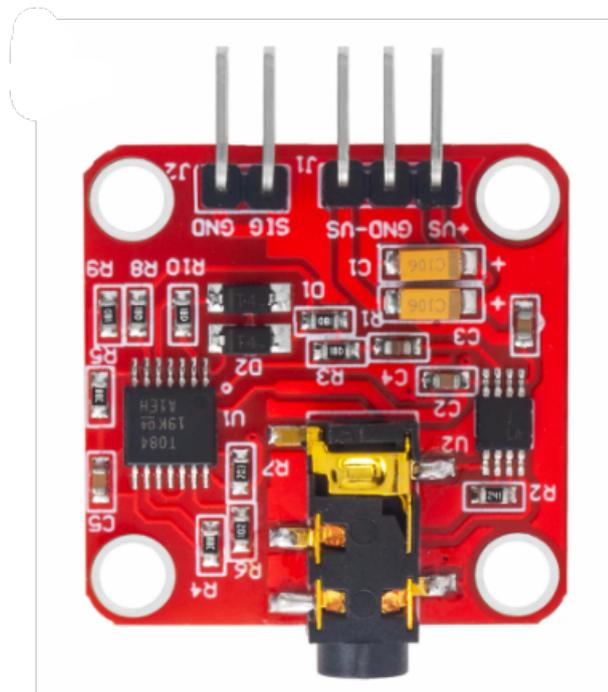
Dentre os diversos ambientes de desenvolvimento disponíveis para o ESP32, optou-se pelo Arduino IDE (ARDUINO PROJECT, 2024), amplamente utilizado devido à sua simplicidade e à vasta comunidade de usuários que o utiliza.

Sensor

O dispositivo utilizado para a coleta dos sinais de eletromiografia (EMG) neste projeto é um sensor muscular diferencial de 3 derivações, de fabricação chinesa (SENSOR..., 2024). O sensor possui um conector padrão de 3,5 mm (P2), que permite a conexão de eletrodos EMG/ECG convencionais, conforme mostrado na Figura 3.4.

Embora não seja um dispositivo de nível clínico, o sensor demonstrou-se eficaz na detecção e monitoramento da ativação muscular, sendo adequado para aplicações em robótica, próteses e diferentes sistemas de controle, conforme será apresentado posteriormente.

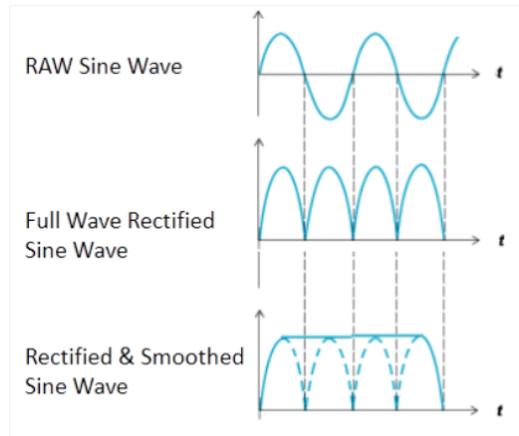
Figura 3.4: Sensor EMG baseado no amplificador T084 19K



Fonte: (SENSOR..., 2024)

Diferentemente dos sensores médicos de alto padrão, este modelo não fornece sinais EMG brutos. Em vez disso, entrega um sinal amplificado, retificado e suavizado, como ilustrado na Figura 3.5. Esse sinal pode ser lido diretamente pelo sistema embarcado por meio de um conversor analógico-digital (A/D).

Figura 3.5: Exemplo da retificação do sinal de saída do sensor EMG



Fonte: (SENSOR..., 2024)

A placa do sensor é alimentada por uma fonte de tensão contínua simétrica, com faixa de operação de $\pm 3\text{ V}$ a $\pm 30\text{ V}$. O sinal de saída fornecido pelo sensor apresenta é limitado 0 V e 6 V.

3.3 Eletrodos superficiais

Para estabelecer a conexão entre a pele e o sensor, utiliza-se um cabo de conexão e um eletrodo de superfície, mostrado na Figura 3.6. O cabo possui, em uma extremidade, o conector P2. Na outra extremidade, apresenta uma derivação de três pontos, equipada com conectores de pressão.

Figura 3.6: Cabo e eletrodo de superfície



Fonte: (SENSOR..., 2024)

O eletrodo de superfície é composto por uma base de espuma de polietileno revestida

com adesivo acrílico. No centro do adesivo, encontra-se o contato metálico, que é recoberto por um gel condutivo. Esse gel tem a função de otimizar a condução elétrica entre a pele e o metal, garantindo maior eficiência na captura dos sinais.

3.4 Análise dos dados EMG

Essa etapa consiste em identificar e quantificar aspectos específicos dos sinais que podem ser utilizados para o controle da prótese. As principais características extraídas incluem:

- **Média Móvel:** Essa técnica consiste em suavizar o sinal por meio de uma média deslizante de um número fixo de amostras, dada pela Equação 3.1. Isso ajuda a reduzir flutuações bruscas e torna os dados mais interpretáveis (HAMILTON, 1994).

$$Media_n = \frac{1}{N} \sum_{i=n}^{n+N-1} x_i \quad (3.1)$$

onde:

- $Media_n$: Valor da média móvel calculado para a posição n na janela.
 - N : Tamanho da janela de cálculo (número de amostras na janela).
 - x_i : O Valor do sinal i -ésima amostra
 - n : Índice inicial da janela
- **RMS Móvel** (Raiz do valor quadrático médio; valor eficaz): O RMS móvel calcula o valor quadrático médio em uma janela deslizante de amostras, dada pela Equação 3.2. Essa abordagem é particularmente eficaz para representar a energia do sinal EMG em um determinado intervalo de tempo, pois suaviza as variações enquanto mantém informações importantes sobre a intensidade do sinal (LUCA, 1997).

$$RMS_n = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=n}^{n+N-1} x_i^2} \quad (3.2)$$

onde:

- RMS_n : Valor RMS calculado para a posição n na janela.
- N : Tamanho da janela de cálculo (número de amostras na janela).
- x_i : O Valor do sinal i -ésima amostra
- n : Índice inicial da janela

Com as características dos sinais EMG extraídas, realiza-se uma análise estatística para identificar padrões consistentes que possam ser utilizados para o controle da prótese. Essa análise inclui:

- **Análise Discriminante Linear (LDA, do inglês *Linear Discriminant Analysis*):** O LDA é uma técnica estatística usada para encontrar uma combinação linear de características que separa duas ou mais classes (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2009). O LDA busca maximizar a separação entre as médias das classes enquanto minimiza a dispersão dentro de cada classe. A função objetivo do LDA é definida como a razão entre a variância entre classes (S_B) e a variância dentro das classes (S_W), conforme a Equação 3.3.

$$J(\vec{w}) = \frac{\vec{w}^T S_B \vec{w}}{\vec{w}^T S_W \vec{w}} \quad (3.3)$$

S_B e S_W são matrizes de dispersão entre classes e dentro das classes, respectivamente. A matriz S_B é definida por:

$$S_B = \sum_{i=1}^k n_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (3.4)$$

e a matriz S_W é definida por:

$$S_W = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T \quad (3.5)$$

onde:

- k : número de classes.
- n_i : número de amostras na classe i .
- C_i : conjunto da classe i .
- $\mu_i \in \mathbb{R}^{d \times 1}$: média da classe.
- $\mu \in \mathbb{R}^{d \times 1}$: média global.
- $x \in \mathbb{R}^{d \times 1}$: amostras de dados.

A solução de \vec{w} maximiza $J(\vec{w})$, fornecendo a melhor separação linear das classes.

A etapa final da análise de dados envolve o modelamento dos sinais EMG para o controle da prótese. Com base nas características extraídas e nos padrões identificados por meio da análise estatística, um sistema de controle foi desenvolvido.

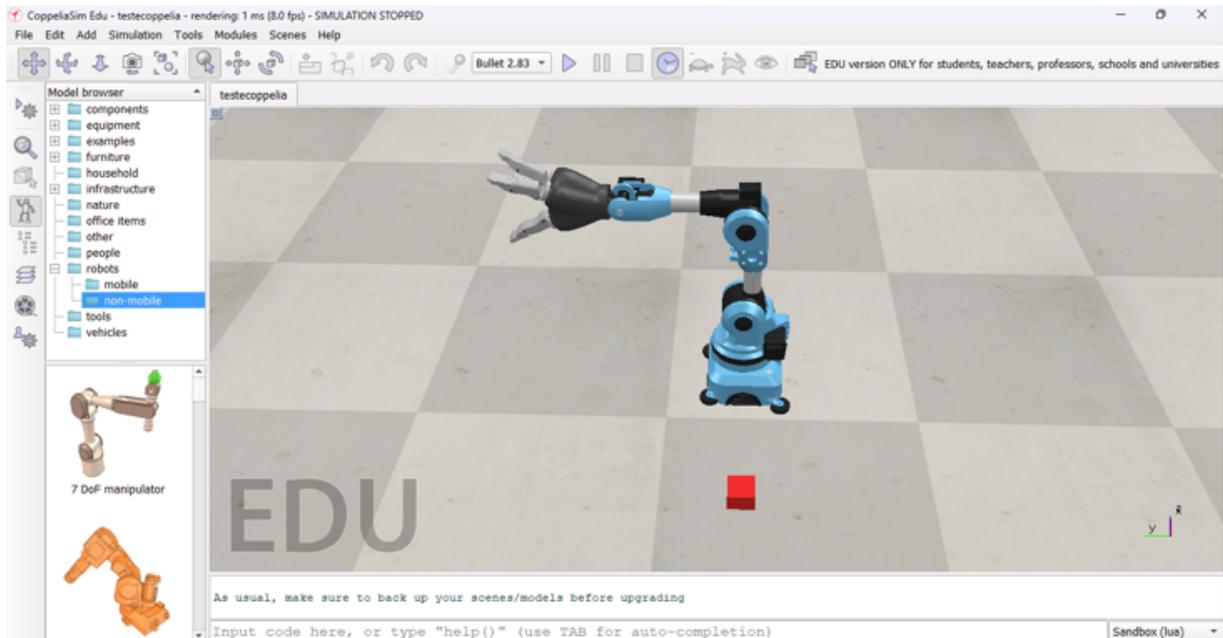
3.5 Conversão dos dados para controle

Com base nos resultados da análise estatística, foi concebido um algoritmo de controle capaz de traduzir as características dos sinais EMG em comandos específicos para a prótese mecânica, garantindo uma resposta em tempo real e uma integração eficiente com seus componentes.

