

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS**

Gabriel Wolschick de Oliveira

**Estratégia de controle híbrida para exoesqueleto do joelho
utilizando realimentação de biosinais**

São Carlos

2024

Gabriel Wolschick de Oliveira

**Estratégia de controle híbrida para exoesqueleto do joelho
utilizando realimentação de biosinais**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Elétrica com Ênfase em Eletrônica, da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Engenheiro Eletricista.

Orientador: Prof. Dr. Adriano Almeida G. Siqueira

**São Carlos
2024**

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

W118e Wolschick de Oliveira, Gabriel
Estratégia de controle híbrida para exoesqueleto
do joelho utilizando realimentação de biosinais /
Gabriel Wolschick de Oliveira; orientador Adriano
Almeida G. Siqueira. São Carlos, 2024.

Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com
ênfase em Eletrônica) -- Escola de Engenharia de São
Carlos da Universidade de São Paulo, 2024.

1. Controle híbrido. 2. Biossinais. 3.
Exoesqueleto. 4. Redes Neurais. 5. Robótica de
assistência. 6. Reabilitação. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Gabriel Wolschick de Oliveira

Título: “Estratégia de controle híbrida para exoesqueleto do joelho utilizando realimentação de biosinais”

**Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado em
20/06/2024, com NOTA 9,5 (nove, meio), pela Comissão
Julgadora:**

**Prof. Associado Adriano Almeida Gonçalves Siqueira -
Orientador - SEM/EESC/USP**

**Prof. Assistente Doutor Wilian Miranda dos Santos -
UNESP/São João da Boa Vista**

**Prof. Associado José Roberto Boffino de Almeida Monteiro -
SEL/EESC/USP**

**Coordenador da CoC-Engenharia Elétrica - EESC/USP:
Professor Associado José Carlos de Melo Vieira Júnior**

Este trabalho é dedicado aos alunos da USP, como uma contribuição das Bibliotecas do Campus USP de São Carlos para o desenvolvimento e disseminação da pesquisa científica da Universidade.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria de expressar minha profunda gratidão aos meus pais, Nelci e Gilson, pelo amor incondicional, apoio e encorajamento ao longo desta jornada acadêmica. A vocês, dedico este trabalho como uma pequena retribuição de todo o esforço e dedicação que sempre tiveram comigo.

Ao meu irmão, João Victor e à minha namorada, Ana Carol, agradeço pela paciência, pelas palavras de incentivo e pelo carinho que sempre me impulsionaram a seguir em frente, mesmo nos momentos mais desafiadores. Vocês são minha fonte de força e inspiração.

Aos meus amigos de graduação, Flávio e Guilherme, agradeço por todas as conversas, risadas, apoio mútuo e momentos de estudo compartilhados. Vocês tornaram essa experiência universitária muito mais rica e memorável.

Aos meus outros amigos de Cascavel, que sempre estiveram presentes, mesmo que a distância tenha nos separado fisicamente. A lista seria muito extensa para citar todos os nomes, mas saibam que cada um de vocês teve um papel fundamental no meu crescimento pessoal e acadêmico.

Agradeço à Universidade de São Paulo (USP) pela excelente formação e pelas oportunidades de aprendizado e desenvolvimento que me proporcionaram. A USP é, sem dúvida, uma instituição de excelência que me preparou para os desafios futuros.

Por fim, gostaria de expressar minha sincera gratidão ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ) pelo financiamento e suporte ao meu trabalho de pesquisa. Sem esse apoio, a realização deste projeto não teria sido possível.

Não poderia deixar de agradecer ao meu orientador, Jonathan, por sua orientação, paciência e pelos valiosos ensinamentos ao longo deste percurso. Sua dedicação e apoio foram essenciais para a realização deste trabalho.

“Em algum lugar, algo incrível está esperando para ser descoberto.”

Carl Sagan

RESUMO

OLIVEIRA, G. Estratégia de controle híbrida para exoesqueleto do joelho utilizando realimentação de biosinais. 2024. 60 p. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2024.

A reabilitação robótica tem se mostrado uma ferramenta promissora para auxiliar na recuperação de pacientes com deficiências motoras. Considerando este contexto, o presente projeto de conclusão de curso propõe o desenvolvimento e a análise de um sistema de controle híbrido para um exoesqueleto de joelho, utilizando a realimentação de biosinais. A estratégia de controle híbrida incorpora dados angulares do joelho para compensar o desalinhamento entre o movimento humano e o robô, controlando a interação física entre a perna do paciente e o dispositivo robótico. A abordagem de controle é adaptativa, baseada no princípio de Assist-as-Needed (Assistência conforme Necessário). O projeto enfatiza a importância da segurança no desenvolvimento de sistemas de reabilitação robótica. A integração de mecanismos de feedback e controle adaptativo visa reduzir o risco de lesões e desconforto, garantindo que o exoesqueleto funcione em harmonia com o movimento natural do joelho. A eficácia do sistema foi avaliada mediante à testes experimentais com indivíduos saudáveis, utilizando métricas de desempenho motor, conforto e segurança. Esta abordagem melhora a eficácia e a segurança dos sistemas de reabilitação robótica, contribuindo para o desenvolvimento de estratégias de assistência robótica mais eficientes e seguras.

Palavras-chave: Controle híbrido. Biosinais. Exoesqueleto. Redes Neurais. Robótica de Assistência. Reabilitação.

ABSTRACT

OLIVEIRA, G. Hybrid control strategy for knee exoskeleton using biosignal feedback. 2024. 60 p. Monograph (Conclusion Course Paper) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2024.

Robotic rehabilitation has proven to be a promising tool for assisting in the recovery of patients with motor impairments. Considering this context, the present final year project proposes the development and analysis of a hybrid control system for a knee exoskeleton, utilizing biosignal feedback. The hybrid control strategy incorporates angular data from the knee to compensate for misalignment between human movement and the robot, controlling the physical interaction between the patient's leg and the robotic device. The control approach is adaptive, based on the principle of Assist-as-Needed. The project emphasizes the importance of safety in the development of robotic rehabilitation systems. The integration of feedback mechanisms and adaptive control aims to reduce the risk of injury and discomfort, ensuring that the exoskeleton operates in harmony with the natural movement of the knee. The system's effectiveness was evaluated through experimental tests with healthy individuals, using metrics of motor performance, comfort, and safety. This approach enhances the effectiveness and safety of robotic rehabilitation systems, contributing to the development of more efficient and safer robotic assistance strategies.

Keywords: Hybrid Control. Biosignals. Exoskeleton. Neural Networks. Assistance robotics. Rehabilitation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Configuração experimental (a) Sistema vestível para monitoramento de atividade física. (b) Proposta de estratégia de controle híbrida para exoesqueleto do joelho.	21
Figura 2 – Modelo básico de um neurônio artificial	23
Figura 3 – Funções de ativação parcialmente diferenciáveis.	25
Figura 4 – Funções de ativação totalmente diferenciáveis.	25
Figura 5 – Rede neural Perceptron de multicamadas	26
Figura 6 – Diagrama de blocos de um sistema com controle digital	27
Figura 7 – Representação dos ângulos de Euler em um plano cartesiano	30
Figura 8 – Sistema de sensores vestíveis proposto para o monitoramento de atividade física humana	31
Figura 9 – Joelheira ortopédica de Neoprene	32
Figura 10 – Montagem experimental do sistema vestível 1. Sensor Capacitivo. 2. Fibra ótica. 3. Xsens. 4. peças em 3D.	33
Figura 11 – Disposição das portas do sensor flexivo capacitivo	34
Figura 12 – Sensor flexivo capacitivo da Bandlabs	34
Figura 13 – Circuito do sensor de fibra ótica	35
Figura 14 – Incisão na fibra ótica para aumentar a sensibilidade do circuito	35
Figura 15 – Placa de aquisição de dados.	36
Figura 16 – Diagrama de controle com realimentação de biossinais do exoesqueleto para assistência do joelho	38
Figura 17 – <i>loss error (Mean squared error)</i> - joelho direito	43
Figura 18 – R^2 - joelho direito	44
Figura 19 – <i>loss error (Mean squared error)</i> - joelho esquerdo	44
Figura 20 – R^2 - joelho esquerdo	45
Figura 21 – Resultados dos testes off-line da rede neural da joelheira da perna direita	45
Figura 22 – Resultados dos testes off-line da rede neural da joelheira da perna esquerda	46
Figura 23 – Resultados dos testes on-line do Usuário A (joelho esquerdo)	47
Figura 24 – Resultados dos testes on-line do Usuário A (joelho direito)	47
Figura 25 – Resultados dos testes on-line do Usuário B (joelho esquerdo)	48
Figura 26 – Resultados dos testes on-line do Usuário B (joelho direito)	48
Figura 27 – Foto da joelheira paramentada e do exoesqueleto utilizado para realização dos testes de controle	49
Figura 28 – Gráfico do torque x tempo do teste com usuário atuando de forma passivo	50
Figura 29 – Gráfico do torque x tempo do teste com usuário atuando de forma cooperativa	50

Figura 30 – Gráfico do torque x tempo do teste com usuário atuando de forma resistiva	51
Figura 31 – Gráfico do ângulo x tempo do teste com usuário atuando passivamente	52
Figura 32 – Gráfico do ângulo x tempo do teste com usuário atuando de forma cooperativa	52
Figura 33 – Gráfico do ângulo x tempo do teste com usuário atuando resistivamente	53
Figura 34 – Gráfico do torque x tempo do teste de compensação de gravidade com loop de impedância em aberto	54
Figura 35 – Gráfico do ângulo x tempo do teste de compensação de gravidade com loop de impedância em aberto	54

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Protocolo experimental para coleta de dados	37
Tabela 2 – Características das redes neurais MLP de estimativa de ângulo.	37
Tabela 3 – Parâmetros dos controladores de torque e impedância	40
Tabela 4 – Parâmetros do controlador de compensação de gravidade	41

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	Justificativa	19
1.2	Objetivos	20
2	EMBASAMENTO TEÓRICO	23
2.1	Redes neurais artificiais	23
2.1.1	Redes neurais Perceptron multicamadas	26
2.1.1.1	Back-propagation	26
2.2	Controle digital	27
2.2.1	Controlador PID	28
2.3	Calculo dos ângulos de Euler	29
3	MATERIAIS E MÉTODOS	31
3.1	Sistema sensorial vestível	32
3.1.1	Sensores de aquisição de dados da joelheira	33
3.2	Treinamento e funcionamento da rede neural MLP	37
3.3	Controle com realimentação de biosinais	38
3.3.1	Controle de velocidade do motor	38
3.3.2	Controle de Torque	39
3.3.3	Controle de impedância	39
3.3.4	Controle híbrido com realimentação de biosinais	40
3.3.5	Controle de compensação de gravidade	40
4	RESULTADOS	43
4.1	Sistema sensorial vestível	43
4.2	Controle híbrido	48
5	CONCLUSÃO	57
	REFERÊNCIAS	59

1 INTRODUÇÃO

O Acidente Vascular Cerebral (AVC), uma preocupação de saúde global significativa, é a principal causa de incapacidades permanentes. Estima-se que a prevalência do AVC, bem como de outras doenças neurológicas, impactará a vida de aproximadamente 350 milhões de pessoas até 2030 (Pérez-Ibarra; Siqueira; Krebs, 2015). Os robôs utilizados em sessões de reabilitação podem proporcionar um treinamento mais intensivo e frequente, reduzindo a carga de trabalho do terapeuta em comparação com as formas convencionais de treinamento de marcha assistida, além de auxiliar o paciente com suporte de peso corporal (Koopman *et al.*, 2014).

As abordagens clássicas de assistência robótica tendem a considerar apenas as informações dinâmicas e cinemáticas do robô. No entanto, a interação desses robôs com humanos durante o treinamento terapêutico exige um alto grau de segurança e confiabilidade. Os dispositivos robóticos de reabilitação devem ser capazes de identificar as atividades realizadas pelo usuário/paciente e adaptar sua assistência para atingir os objetivos de treinamento pré-definidos. Portanto, o monitoramento da atividade física humana e a retroalimentação desta informação no sistema de controle são cruciais para o projeto de estratégias de assistência robótica mais eficientes e seguras. Nesse contexto, o controle de impedância é uma abordagem de assistência robótica de reabilitação na qual o auxílio oferecido pelo robô é ajustado pelo sistema conforme a necessidade do paciente. O controle de impedância pode ser definido como um esquema adequado para lidar com tarefas de interação mecânica que envolvem processos de contato, relacionando-se dinamicamente entre as variáveis de movimento do manipulador e a força de contato (Song; Yu; Zhang, 2017).

Pesquisas relacionadas a exoesqueletos para uso humano começaram a surgir por volta de 1960, porém, focadas no aprimoramento de habilidades em humanos aptos, principalmente para uso militar (Dollar; Herr, 2008). Técnicas de implementação destes dispositivos robóticos para assistência e reabilitação de caminhada, tiveram início somente no século XXI. A terapia de caminhada é um método de reabilitação utilizado para melhorar a saúde e habilidade de locomoção de indivíduos com alguma disfunção nos membros inferiores, tendo isto em vista, o treinamento locomotor assistido por robôs pode ter efeitos benéficos para os sistemas cardiovasculares e musculoesquelético (Hubli; Dietz, 2013).

1.1 Justificativa

Tradicionalmente, o controle de trajetória em sistemas de interação humano-robô assume um alinhamento perfeito entre os membros do robô e da pessoa. No entanto, na

prática, esse alinhamento perfeito raramente é alcançado devido às variações antropomórficas entre os usuários quando vestem os dispositivos robóticos. O uso de bioessinais na realimentação do sistema de controle do exoesqueleto pode permitir uma melhor interação entre o exoesqueleto e o usuário e uma assistência personalizada e mais ergonômica do usuário.

Dispositivos de sensoriamento vestíveis vêm sendo cada vez mais implementados no monitoramento da atividade física humana, sendo os sensores inerciais (IMUs) e de força resistivos (FSR) os mais usados para medição de sinais cinemáticas, e dinâmicas respectivamente para análise de marcha fornecendo métodos computacionais de quantificação e análise de movimento que ajudam aos terapeutas para complementar as avaliações e atividades planejadas na recuperação de seus pacientes (Wind *et al.*, 2009). No entanto, problemas persistentes relacionados a alto tempo de processamento da informação, fixação dos sensores no corpo, complexidade na calibração, vida útil e desgaste nestes sensores (Seel; Kok; McGinnis, 2020; Swanson *et al.*, 2019) tem motivado pesquisas no desenvolvimento de novas tecnologias baseadas em *sensores suaves* (Amjadi *et al.*, 2016; Vargas-Valencia *et al.*, 2021) os quais se caracterizam por ser construídos com materiais e estruturas altamente biocompatíveis para obter sistemas macios, elásticos e deformáveis que vão além das abordagens rígidas tradicionais.

