



# *Monografia de Graduação*

## **Controle Inteligente de Força em Atuadores Eletro-Hidráulicos**

**Lidiane Rodrigues Carvalho**

**Natal, Julho de 2022**

## **Agradecimentos**

Agradeço primeiramente a Deus por ter me guiado e dado forças para prosseguir na caminhada acadêmica.

Também aos meus pais, principais incentivadores e investidores dos meus mais altos sonhos.

Ainda ao meu melhor amigo e parceiro de vida, Italo França, por todo amor e compreensão durante os últimos anos.

Agradeço imensamente também à minha dupla da Engenharia Mecânica, aqueles que eu tive o privilégio de conhecer ainda quando me sentia sozinha em meio às primeiras disciplinas. Obrigada, Stephanie e Uellen, por todo apoio e por tudo que vivemos ao longo desta jornada.

Além destes, meu muito obrigada também ao professor DSc. Wallace M. Bessa, meu orientador, por todo auxílio na elaboração deste trabalho.

Também gostaria de expressar meu agradecimento ao apoio financeiro do Programa de Recursos Humanos da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis, PRH-ANP, durante a realização desta pesquisa.

Por fim, minha gratidão aos demais membros da minha família e amigos que de alguma forma contribuíram ao longo da minha jornada como graduanda e pesquisadora. A todos vocês agradeço e dedico minha monografia e meu diploma.

Carvalho, L. R.. **Controle inteligente de força em atuadores eletro-hidráulicos**. 2022. yy 75 p. Graduação. PRH-44 - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal-RN, 2022.

## **Resumo**

A análise do controle de força e posição é de grande interesse quando se trata dos atuadores eletro-hidráulicos, uma vez que os mesmos são destinados a diversas atividades industriais que precisam desses parâmetros com grande precisão. Embora seja alvo de inúmeros estudos, o campo que produz alternativas de controle para este dispositivo ainda necessita de técnicas cada vez mais qualificadas no sentido de superar a dinâmica não linear do sistema e produzir resultados mais eficazes. Assim, o estudo de estratégias de controle inteligente vem ganhando grande visibilidade à medida que se consagram como uma abordagem de desempenho satisfatório no que diz respeito à atuação sobre sistemas cuja dinâmica possui alta complexidade. Isto devido aos parâmetros que são completamente desconhecidos aos idealizadores serem devidamente ajustados à medida que o controlador tem participação dentro da planta. Conseqüentemente, este trabalho teve como objetivo desenvolver e avaliar, através de simulações numéricas, uma alternativa de controle inteligente de força, que utilizou redes neurais artificiais, para um atuador eletro-hidráulico. Além disso, também foi apresentado o projeto e manufatura de uma estrutura para medição do parâmetro de controle em bancada experimental, permitindo que, futuramente, o objeto de estudo possa ser avaliado em ambiente físico.

Palavras-chave: atuador eletro-hidráulico, controle de força, controle não linear, algoritmos de aprendizagem.

## **Abstract**

The force and position control analysis represents a great interest in regard to electro-hydraulic actuators, once they are used for several industrial activities that need those parameters with considerable precision. Although it has been topic of numerous researches, the field that produces control alternatives for this type of actuators still needs more qualified techniques in order to overcome the non-linear dynamics of the system and produce effective results. Therefore, the study of intelligent control strategies has obtained large visibility as they become known as an approach of satisfactory performance regarding to acting on systems whose dynamics present high level of complexity. This is due to the parameters that are completely unknown to the creators get properly adjusted as the controller participates inside the plant. Consequently, this work aimed to develop and evaluate, through numerical simulations, an alternative of intelligent force control, which used artificial neural networks, for an electrohydraulic actuator. In addition, the design and manufacture of a structure for measuring the control parameter in an experimental bench was also presented, allowing, in the future, the object of study to be evaluated in a physical environment.

Keywords: electrohydraulic actuators, force control, nonlinear control, machine learning.

## Lista de Ilustrações

Figura 1. Aplicação do AEH em exoesqueleto.....	4
Figura 2. Aplicação do AEH em manipulador robótico.....	5
Figura 3. Aplicação do AEH em um esquema de compensação de movimento para um ROV.....	5
Figura 4. Representação de um sistema de controle em malha fechada.....	7
Figura 5. Esquema base para desenvolvimento de um controlador inteligente.....	9
Figura 6. Representação esquemática da arquitetura de uma rede neural artificial.....	10
Figura 7. Diagrama esquemático do sistema eletro-hidráulico.....	12
Figura 8. Diagrama do corpo livre para as forças atuando sobre o sistema.....	13
Figura 9. Representação gráfica do sistema eletro-hidráulico.....	13
Figura 10. Representação gráfica da não linearidade do tipo zona morta.....	15
Figura 11. Arquitetura da Rede Neural Adaptativa proposta.....	24
Figura 12. Bancada experimental do sistema eletro-hidráulico a ser utilizado no Laboratório de Manufatura da UFRN.....	27
Figura 13. Célula de carga de compressão com capacidade de 500 N.....	29
Figura 14. Célula de carga de compressão com capacidade de 5 kN.....	29
Figura 15. Estrutura para medição de força do atuador e especificação de seus componentes.....	30
Figura 16. Estrutura para medição de força do atuador em perspectiva.....	30
Figura 17. Componentes de fixação e movimento da estrutura para medição de força do atuador.....	31
Figura 18. Rastreamento de força em trajetória senoidal através de simulação numérica para o controle FBL.....	33