3.6 Comunicação com a prótese

Para testar a solução desenvolvida, foi criada uma cena contendo um braço robótico virtual na plataforma CoppeliaSim (COPPELIA ROBOTICS, s.d.), conforme mostrado na Figura 3.7.

Figura 3.7: Software CoppeliaSim



Fonte: (COPPELIA ROBOTICS, s.d.)

A ferramenta consiste em uma plataforma versátil para simulação de robôs, processos e plantas de automação. Amplamente adotado em ambientes educacionais e compatível com diversos sistemas operacionais, a programação no CoppeliaSim pode ser feita via *scripts* em Lua ou pela integração com outras ferramentas como Octave (GNU OCTAVE, 1998), por mecanismos de comunicação inter-processos.

Capítulo 4

Desenvolvimento

4.1 Coleta dos sinais EMG

4.1.1 Inserção dos eletrodos

Para a inserção dos eletrodos de superfície, foi realizada uma limpeza da pele com álcool 70%, garantindo a remoção de impurezas que pudessem interferir na coleta do sinal EMG. Os eletrodos foram posicionados próximos à região central do músculo escolhido, pois essa área apresenta maior densidade de unidades motoras, o que resulta em um sinal mais intenso e consistente.

4.1.2 ESP32 como receptor de sinal

A coleta dos sinais EMG foi realizada utilizando o microcontrolador ESP32, que atuou como receptor do sinal analógico proveniente da saída do sensor EMG. Para isso, foi desenvolvido um simples programa que configura um pino de entrada analógica (A/D) para receber os dados e, em seguida, escreve os valores na interface serial do ESP32. O cálculo do tempo foi feito por meio da função *millis()*, que retorna o tempo decorrido desde a inicialização do ESP32, usando o temporizador do sistema. A transmissão dos sinais EMG coletados, referentes a um único movimento, abrange os quatro músculos monitorados.

4.1.3 Ajustes para coleta do sinal EMG

Ajuste do sinal de saída do Sensor

A saída do sensor EMG varia de 0 a 6 volts, faixa incompatível com a do conversor A/D do ESP32, que opera com sinais compreendidos entre 0 a 3,3 volts. Foi aplicado um divisor resistivo para condicionar o sinal na faixa permitida, por ser uma solução simples e eficaz.

Para este projeto, foram utilizados resistores de 5,6 k Ω (R1) e 3,3 k Ω (R2), ambos com uma tolerância de 5%. Essa configuração resultou em uma tensão no resistor R2 limitada entre 0 a 2,8 volts, garantindo então limites aceitáveis para a entrada analógica do microcontrolador.

Cabe destacar que a ordem de grandeza dos resistores envolvidos pode afetar o tempo de resposta do sistema, sobretudo devido a efeitos capacitivos. Para os propósitos deste trabalho, no entanto, a solução com esses resistores se mostrou suficientemente eficaz, conforme apresentado posteriormente.

Sensor de movimento

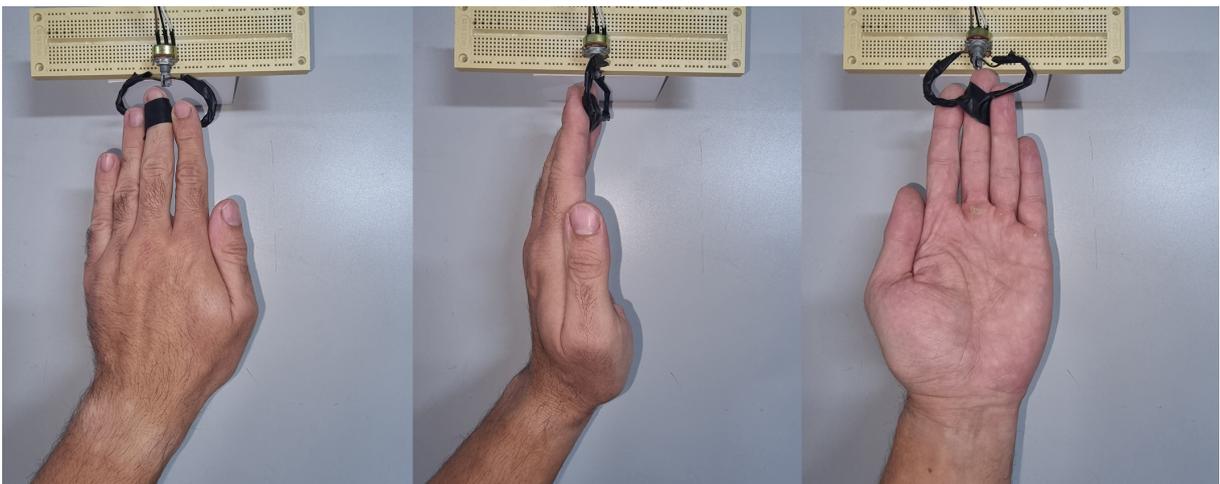
Para melhorar a análise dos sinais EMG e facilitar a identificação precisa dos momentos de início e término dos movimentos, foi desenvolvido um dispositivo auxiliar baseado no uso de um potenciômetro. Esse dispositivo foi projetado para capturar a dinâmica dos movimentos manuais, permitindo a sincronização dos dados do sensor EMG com a execução dos movimentos.

O dispositivo foi construído utilizando um potenciômetro como elemento principal para detectar a rotação mecânica associada aos movimentos do punho e dos dedos. Para isso, foi projetada uma estrutura que integra o potenciômetro a uma alça adaptável, capaz de transferir os movimentos da mão para o componente eletrônico.

Esta solução facilitou evidenciar, na linha do tempo, a região do sinal EMG que continha as informações relevantes para análise.

Rotação do Punho: Para captar a rotação do punho, foi criada uma alça fixada aos dedos. Essa alça foi conectada mecanicamente ao eixo do potenciômetro, de modo que qualquer movimento rotacional do punho fosse transferido diretamente para o potenciômetro. Assim, a variação angular do punho gerava uma alteração proporcional na resistência do potenciômetro, permitindo a medição precisa do movimento, mostrado na Figura 4.1.

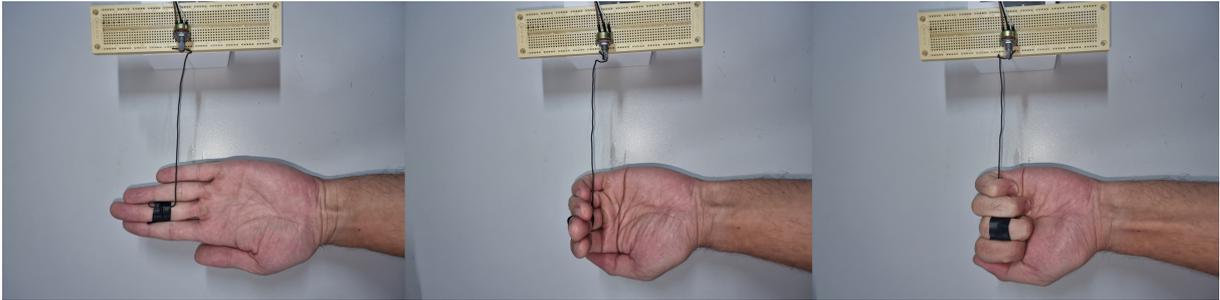
Figura 4.1: Sensor de rotação do punho



Fonte: Autoria própria

Abertura e Fechamento da Mão: Para monitorar o movimento de abertura e fechamento dos dedos, foi projetado um mecanismo baseado em um eixo de transferência. Esse eixo conecta os dedos ao potenciômetro, transmitindo a rotação gerada pelos movimentos de abrir e fechar a mão. A alteração na posição dos dedos, similar ao movimento do punho, resultava em uma variação correspondente na resistência do potenciômetro, que era registrada e interpretada pelo sistema, mostrado na Figura 4.2.

Figura 4.2: Sensor de extensão e flexão dos dedos



Fonte: Autoria própria

Funcionamento do dispositivo: O funcionamento do dispositivo usa o princípio de que o potenciômetro, ao ser girado, altera sua resistência elétrica proporcionalmente ao ângulo de rotação aplicado ao seu eixo. Essa variação é convertida em um sinal elétrico que pode ser lido e interpretado pelo microcontrolador. Dessa forma, o dispositivo fornece uma indicação precisa dos momentos de início, término e amplitude dos movimentos realizados, permitindo sua integração direta com os dados obtidos pelo sensor EMG.

4.1.4 Sistemática de aquisição do sinal

A montagem do sistema de coleta foi estruturada de forma a garantir a captura eficiente dos sinais EMG e o armazenamento adequado dos dados para análise posterior. O sensor EMG é responsável por coletar os sinais musculares, cuja aquisição é feita pelo microcontrolador ESP-32 por meio do conversor A/D. O programa do sistema embarcado processa e envia os dados para o computador utilizando a comunicação UART. No computador, um outro programa realiza a coleta dos sinais recebidos e os armazena em um arquivo de texto, que serve como base para análises subsequentes.

Procedimento de coleta dos sinais

A coleta dos sinais EMG foi realizada com foco em cada movimento específico, mas sempre com os quatro canais conectados aos músculos, garantindo maior precisão na identificação dos padrões de ativação muscular e, conseqüentemente, aprimorando a análise posterior. Essa abordagem permitiu uma avaliação detalhada e individualizada de cada movimento, contribuindo para a robustez dos dados coletados.

Para o **movimento de pronação**, o experimento foi iniciado com o punho em posição neutra. Em seguida, realizou-se uma rotação do punho para a posição de pronação, finalizando o ciclo com o retorno à posição neutra. Esse movimento foi repetido de forma controlada, assegurando que os sinais capturados fossem consistentes e representativos da ativação muscular envolvida.

No caso do **movimento de supinação**, o punho também começou na posição neutra. A partir dessa posição, realizou-se uma rotação para a supinação, caracterizada pela rotação do antebraço de modo que a palma da mão ficasse voltada para cima. Esse ciclo foi repetido conforme necessário para garantir a confiabilidade dos dados.

Para o **movimento de flexão**, a mão foi inicialmente posicionada aberta, com os dedos completamente estendidos. O movimento consistiu no fechamento progressivo da mão, simulando uma flexão completa dos dedos, o que ativa predominantemente os músculos

flexores. A repetição desse padrão visou capturar os sinais específicos desse movimento com clareza.

Por fim, no **movimento de extensão**, o processo foi realizado de forma oposta ao da flexão. O experimento começou com a mão fechada, seguida pela abertura gradual dos dedos, promovendo a extensão completa da mão. Esse movimento ativou principalmente os músculos extensores, permitindo uma análise contrastante em relação à flexão.