1.2 Objetivos

O objetivo deste Trabalho de Conclusão de Curso é o desenvolvimento e análise de um sistema de controle híbrido no exoesqueleto Exo-TAO utilizando realimentação de bioessinais.

O presente trabalho tem como diferencial de incorporar bioessinais para obter uma estratégia de controle mais eficiente. Foi utilizado o sistema sensorial vestível desenvolvido em (Jaimes; Oliveira; Siqueira, 2023) para projetar um sistema de controle de posição que compense o desalinhamento entre o movimento humano e o robô. Adicionalmente, utilizando um conjunto de sensores de força, foi realizado uma realimentação no sistema para um controle de reação do robô.

A Figura 1 ilustra o escopo deste projeto de pesquisa, partindo dos resultados obtidos em (Jaimes; Oliveira; Siqueira, 2023), aprimorando-os e projetando a implementação da estratégia de controle híbrida no exoesqueleto Exo-TAO.

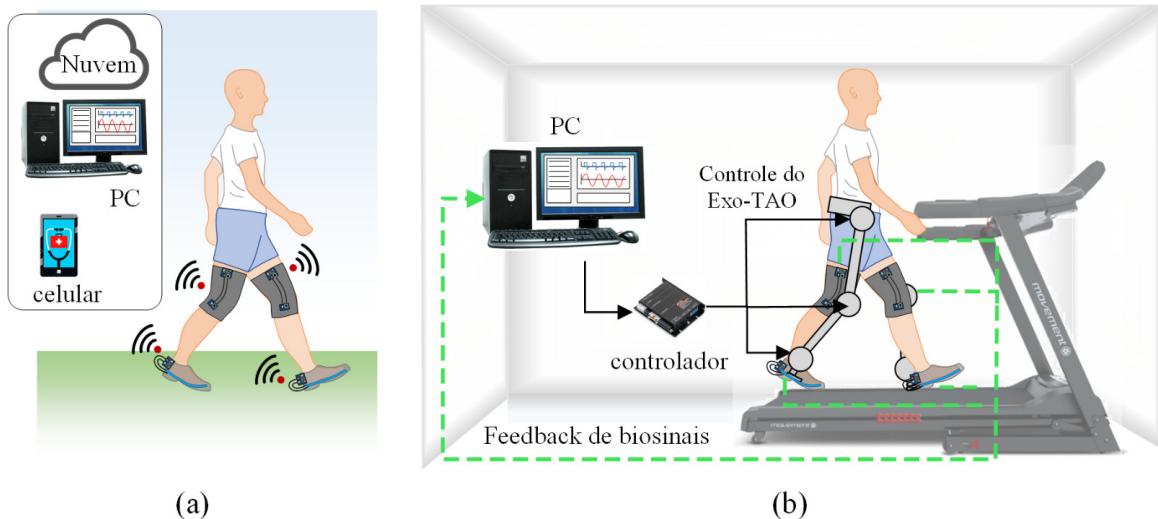


Figura 1 – Configuração experimental (a) Sistema vestível para monitoramento de atividade física. (b) Proposta de estratégia de controle híbrida para exoesqueleto do joelho.

2 EMBASAMENTO TEÓRICO

Neste capítulo, são apresentados os fundamentos teóricos relacionados com cada fase do desenvolvimento deste projeto. A secção sobre redes neuronais explica a utilização da rede de *backpropagation* para estimar os ângulos do joelho. Em seguida, a secção sobre controle digital explica o funcionamento do sistema de controle que rege o exoesqueleto, abrangendo os sistemas de controle concebidos em tempo contínuo (PID), implementados num sistema computador em tempo discreto, com funcionamento em tempo real para regular a velocidade, a posição e a força do atuador do exoesqueleto. Por fim, na secção de cálculo do ângulo de Euler, é detalhada a teoria utilizada para configurar os sensores iniciais IMU, que servem de referência para validar a estimativa dos ângulos do joelho pela joelheira.

2.1 Redes neurais artificiais

Uma rede neural pode ser definida como um processador distribuído paralelo, composto de simples unidades de processamento, que tem uma propensão natural em armazenar conhecimento experimental e torná-lo útil (Haykin, 1998).

Para o entendimento do funcionamento básico de uma rede neural artificial (RNA), se faz necessário compreender primeiramente a unidade fundamental de processamento da informação de uma RNA, o neurônio artificial. O neurônio artificial pode ser apresentado pelo seu modelo básico composto por três elementos (Iyoda, 2000), como apresentados pela Figura 2.

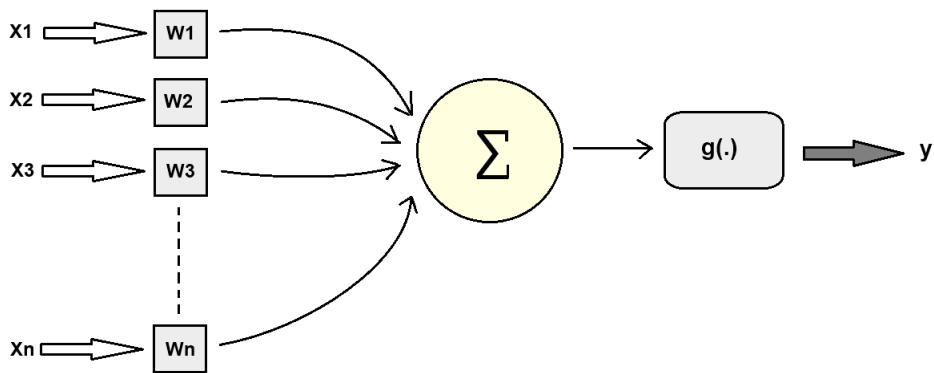


Figura 2 – Modelo básico de um neurônio artificial

- Conjunto de sinapses: também denominadas conexões de entrada, estas são moduladas por pesos sinápticos estabelecidos. Assim, para um sinal de entrada X_i conectado ao neurônio j , o peso sináptico W_i atua multiplicando o valor de X_i . No caso de uma

entrada constante, esse peso sináptico específico é referido como bias (polarização) (Iyoda, 2000).

- Junção somadora: tem a função de realizar a combinação aditiva dos sinais de entrada, cada um ponderado pelos respectivos pesos sinápticos associados ao neurônio
- Função de ativação: apresenta um efeito de saturação na saída do neurônio.

Portanto, podemos expressar em formular matemáticas a relação da saída de um neurônio pelas equações 2.1 e 2.2.

$$\sum_{i=1}^n X_i \cdot W_i = X_1 \cdot W_1 + X_2 \cdot W_2 + \dots + X_n \cdot W_n \quad (2.1)$$

$$y = g(\sum_{i=1}^n X_i \cdot W_i) \quad (2.2)$$

Temos então a equação 2.3.

$$y = g(X_1 \cdot W_1 + X_2 \cdot W_2 + \dots + X_n \cdot W_n) \quad (2.3)$$

Assumindo agora uma notação vetorial para as entradas e pesos sinápticos, dadas por:

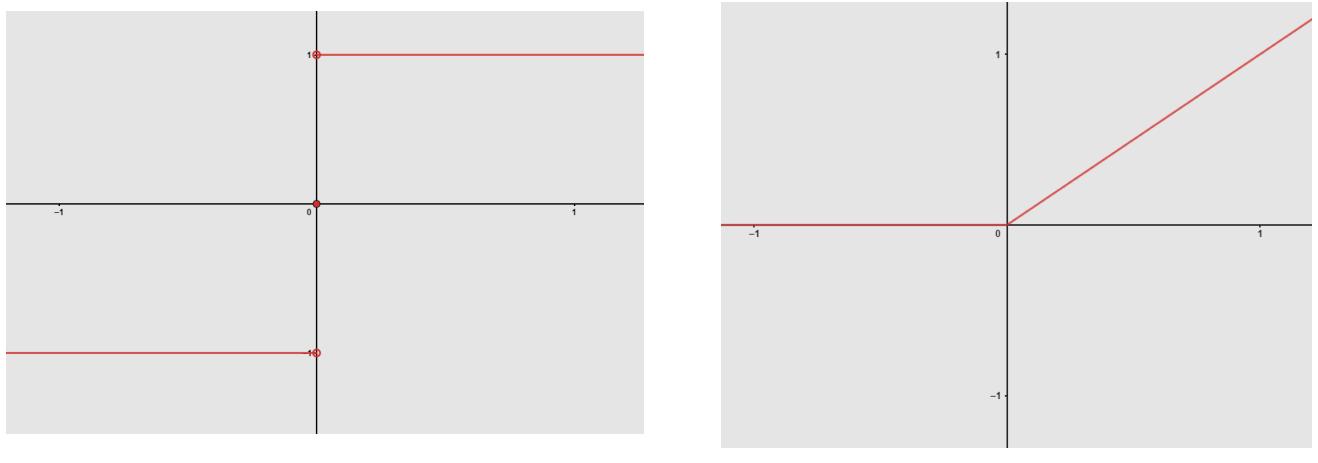
$$\mathbf{x} = [X_1, X_2, \dots, X_n]^T$$

$$\mathbf{w} = [W_1, W_2, \dots, W_n]^T$$

Podemos então reescrever a equação 2.3, pela equação 2.4 que descreve a ativação de um neurônio.

$$y(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = g(\mathbf{w}^T \mathbf{x}) \quad (2.4)$$

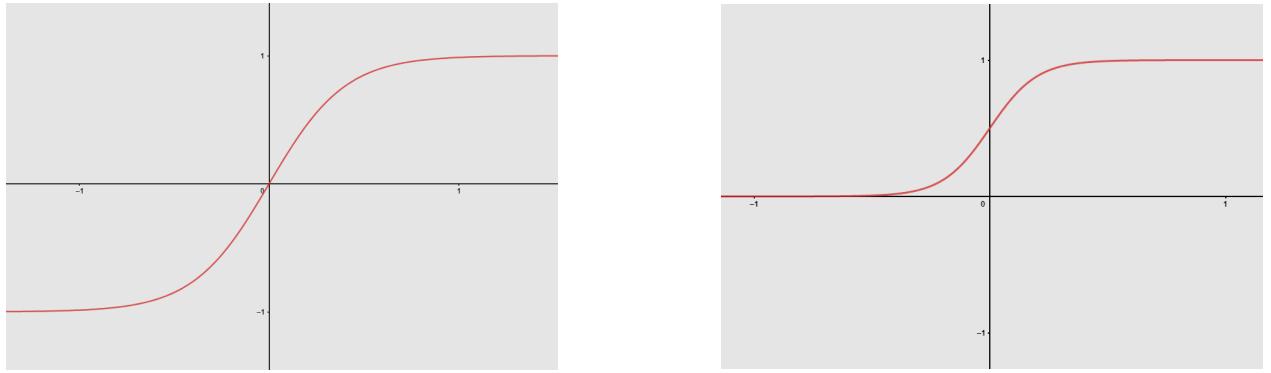
Como apresentado anteriormente, as funções de ativação visam apresentar um efeito de saturação na saída dos neurônios, portanto, para cada objeto se faz necessário a utilização de diferentes funções de ativação, as quais, podem ser definidas em dois grupos principais, as funções parcialmente diferenciáveis — possuem pontos cujas derivadas de primeira ordem são inexistentes — e totalmente diferenciáveis — derivadas de primeira ordem existem, e são conhecidos em todos os pontos de seu domínio (Silva; Spatti; Flauzino, 2010). Os exemplos de funções de ativação dos tipos parcialmente e totalmente diferenciáveis estão apresentados nas Figuras 3 e 4, respectivamente.-



Degrau simétrico

Relu

Figura 3 – Funções de ativação parcialmente diferenciáveis.



Tangente hiperbólica

Sigmoid

Figura 4 – Funções de ativação totalmente diferenciáveis.

Temos pelas equações 2.5 e 2.6, as funções de ativação **degrau simétrico** e **Relu**, respectivamente apresentadas na Figura 3.

$$g(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

$$g(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

E para as funções de ativação totalmente diferenciáveis, **tangente hiperbólica** e **sigmoide** (Figura 4) descritas pelas equações 2.7 e 2.8, respectivamente.

$$g(x) = \frac{e^{\beta x} - e^{-\beta x}}{e^{\beta x} + e^{-\beta x}} \quad (2.7)$$

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}} \quad (2.8)$$

2.1.1 Redes neurais Perceptron multicamadas

As redes Perceptron de múltiplas camadas (PMC) são caracterizadas pela presença de pelo menos uma camada intermediária (escondida) de neurônios, situada entre a camada de entrada e a respectiva camada neural de saída. Consequentemente, as redes PMC possuem no mínimo duas camadas de neurônios, os quais estarão distribuídos entre as camadas intermediárias e a camada de saída (Silva; Spatti; Flauzino, 2010).

Um exemplo de rede neural com topologia PMC, pode ser observada pela Figura 5, apresentando em sua forma três neurônios em sua camada de entrada, duas camadas ocultas contendo 10 neurônios cada, e por fim, um neurônio em sua camada de saída.