Figura 19. Rastreamento de força em trajetória degrau através de simulação numérica para o controle FBL.....	34
Figura 20. Rastreamento de força em trajetória triangular através de simulação numérica para o controle FBL.....	35
Figura 21. Rastreamento de força em trajetória senoidal através de simulação numérica para o controle inteligente FBLANN.....	36
Figura 22. Rastreamento de força em trajetória degrau através de simulação numérica para o controle inteligente FBLANN.....	37
Figura 23. Rastreamento de força em trajetória triangular através de simulação numérica para o controle inteligente FBLANN.....	38
Figura 24. Comparação de desempenho entre o controle inteligente e o adaptativo para rastreamento de trajetória senoidal através de simulação numérica.....	40
Figura 25. Comparação de desempenho entre o controle inteligente e o adaptativo para rastreamento de trajetória degrau através de simulação numérica.....	41
Figura 26. Comparação de desempenho entre o controle inteligente e o adaptativo para rastreamento de trajetória triangular através de simulação numérica.....	42
Figura 27. Rastreamento do erro de força em trajetória senoidal com troca da lei de controle.....	43
Figura 28. Circuito que ligou o Arduino à célula de carga e ao display LCD.....	45
Figura 29. Esquema que conectou o microcontrolador à célula de carga e ao display.....	46
Figura 30. Circuito que ligou o Arduino à segunda célula de carga.....	47
Figura 31. Prumo com massa medida por balança convencional de 1 kg.....	48
Figura 32. Suporte de calibração para a segunda célula de carga.....	49
Figura 33. Pares de anilhas utilizados na calibração.....	50
Figura 34. Curva de calibração da célula de carga sem a tara.....	50
Figura 35. Curva de calibração da célula de carga com a tara.....	51
Figura 36. Disposição dos componentes na estrutura de medição da força.....	52

Figura 37. Perfil L e case da célula de carga.....	53
Figura 38. Case da célula de carga.....	54
Figura 39. Conjunto massas, mola e guias.....	55
Figura 40. Conjunto mola, pressionador e célula de carga.....	55
Figura 41. As duas massas da estrutura de medição.....	56
Figura 42. Conjunto de componentes da estrutura de medição em perspectiva.....	56
Figura 43. Cronograma de Trabalho.....	56

# Sumário

<b>1. Introdução.....</b>	<b>9</b>
<b>2. Revisão bibliográfica.....</b>	<b>12</b>
2.1 Sistemas eletro-hidráulicos.....	12
2.2 Estratégias de controle não linear.....	13
2.3 Controle de Linearização por Realimentação.....	14
2.4 Controle Adaptativo.....	15
2.5 Controle Inteligente.....	16
<b>2.5.1 Utilização de Redes Neurais Artificiais em controladores.....</b>	<b>18</b>
<b>3. Metodologia.....</b>	<b>20</b>
3.1 Modelagem matemática do sistema eletro-hidráulico.....	20
3.2 Controle não linear: Linearização por realimentação.....	25
3.3 Controle inteligente: Rede Neural Adaptativa aliada à Linearização por Realimentação.....	27
<b>3.3.1 Controle adaptativo.....</b>	<b>32</b>
3.4 Simulações numéricas.....	32
<b>3.4.1 Parâmetros da simulação.....</b>	<b>33</b>
<b>3.4.2 Trajetórias.....</b>	<b>34</b>
3.5 Desenvolvimento de estrutura para medição de força de um atuador eletro-hidráulico.....	35
<b>3.5.1 Célula de carga.....</b>	<b>36</b>
<b>3.5.2 Projeto mecânico da estrutura.....</b>	<b>37</b>
<b>4. Resultados e Discussão.....</b>	<b>41</b>
4.1 Simulações numéricas do controle não linear FBL.....	41
4.2 Simulações numéricas do controle inteligente FBLANN.....	44
4.3 Simulações numéricas do Controle Adaptativo.....	47
4.4 Calibração da célula de carga.....	52
<b>4.4.1 Célula de carga com capacidade de medir até 500 N.....</b>	<b>53</b>
<b>4.4.2 Célula de carga com capacidade de medir até 5 kN.....</b>	<b>55</b>
4.5 Projeto mecânico de estrutura para medição de força.....	60
<b>5. Conclusões.....</b>	<b>65</b>
<b>Referências.....</b>	<b>66</b>



# 1. Introdução

Desde os tempos remotos, a procura por tecnologias capazes de atenuar a participação humana em atividades laborais vem ampliando os campos de estudo referentes ao desenvolvimento e automação de equipamentos. Atualmente, um dos maiores pontos de interesse nos processos industriais consiste no controle de sistemas mecânicos, isto é, modificação do comportamento de um mecanismo para que ele atue de maneira requisitada e satisfatória. Tal objetivo pode ser alcançado através de diversas estratégias e deve ser capaz de garantir o aprimoramento do processo em termos de economia, agilidade e eficiência.