Cada ciclo de movimento foi cuidadosamente monitorado para evitar inconsistências e garantir que os dados coletados refletissem fielmente a ativação muscular associada a cada ação. Essa metodologia estruturada foi fundamental para assegurar a qualidade dos dados e oferecer uma base sólida para as etapas de processamento e análise subsequentes.

4.2 Análise dos dados

4.2.1 Manipulação do sinal EMG e soluções

Para o tratamento e a visualização dos dados obtidos nos experimentos, foi desenvolvido um script para software GNU Octave. Este programa foi escolhido por ser uma ferramenta de código aberto amplamente utilizada para cálculos numéricos, com funcionalidades robustas para processamento e visualização de dados (GNU OCTAVE, 1998).

O algoritmo implementado realiza a leitura dos dados coletados e os organiza em matrizes para posterior processamento. Esse fluxo inicial permite estruturar as informações de maneira a facilitar a análise detalhada dos sinais EMG e dos movimentos executados. Como parte do estudo, foram gerados gráficos que fornecem uma visualização clara das características do sinal em cada tipo de movimento, permitindo uma comparação direta entre eles, conforme apresentado no Capítulo 5.

4.2.2 Filtros digitais

Para melhorar a qualidade dos dados e torná-los mais representativos da atividade muscular, foram aplicados métodos de processamento para reduzir os ruídos presentes no sinal de saída do sensor, proporcionando uma análise mais precisa e confiável. As técnicas empregadas foram a média móvel e o RMS móvel, ambas utilizando uma janela de 10 valores para o cálculo em cada posição. Essas técnicas são essenciais para suavizar o sinal e realçar características fundamentais da atividade muscular.

4.2.3 Identificação de movimento

No Octave, foi desenvolvida uma função para realizar a Análise Discriminante Linear (LDA) em sinais EMG, permitindo o aprendizado e a distinção de cada musculatura envolvida. Utilizando o LDA, a identificação dos movimentos é efetuada com base nos valores do sinal EMG processado em RMS móvel, juntamente com os momentos de ativação capturados pelo sensor.

Antes de utilizar os valores do sinal EMG em RMS e os dados do sensor, foi necessário realizar um pré-processamento. O sinal EMG, inicialmente em uma escala de valores do Conversor Analógico-Digital (ADC), foi normalizado utilizando a técnica de Z-score, que padroniza os dados subtraindo a média e dividindo pelo desvio padrão, mostrado pela

Equação 4.1. Isso garante que os dados estejam em uma escala uniforme, facilitando a análise subsequente.

$$Z_{score} = \frac{EMG_{RMS} - \mu_{janela}}{\sigma_{janela}} \quad (4.1)$$

onde:

- EMG_{RMS} : Valor do sinal EMG em RMS.
- μ_{janela} : media da janela.
- σ_{janela} : desvio padrão da janela.

Além disso, o sinal do sensor também exigiu uma conversão de escala. Para isso, foi criado um *script* que transforma os valores do sensor acima de um determinado limiar foram definidos como 1 (indicando movimento), e valores abaixo desse limiar foram definidos como 0 (indicando ausência de movimento). Essa binarização do sinal do sensor facilita a identificação clara dos estados de ativação muscular.

Após os ajustes realizados, foi desenvolvido um *script* que utiliza o método de LDA para buscar uma projeção linear dos dados, a fim de separar duas classes: 1 para "ativo" e 0 para "desativado". Nesse *script*, são fornecidos os dados do sinal EMG(RMS) normalizado com a técnica Z-score, juntamente com os rótulos que indicam os momentos de ativação ou desativação muscular.

O *script* realiza o treinamento com os dados fornecidos, resultando na obtenção dos vetores de projeção e no cálculo do valor de *threshold*. Esse valor de *threshold* é crucial, pois será utilizado para a classificação das amostras projetadas. O cálculo do *threshold* é feito como a média das médias projetadas das classes 1 (ativado) e 0 (desativado), conforme ilustrado na Equação 4.2.

$$threshold = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} \quad (4.2)$$

onde:

- μ_1 : media dos valores da classe 1.
- μ_2 : media dos valores da classe 2.

Com a determinação do *threshold*, torna-se possível classificar novas amostras com base em sua projeção, permitindo uma distinção clara entre os estados de ativação e desativação muscular. Esse processo é fundamental para aplicações que necessitam de uma identificação precisa dos estados musculares, como na análise de movimentos ou no controle de próteses.

4.3 Programação do hardware

Toda a programação foi elaborada com o objetivo de capturar, processar e interpretar sinais eletromiográficos (EMG), utilizando o microcontrolador ESP32 como unidade principal de processamento. O sistema foi organizado em diversas etapas funcionais, abrangendo desde a aquisição dos sinais elétricos gerados pela atividade muscular até o envio dos dados processados para o controle de movimentos em uma prótese robótica simulada.

Durante o desenvolvimento, foram implementadas rotinas específicas para leitura analógica dos sinais EMG, aplicação de filtros digitais, normalização dos dados e

identificação de padrões de ativação muscular. Essas etapas permitiram ao sistema responder de forma eficiente e em tempo real, respeitando os requisitos de precisão e velocidade para aplicações em próteses.

A modularização do código facilitou o processo de desenvolvimento, teste e validação de cada etapa separadamente, garantindo maior clareza na lógica e facilidade de manutenção futura.

Todo o código-fonte, incluindo os *scripts* responsáveis pela aquisição dos sinais, tratamento dos dados e comunicação com a interface de controle da prótese simulada, está disponível publicamente no repositório *TCC_CEFET_EMG*, hospedado na plataforma GitHub (SILVA, 2025). O repositório contém instruções completas para a reprodução do projeto, como o diagrama de conexão dos componentes, bibliotecas utilizadas, exemplos de sinais capturados e orientações para a compilação e *upload* do *firmware* no ESP32.

4.3.1 Armazenamento dos Dados

O armazenamento eficiente dos dados capturados é uma etapa fundamental no processamento do sinal EMG. Nesta seção, detalha-se as estruturas e funções utilizadas para armazenar tanto o sinal de saída do sensor quanto o sinal processado em forma de RMS, garantindo que o sistema possa analisar e interpretar os dados de forma eficaz.

Armazenamento do EMG

Para capturar e armazenar os dados do sinal EMG diretamente do conversor A/D, foi implementado um vetor de tamanho 10 para cada musculatura monitorada. Esse vetor funciona como uma janela deslizante, que mantém os 10 valores mais recentes capturados. A função *adicionarValor()* gerencia a inserção desses valores no vetor. Quando um novo valor é recebido do A/D, a função desloca os valores existentes para a esquerda e insere o novo valor na extremidade direita. Essa abordagem garante que o vetor sempre contenha os dados mais atualizados, necessários para o processamento em tempo real do sinal.

Armazenamento do EMG em RMS

Após o armazenamento inicial dos dados recebidos do A/D, o próximo passo é processar esses dados para calcular o valor RMS do sinal EMG. A função *calcularRMS()* realiza este cálculo utilizando os 10 valores presentes no vetor de dados. O valor RMS resultante é então armazenado em um vetor maior, com capacidade para 1000 amostras por musculatura, utilizando a função *adicionarValor()*.

Esse vetor de valores RMS serve como base para análises subsequentes, permitindo a aplicação de métodos de classificação e detecção de movimento. O uso do RMS como uma representação do sinal EMG é essencial porque ele oferece uma medida mais estável e menos suscetível a ruídos, comparado ao sinal direto do A/D. Essa estabilidade é crucial para assegurar a precisão nas etapas de processamento e na classificação dos sinais musculares.

Procedimento Inicial de Armazenamento

Para assegurar que o sistema inicie com dados representativos e precisos, foi implementado um procedimento inicial de leitura e armazenamento dos sinais EMG. Este

processo é essencial para substituir os valores iniciais, que são inicialmente configurados como zeros, por valores reais capturados pelo conversor A/D.

O procedimento começa com a leitura contínua dos sinais EMG da saída do sensor. À medida que os dados são capturados, eles passam pelo cálculo do valor RMS utilizando a função *calcularRMS()*. Este cálculo é realizado em blocos de 10 amostras, garantindo que o valor RMS represente uma média móvel das leituras mais recentes.

Os valores RMS resultantes são então armazenados em vetores dedicados para cada musculatura, até que todos os vetores estejam preenchidos com 1000 valores reais de RMS. Esse preenchimento inicial é crucial para estabelecer uma base sólida de dados, que será utilizada nos cálculos subsequentes de média e desvio padrão.

Esse procedimento garante que o sistema tenha um conjunto completo de dados antes de iniciar o processo de normalização e classificação. Ele prepara o sistema para operar com precisão desde o início, ao eliminar a influência de valores zerados nos cálculos estatísticos e melhorar a precisão nas primeiras etapas de identificação de movimento.

4.3.2 Cálculos de Parâmetros Estatísticos dos Dados

Os cálculos de parâmetros estatísticos, como média e desvio padrão, são essenciais para a análise precisa dos sinais EMG. No sistema, esses parâmetros são armazenados como variáveis globais, inicialmente definidas com valores padrão (zero), exceto pelos vetores *w* e *threshold*, que foram calculados externamente para otimizar o desempenho do microcontrolador.

Média

Para o cálculo da média dos valores RMS armazenados, foi desenvolvida a função *calcular_media()*. Essa função processa os 1000 valores do RMS armazenados para uma musculatura específica e calcula a média desses valores. A média serve como uma referência central para os dados, sendo crucial para normalização e outros cálculos subsequentes. O resultado da função é armazenado em uma variável global, que pode ser utilizada para análises contínuas e comparações durante a execução do sistema.

Desvio Padrão

O desvio padrão é calculado utilizando a média previamente determinada. A função *calcular_desvio()* foi criada para esse fim, operando sobre os mesmos 1000 valores de RMS utilizados na média. Ela utiliza o valor da média para calcular a dispersão dos dados em torno dessa média. O desvio padrão é uma medida de variabilidade que indica a extensão das variações no conjunto de dados. O valor calculado é armazenado em uma variável global, permitindo seu uso em processos como normalização e classificação.

Ciclos de Cálculos

Para garantir que os parâmetros estatísticos estejam sempre atualizados e reflitam as mudanças no sinal EMG ao longo do tempo, foi implementado um sistema de ciclos de cálculos. A cada 1000 valores de RMS lidos e armazenados, o sistema executa uma atualização dos cálculos de média e desvio padrão. Este ciclo periódico de recalculação assegura que as informações estatísticas utilizadas para a normalização e classificação

estejam sempre baseadas nos dados mais recentes, proporcionando uma adaptação contínua ao comportamento do sinal.