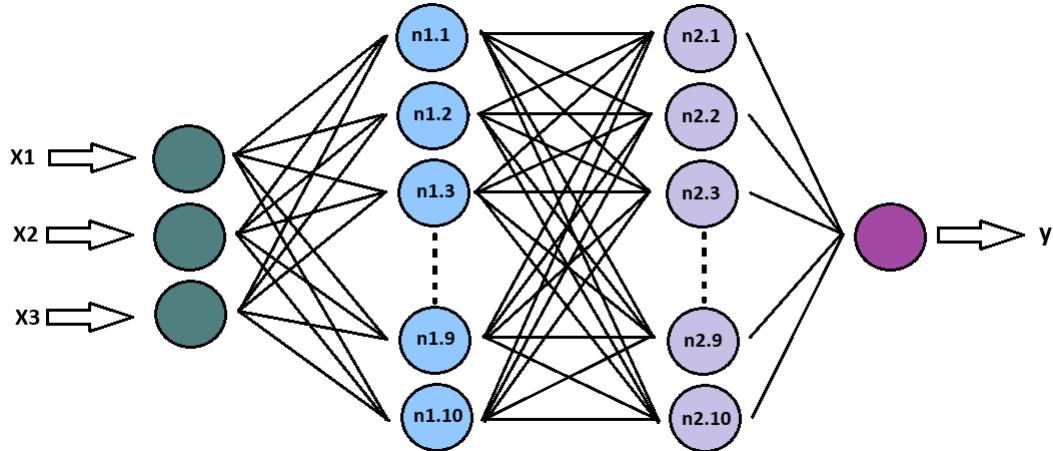


Figura 5 – Rede neural Perceptron de multicamadas

Estas redes PMC, pertencem à arquitetura *feedforward*, e como são redes multicamadas, apresentam em sua forma ao menos uma camada oculta. O papel dos neurônios de sua camada escondida, neste tipo de arquitetura, é de intervir entre a camada de entrada e a de saída, tendo suas conexões sempre no sentido (como seu nome induz — *feedforward*) entrada → saída (Furtado, 2019).

2.1.1.1 Back-propagation

O treinamento de redes neurais do tipo Perceptron Multicamadas (MLP) é realizado por meio de aprendizado supervisionado, empregando algoritmos de retro propagação de erros (*error back-propagation algorithm* para a otimização dos pesos sinápticos (Haykin, 1998).

O aprendizado por retro propagação de erros consiste basicamente em dois passos, o de *forward pass* e *backward pass*. O passo de *forward pass*, implica na transmissão dos dados

de entrada através da arquitetura da rede neural, culminando na geração de uma saída. O procedimento é executado sequencialmente, iniciando na camada de entrada e progredindo até a camada de saída, perpassando todas as camadas intermediárias, também conhecidas como camadas ocultas. O resultado da etapa de *forward pass* é uma saída predita pela rede, sendo então usada para calcular o erro de predição (*error signal*) (Haykin, 1998).

Por sua vez, este erro de predição é propagado no sentido oposto as direções das conexões sinápticas, ajustando então os valores dos pesos das entradas dos neurônios das camadas da rede neural, esta etapa então é definida como *backward pass* (Haykin, 1998).

2.2 Controle digital

Diferente do controle contínuo, o controle digital opera com dados em intervalos de tempo discretos, permitindo uma maior flexibilidade e precisão através do uso de algoritmos computacionais avançados e facilidade de integração com sistemas digitais modernos. A topologia básica de um controlador digital, pode ser observada na Figura 6 (Franklin *et al.*, 1998).

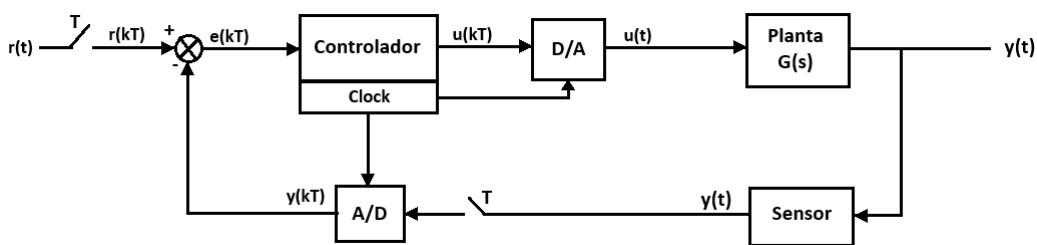


Figura 6 – Diagrama de blocos de um sistema com controle digital

No processo de controle digital de sistemas, a aquisição e manipulação do sinal de saída da planta são críticas, conforme ilustrado na Figura 6. Inicialmente, um sensor analógico captura o sinal de saída contínuo $y(t)$. Posteriormente, este sinal é amostrado periodicamente com um intervalo de tempo definido T , conhecido como período de amostragem. Após a amostragem, o sinal analógico é convertido em um formato digital por meio de um conversor analógico-digital (A/D). O resultado dessa conversão é o sinal discretizado $y(kT)$, onde k denota o índice de amostra correspondente aos múltiplos do período de amostragem.

Simultaneamente, o sinal de entrada $r(t)$ também é submetido a um processo de amostragem e conversão análoga para a forma discretizada $r(kT)$. A subtração do sinal discretizado de saída $y(kT)$ pelo sinal de entrada amostrado $r(kT)$ resulta na formação do sinal de erro discreto $e(kT)$ (Franklin *et al.*, 1998).

Após a formação do sinal de erro discreto $e(kT)$, este é encaminhado para o controlador. O papel do controlador é fundamental, pois, uma aproximação discreta das

equações diferenciais que foram inicialmente projetadas para regular o sistema. Essa implementação discreta transforma o sinal de erro $e(kT)$ em um sinal de controle $u(kT)$, através da aplicação de algoritmos específicos que refletem as estratégias de controle desejadas.

Posteriormente, o sinal de controle $u(kT)$ é convertido de sua forma digital para analógica por meio de um conversor digital-analógico (D/A). Este processo de conversão é essencial para a interface entre o controlador digital e os componentes analógicos do sistema, como os atuadores. O sinal $u(t)$, agora em sua forma contínua, é então aplicado ao atuador. Este último atua diretamente no processo ou na planta sob controle, impactando as variáveis do sistema conforme o ajuste realizado pelo sinal de controle, e assim busca-se atingir o desempenho desejada para o sistema(Franklin *et al.*, 1998).

2.2.1 Controlador PID

O PID, abreviação de Proporcional, Integral e Derivativo, é um dos algoritmos de controle mais prevalentes na engenharia de controle. Ele é empregado para regular e controlar a saída de um sistema em resposta a um sinal de erro, o qual representa a discrepância entre o valor desejado (referência) e o valor real obtido do sistema. O controle de realimentação proporcional, representado pela equação 2.9, está associado à mitigação de erros causados por distúrbios e ao aumento da velocidade de resposta do sistema. Entretanto, é observado que mesmo com esse tipo de controle, persistem erros de estado estacionário, além de ser comum a ocorrência de um elevado valor de *overshoot* durante o regime transiente (Franklin *et al.*, 1998).

$$u(t) = K e(t) \Rightarrow D(s) = K \quad (2.9)$$

A ação integral, equação 2.10, é proporcional à acumulação dos erros ao longo do tempo. Essa integração permite à corrição de erros residuais, eliminando o erro estático que persiste após a ação proporcional. A ação integral visa eliminar o erro acumulado ao longo do tempo, ajustando gradualmente a saída do sistema (Franklin *et al.*, 1998).

$$u(t) = \frac{K}{T_I} \int_0^t e(\eta) d\eta \Rightarrow D(s) = \frac{K}{T_I s} \quad (2.10)$$

A ação derivativa, equação 2.11, é proporcional à taxa de variação do erro. Esta parte do controlador antecipa o comportamento futuro do erro com base em sua taxa de variação atual. A ação derivativa é eficaz para prevenir oscilações excessivas e estabilizar a resposta do sistema.

$$u(t) = K T_D \dot{e}(t) \Rightarrow D(s) = K T_D s \quad (2.11)$$

Aproximando as equações 2.9, 2.10 e 2.11 de controle, para equações algébricas de controle digital, temos então as equações 2.12, 2.13 e 2.14, para os controles proporcional, integral e derivativo, respectivamente.

$$u(k) = K e(k) \quad (2.12)$$

$$u(k) = u(k-1) + \frac{K}{T_I} T e(k) \quad (2.13)$$

$$u(k) = \frac{K T_D}{T} [e(k) - e(k-1)] \quad (2.14)$$

2.3 Calculo dos ângulos de Euler

Nesta seção, descreveremos o método utilizado para calcular os ângulos de Euler com base nos dados vetoriais de acelerômetros (\vec{a}) e giroscópios ($\vec{g} = [g_x, g_y, g_z]$), utilizando como ferramenta o filtro de *Mahony*. Esta ferramenta é um algoritmo de filtragem que combina informações do acelerômetro e do giroscópio para estimar a orientação do objeto no espaço. Ele utiliza uma abordagem de filtro de Kalman complementar para realizar essa fusão de sensores (Ludwig; Burnham, 2018).

Primeiramente devemos calcular o erro entre a orientação estimada e a orientação medida pelo acelerômetro, definido como o produto vetorial entre o vetor gravitacional estimado (\vec{v}), ou seja, os componentes do vetor gravitacional estimado do *quaternion* atual, e o vetor gravitacional medido (\vec{a}), sendo as leituras do acelerômetro. Podemos observar o cálculo do erro na equação 2.15.

$$\vec{e} = \vec{v} \times \vec{a} \quad (2.15)$$

O erro calculado é então usado para aplicar feedback proporcional e integral para corrigir os *quaternions* do giroscópio. Isso é feito ajustando as taxas de rotação dos giroscópios (\vec{g}) conforme o erro \vec{e} . As taxas de rotação ajustadas são então usadas para integrar os *quaternions*. Isso é feito multiplicando as taxas de rotação ajustadas pelos *quaternions* atualizados ($\vec{q}_r = [q_a, q_b, q_c, q_d]$) pela metade do intervalo de tempo entre as leituras dos sensores e adicionando ao *quaternion* atual ($\vec{q}_n = [q_0, q_1, q_2, q_3]$), como está apresentado nas equações 2.16 à 2.19 (Ludwig; Burnham, 2018).

$$q_a = q_0 + (-q_b \cdot g_x - q_c \cdot g_y - q_d \cdot g_z) \cdot \frac{\Delta t}{2} \quad (2.16)$$

$$q_b = q_1 + (q_a \cdot g_x + q_c \cdot g_z - q_d \cdot g_y) \cdot \frac{\Delta t}{2} \quad (2.17)$$

$$q_c = q_2 + (q_a \cdot g_y - q_b \cdot g_z + q_d \cdot g_x) \cdot \frac{\Delta t}{2} \quad (2.18)$$

$$q_d = q_3 + (q_a \cdot g_z + q_b \cdot g_y - q_c \cdot g_x) \cdot \frac{\Delta t}{2} \quad (2.19)$$

Uma vez que os *quaternions* são atualizados pelo filtro de *Mahony*, podemos convertê-los em ângulos de Euler observados pela Figura 7. Isso é feito usando equações trigonométricas que calculam os ângulos *Roll* (ϕ), *Pitch* (θ) e *Yaw* (ψ), como podemos observar pelas equações 2.20, 2.21 e 2.22, respectivamente.

$$Roll = atan2(2 \cdot (q_0 \cdot q_1 + q_2 \cdot q_3), 1 - 2 \cdot (q_1^2 + q_2^2)) \quad (2.20)$$

$$Pitch = asin(2 \cdot (q_0 \cdot q_2 - q_3 \cdot q_1)) \quad (2.21)$$

$$Yaw = atan2(2 \cdot (q_1 \cdot q_2 + q_0 \cdot q_3), 1 - 2(q_2^2 + q_3^2)) \quad (2.22)$$

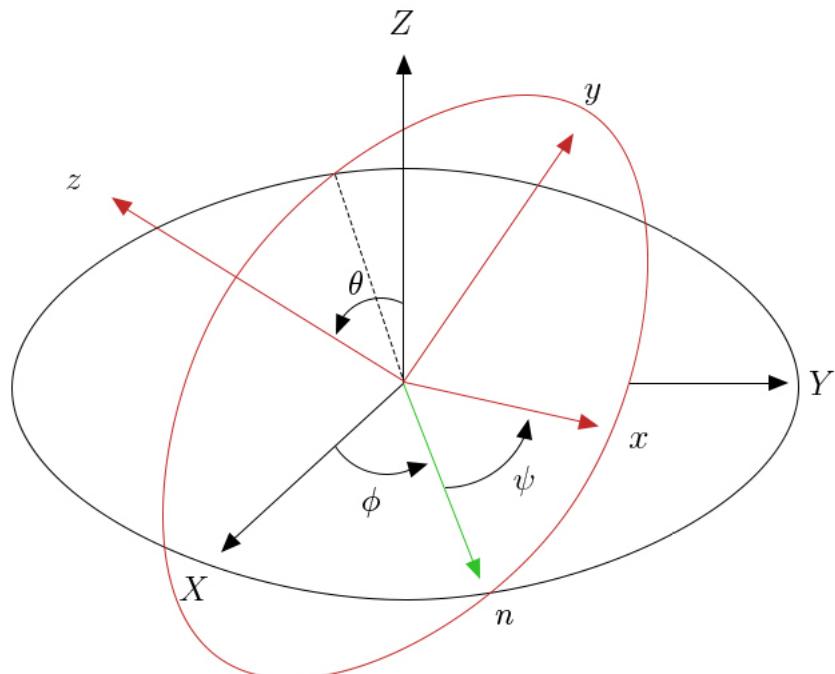


Figura 7 – Representação dos ângulos de Euler em um plano cartesiano

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta seção apresentar-se-á o sistema sensorial vestível projetado para a análise de atividades físicas humanas, bem como os algoritmos formulados para o controle híbrido de exoesqueletos, os quais empregam a realimentação de biossinais.

A primeira etapa do trabalho foi a de desenvolvimento do sistema sensorial vestível, apresentado pela Figura 8, que tem como conceito o uso de sensores vestíveis suaves para o monitoramento da atividade física da pessoa. A proposta do sistema sensorial consta de módulos de aquisição e processamento de dados, um para cada articulação dos joelhos. Os módulos têm sua comunicação com um microcontrolador responsável pela coleta, segmentação dos dados brutos e envio destes dados em tempo real usando tecnologias de comunicação Wi-Fi, para outro microcontrolador responsável pela inferência do ângulo do joelho, utilizando uma rede neural MLP treinada para cada conjunto de sensores dos diferentes joelhos do usuário.

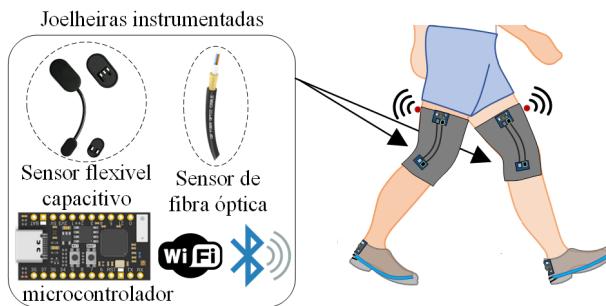


Figura 8 – Sistema de sensores vestíveis proposto para o monitoramento de atividade física humana

Para os dados de entrada das redes neurais utilizadas na inferência dos ângulos dos joelhos, foram dispostos sensores do tipo flexível capacitivo e de fibra ótica, como apresentados pela Figura 8, acoplados em joelheiras modificadas para o presente projeto. Adicionalmente, foram incorporados sensores inerciais, de Xsens (item 3 da Figura 10), para validar os dados obtidos pelos sensores flexíveis capacitivos e de fibra ótica (POF). Estes sensores inerciais são IMUs que combinam magnetômetros, acelerômetros e giroscópios, e será detalhado na seção de validação de dados.