Os atuadores eletro-hidráulicos são exemplos de sistemas cujo tema controle é usualmente explorado. Estes dispositivos podem ser encontrados em diversas aplicações dentro do setor industrial, seja em componentes automobilísticos (ZHANG; DING, 2020), equipamentos aeroespaciais (GAILE; LUE, 2016), exoesqueletos (YANG; MA; HUANG, 2017) ou manipuladores robóticos (LEE *et al.*, 2020). São passíveis ainda de participarem da estrutura de ROVs, veículos submarinos operados remotamente utilizados para montagem de equipamentos de exploração e produção de petróleo em grandes profundidades (LI; GE; WANG, 2013).

Por combinar a velocidade da atuação elétrica com a elevada capacidade hidráulica, este mecanismo representa escolha vantajosa, suportando grandes cargas, dispondo de uma alta potência em relação ao tamanho e fornecendo rápido tempo de resposta. Todavia, apesar de tais benefícios, os sistemas eletro-hidráulicos possuem um alto índice de não linearidades, ou seja, características inerentes ao seu comportamento dinâmico que o impedem de atingir o desempenho almejado. Segundo Bessa, Dutra e Kreuzer (2010), compressibilidade do fluido hidráulico, propriedades da válvula e zona morta são exemplos desses parâmetros.

Tais fatores elevam o grau de dificuldade no desenvolvimento de estratégias de controle para esta classe de sistema, visto que técnicas tradicionais, popularizadas desde o último século, trabalham com modelos linearizados e, conseqüentemente, não atingem resultados vantajosos em meio a grandes parcelas de não linearidades. Contudo, mesmo constituindo um desafio, controle de força e posição são temas de extrema relevância no campo dos atuadores eletro-hidráulicos, visto que se carece que ambos os parâmetros sejam precisos nas atividades as quais os mesmos são destinados.

Diversos trabalhos abordam a utilização de estratégias de controle não linear como alternativas viáveis para este sistema, permitindo que o atuador apresente desempenho superior do que quando combinado a técnicas de controle puramente linear. Os métodos de linearização por realimentação (CHAJI; SANI, 2017), modos deslizantes (SOON *et al.*, 2020) e adaptativo (LIN; OU; WANG, 2020) tendem a ser as principais vertentes para o desenvolvimento de um controlador

moderno, sendo suscetíveis ainda à combinação com outras técnicas para melhorias de desempenho.

No entanto, apesar de tais estratégias representarem um aprimoramento significativo quando comparadas a abordagens convencionais, isto é, lineares, as mesmas ainda são passíveis a uma performance não tanto eficaz quando atuando em plantas com alto grau de não linearidades e incertezas paramétricas. Assim, com a evolução considerável do campo de estudo da inteligência artificial, métodos inovadores vêm propondo a fusão de tais técnicas com compensadores inteligentes capazes de manipular os aspectos irreduzíveis que ainda degradam o desempenho do sistema. Nessa linha, diferentes trabalhos apresentam uma alternativa de controle não linear aliada com um algoritmo de aprendizagem que coopera diretamente no incremento da qualidade do controlador, como Li *et al.* (2020) através da junção entre a técnica de modos deslizantes com compensação realizada por uma rede neural e Bessa, Dutra e Kreuzer (2010), na união da mesma estratégia não linear com compensação exercida por um algoritmo fuzzy adaptativo.

Conforme descreve Bessa *et al.* (2018), um controlador inteligente deve combinar características de predição, adaptação, aprendizado e robustez. Sendo então capaz de obter um conhecimento prévio sobre a planta a fim de realizar previsões concernentes ao comportamento dinâmico da mesma, se adaptar às mudanças ocorridas, aprender com as próprias experiências sem influência externa e apresentar robustez contra as incertezas não consideradas durante a modelagem. Posto que o controlador adquire a capacidade de entender as variações que ocorrem no comportamento dinâmico da planta, essas habilidades conferem ao mesmo a competência de lidar com dispositivos sujeitos a altas incertezas, não linearidades e perturbações.

Dentro dessa vertente, a utilização de redes neurais artificiais se caracteriza como uma temática bastante atual que vem progredindo dentro do campo de automação e controle. As mesmas são capazes de emular as características básicas de inteligência para promover melhorias significantes no que tange à implementação de técnicas de controle não linear, sendo desenvolvidas para aproximar e estimar quaisquer incertezas inerentes ao sistema, assim as contornando. Ademais, a principal vantagem da estratégia se encontra também na possibilidade de controlar uma planta cuja dinâmica é totalmente desconhecida, em virtude da capacidade de aprendizagem do modelo computacional.