A função responsável por gerenciar esses ciclos verifica o contador de amostras e, ao atingir 1000 leituras, aciona as funções *calcular_media()* e *calcular_desvio()*. Essa abordagem permite que o sistema reavalie e ajuste os parâmetros estatísticos de forma dinâmica, garantindo maior precisão e confiabilidade nas etapas subsequentes de normalização e classificação LDA.

Ao manter os cálculos de média e desvio padrão atualizados em intervalos regulares, o sistema pode reagir mais eficazmente a variações no sinal EMG, como mudanças de intensidade ou ruídos, melhorando a performance global do reconhecimento de movimentos.

Vetor w

O vetor w é uma variável global que contém os coeficientes determinados pelo treinamento do modelo LDA. Esses coeficientes são utilizados na função de classificação para distinguir entre diferentes estados musculares. O vetor w é inicializado com valores fixos, que foram calculados fora do microcontrolador.

Threshold

O valor de *threshold* é outro parâmetro global calculado durante o treinamento do modelo LDA. Ele representa o limite de decisão utilizado para classificar o sinal EMG como indicativo de movimento ou não. Assim como o vetor w , o *threshold* é definido com base em análises externas para garantir que o ESP32 possa executar a classificação de maneira rápida e eficaz. O *threshold* permite uma detecção precisa e confiável dos movimentos musculares com base nos sinais capturados.

4.3.3 Identificação de Movimento

A identificação de movimento a partir do sinal EMG é realizada utilizando a Análise Discriminante Linear (LDA). Este método permite distinguir entre estados musculares, como repouso e atividade, com base nos valores processados do sinal EMG. Antes de aplicar a classificação LDA, é fundamental normalizar o valor RMS do sinal, utilizando as métricas de média e desvio padrão previamente calculadas.

Normalização do Sinal

Para garantir que os dados estejam em uma escala apropriada para classificação, foi implementada a função *normalizaSinal()*. Esta função realiza a normalização do sinal atual de EMG RMS utilizando a técnica de *z-score*, que transforma os dados com base nos valores estatísticos (média e desvio padrão) calculados anteriormente. A normalização é realizada pela Equação 4.1.

A função *normalizaSinal()* retorna o valor normalizado, que é então utilizado na etapa subsequente de classificação LDA. Esse processo assegura que as variações no sinal sejam comparáveis e que o modelo LDA funcione com maior precisão e consistência.

Classificação LDA

A classificação LDA utiliza os parâmetros calculados durante o treinamento externo, como o vetor de pesos w e o *threshold*, para determinar o estado atual do músculo. Com esses parâmetros já configurados no sistema, a classificação do sinal EMG RMS normalizado é direta e eficiente.

Foi criada a função *classeLDA()*, que recebe o valor normalizado do EMG RMS e realiza a classificação, retornando um valor booleano que indica músculo em repouso (0) ou ativo (1).

Essa classificação em tempo real permite ao sistema interpretar os sinais musculares com precisão, determinando se um movimento está ocorrendo ou não, e respondendo de acordo com as necessidades da aplicação, como o controle de uma prótese robótica. A abordagem baseada em LDA oferece uma solução robusta e eficiente para a identificação de movimentos, utilizando recursos computacionais de forma otimizada.

4.3.4 Simulação e Controle

Este trabalho explorou alguns dos movimentos que a mão humana pode realizar, incluindo pronação, supinação, extensão dos dedos e flexão dos dedos. Musculaturas específicas responsáveis por cada um desses movimentos foram identificadas e selecionadas, assegurando que, ao realizar um movimento particular, apenas a musculatura correspondente seja ativada. Por exemplo, durante a pronação, a musculatura responsável pela supinação permanece inativa, e este princípio também se aplica aos outros movimentos.

Baseando nessa abordagem, desenvolveu-se a função *classeLDA()*, projetada para identificar e diferenciar os sinais musculares associados a cada movimento. Essa função é essencial para integração em sistemas de próteses ou braços robóticos, permitindo que estes dispositivos imitem os movimentos humanos. Ao detectar a ativação de uma musculatura específica, o sistema robótico executa o movimento correspondente, criando uma interface eficaz entre a bioeletricidade muscular e os sistemas robóticos.

Utilizando o CoppeliaSim, uma variedade de movimentos em modelos de braços robóticos, como a rotação do braço e a abertura e fechamento de pinças foram simulados. Os testes de simulação realizados validaram a precisão e eficácia dos sinais musculares na execução desses movimentos dentro do ambiente virtual.

A comunicação entre o CoppeliaSim e o microcontrolador ESP32 foi estabelecida por meio de uma conexão serial. Foi desenvolvido um *script* específico no CoppeliaSim que interpreta os dados recebidos do ESP32 e aciona os movimentos apropriados nos modelos de braços robóticos. Cada sinal recebido corresponde a um movimento específico, garantindo que o braço robótico execute a ação correta com base nos sinais musculares detectados.

A execução dos movimentos no braço robótico segue o seguinte procedimento: enquanto o sinal de um músculo estiver ativo, o braço continuará executando o movimento correspondente até que o sinal seja interrompido. Por exemplo, ao detectar um sinal do pronador, o braço realiza a rotação em uma direção; ao receber um sinal do supinador, o movimento ocorre na direção oposta.

Dentro do CoppeliaSim, a implementação dos movimentos é feita por meio da seleção dos objetos que representam as juntas do braço robótico. Ajustou-se os ângulos dessas juntas com base nos sinais recebidos do ESP32, incrementando-os gradualmente para mover o braço até a posição desejada. No caso da pinça, os comandos de abertura e fechamento são acionados diretamente, permitindo uma resposta rápida aos sinais musculares, garantindo a eficiência do sistema em replicar movimentos humanos.

Capítulo 5

Resultados e discussões

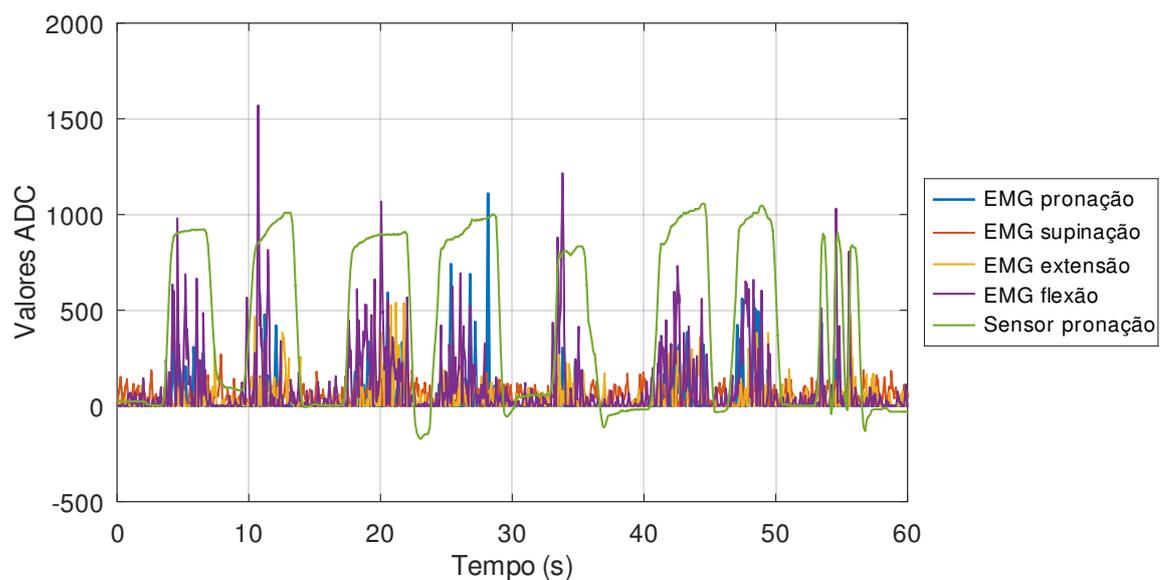
Este capítulo apresenta os resultados obtidos a partir da coleta e análise dos sinais EMG, bem como discussões acerca da eficácia do método empregado. Serão abordados os dados coletados, os principais achados, as análises estatísticas e as limitações encontradas.

5.1 Coleta dos sinais

A coleta dos sinais EMG foi realizada com sucesso para os movimentos de pronação, supinação, flexão e extensão dos dedos. Cada movimento foi executado em condições controladas, garantindo a precisão dos dados coletados.

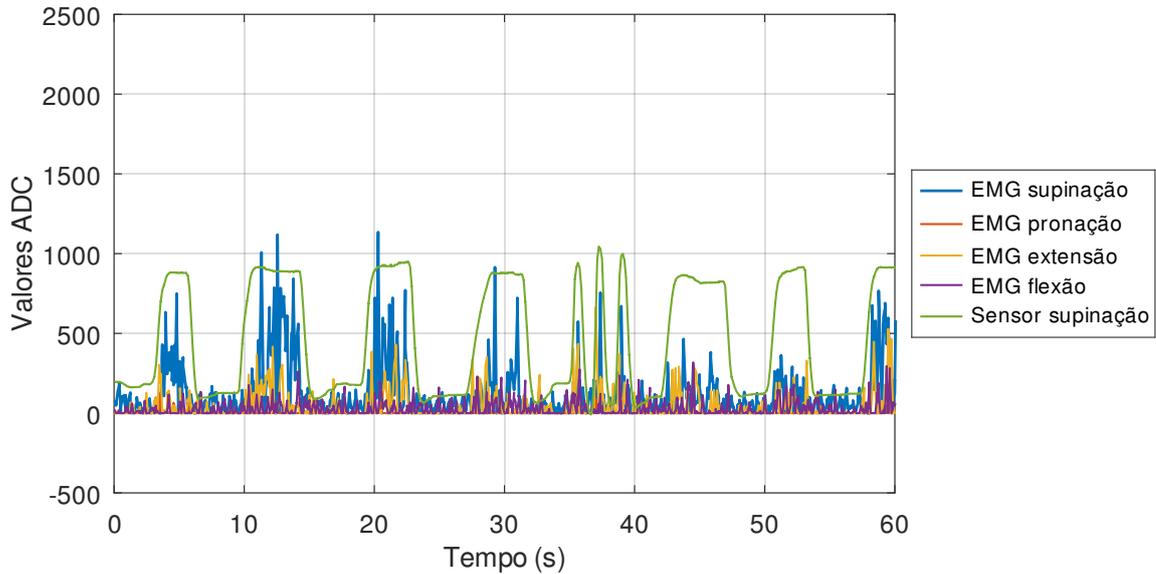
Os gráficos gerados mostram a dinâmica dos sinais EMG em diferentes condições musculares: pronação (Figura 5.1), supinação (Figura 5.2), extensão dos dedos (Figura 5.4) e flexão dos dedos (Figura 5.3). Foi possível observar claramente a resposta dos músculos durante cada movimento.