Após uma análise positiva dos resultados obtidos pela inferência dos ângulos das redes MLP, foi iniciado o processo de implementação dos biossinais do sistema sensorial vestível. Este processo inclui a integração desses biossinais com um sistema de controle abrangente, composto por controladores de impedância, torque e velocidade.

3.1 Sistema sensorial vestível

Como apresentado previamente no presente trabalho, para a fixação dos sensores flexíveis capacitivos e sensores de fibra ótica à região do joelho, foram utilizados duas joelheiras ortopédicas de Neoprene (combinação de uma fatia de borracha expandida sob alta pressão e temperatura, revestida de tecido), semelhante a apresentada pela Figura 9, modificadas para possibilitar a inserção dos sensores.



Figura 9 – Joelheira ortopédica de Neoprene

A figura 10 apresenta a montagem experimental do sistema vestível, composto pelas joelheiras e sensores. Os sensores flexíveis capacitivos e de fibra ótica (itens 1 e 2, respectivamente) foram posicionados nas seções laterais de cada joelheira, permitindo medições no plano sagital do movimento do joelho. Para garantir o alinhamento e fixação adequados dos sensores na joelheira ortopédica, foram desenvolvidas peças em manufatura aditiva (impressão 3D) e costuradas nas posições corretas (item 4 da Figura 10), impedindo a variação da posição dos sensores durante os movimentos.



Figura 10 – Montagem experimental do sistema vestível 1. Sensor Capacitivo. 2. Fibra ótica. 3. Xsens. 4. peças em 3D.

Adicionalmente, foram incorporados sensores inerciais (IMUs), que combinam magnetômetros, acelerômetros e giroscópios (item 3 da Figura 10), para validar os dados obtidos pelos sensores flexíveis capacitivos e de fibra óptica (POF), utilizando para treinar as MLPs como saída desejada. E por fim, os dados dos sensores são conectados à placa de aquisição de dados via barramento.

3.1.1 Sensores de aquisição de dados da joelheira

Para a obtenção dos dados provenientes da joelheira instrumentada, empregados como entrada nas redes de Perceptrons Multicamadas (MLPs), foram empregados sensores de tipo flexivo capacitivo e de fibra óptica. Os sensores flexivos capacitivos utilizados consistem nos Sensores de Flexão de 2 Eixos da empresa Bend Labs, os quais são dispositivos bidirecionais e flexíveis, capazes de medir dois ângulos em planos ortogonais. Como resultado, eles proporcionam uma representação precisa da orientação tridimensional de um objeto. A disposição dos pinos do sensor capacitivo é ilustrada na Figura 11, e é possível observar pelos pinos SDA e SCL que a comunicação deste sensor ocorre por meio do protocolo de comunicação I2C.



Figura 11 – Disposição das portas do sensor flexivo capacitivo

Os sensores flexíveis capacitivos desenvolvidos pela Bandlabs operam com base no fenômeno da capacitância. Estes dispositivos são construídos com materiais flexíveis e incorporam capacitores que modificam sua capacitância em resposta à flexão ou deformação. Durante o processo de flexão ou compressão do sensor, ocorre uma variação na distância entre as placas do capacitor, resultando em uma alteração na capacitância do sistema. Esta variação capacitiva é então quantificada e convertida em um sinal elétrico, cuja amplitude é diretamente proporcional à magnitude da deformação experimentada pelo sensor. Podemos observar o sensor e uma representação de seu funcionamento pela Figura 12.

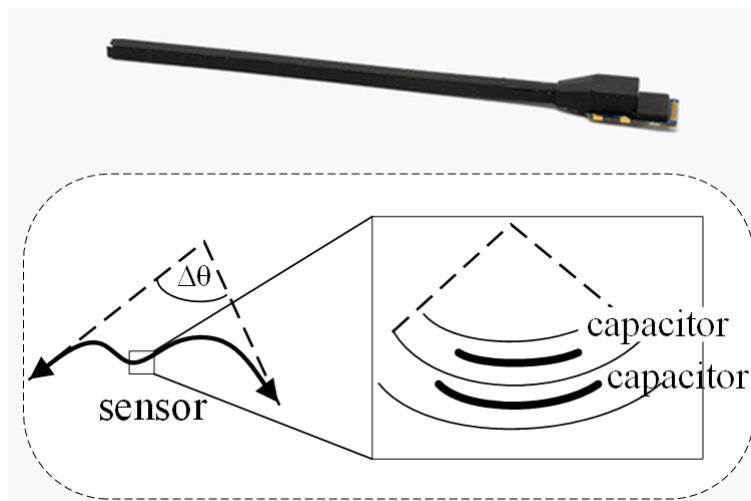


Figura 12 – Sensor flexivo capacitivo da Bandlabs

Para a implementação dos sensores de fibra ótica, foi desenvolvido o circuito ilustrado na Figura 13. Esse circuito é composto primordialmente por um fototransistor, que emite um feixe de luz direcionado a uma fibra ótica. A referida fibra apresenta uma incisão sutil, conforme demonstrado na Figura 14, projetada para induzir uma perda controlada na intensidade luminosa, aumentando assim a sensibilidade do sensor. O feixe de luz modificado é captado por um fotorreceptor, responsável por converter o sinal luminoso em sinal elétrico.

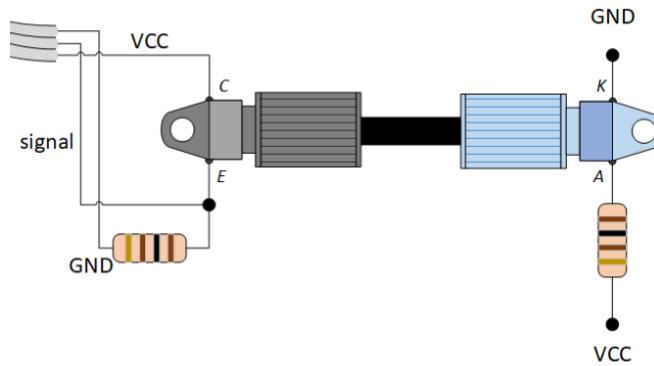


Figura 13 – Circuito do sensor de fibra ótica

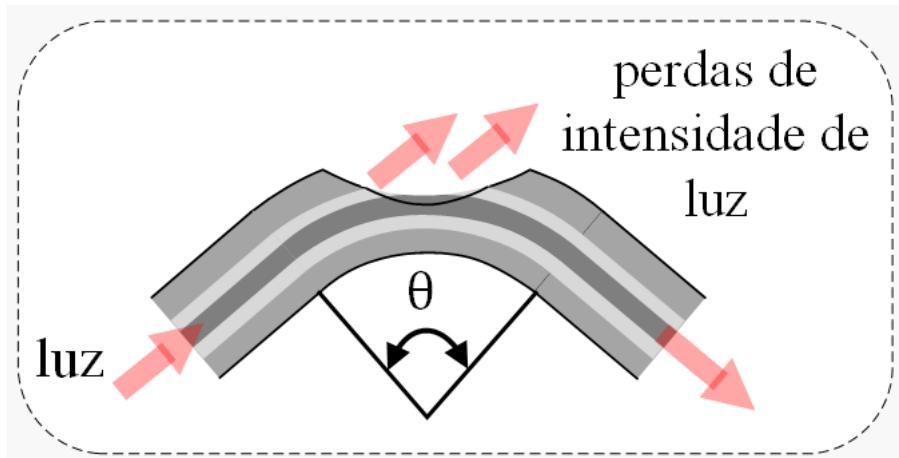


Figura 14 – Incisão na fibra ótica para aumentar a sensibilidade do circuito

Por fim, para auxiliar no treinamento das redes MLPs, e validar os resultados dos ângulos calculados pelo sistema sensorial, foram utilizados Unidades de Medição Inercial (IMU, do inglês *Inertial Measurement Unit*), que consiste em um dispositivo eletrônico que mede e relata a velocidade, orientação e forças gravitacionais de um objeto, utilizando uma combinação de acelerômetros e giroscópios. Acelerômetros são sensores que medem a aceleração linear ($\vec{a} = [a_x, a_y, a_z]$), portanto, detectam a aceleração em uma ou mais direções ao longo de seus eixos. A aceleração medida pode ser a resultante de fenômenos físicos (como a movimentação ou vibração do dispositivo) e/ou a aceleração devida à gravidade. As informações dos acelerômetros contidos nas IMUs são cruciais para:

- Determinar a orientação do dispositivo em relação à gravidade
- Medir a aceleração linear causada pelo movimento ou pela inércia do dispositivo.

Giroscópios, por outro lado, medem a velocidade angular ($\vec{g} = [g_x, g_y, g_z]$), ou seja, o quanto rápido um objeto está girando em torno de um ou mais eixos. O giroscópio não é afetado pela aceleração linear, mas apenas pela rotação, e seus dados permitem:

- Determinar e monitorar a rotação do dispositivo.
- Estabilizar a orientação do dispositivo ao compensar as rotações detectadas.

Com base nos sinais do acelerômetro e giroscópio, podemos definir então os ângulos de Euler apresentados na Figura 7, pelas equações 2.20, 2.21 e 2.22 dos ângulos *Roll* (ϕ), *Pitch* (θ) e *Yaw* (ψ), respectivamente.

Utilizando um par de IMUs para cada joelheira instrumentada, foi possível calcular o ângulo do joelho mediante a determinação do ângulo relativo entre as IMUs. Estes dados foram empregados como saída desejada para o treinamento de redes neurais implementadas no estudo. Estes sensores apresentados são conectados por sua vez à placa de aquisição de dados (microcontrolador da família ESP32), via barramento, estando apresentada na Figura 15.

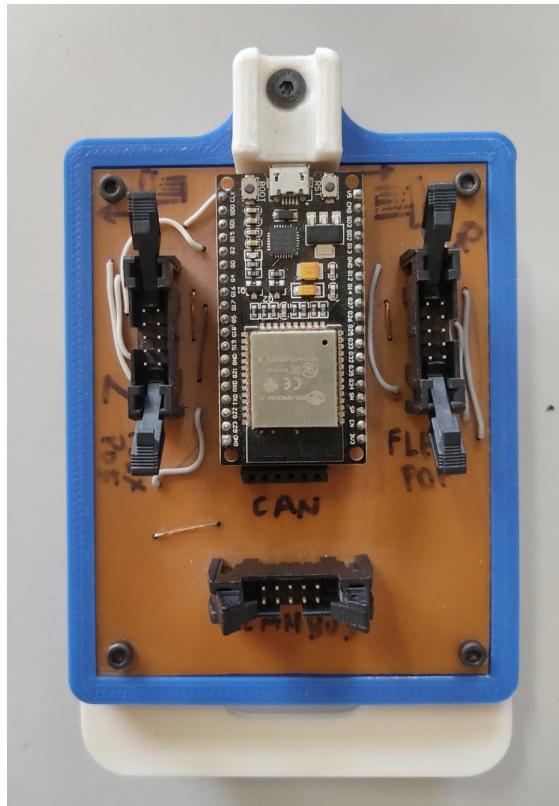


Figura 15 – Placa de aquisição de dados.

A placa de aquisição de dados é composta basicamente por um microcontrolador da família ESP32, e os conectores e trilhas dos barramentos dos sensores. A ESP32 é uma família de microcontroladores de baixo custo e baixa potência desenvolvida pela Espressif Systems, a ESP32 é conhecida por sua grande versatilidade e recursos avançados, incluindo conectividade Wi-Fi e Bluetooth integrada, interfaces SPI, I2C, UART, ADC, DAC. Sua arquitetura de dois núcleos, baseada em um processador Xtensa LX6, oferece um bom

desempenho computacional (Espressif, 2023). Os dados sem processamentos coletados pela placa de aquisição, a partir da leitura dos sensores, são então enviados para a placa de processamento de dados via WI-FI, que realiza a inferência dos ângulos a partir das MLPs previamente treinadas.

3.2 Treinamento e funcionamento da rede neural MLP

Utilizando sensores fixados nas joelheiras e conectados a uma placa de aquisição de dados, conduziram-se testes com múltiplos participantes para a coleta de informações, destinadas ao treinamento de redes neurais do tipo MLP. A fim de realizar uma análise preliminar dos dados, foi elaborado um protocolo de testes, onde foram definidos três diferentes tipos de atividades, as quais foram executadas uma vez por cada participante e os dados foram coletados e registrados em uma base de dados. A Tabela 1 apresenta uma visão geral do protocolo de testes adotado.

Tipo do teste	Duração do teste
Caminhando a 1 m/s	30 s
Caminhando a 2 m/s	30 s
Sentando e levantando	5 repetições
Subindo e descendo escadas	60 s

Tabela 1 – Protocolo experimental para coleta de dados

Após a primeira coleta de dados destinada a treinamento da rede neural, foi realizado um *shuffle* no conjunto de dados, e então foi dividido uma parcela de 75% para treinamento, e 25% para inferência, analisando assim o desempenho do modelo, evitando possível *overfitting* da rede ao conjunto de dados e estimativa de erros.

Diversas análises de topologia de rede foram realizadas, manipulando hiperparâmetros, quantidade de neurônios nas camadas ocultas e número de camadas ocultas. Contudo, a configuração que demonstrou os resultados mais promissores na estimativa do ângulo do joelho corresponde àquela delineada na Figura 5. As características básicas das redes neurais escolhidas e desenvolvidas estão apresentadas na Tabela 2.

Rede neural MLP				
	Camada de entrada	1 ^a camada oculta	2 ^a camada oculta	Camada de saída
<i>nº</i> de neurônios	3	10	10	1
Função de ativação	Relu	Tangente hiperbólica	Tangente hiperbólica	Relu

Tabela 2 – Características das redes neurais MLP de estimativa de ângulo.