Por conseguinte, neste trabalho, estima-se realizar sobre o atuador uma estratégia de controle inteligente que combina a abordagem não linear de linearização por realimentação a uma rede neural adaptativa responsável por corrigir os aspectos que afetam a performance do controlador. Dado que o tema de controle sobre a força exercida pelo sistema eletro-hidráulico é de interesse comum tanto em âmbito acadêmico, como industrial, tal parâmetro é a escolha para

aplicação da estratégia desenvolvida. O problema diz respeito ao rastreamento de trajetória e, portanto, a técnica deve ser capaz de guiar o atuador através de uma referência de esforços, contornando todos os fatores que impossibilitem essa ação.

Para que o escopo seja cumprido, as alternativas serão inicialmente testadas através de simulações numéricas, que visam implementar o controle em um modelo matemático capaz de descrever a dinâmica do sistema. Assim, espera-se atestar o desempenho do controlador inteligente proposto através do incremento da performance do controle não linear via linearização por realimentação e, ainda, da comparação do mesmo, via redes neurais, com a atuação de uma estratégia de controle adaptativo.

Dessa maneira, esta pesquisa tem por objetivo geral o desenvolvimento e avaliação numérica de um método de controle inteligente, que utiliza como base o conceito de redes neurais, para um sistema eletro-hidráulico. Além disto, almeja-se também apresentar o projeto e manufatura de uma estrutura para medição de força de um atuador eletro-hidráulico em sua bancada experimental. A fim de que tais propósitos sejam definitivamente cumpridos, algumas etapas específicas devem ser realizadas, estas sendo as simulações numéricas do controlador, a escolha e consequente calibração do transdutor de carga adequado e o projeto mecânico de um suporte para fixar o mesmo sobre a bancada experimental onde estará passível de ocorrer uma etapa laboratorial futuramente. É válido salientar que todas essas fases estarão ocorrendo mediante uma revisão bibliográfica contínua do tema do trabalho ao longo de seu desenvolvimento.

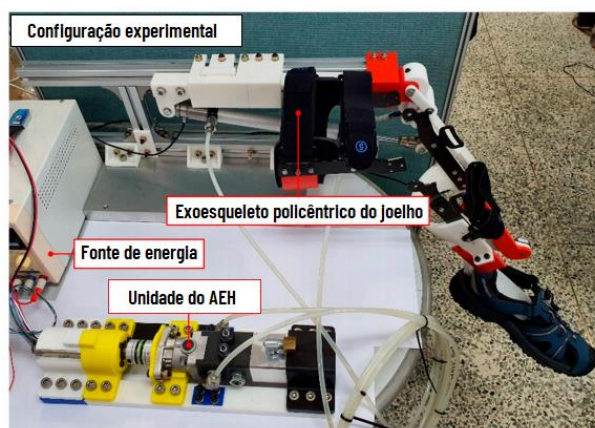
## 2. Revisão Bibliográfica

### 2.1 Sistemas eletro-hidráulicos

Segundo Guo e Jiang (2018), a área de estudo relativa a sistemas eletro-hidráulicos tem ganhado visibilidade desde a década de 1960 por introduzir uma abordagem que apresenta vantagens sobre outros dispositivos de atuação, como capacidade de aguentar maiores cargas por um período de tempo indeterminado e alta razão entre potência e tamanho. Tran *et al.* (2017) ressaltam ainda que a durabilidade e confiabilidade do atuador no que tange à saída de força permite que o mesmo seja empregado na estrutura de aeronaves e máquinas pesadas.

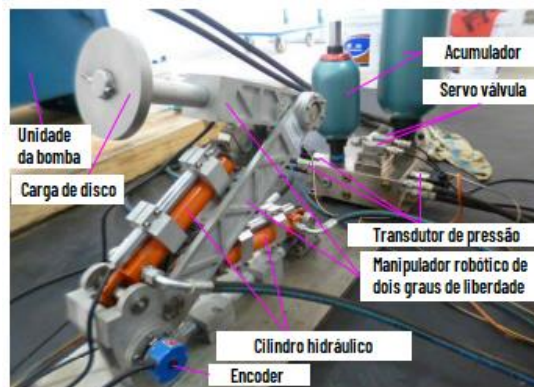
De vasta faixa de aplicações, sistemas eletro-hidráulicos são responsáveis por conferir atuação para uma série de mecanismos. Na Figura 1, Lee *et al.* (2019) apresentam uma implementação na composição de um exoesqueleto, utilizado para assistir o usuário com forças mecânicas na região do joelho, enquanto que na Figura 2, Guo *et al.* (2019) mostram um manipulador robótico de dois graus de liberdade dirigido pelo atuador. Li, Ge e Wang (2013), por sua vez, introduzem um sistema de compensação de movimento para um ROV, dispositivo utilizado em explorações oceanográficas e petrolíferas, que faz uso de um atuador eletro-hidráulico para que o veículo não seja influenciado pelo deslocamento do navio. O esquema pode ser melhor compreendido pela Figura 3.