Figura 5.1: Sinal EMG de todos os canais no movimento de pronação



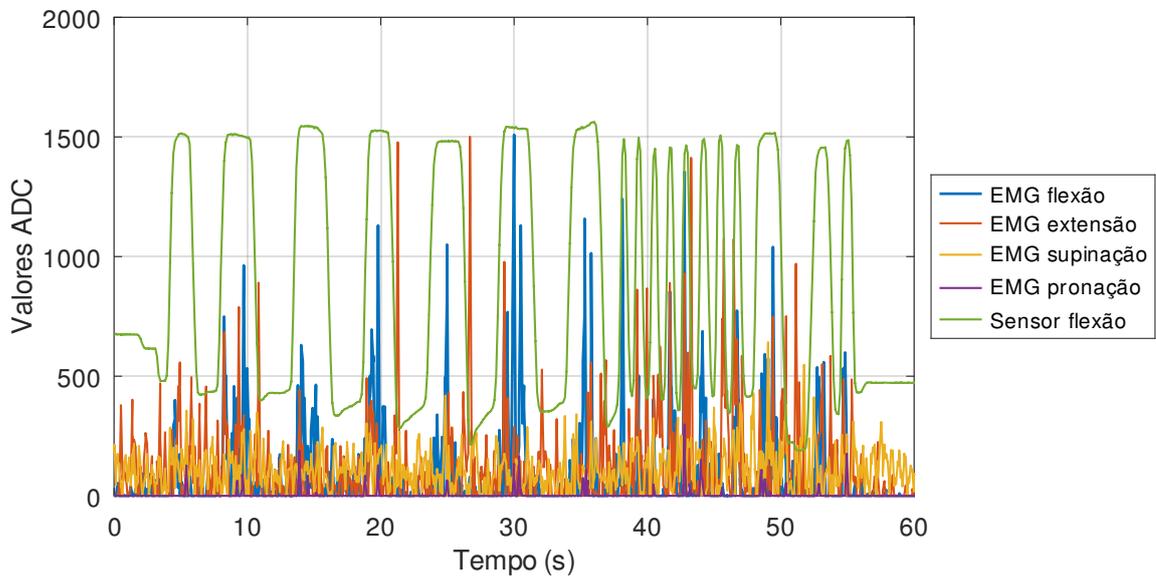
Fonte: Autoria própria

Figura 5.2: Sinal EMG de todos os canais no movimento de supinação



Fonte: Autoria própria

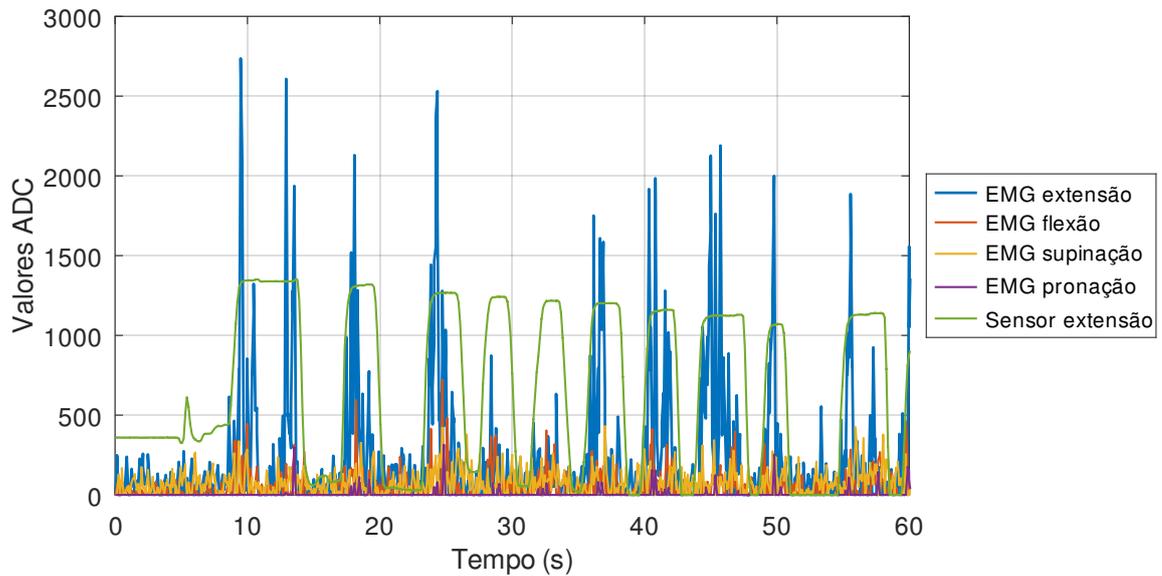
Figura 5.3: Sinal EMG de todos os canais no movimento de flexão dos dedos



Fonte: Autoria própria

O sensor de movimento desempenhou um papel crucial na visualização e análise dos dados, pois permitiu identificar com precisão os períodos em que o movimento foi executado. Isso proporcionou uma correlação clara entre a atividade registrada pelo sensor de movimento e o sinal de EMG, evidenciando que o sinal elétrico muscular acompanhou de forma consistente e correta o padrão de movimento realizado. Essa sincronização é fundamental para validar a relação temporal entre a contração muscular e o movimento físico, garantindo a integridade dos dados coletados e a eficácia da análise de desempenho muscular.

Figura 5.4: Sinal EMG de todos os canais no movimento de extensão dos dedos



Fonte: Autoria própria

Deve-se destacar o problema de *crosstalk*, que se refere à interferência ou contaminação de sinais elétricos provenientes de músculos adjacentes ou não intencionais quando se está tentando registrar a atividade elétrica de um músculo específico. Este fenômeno ocorre devido à proximidade anatômica de músculos e nervos, o que pode dificultar a identificação precisa de qual músculo está realmente sendo monitorado (LUCA, 1997).

Causas de Crosstalk:

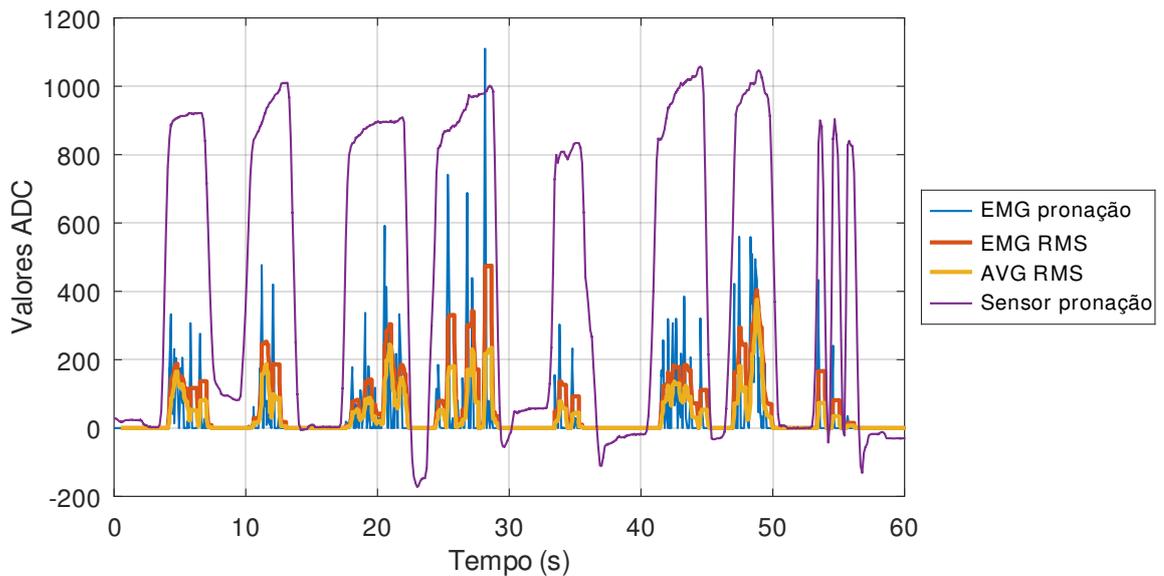
- Proximidade de Músculos: Quando os eletrodos estão muito próximos de outros músculos.
- Espessura da Pele e Gordura Subcutânea: Camadas mais espessas podem difundir o sinal.
- Tamanho do Eletrodo: Eletrodos maiores podem captar sinais de uma área mais ampla.
- Erro de Posicionamento do Eletrodo: Colocação incorreta pode aumentar a captação de sinais de músculos adjacentes.

Durante a coleta de dados, foi fundamental monitorar atentamente o fenômeno de *crosstalk*, que ocorre devido à proximidade de músculos adjacentes. Para minimizar essa interferência, foram realizados ajustes cuidadosos no posicionamento dos eletrodos. Esses ajustes focaram especialmente na musculatura do pronador e do flexor dos dedos, que estão localizados próximos um do outro. A correta colocação dos eletrodos foi essencial para garantir que o sinal de EMG captado fosse o mais específico possível ao músculo de interesse, reduzindo a captação de sinais indesejados provenientes de músculos vizinhos.