O treinamento das redes neurais foram realizados utilizando a linguagem de programação Python, e bibliotecas específicas como PyTorch, Sklearn, TensorFlow, entre outras. Após realizar a etapa de treinamento (denominada neste trabalho como **Etapa I**), iniciou-se a etapa de testes e inferência (**Etapa II**) do treinamento da rede neural, para avaliar se o treinamento apresentou algum problema de *overfitting*. Para esta etapa, foi realizada uma nova coleta de dados, com novos usuários, e este conjunto de dados foi passado pela rede neural para avaliar o desempenho da saída da MLP em comparação com a saída desejada (ângulos retornados pelas IMUs).

Após verificar na etapa II que as redes apresentam bom desempenho e confiabilidade nos resultados, iniciou-se a etapa de implementação da MLP no firmware da ESP32 (**Etapa III**) embarcado na joelheira paramentada. Na etapa III do processo de inferência dos ângulos calculados pelo sistema sensorial, diferente do que estava sendo realizado nas etapas I e II, a inferência dos ângulos passaram a ser *online*, ou seja, os ângulos são calculados em tempo real pelo sistema, enquanto o usuário caminha.

3.3 Controle com realimentação de biossinais

A Figura 16 apresenta o sistema de controle com realimentação de biossinais proposto neste projeto. Este sistema é baseado na estrutura convencional de controladores para atuadores elásticos em série (dos Santos; Caurin; Siqueira, 2017), a qual utiliza um controle em cascada com três laços de realimentação. Estes laços de controle são o controle de impedância e controle de torque do atuador na saída da carga e controle de velocidade do motor. Na Figura pode-se observar em blocos azuis os elementos adicionais que incorpora o sistema de controle proposto, incluindo uma estratégia de controle híbrido, a joelheira e o controle de compensação de gravidade.

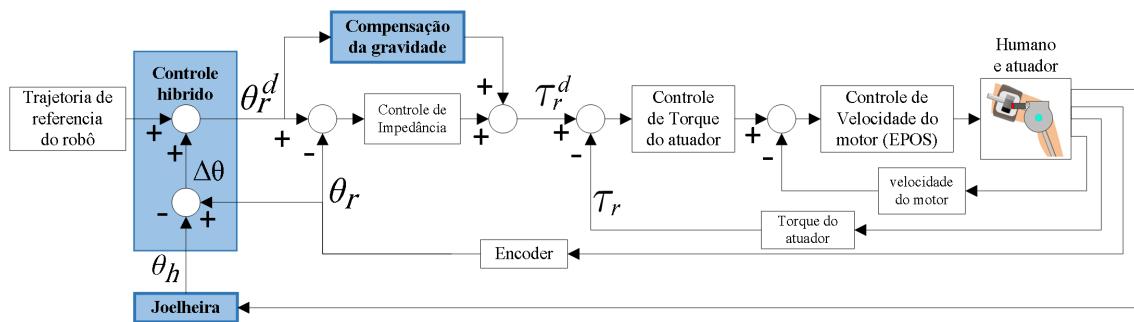


Figura 16 – Diagrama de controle com realimentação de biossinais do exoesqueleto para assistência do joelho

3.3.1 Controle de velocidade do motor

O sistema de controle de velocidade do motor é um controle de baixo nível implementado por um sistema de placas EPOS (*Positioning Controller*). A EPOS é um

controlador de motor de alta precisão, que recebe comandos de posição e sinais de feedback do sistema e ajusta a saída para alcançar a posição desejada de maneira precisa e eficiente. A comunicação entre as EPOS e o computador é realizada através de uma placa CAN instalada no computador para comunicação *CANopen* a uma taxa de transmissão de 500 kbit/s (Santos, 2013). A placa EPOS realiza o controle de velocidade do motor utilizando um controlador Proporcional-integral, PI. O ajuste dos banhos desde controlador é realizado por um autoajuste configurado previamente no software da placa EPOS.

3.3.2 Controle de Torque

O controle de torque do atuador é realizado pelo ajuste da deformação de uma mola torsional colocada em série entre a transmissão e a carga dentro atuador. Por meio da medição da deformação na mola, o problema de controle de força é simplificado a um controle de posição ou deformação da mola ao ser metida a um torque. Um controle PID de realimentação gera uma saída desejada a partir do erro de torque calculado a partir da deformação da mola. A lei de controle é determinada pela seguinte equação:

$$\omega_m^d = e_\tau \times K_{PID} \quad (3.1)$$

onde $e_\tau = \tau_r - \tau_r^d$, é o erro de torque entre o sinal desejado de torque recebido pelo controle de impedância (τ_r^d) e torque real que experimenta a mola de torção (τ_r) do robô determinado pela lei de Hooke. K_{PID} , é o controlador PID descrito na seção 2.2.1, este controlador minimiza o erro de torque para gerar uma saída desejada de velocidade de rotação do motor (ω_m^d), para o controlador PI de velocidade da EPOS. o Controle de torque em cascata com o de velocidade, apresenta um controlador do tipo PI, e controle de impedância está por sua vez em cascata com o de torque, como observado pela Figura 16, apresentando um controle PD (proporcional-derivativo).

3.3.3 Controle de impedância

O controle de impedância do atuador elástico em série da junta do exoesqueleto, regula a relação dinâmica entre força e movimento por meio de um controle feedback em malha fechada determinado pela seguinte equação:

$$\tau_r^d = K_v(\theta_r - \theta_r^d) + B_v\dot{\theta}_r \quad (3.2)$$

Este é basicamente um controle Proporcional-Derivativo que contem ganhos K_v e B_v que representam valores virtuais de rigidez e amortecimento, respectivamente, para obter um torque desejado (τ_r^d) dado uma referência, na saída do atuador. O sistema de controle é caracterizado por uma estrutura de dois níveis, sendo um nível interno desempenhado pelos controladores de posicionamento (EPOS - Escravos da Rede), e outro

nível em cascata, coordenado pelo computador (Mestre da Rede). Os controladores de torque e impedância foram desenvolvidos em linguagem de programação C++ utilizando a plataforma *Microsoft Visual Studio*, e tem seus parâmetros apresentados na Tabela 3.

Controlador	K_p	K_i	K_d
Torque	380	3	35
Impedância	30	-	5

Tabela 3 – Parâmetros dos controladores de torque e impedância

O sinal de entrada θ_h apresentado no diagrama de blocos da Figura 16, são os ângulos inferidos pela rede neural MLP constituída na joelheira paramentada. Com base na realimentação dos biossinais dos ângulos do joelho mensurados pelo sistema sensorial vestível, no sistema de controle do exoesqueleto do joelho, temos então um controle de impedância.

3.3.4 Controle híbrido com realimentação de biosinais

O conceito deste controlador a inclusão da cinemática dos ângulos reais das articulações do usuário quando veste um exosqueleto dentro do sistema de controle robótico. Tradicionalmente, o controle de trajetória em sistemas robóticos em sistemas de interação humano-robô é assumido um perfeito alinhamento entre os membros do robô e a pessoa, o que representa em usar uma variável única, θ , para descrever o angulo da trajetória da junta do sistema. Se existir uma interação que gere desalinhamento considerável, esta abordagem pode perder rendimento dos controladores quando analisar a eficiência da assistência transmitida às articulações da pessoa. O controlador proposto aqui consiste em aplicar uma correção do desalinhamento entre os ângulos do robô e da pessoa na trajetória de referência do robô conforme a seguinte expressão:

$$\theta_r^d = \theta_{ref} + \Delta\theta, \quad (3.3)$$

onde $\Delta\theta = \theta_r - \theta_h$, representa um fator de desalinhamento definido como as diferenças dos ângulos medidos pelo encoder do atuador (θ_r) e a joelheira paramentada (θ_h), e θ_{ref} o ângulo de referência aplicada a entrada do sistema de controle. Este fator é uma aproximação simplificada das discrepâncias cinemáticas nos eixos de rotação entre as juntas.

3.3.5 Controle de compensação de gravidade

A compensação de gravidade é uma técnica crucial que visa neutralizar os efeitos adversos da força gravitacional sobre sistemas dinâmicos. Assumindo que a gravidade exerce uma força constante sobre todos os objetos com massa, o objetivo do controle

com compensação de gravidade é calcular e aplicar torques que neutralizem os efeitos da gravidade, permitindo que o controlador principal do sistema se concentre em outras dinâmicas e perturbações.

Assumindo então que o compensador de gravidade deve atuar para anular o torque gerado pela força gravitacional de atração do peso da perna do usuário, do sistema sensorial, e das partes móveis do exoesqueleto em contato com o usuário, temos então a seguinte equação do compensador da gravidade em 3.4.

$$K_{GV} = P_t \cdot g \cdot l_b \cdot \sin(\theta) \quad (3.4)$$

E pela equação 3.4, P_t é o peso total que está sendo calculado para o compensador, considerando o peso da perna do usuário, somado ao peso do braço robótico e os demais sensores acoplados ao mesmo, g a aceleração gravitacional na terra, l_b o comprimento do braço do exoesqueleto (para cálculo do torque relativo) e θ o ângulo entre o vetor da aceleração gravitacional e do braço do exoesqueleto (para cálculo da força resultante). A tabela 4 apresenta os parâmetros identificados para a realizados experimentos de validação com um usuário voluntário.

	K_p
Peso elo do exoesqueleto	2.7 kg
braço exoesqueleto	0,21 m
Peso perna do usuário	4.0 kg

Tabela 4 – Parâmetros do controlador de compensação de gravidade

4 RESULTADOS

Conforme anteriormente delineado, o presente estudo teve como objetivo o desenvolvimento de um sistema sensorial vestível para a análise de atividade física humana, e a realimentação destes biossinais em sistemas de controle híbrida para exoesqueleto do joelho.

4.1 Sistema sensorial vestível

Para isto, foi desenvolvido uma joelheira instrumentada com sensores flexivos capacitivos e de fibra óptica, para inferência do ângulo do joelho, utilizando redes neurais *Perceptron* de multicamadas. Após definir os hiperparâmetros adequados para um melhor resultado no treinamento das redes neurais, podemos analisar os resultados destes treinamentos pelas curvas de *MSE (Mean squared error) loss* e R^2 de cada uma das redes, nas Figuras 17 à 20 para as redes referentes a joelheira da perna direita e esquerda, respectivamente.