Figura 1 – Aplicação do atuador eletro-hidráulico em exoesqueleto.



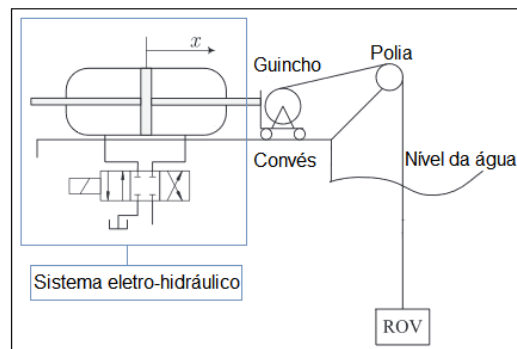
Fonte: Lee *et al.* (2019, adaptado)

Figura 2 – Aplicação do atuador eletro-hidráulico em manipulador robótico.



Fonte: Guo *et al.* (2019, adaptado)

Figura 3 – Aplicação do atuador eletro-hidráulico em um esquema de compensação de movimento para um ROV.



Fonte: Li, Ge e Wang. (2013, adaptado)

Entretanto, apesar de possuir vantagens, tais dispositivos estão sujeitos a não linearidades altamente complexas e incertezas entre o modelo estipulado e a planta real, logo, o desenvolvimento de um controle para estes atuadores se torna uma tarefa de difícil execução. Não obstante, controlar um sistema significa garantir sua operação dentro de padrões requisitados, assegurando a qualidade do processo ao qual o mesmo está destinado, assim, torna-se imprescindível o desenvolvimento de uma técnica de controle que apresente resultados satisfatórios. Dessa forma, nos últimos anos, diversas pesquisas vêm abordando controladores baseados em estratégias distintas que sejam capazes de contornar os aspectos que degradam a performance do atuador a fim de alcançar o desempenho adequado do mesmo.

## 2.2 Estratégias de controle não linear

A utilização de modelos não lineares para descrever plantas reais se dá pelo fato da dinâmica linearizada não ser rica o suficiente para que os fenômenos observáveis mais comuns sejam

descritos, uma vez que a mesma se restringe a representação de uma faixa de operação reduzida do objeto estudado. Portanto, optar pela análise não linear de um sistema significa possuir uma melhor visualização do seu comportamento real (SASTRY, 1999).

Slotine e Li (1991) apresentam técnicas de controle não linear como soluções plausíveis para sistemas que contenham pelo menos uma não linearidade. Como todo sistema físico real possui, de fato, comportamento linear em apenas uma região restrita de atividade, tais estratégias, além de se caracterizarem por uma implementação mais simples e possuírem a capacidade de lidar com fortes não linearidades e incertezas do modelo, ainda aprimoram sistemas de controle convencionais, permitindo a amplificação dessa escala.

Portanto, vários trabalhos vêm apresentando ao longo do tempo a utilização de controle puramente não linear em sistemas eletro-hidráulicos, sendo os tipos mais comuns o de linearização por realimentação, o de modos deslizantes e o adaptativo (PLUMMER, 1997; GDOURA; FEKI, 2016; ALLEYNE; LIU, 2000). Tais estratégias representam um aumento de precisão e robustez quando comparadas ao controle clássico (isto é, linear), e ainda, nos últimos anos, vêm sendo base para o desenvolvimento de controladores inteligentes que atuam diretamente na compensação das incertezas as quais o sistema vai estar sujeito em maior ou menor nível.

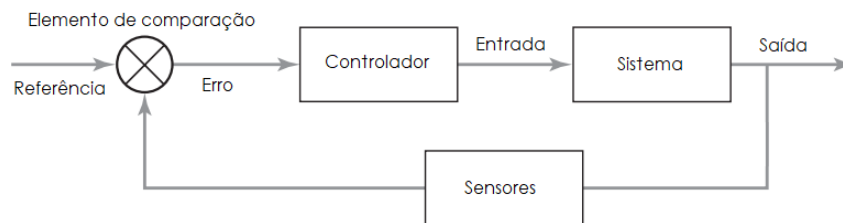
### 2.3 Controle de Linearização por Realimentação

O controle estabelecido pelo método de linearização por realimentação consiste em uma técnica relativamente simples de transformar o comportamento dinâmico não linear de um sistema em completamente ou parcialmente linear através de um laço de realimentação do estado ou da saída. Conforme sintetizado por Slotine e Li (1991), tal técnica pode ser visualizada como a substituição de um modelo não linear complexo por um modelo equivalente simplificado. É válido evidenciar que o método se difere completamente de estratégias de controle clássico que linearizam completamente a dinâmica da planta estudada. Este apenas induz um comportamento linear tornando, através do sinal de controle, o sistema original em um sistema linear que atua em malha fechada.