5.2 Análise de dados

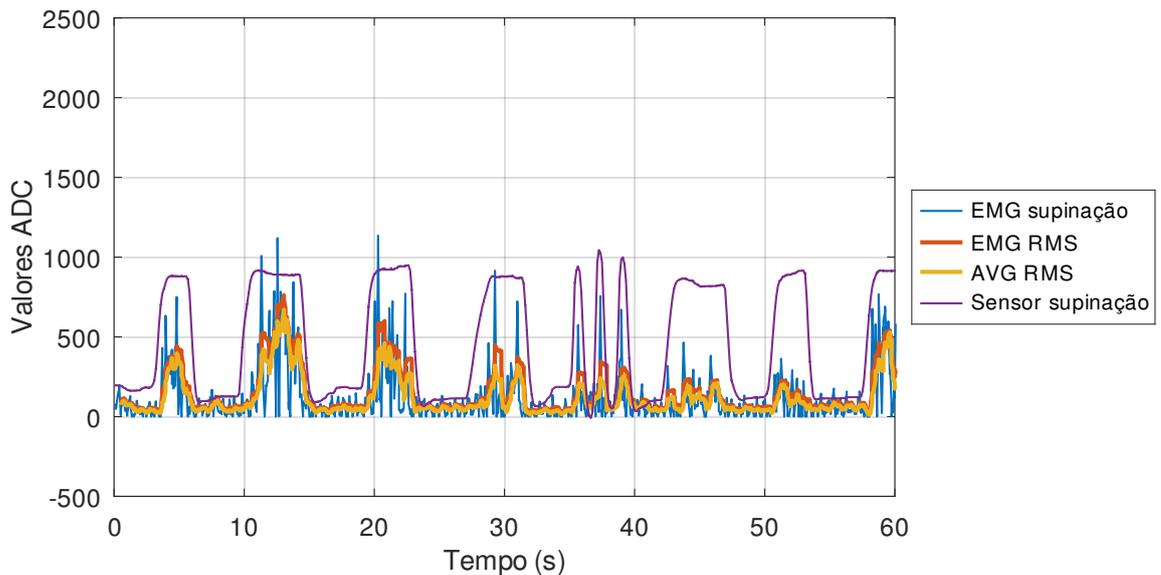
Na análise de dados, primeiramente foi realizado o tratamento do sinal. O sinal original apresentava características descontínuas, com numerosos picos seguidos de valores que se aproximavam de zero. Para mitigar essas variações bruscas e melhorar a qualidade da análise, foram utilizados dois métodos para comparação: o método da média móvel e o RMS móvel, conforme apresentado nas Figuras 5.5, 5.6, 5.7 e 5.8.

Figura 5.5: Sinal EMG média móvel e RMS móvel pronação



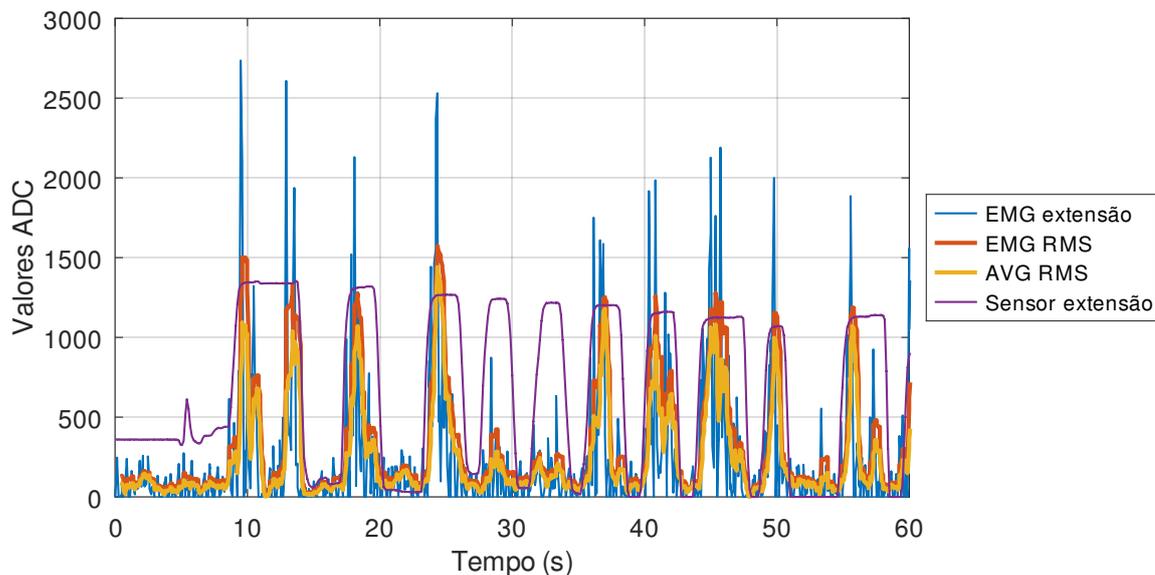
Fonte: Autoria própria

Figura 5.6: Sinal EMG média móvel e RMS móvel supinação



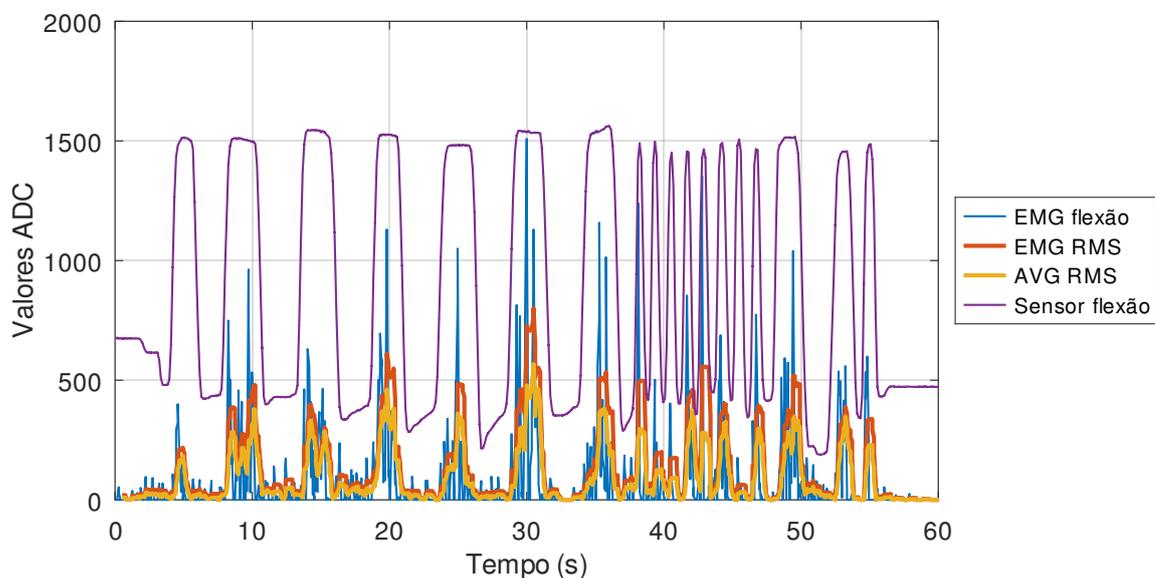
Fonte: Autoria própria

Figura 5.7: Sinal EMG média móvel e RMS móvel extensão



Fonte: Autoria própria

Figura 5.8: Sinal EMG média móvel e RMS móvel flexão



Fonte: Autoria própria

Como mostrado nos gráficos, ambos os métodos garantem a continuidade do sinal em cada movimento analisado e desempenham papéis complementares na preparação dos dados para análises mais detalhadas.

O RMS móvel se destacou como o mais eficiente para a análise dos sinais EMG, dentre os índices coletados. Esse método apresentou uma melhor representação da intensidade do sinal ao longo do tempo, facilitando a identificação dos padrões de ativação muscular durante os movimentos. Além disso, minimizou de forma significativa o impacto de ruídos presentes

nos dados recebidos pelo A/D, resultando em gráficos mais claros e precisos. O sinal processado com a média móvel, por sua vez, não representava adequadamente os picos do sinal, apresentando picos de baixa intensidade, em contraste com aqueles obtidos com o RMS móvel, que detecaram picos de maior amplitude.

Com o sinal devidamente tratado, o objetivo seguinte foi melhorar o reconhecimento dos estados de ativação e repouso do músculo. Para classificar essas duas condições, foi escolhido o método de Análise Discriminante Linear (LDA), que categorizou o sinal em duas classes: classe 0 para músculo em repouso e classe 1 para músculo ativado.

Antes de realizar a classificação, aplicou-se a técnica de padronização. Essa abordagem foi crucial para lidar com o *offset* do sinal, centralizando-o em torno de zero e reduzindo ruídos e desvios. A técnica de z-score ajustou o sinal de maneira eficiente, facilitando a subsequente análise e reconhecimento de padrões.

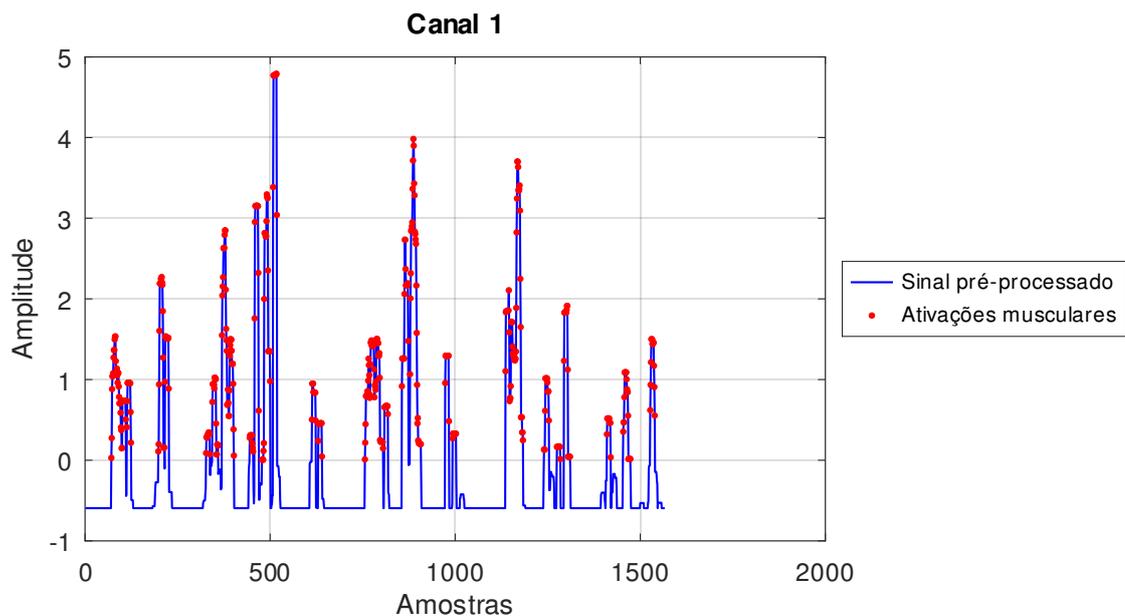
A aplicação do LDA permitiu identificar com precisão cada momento de ativação muscular. O modelo classificou corretamente os estados de movimento e repouso, em que os pontos vermelhos são os momentos que foi identificado o movimento, mostrado nas Figuras 5.9, 5.10, 5.11 e 5.12.

Os valores resultantes deste treinamento são utilizados na programação do ESP32, integrando o modelo de aprendizado à aplicação prática, o que possibilita o controle e monitoramento em tempo real das atividades musculares com alta precisão.