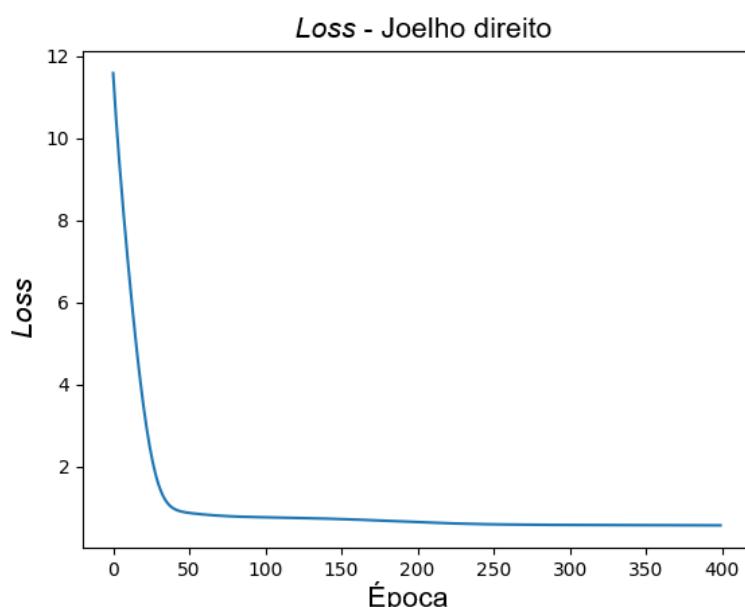


Figura 17 – *loss error (Mean squared error)* - joelho direito

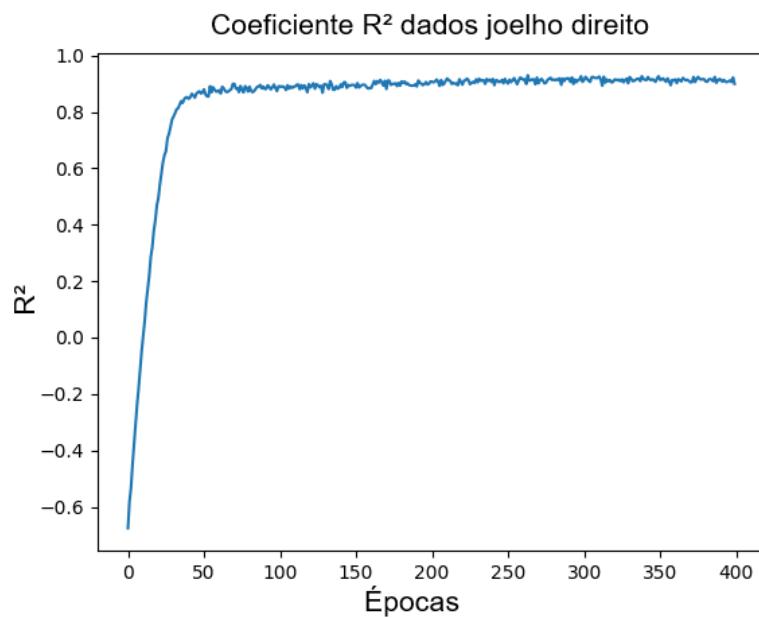


Figura 18 – R^2 - joelho direito

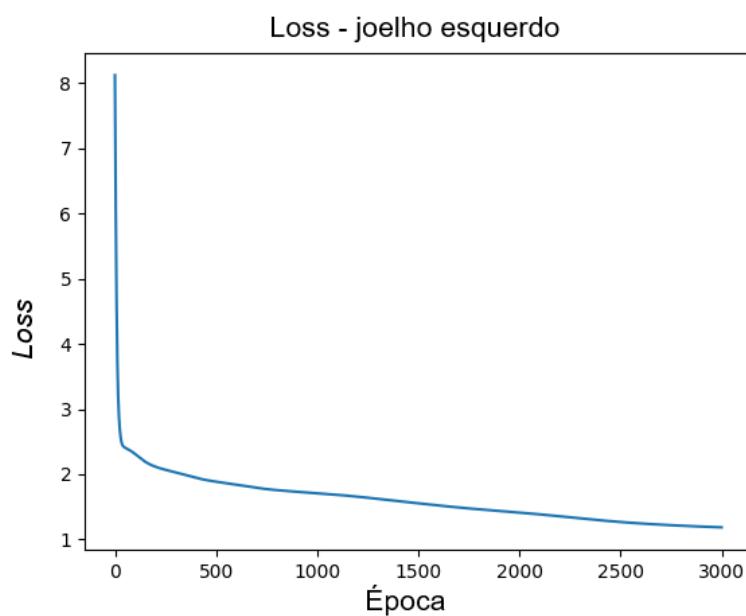


Figura 19 – loss error (Mean squared error) - joelho esquerdo

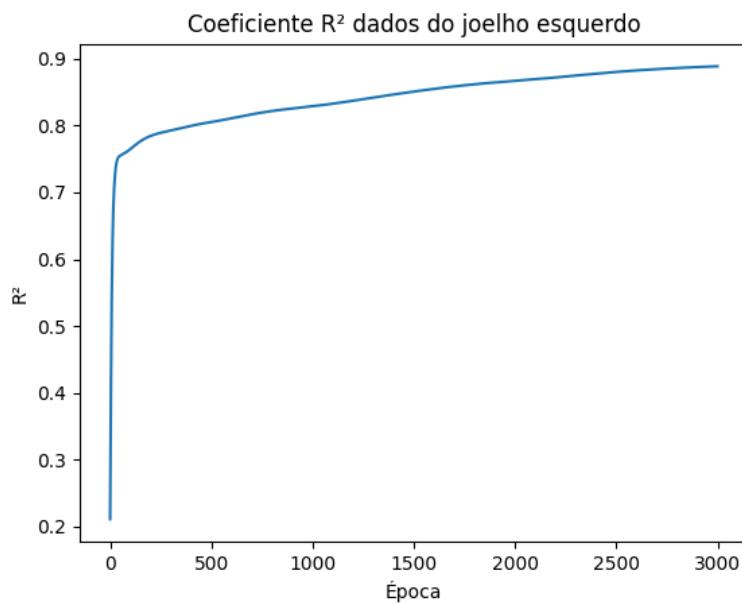


Figura 20 – R^2 - joelho esquerdo

Após as etapas de treinamento da rede, foram realizados testes com um novo conjunto de dados embaralhados, para analisar e validar o funcionamento da rede ainda com seu funcionamento off-line. Podemos então observar os resultados destes testes pelas Figuras 21 e 22 relativos aos joelhos esquerdo e direito, respectivamente.

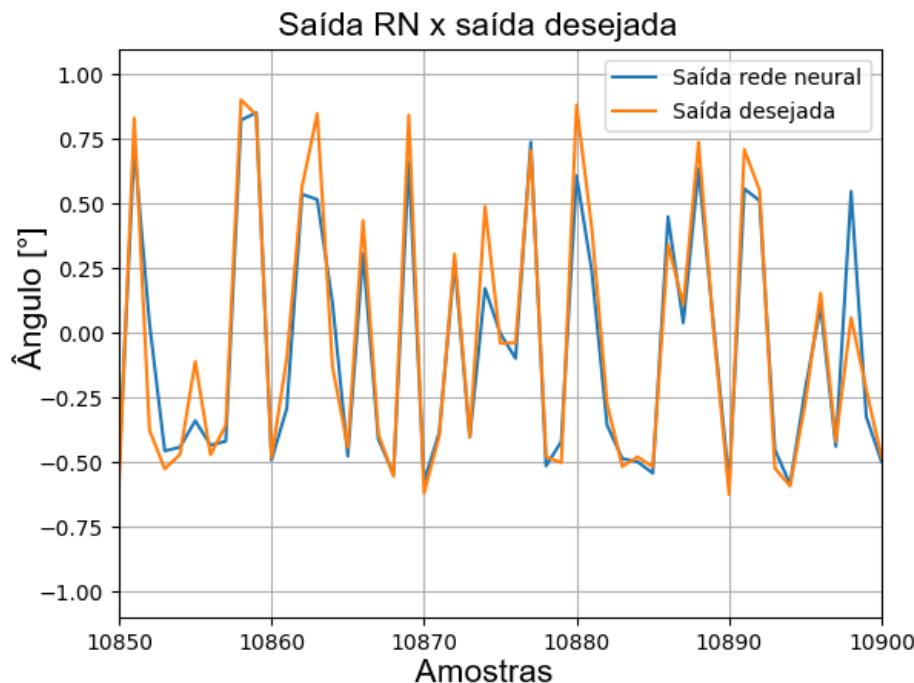


Figura 21 – Resultados dos testes off-line da rede neural da joelheira da perna direita

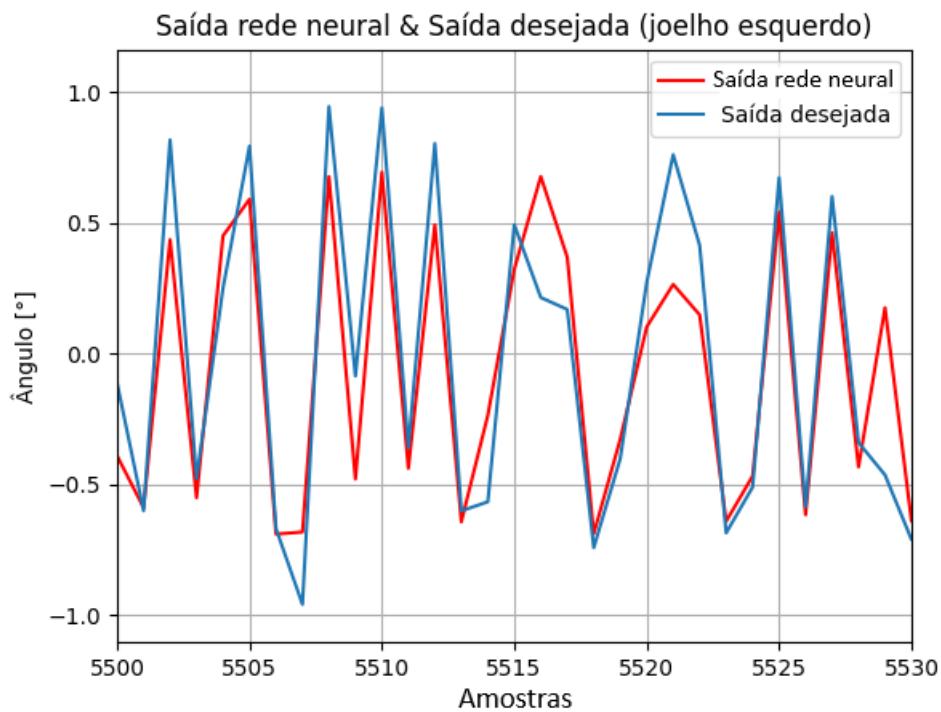


Figura 22 – Resultados dos testes off-line da rede neural da joelheira da perna esquerda

Para esta análise de dados, foi obtido uma acurácia da rede em mais de 90% para ambos os casos, portanto, foi assumido que as redes estavam prontas para serem implementadas na placa de aquisição de dados, para uma inferência dos ângulos em tempo real. Foram escolhidos dois novos usuários para realização dos testes *on-line* das joelheiras, e seus dados estão apresentados nas Figuras 23 e 24 para o usuário A, e Figuras 25 e 26 para o usuário B.

Ângulos obtidos pelas IMUs e pela rede neural em função do tempo
(joelho esquerdo)

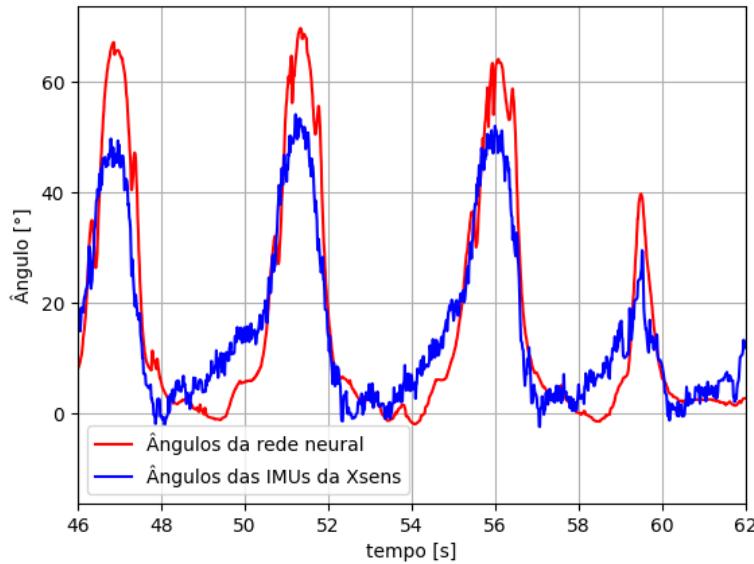


Figura 23 – Resultados dos testes on-line do Usuário A (joelho esquerdo)

Ângulos obtidos pelas IMUs e pela rede neural em função do tempo
(joelho direito)

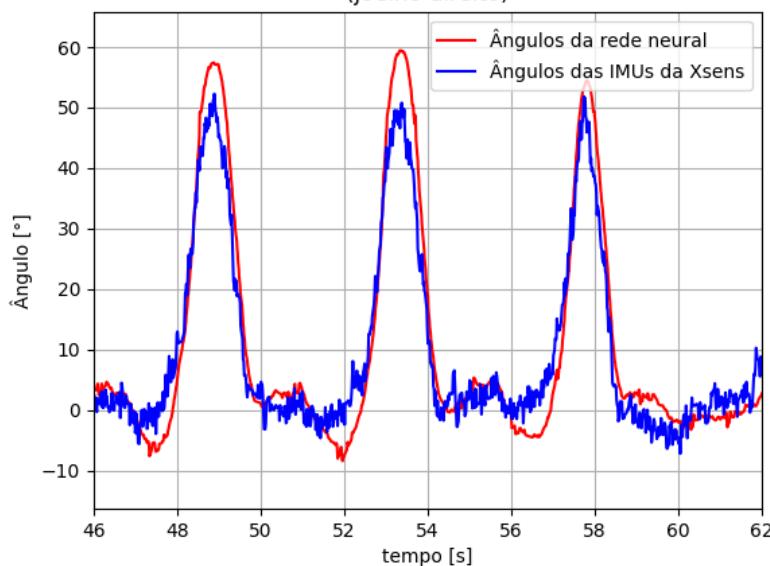


Figura 24 – Resultados dos testes on-line do Usuário A (joelho direito)

Ângulos obtidos pelas IMUs e pela rede neural em função do tempo
(joelho esquerdo)

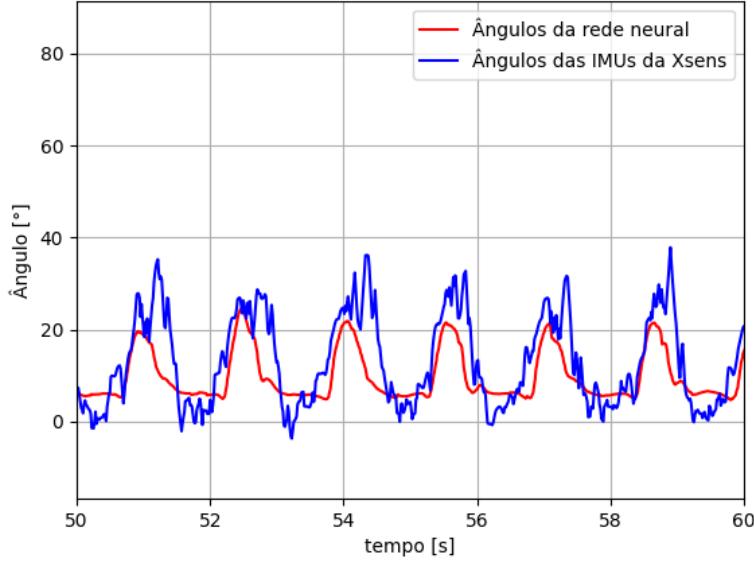


Figura 25 – Resultados dos testes on-line do Usuário B (joelho esquerdo)

Ângulos obtidos pelas IMUs e pela rede neural em função do tempo
(joelho direito)

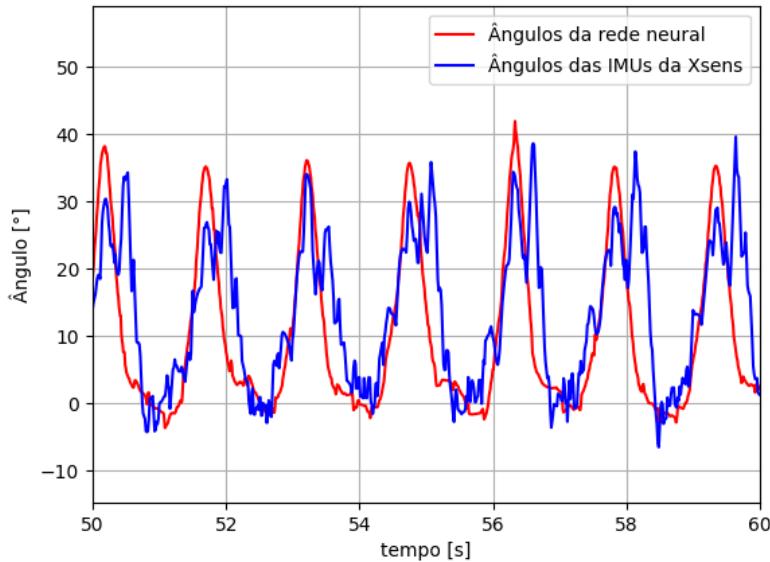


Figura 26 – Resultados dos testes on-line do Usuário B (joelho direito)

4.2 Controle híbrido

Observando então resultados promissores com o treinamento das MLPs, iniciou-se então a implementação dos biossinais do ângulo do joelho no sistema de controle de impedância apresentado na Figura 16, utilizando então o sistema formado pelas joelheiras instrumentadas e o exoesqueleto, como podemos observar pela Figura 27 dos testes realizados.