Um sistema de controle em malha fechada é aquele cuja saída influencia diretamente no ajuste do sinal de controle para escolha da próxima entrada. Esta definição pode ser melhor compreendida pela Figura 4. Através de um laço de realimentação, que utiliza sensores e transdutores para medição do sinal de saída, pode-se comparar o mesmo à referência entregue ao controlador, gerando um erro. Esta referência representa o valor que se estima para saída do

sistema, portanto, o controlador deve ser capaz de realizar mudanças no sinal de controle a fim de garantir um erro o mais próximo possível de zero.

Figura 4 – Representação de um sistema de controle em malha fechada.



Fonte: Bolton. (2015, adaptado)

Desse modo, o conceito do controle não linear via linearização por realimentação pode ser sintetizado na escolha da lei de controle ideal que cancele as não linearidades do sistema simplificando seu modelo. Tal estratégia é geralmente aplicada devido à facilidade de seu desenvolvimento, porém é necessário que para implementação deste método os parâmetros e não linearidades do sistema sejam bem conhecidos pelo controlador. Se há grandes incertezas no modelo ou se o sistema está sujeito a perturbações, os resultados tendem a não ser tão satisfatórios.

## 2.4 Controle Adaptativo

Com o passar dos anos, o desenvolvimento tecnológico deu origem a alternativas inovadoras no que tange ao projeto de controladores. Assim, é nomeado adaptativo todos os métodos de controle não linear especiais baseados na ideia de compensar as variações ocorridas na planta durante o processo através da alteração dos parâmetros do controlador em função das condições sob as quais o sistema esteja operando.

Embora um agente dotado das características básicas de inteligência possua a habilidade de se adaptar, o elemento único de adaptação não pode consagrar o mesmo como inteligente. Em outras palavras, o controle adaptativo se difere do inteligente em termos de não possuir as capacidades de aprender e prever. Um controlador baseado na lógica de adaptação deve ser apto a se moldar a cada mudança de situação do ambiente de operação, mesmo que isso signifique procurar uma nova alternativa para um estado já conhecido, isto é, se readaptar. Espera-se que um controlador inteligente seja hábil o suficiente para que armazene informações e não apresente necessidade de reaprender caminhos já conhecidos (BESSA *et al.*, 2018).

Alleyne e Hedrick (1995) demonstram o incremento na performance do controlador por modos deslizantes sujeito a um problema de rastreamento de trajetória quando o mesmo é unido com um esquema compensador adaptativo, as simulações são conduzidas sob o modelo matemático de um sistema eletro-hidráulico utilizado na composição de suspensões ativas. Já Bessa *et al.* (2018) atestam através de experimentos o comportamento superior de um controlador inteligente quando comparado ao método adaptativo atuando sob um agente submarino.

É importante salientar que a implementação de métodos adaptativos não necessariamente significa uma escolha incorreta quando comparado a estratégias inteligentes, muitas plantas industriais são inclusive manipuladas por controladores mais simples. Cada sistema apresenta sua singularidade, cabendo ao projetista a dedução de qual alternativa de controle se caracteriza como mais adequada. Porém, a aplicação de controladores inteligentes tem retornado os melhores resultados no que tange aos sistemas suscetíveis a um alto nível de incertezas.

## 2.5 Controle inteligente

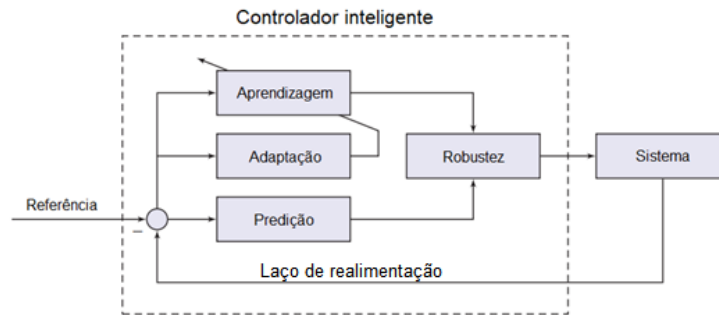
O campo de controle é muito vasto, permitindo que diferentes técnicas venham ser aliadas de modo a proporcionar resultados cada vez mais próximos do esperado. Dessa forma, a vertente de controle inteligente pode ser sintetizada como a fusão de uma técnica não linear a um algoritmo de aprendizagem, se consagrando como uma abordagem ideal para plantas suscetíveis à presença de não linearidades complexas e análise simplificada da dinâmica.