Essa implementação evidencia a eficácia do LDA em contextos de análise de sinais EMG, destacando seu potencial para aplicações em sistemas embarcados e dispositivos de interface homem-máquina.

Nas figuras, os pontos em vermelho indicam as regiões de ativação muscular. Contudo, um desafio identificado foi a complexidade computacional do LDA, que envolve manipulação de matrizes e cálculos complexos, o que pode inviabilizar a implementação diretamente em microcontroladores do porte do ESP32 para aplicações em tempo real.

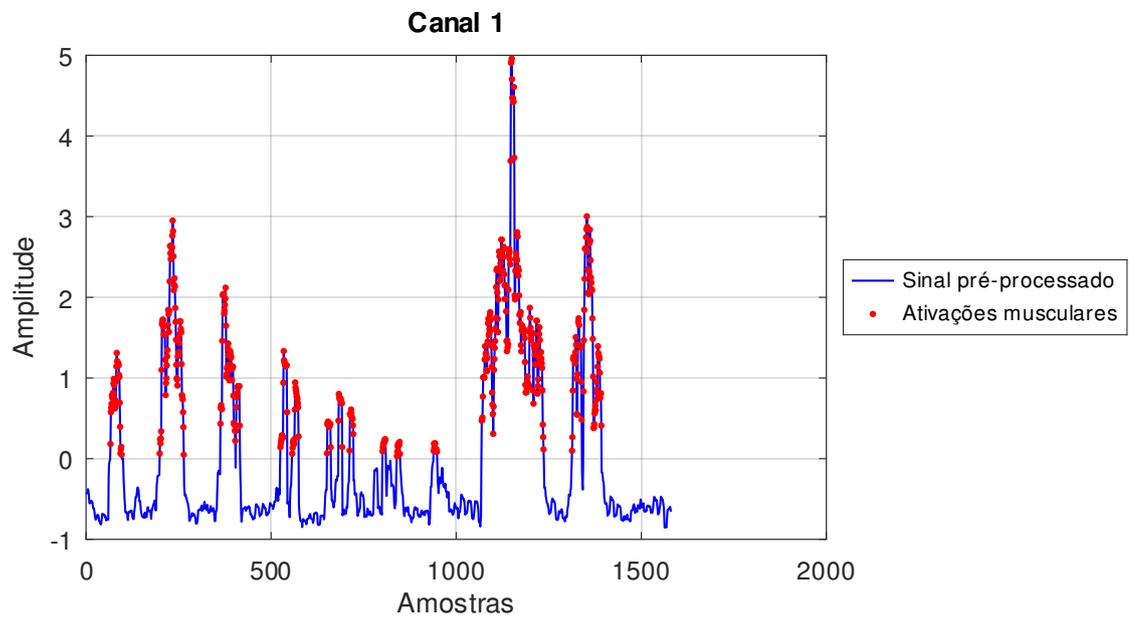
Figura 5.9: Identificação do movimento pronação



Fonte: Autoria própria

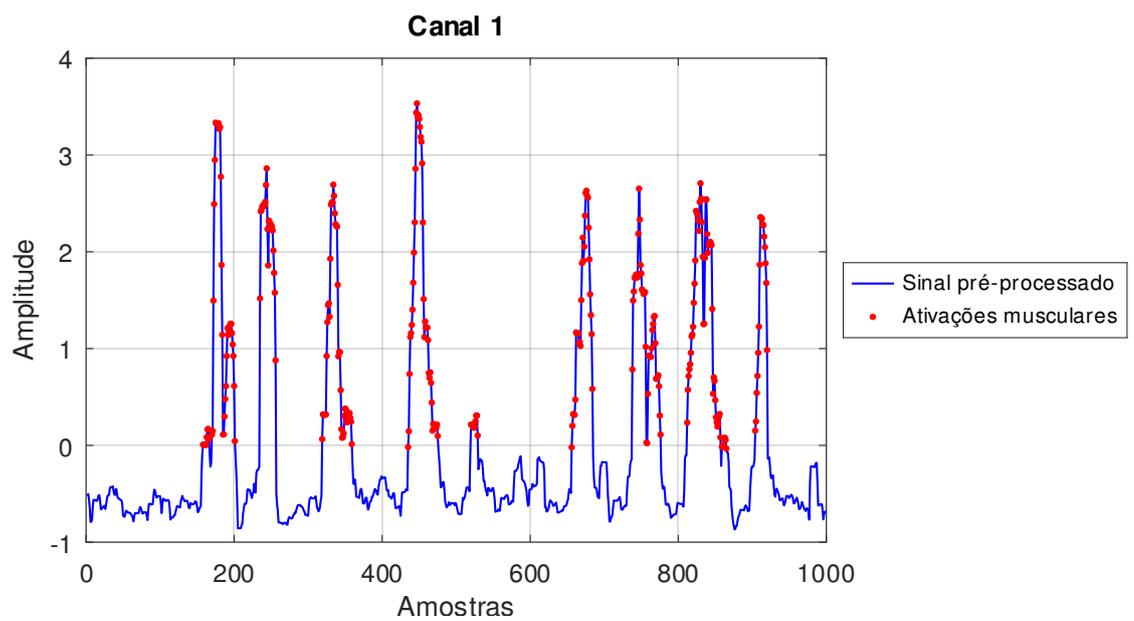
Apesar dessa limitação, o treinamento do LDA retorna os valores do vetor w e do limiar

Figura 5.10: Identificação do movimento supinação



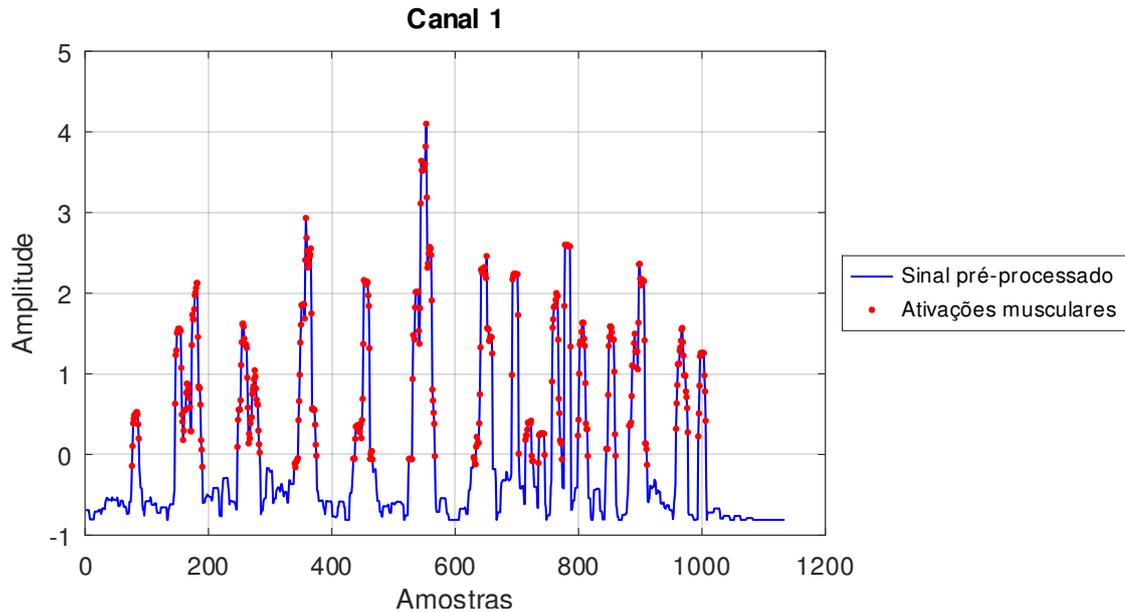
Fonte: Autoria própria

Figura 5.11: Identificação do movimento extensão



Fonte: Autoria própria

Figura 5.12: Identificação do movimento flexão



Fonte: Autoria própria

(*threshold*), que são suficientes para identificação. Considerando que a técnica de z-score ajusta constantemente o sinal para uma faixa previsível, os valores calculados pelo LDA podem permanecer eficazes sem necessitar de atualizações frequentes. Entretanto, um cenário melhor consiste na realização do treinamento em tempo real, para garantir maior precisão na classificação dos estados musculares.

5.3 Programação do hardware e simulação

Os testes realizados demonstraram que o ESP32 atendeu às expectativas de desempenho, mesmo ao lidar com cálculos e manipulação de filas extensas de dados. Durante os experimentos, o microcontrolador foi capaz de processar sinais EMG em tempo real, aplicando filtros e transformações para garantir a precisão dos dados analisados. O tempo de resposta, fundamental para aplicações de controle de próteses, manteve-se dentro de limites aceitáveis, assegurando uma interação fluida e responsiva entre o usuário e o dispositivo.

Em diversas sessões de teste, o sistema mostrou-se capaz de reconhecer corretamente os movimentos musculares pré-definidos, com uma taxa de erro mínima. Os poucos erros observados podem ser atribuídos a variações naturais nos sinais EMG, mas não comprometeram a eficácia geral do sistema. Esses resultados indicam que o sistema tem uma robustez suficiente para aplicações práticas.