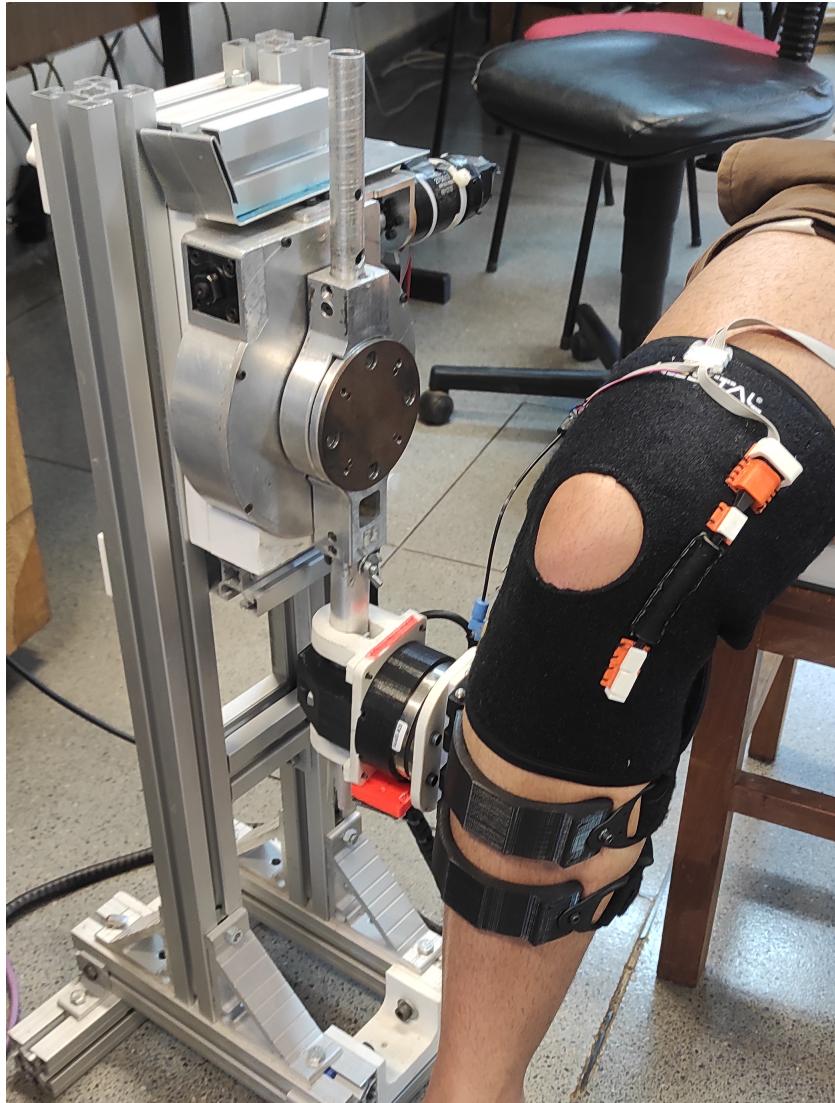


Figura 27 – Foto da joelheira paramentada e do exoesqueleto utilizado para realização dos testes de controle

Para avaliar a atuação do sistema de controle, foi aplicado um sinal senoidal à entrada do controlador de impedância, juntamente com o sinal do ângulo medido pelo sistema sensorial implementado, tendo sido analisado a resposta do controlador em relação ao torque e ângulo para três diferentes testes. No primeiro teste realizado, o usuário apresenta comportamento passivo em relação ao movimento do exoesqueleto, e temos então as respostas do torque desejado, e o torque real aplicado pelo atuador do exoesqueleto apresentado no gráfico da Figura 28.

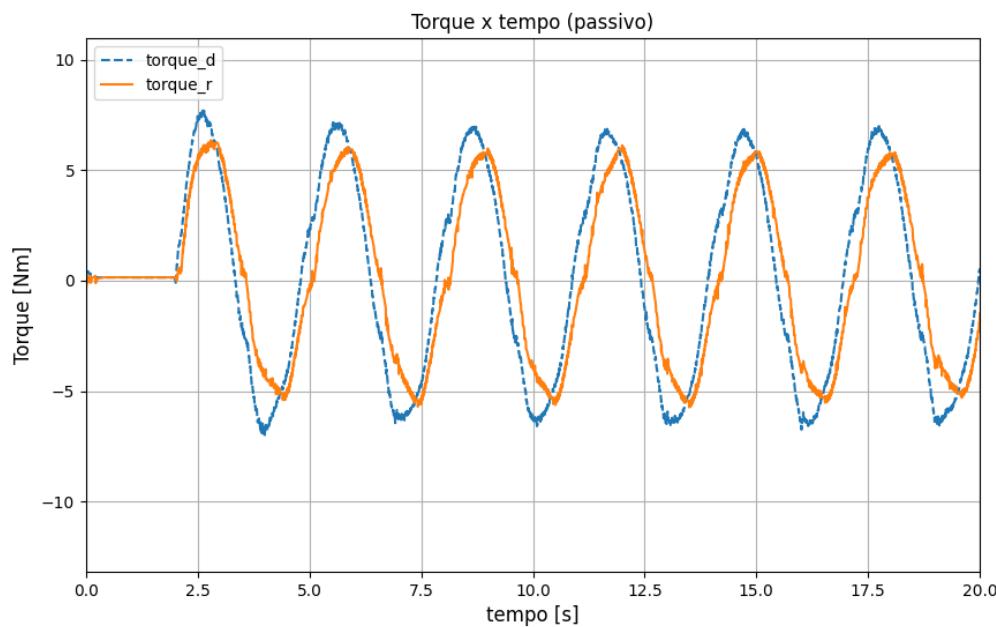


Figura 28 – Gráfico do torque x tempo do teste com usuário atuando de forma passivo

O segundo teste foi realizado com o usuário cooperando com o movimento do atuador do exoesqueleto, tentando seguir a senoide aplicada na entrada do controlador de impedância, temos então o resultado apresentado pela Figura 29.

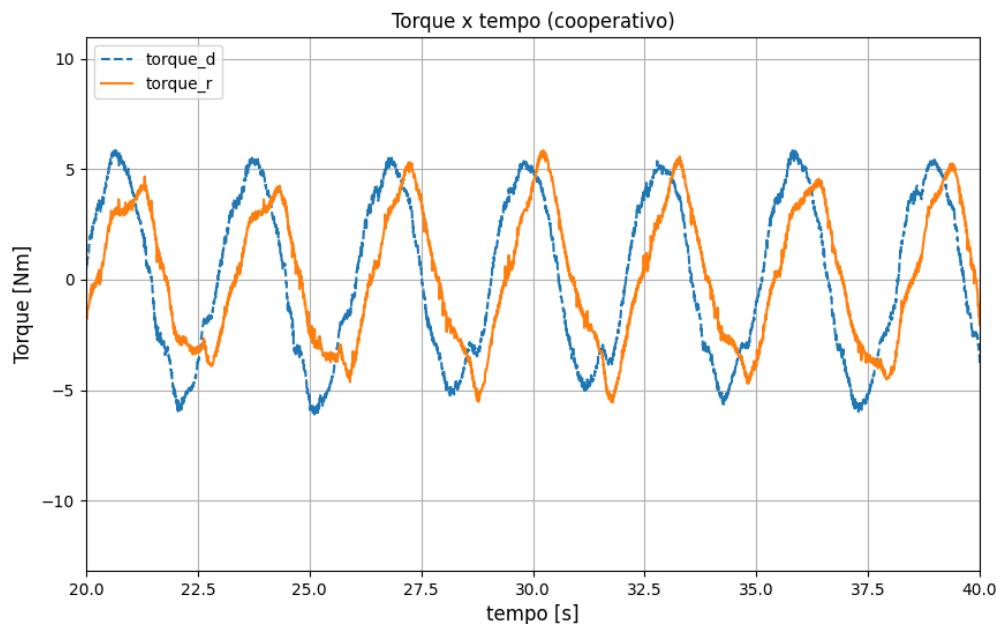


Figura 29 – Gráfico do torque x tempo do teste com usuário atuando de forma cooperativa

Por fim, foi realizado um teste com o usuário agindo resistivamente em relação ao

movimento do atuador do exoesqueleto, temos então o gráfico do torque efetuado pelo atuador (torque_r), e o torque de referência (torque_d) apresentado pela Figura 30.

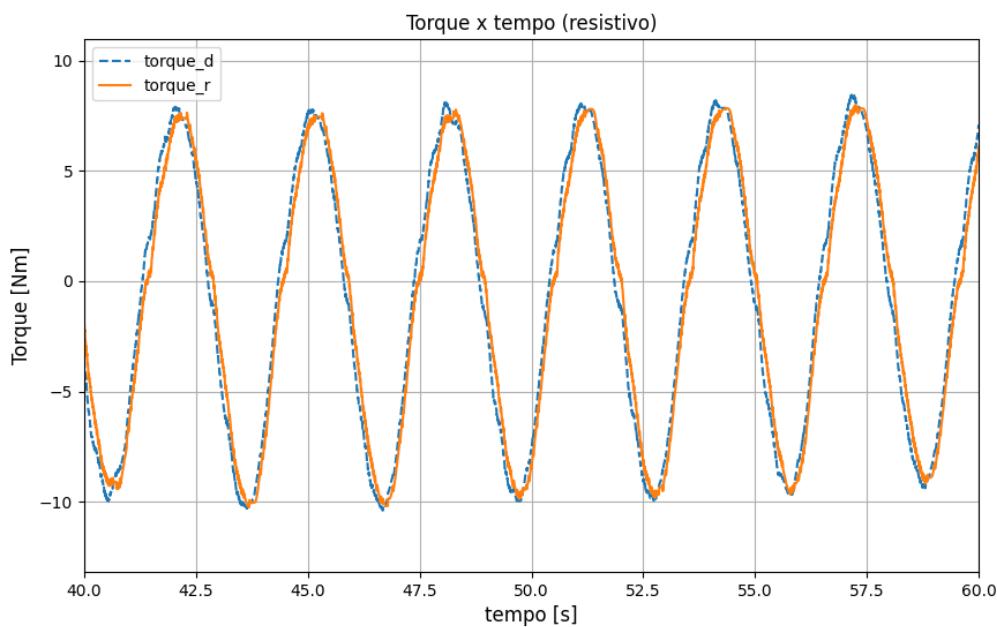


Figura 30 – Gráfico do torque x tempo do teste com usuário atuando de forma resistiva

A análise detalhada dos gráficos referentes aos resultados do controle de torque permite identificar que o controlador demonstra uma resposta ágil do sistema. Observa-se que ele ajusta de maneira eficaz os valores de torque, garantindo que o movimento seja realizado de forma suave e precisa. Essa rápida resposta e a capacidade de regulação apropriada do torque são essenciais para assegurar que o sistema opere com eficiência, mantendo a transparência e a naturalidade do movimento desejado.

Para a análise da resposta do ângulo do controlador, foram realizados os mesmos testes apresentados para análise de controle de torque, e podem ser observados pelas Figuras 31, 32 e 33, dos testes com o usuário agindo de forma passiva, cooperativa e resistiva, respectivamente.

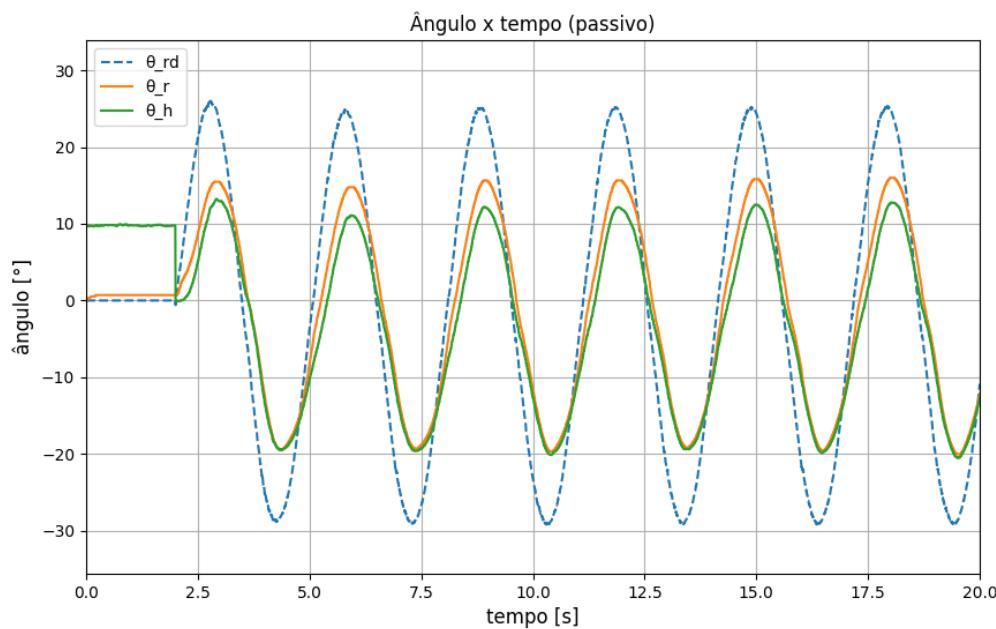


Figura 31 – Gráfico do ângulo x tempo do teste com usuário atuando passivamente

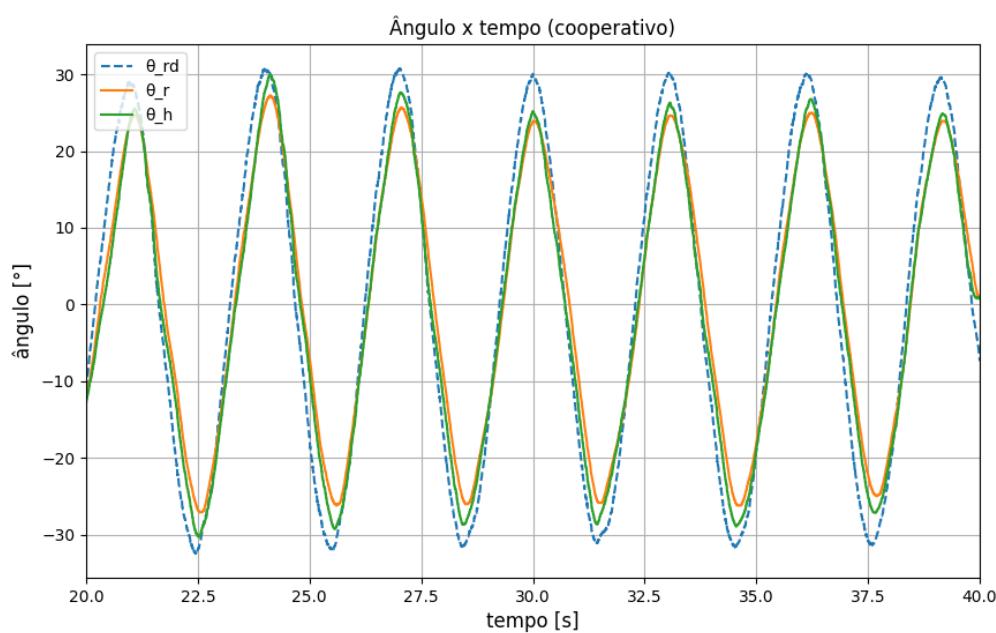


Figura 32 – Gráfico do ângulo x tempo do teste com usuário atuando de forma cooperativa