Esta vantagem se dá pela possibilidade de compensação de incertezas através da inferência do comportamento do modelo realizada pelo algoritmo inteligente. Segundo Bessa *et al.* (2018), “(...) robustez, previsão, adaptação e aprendizagem certamente representam as características mais básicas de todos os organismos inteligentes, mesmo os mais simples.” Portanto, a junção dessas propriedades dentro de um controlador deve permitir que o mesmo administre facilmente um sistema complexo, aprendendo sua dinâmica e a manipulando a seu favor.

A Figura 5 mostra o diagrama de blocos que representa a estrutura de um controlador inteligente, segundo Bessa *et al.* (2018), embora ambos os mecanismos de aprendizagem e predição absorvam conhecimento no intuito de encontrar uma ação de controle apropriada, os mesmos podem ser diferidos em relação ao tipo da informação incorporada, enquanto a aprendizagem utiliza o conhecimento disponível previamente (isto é, durante a fase do projeto), a predição o adquire através das experiências com o ambiente. O bloco de adaptação tem como principal função o ajuste e incremento da aprendizagem e a robustez diz respeito à determinação da ação mais coerente mediante o auxílio do conhecimento recebido.



Figura 5 - Esquema base para desenvolvimento de um controlador inteligente.



Fonte: Bessa *et al.* (2018, adaptado)

Dessa maneira, a inserção da inteligência artificial em estratégias não lineares já consolidadas é capaz de contornar os aspectos que influenciam no decremento do desempenho das mesmas. Para um controlador baseado em linearização por realimentação, por exemplo, o alcance da melhor performance possível se dá pelo bom conhecimento acerca do modelo dinâmico, bem como dos parâmetros do sistema manipulado. Assim, um compensador inteligente unido à técnica atuará justamente na modelagem dessas características incapazes de serem descritas pelo projetista. Se consagrando como alternativa ideal para plantas cujo nível de precisão da dinâmica estipulada é reduzido, as principais estratégias inteligentes se dão através das linhas de controle fuzzy, via redes neurais artificiais e evolucionário.

Nesse contexto, Bessa, Dutra e Kreuzer (2010) apresentaram uma abordagem que associou um controle por modos deslizantes a um algoritmo fuzzy capaz de inferir a dinâmica do sistema eletro-hidráulico. Para o problema de rastreamento de trajetória, se observou que a técnica proposta apresentou um pequeno erro, tendo superado a não linearidade de uma zona morta desconhecida, condição que ocorre quando o carretel da válvula obstrui a passagem do fluido, causando, ao longo do tempo, a instabilidade do sistema e degradação do controlador.

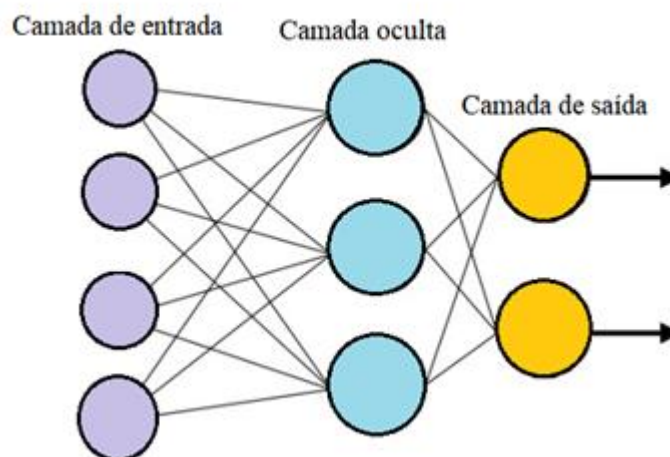
Já Santos e Bessa (2018) introduziram uma proposta que aliou para o mesmo sistema uma estratégia de controle não linear baseada em linearização por realimentação com uma rede neural adaptativa, emuladora da inteligência básica. Os resultados experimentais mostraram que a presença do compensador inteligente foi capaz de reconhecer as incertezas da modelagem e contorná-las, além de convergir para o valor de referência rapidamente. Quando comparado a um método adaptativo, o erro de rastreamento mostrou-se consideravelmente menor.

### 2.5.1 Utilização de Redes Neurais Artificiais em controladores

As redes neurais artificiais consistem em modelos computacionais cujo comportamento é bioinspirado no processo de aprendizagem que ocorre em organismos inteligentes através dos neurônios. Dessa maneira, têm por característica fundamental a habilidade de obter conhecimento sobre o ambiente de atuação a partir das interações realizadas com o mesmo ao longo do tempo. Assim, tais estruturas permitem que máquinas entendam e reproduzam padrões, se adaptem a mudanças e simulem processos de inferência humana no processamento de dados para busca de soluções e respostas (HAYKIN, 2008).