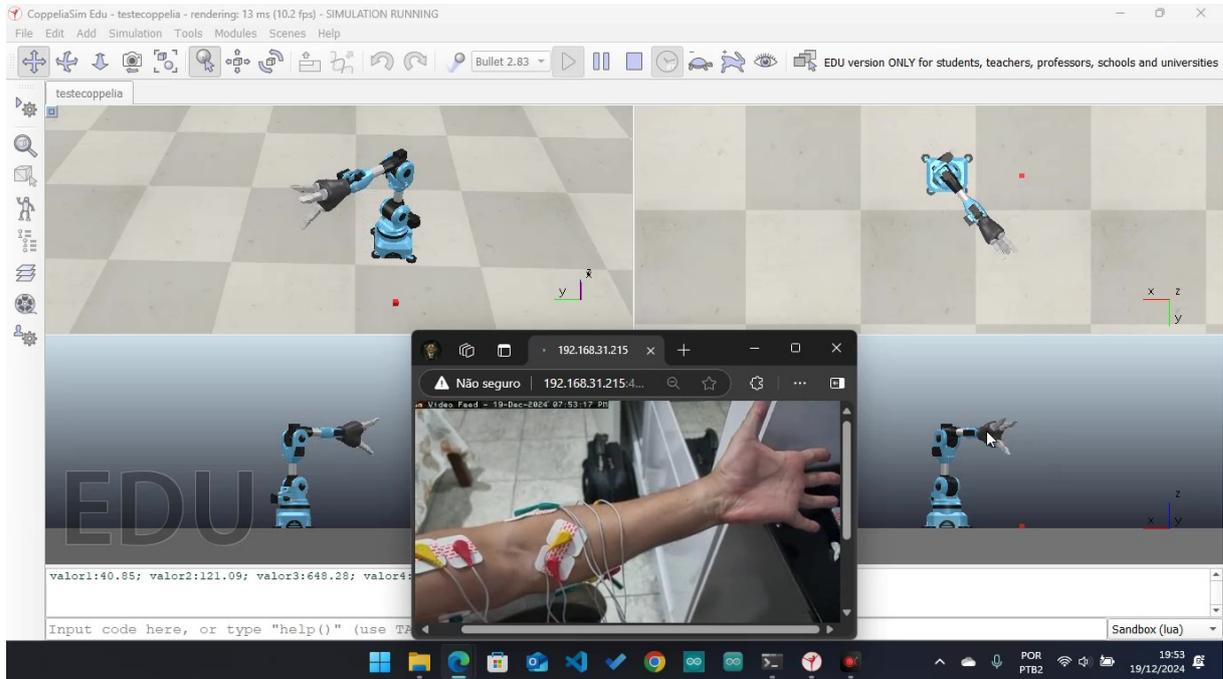
Além disso, os tempos de resposta observados durante os testes foram considerados adequados para uma aplicação em tempo real. A capacidade do ESP32 de processar sinais EMG e emitir comandos para a prótese em um intervalo de tempo reduzido sugere que o sistema pode ser implementado em cenários reais sem prejudicar a experiência do usuário.

Como a programação implementada para este trabalho está em sua versão inicial, há um grande potencial para melhorias utilizando técnicas de programação mais avançadas. Essas melhorias podem incluir a otimização de algoritmos, o uso de estruturas de dados mais eficientes e a implementação de métodos de processamento paralelo. Com essas evoluções,

espera-se uma redução significativa no tempo de resposta, tornando o sistema ainda mais ágil e adequado para aplicações em tempo real.

A simulação realizada no CoppeliaSim proporcionou uma visão clara de como a implementação funcionaria no mundo real, mostrado na Figura 5.13.

Figura 5.13: Simulação CoppeliaSim



Fonte: Autoria própria

O ambiente de simulação replicou as condições de operação de uma prótese controlada por EMG, permitindo validar os algoritmos e a arquitetura do sistema antes de uma implantação física. Os movimentos simulados responderam de forma consistente aos sinais EMG processados, mostrando uma correspondência fiel entre os comandos recebidos e os movimentos executados. Esta etapa de simulação foi crucial para confirmar a viabilidade do sistema em um contexto prático.

Capítulo 6

Conclusão

Este trabalho explorou o desenvolvimento e a aplicação de um sistema de controle para próteses utilizando sinais de eletromiografia (EMG) capturados por meio de eletrodos de superfície. Com o objetivo de proporcionar um controle mais natural e intuitivo para próteses, foram realizadas diversas etapas, desde a coleta e processamento dos sinais EMG até a simulação dos movimentos em um ambiente virtual.

Os resultados obtidos demonstraram a viabilidade do uso do microcontrolador ESP32 para o processamento de sinais EMG em tempo real, com tempos de resposta aceitáveis para aplicações práticas, ainda que a aplicação de LDA resultou em uma dependência de uma etapa realizada em computador. A implementação de técnicas de filtragem e normalização, juntamente com o LDA, no contexto de classificação de movimentos, contribuiu para a precisão e eficácia do sistema.

A simulação realizada no CoppeliaSim revelou-se como uma ferramenta crucial para validar o funcionamento do sistema em um ambiente controlado, replicando com sucesso os movimentos musculares em modelos virtuais de próteses. Esses testes indicaram que o sistema é capaz de identificar corretamente os movimentos desejados com uma alta taxa de acerto, demonstrando seu potencial para aplicações reais.

Embora a programação atual tenha mostrado resultados promissores, há espaço para melhorias. Futuras iterações podem explorar técnicas mais avançadas de processamento de sinais e aprendizado de máquina para aumentar a precisão, reduzir ainda mais os tempos de resposta e adaptar o sistema a uma maior variedade de usuários e condições musculares.

Um outro campo para melhorias é a implementação do sistema em um computador de placa única, como a BeagleBone Black (BEAGLEBOARD.ORG FOUNDATION, 2013). Nessa perspectiva, poderia-se implementar a solução inteiramente no Octave, uma vez que tanto os canais analógicos como a porta serial são abstraídos como arquivos virtuais nessa plataforma. Assim, qualquer linguagem que suporte ler e escrever arquivos é capaz de manipular facilmente esses periféricos.

Em conclusão, o desenvolvimento deste sistema de controle baseado em EMG representa um avanço significativo na interface homem-máquina para próteses. Ele oferece uma base sólida para o desenvolvimento de soluções mais acessíveis e eficazes para pessoas com deficiência, contribuindo para melhorar sua qualidade de vida e autonomia.

Referências

ARDUINO PROJECT. **Arduino IDE**. [S.l.], 2024. Disponível em <https://www.arduino.cc/en/software>.

BEAGLEBOARD.ORG FOUNDATION. **BeagleBone Black: Development Board**. [S.l.: s.n.], 2013. <https://beagleboard.org/black>. Accessed: 2025-07-23.

CATFISH ANIMATION STUDIO S.R.L. **Anatomia – Atlas 3D**. [S.l.: s.n.], 2013. Acesso em 29 mai. 2024. Disponível em: <https://www.microsoft.com/store/productId/9MVGZCMBPSB1?ocid=mdpshare>.

COMMONS, WIKIMEDIA. **WIKIMEDIA, Electromyographic recording at adductor pollicis muscle and stimulation of the ulnar nerve (Paul Anthony Stewart)**. [S.l.: s.n.], 2024. Acesso em 29 mai. 2024. Disponível em: <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=75865390>.

COPPELIA ROBOTICS. **Robot simulator CoppeliaSim: Create, compose, simulate, any robot**. Zurich, Switzerland: [s.n.]. Acesso em: 01 dez. 2024. Disponível em: <https://www.coppeliarobotics.com>.

ESPRESSIF SYSTEMS. **ESP32-DevKitC V4 Getting Started Guide**. [S.l.: s.n.], 2024. Acesso em 29 mai. 2024. Disponível em: <https://docs.espressif.com/projects/esp-idf/en/stable/esp32/hw-reference/esp32/get-started-devkitc.html#get-started-esp32-devkitc-board-front>.

GNU OCTAVE. **GNU Octave: A Programming Language for Numerical Computations**. [S.l.], 1998. Versão 8.2.0. Acessado em 01 de Janeiro de 2024. Disponível em: <https://www.gnu.org/software/octave/>.

HAMILTON, James D. **Time Series Analysis**. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1994.

HARGROVE, Levi J.; ENGLEHART, Kevin; HUDGINS, Bernard. A Comparison of Surface and Intramuscular Myoelectric Signal Classification. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 54, n. 5, p. 847–853, 2007. DOI: 10.1109/TBME.2006.889192.

HASTIE, Trevor; TIBSHIRANI, Robert; FRIEDMAN, Jerome. **The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction**. 2nd. New York: Springer, 2009. ISBN 978-0-387-84858-7.

IBGE. **IBGE, Pesquisa Nacional de Saúde - Ciclos de vida**. Rio de Janeiro: Ministro da Saúde, 2019.

IBGE, AGÊNCIA DE NOTÍCIAS. **AGÊNCIA DE NOTÍCIAS IBGE, Pessoas com deficiência têm menor acesso à educação, ao trabalho e à renda.** [S.l.]: Estatísticas Sociais, 2022. Acesso em 29 mai. 2024. Disponível em: <<https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/37317-pessoas-com-deficiencia-tem-menor-acesso-a-educacao-ao-trabalho-e-a-renda#:~:text=Cerca%20de%2018%2C6%20milh%C3%B5es,anos%20ou%20mais%20de%20idade>>.

LUCA, Carlo J. De. The Use of Surface Electromyography in Biomechanics. **Journal of Applied Biomechanics**, Human Kinetics, Inc., Champaign IL, USA, v. 13, n. 2, p. 135–163, 1997. DOI: 10.1123/jab.13.2.135. Disponível em: <<https://journals.humankinetics.com/view/journals/jab/13/2/article-p135.xml>>.

NEUMAN, Donald A. **Cinesiologia do aparelho músculoesquelético. 2. Ed.** Rio de Janeiro: Elsevier, 2011.

ORTOSAN. **ORTOSAN, Prótese Mioelétricos.** [S.l.: s.n.]. Acesso em 29 mai. 2024. Disponível em: <<https://www.ortosan.com.br/produtos/pratese-mioelatronica/28>>.

OTTOBOCK. **OTTOBOCK, Mão Bebionic Flex.** [S.l.: s.n.]. Acesso em 29 mai. 2024. Disponível em: <<https://www.ottobock.com/pt-br/product/8E72>>.

SENSOR Muscular, Module Muscle Analog Signal EMG. [S.l.: s.n.], 2024. Acesso em 29 mai. 2024. Disponível em: <https://a.aliexpress.com/_mLM7S7I>.

SILVA, Gabriel. **TCC_CEFET_EMG.** [S.l.: s.n.], 2025.

https://github.com/gabriellssilva/TCC_CEFET_EMG. Repositório disponível no GitHub. Acesso em: 24 jun. 2025.

TORTORA, Gerard J. **Princípios De Anatomia E Fisiologia. 14. Ed.** Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2016.

ZHENG, Mingde; CROUCH, Michael S.; EGGLESTON, Michael S. Surface Electromyography as a Natural Human–Machine Interface: A Review. **IEEE Sensors Journal**, v. 22, p. 9198–9214, 2021. Disponível em: <<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:231582808>>.



CÓPIA DO TRABALHO Nº TCC2/2025 - DELMAX (11.57.05)
(Nº do Documento: 152)

(Nº do Protocolo: NÃO PROTOCOLADO)

(Assinado digitalmente em 24/07/2025 23:30)
LEANDRO RESENDE MATTIOLI
PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO
DELMAX (11.57.05)
Matrícula: ###731#3

Visualize o documento original em <https://sig.cefetmg.br/documentos/> informando seu número: **152**, ano: **2025**, tipo:
CÓPIA DO TRABALHO, data de emissão: **24/07/2025** e o código de verificação: **f8fefd36af**