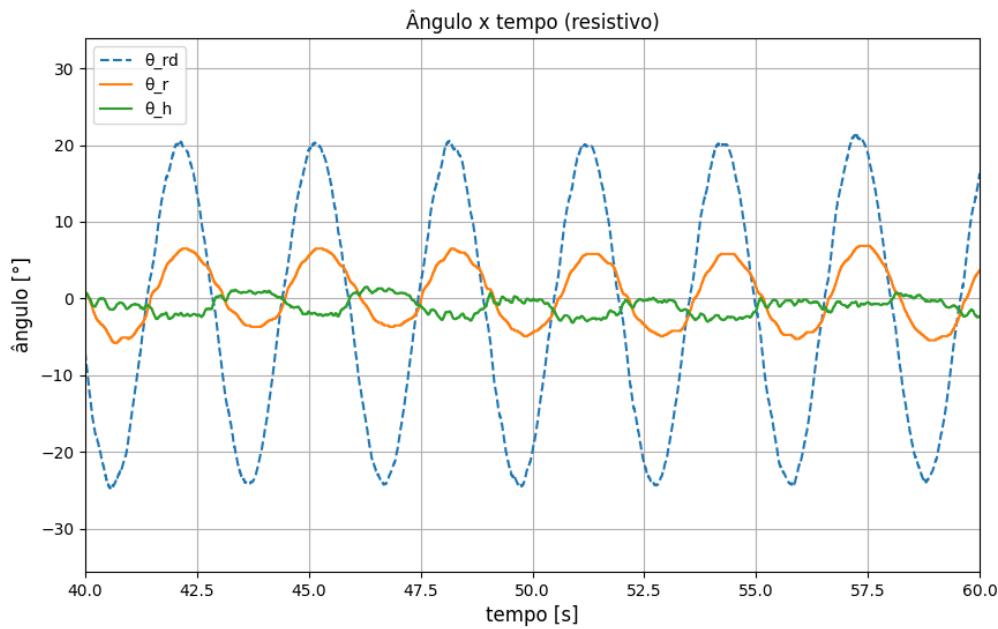


Figura 33 – Gráfico do ângulo x tempo do teste com usuário atuando resistivamente

Analizando então os gráficos de controle de ângulo do controlador híbrido, podemos observar que quando o usuário apresenta uma atitude passiva ao movimento (Figura 31), o controlador tenta corrigir o ângulo do robô (θ_r) em relação ao ângulo desejado (θ_{rd}), porém, sem forçar o movimento, mantendo uma segurança evitando assim possíveis danos ao usuário. Para o movimento cooperativo (Figura 32), podemos observar uma resposta muito rápida de controle, onde o ângulo do robô (θ_r) acompanha precisamente o ângulo do usuário (θ_h). Por fim, para uma atitude resistiva do usuário (Figura 33), podemos observar que o robô não força o usuário a manter o ângulo desejado (θ_{rd}), apresentando assim segurança ao usuário.

Para o controle com compensação de gravidade, foram realizados testes com sistema de controle de impedância em aberto, e temos então os resultados com o usuário realizando movimentos livremente, nas Figuras 34 e 35 de torque e ângulo, respectivamente.

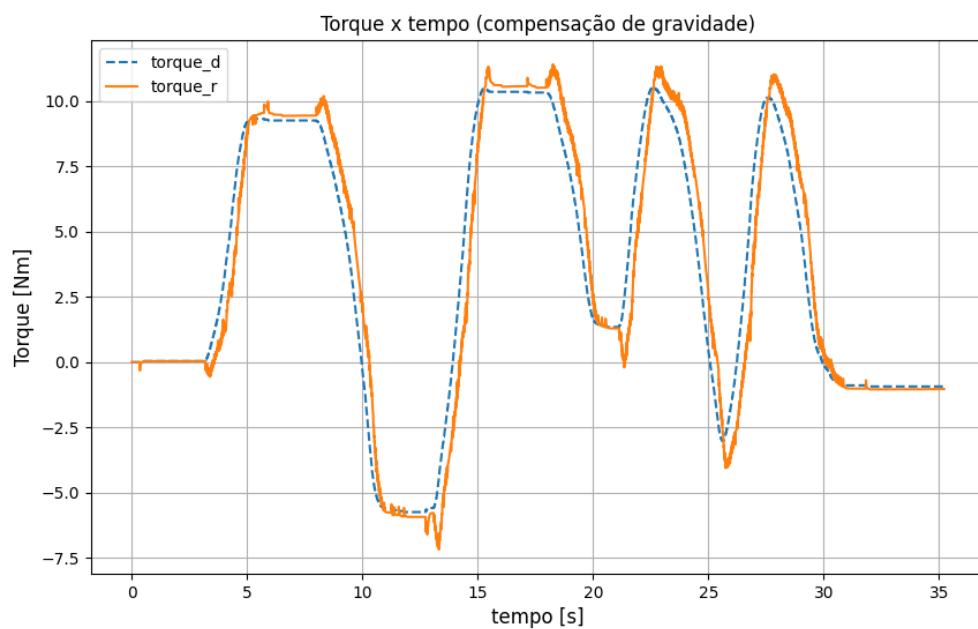


Figura 34 – Gráfico do torque x tempo do teste de compensação de gravidade com loop de impedância em aberto

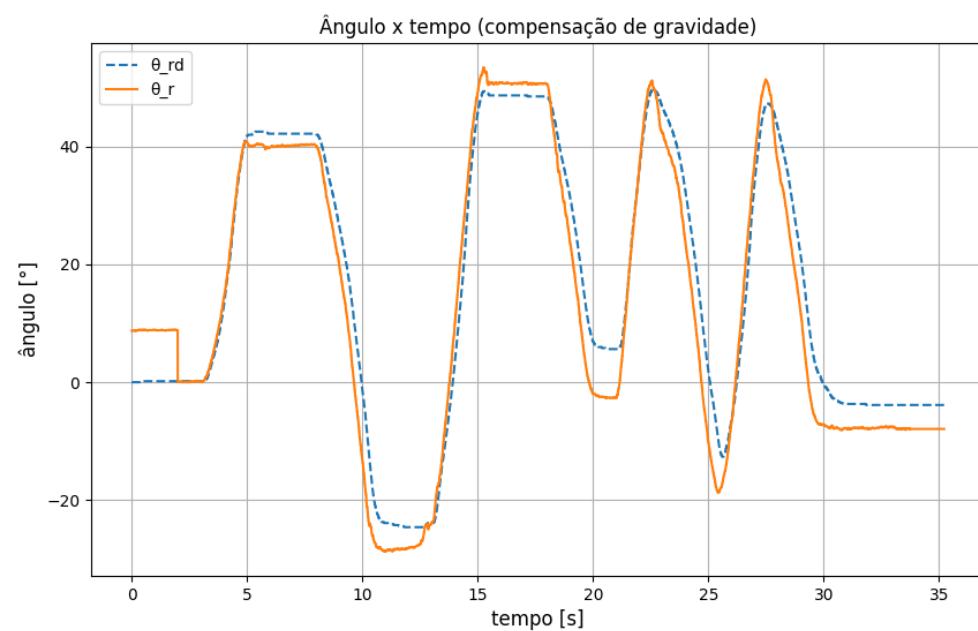


Figura 35 – Gráfico do ângulo x tempo do teste de compensação de gravidade com loop de impedância em aberto

A análise dos gráficos apresentados nas Figuras 34 e 35 evidencia que o controlador de compensação de gravidade opera de maneira rápida e eficiente. Este controlador desempenha um papel crucial ao neutralizar os movimentos indesejados da perna causados

pela força gravitacional. Além disso, ele mantém um controle transparente em relação às forças exercidas pelo usuário. Esse comportamento garante que as ações do usuário não sejam comprometidas, proporcionando uma interação natural e precisa com o sistema de controle. Assim, o controlador não apenas contrabalança eficazmente a gravidade, mas também permite uma resposta sensível às intenções do usuário.

5 CONCLUSÃO

O sistema sensorial vestível desenvolvido demonstra uma capacidade robusta de captar biossinais essenciais para o controle do exoesqueleto. Os sensores estão integrados em uma estrutura ergonomicamente projetada para ser confortável e flexível, permitindo o uso prolongado sem causar desconforto ou restringir o movimento do usuário.

A implementação dos biossinais no controle do exoesqueleto do joelho foi bem-sucedida, e os resultados experimentais mostram que o sistema responde de maneira rápida e precisa aos comandos do usuário, proporcionando um controle suave e eficiente do exoesqueleto. Os testes com participantes indicam que o sistema sensorial vestível pode melhorar significativamente a mobilidade e a força do joelho, evidenciando seu potencial para aplicações em reabilitação e assistência motora.

Além disso, este estudo aborda os desafios associados ao desenvolvimento e implementação de sistemas sensoriais vestíveis, como a calibração dos sensores, o processamento em tempo real dos biossinais e a integração com o exoesqueleto. Em conclusão, o desenvolvimento e a implementação do sistema sensorial vestível apresentam avanços significativos na interface homem-máquina, oferecendo uma solução eficaz para o controle de exoesqueletos de joelho.

Com relação ao controle híbrido proposto, o controle consegue ajustar o desalinhamento entre os ângulos das articulações do usuário e do robô e integrar esse componente nos controles tradicionalmente implementados em controladores robóticos para interação humano robô. Embora este fator desalinhamento seja uma simplificação da verdadeira e complexa cinemática entre as coordenadas de rotação das juntas, ele permite ajustar a trajetória de referência do exoesqueleto com base na diferença entre os ângulos medidos pelo encoder do atuador e pela joelheira. Essa correção dinâmica resulta em uma assistência mais eficiente e confortável para o usuário, melhorando assim a transparência oferecida pelo exoesqueleto.

REFERÊNCIAS

- AMJADI, M. *et al.* Stretchable, skin-mountable, and wearable strain sensors and their potential applications: a review. **Advanced Functional Materials**, Wiley Online Library, v. 26, n. 11, p. 1678–1698, 2016.
- DOLLAR, A. M.; HERR, H. Lower extremity exoskeletons and active orthoses: challenges and state-of-the-art. **IEEE Transactions on robotics**, IEEE, v. 24, n. 1, p. 144–158, 2008.
- dos Santos, W. M.; Caurin, G. A.; Siqueira, A. A. Design and control of an active knee orthosis driven by a rotary series elastic actuator. **Control Engineering Practice**, v. 58, p. 307 – 318, 2017. ISSN 0967-0661.
- ESPRESSIF. Esp32 wroom 32ue. 2023. Disponível em: https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/esp32-wroom-32e_esp32-wroom-32ue_datasheet_en.pdf.
- FRANKLIN, G. F. *et al.* **Digital control of dynamic systems**. [S.l.: s.n.]: Addison-wesley Reading, MA, 1998. v. 3.
- FURTADO, M. I. V. Redes neurais artificiais: Uma abordagem para sala de aula. **Atena Editora**, 2019.
- HAYKIN, S. **Neural networks: a comprehensive foundation**. [S.l.: s.n.]: Prentice Hall PTR, 1998.
- HUBLI, M.; DIETZ, V. The physiological basis of neurorehabilitation-locomotor training after spinal cord injury. **Journal of neuroengineering and rehabilitation**, BioMed Central, v. 10, n. 1, p. 1–8, 2013.
- IYODA, E. M. **Inteligência computacional no projeto automático de redes neurais híbridas e redes neurofuzzy heterogêneas**. 2000. Tese (Doutorado) — [sn], 2000.
- JAIMES, J. C.; OLIVEIRA, G. W. de; SIQUEIRA, A. A. G. Sistema vestível para monitoramento da atividade física. In: **XII Congreso Iberoamericano de Tecnologías de Apoyo a la Discapacidad IBERDISCAP2023**. [S.l.: s.n.]: AITADIS, 2023. Paper accepted for presentation.
- KOOPMAN, B. *et al.* Improving the transparency of a rehabilitation robot by exploiting the cyclic behaviour of walking. **Robot aided gait training and assessment**, p. 141, 2014.
- LUDWIG, S. A.; BURNHAM, K. D. Comparison of euler estimate using extended kalman filter, madgwick and mahony on quadcopter flight data. In: **IEEE. 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)**. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1236–1241.
- PÉREZ-IBARRA, J. C.; SIQUEIRA, A. A.; KREBS, H. I. Assist-as-needed ankle rehabilitation based on adaptive impedance control. In: **IEEE. 2015 IEEE international conference on rehabilitation robotics (ICORR)**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 723–728.

SANTOS, W. M. d. **Desenvolvimento de um dispositivo robótico interativo para reabilitação de lesões da articulação do joelho.** 2013. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2013.

SEEL, T.; KOK, M.; MCGINNIS, R. S. Inertial sensors—applications and challenges in a nutshell. **Sensors**, v. 20, n. 21, 2020. ISSN 1424-8220. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/21/6221>.

SILVA, I. N. d.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas. 2010.

SONG, P.; YU, Y.; ZHANG, X. Impedance control of robots: an overview. In: IEEE. **2017 2nd international conference on cybernetics, robotics and control (CRC).** [S.l.: s.n.], 2017. p. 51–55.

SWANSON, E. C. *et al.* Evaluation of force sensing resistors for the measurement of interface pressures in lower limb prosthetics. **Journal of Biomechanical Engineering**, American Society of Mechanical Engineers Digital Collection, v. 141, n. 10, 2019.

VARGAS-VALENCIA, L. S. *et al.* Sleeve for knee angle monitoring: An imu-pof sensor fusion system. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, v. 25, n. 2, p. 465–474, 2021.

WIND, H. *et al.* Effect of functional capacity evaluation information on the judgment of physicians about physical work ability in the context of disability claims. **International archives of occupational and environmental health**, Springer, v. 82, n. 9, p. 1087–1096, 2009.