A composição de uma rede neural se dá pela conexão de um conjunto de neurônios, sendo a ligação estabelecida entre cada par ponderada por um peso que representa o grau de influência que a informação recebida exerce dentro da rede, ou seja, um peso baixo reduz o sinal tratado, enquanto um alto, o amplifica. Esse tipo de comunicação se assemelha a sinapses simples, onde há transmissão de sinais de um nó (isto é, neurônio) para o outro. A estrutura pode ser melhor visualizada pela Figura 6, onde as conexões estabelecidas entre cada camada através dos neurônios artificiais formam uma rede. Em seu formato mais simples, o sistema é alimentado em apenas uma direção, sendo composto por uma camada de entrada, uma oculta e uma de saída. A complexidade do modelo aumenta com o incremento de mais unidades entre a primeira e a última.

Figura 6 – Representação esquemática da arquitetura de uma rede neural artificial.



Fonte: Autoria própria.

Superando aplicações convencionais, redes neurais artificiais têm sido amplamente implementadas em ambientes de controle e automação. De acordo com Liu (2013), as características vantajosas de capacidade de aprendizagem, aproximação de funções não lineares

e tolerância a falha motivam a utilização da estrutura em problemas de identificação da dinâmica de sistemas complexos e de controle. Quando arquitetadas com uma única camada oculta de número finito de neurônios, tais redes podem ser denotadas como aproximadores universais, isto é, capazes de estimar qualquer função. Assim, são passíveis de serem associadas a técnicas de controle não linear para compensação das imprecisões contidas na modelagem, dado que tais estratégias carecem de um conhecimento apurado da dinâmica do sistema.

Dentro de cada neurônio na camada oculta da rede há uma função de ativação, responsável pela transformação do sinal de entrada ponderado em uma saída, tal função pode ser construída a partir de diversos modelos matemáticos e define o estilo da estrutura implementada. De um campo com infinitas possibilidades, um tipo promissor se dá pela aplicação de funções de base radial, que vêm ganhando atenção devido à arquitetura simples, capaz de evitar cálculos longos e desnecessários quando comparada a outro modelo. Neste formato, o valor de ativação de cada neurônio depende exclusivamente da distância entre um vetor de centros associado e os sinais de entrada da rede. Os resultados gerados são propagados, corretamente somados e entregues pelos nós da saída. Entre as opções disponíveis, funções Gaussianas tendem a ser a escolha mais comum para o desenvolvimento deste tipo de modelo (PARK; SANDBERG, 1991).

Embora existam meios distintos de promover a aquisição de conhecimento em uma rede neural, é usual para implementação em controladores a adoção de uma alternativa de aprendizagem online. Em síntese, isso significa projetá-la de modo que a mesma seja atualizada constantemente enquanto trabalha, a fim de que com o passar do tempo, consiga entender melhor sobre o ambiente de interação. É importante ressaltar que este armazenamento de informações será expresso através dos ajustes coerentes relacionados aos pesos. A valia deste método se encontra na possibilidade de o aprendizado ocorrer durante o período de operação e se consagra como a melhor opção no que tange a lidar com grandes conjuntos de dados não estacionários. Devido à adaptação contínua, quando esse tipo de treinamento é estabelecido, o modelo computacional é usualmente denominado de rede neural adaptativa.

Redes neurais de base radial cujo conhecimento é adquirido online têm sido vastamente aplicadas no que se refere a problemas de controle, garantindo resultados vantajosos através da melhoria significativa da performance de plantas instáveis devido ao reconhecimento dos parâmetros que compõem suas respectivas dinâmicas (XI; YANG; XIAO, 2020; GUO; CHEN, 2021; LONG; WANG; DU, 2015). Durante o período de desenvolvimento do método, para que se assegure a estabilidade do sistema juntamente com a convergência de adaptação dos pesos, a lei de aprendizagem é deduzida mediante o auxílio do método de Lyapunov.

### 3. Metodologia

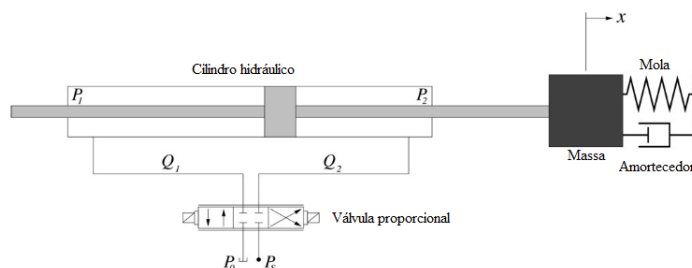
A realização deste trabalho acontecerá mediante às etapas: 1) de revisão bibliográfica do tema, que representa uma abordagem contínua ao longo de todas as fases do projeto, tendo foco tanto em termos de sistemas eletro-hidráulicos como de controladores; 2) do desenvolvimento e análise da estabilidade das estratégias de controle, fazendo uso de métodos como os de Lyapunov; 3) das implementações computacionais e simulações numéricas das técnicas desenvolvidas; e, por fim, 4) do projeto mecânico e manufatura de uma estrutura que propicie a medição adequada de força do atuador eletro-hidráulico presente no Laboratório de Manufatura da UFRN através de uma célula de carga previamente calibrada.

#### 3.1 Modelagem matemática do sistema eletro-hidráulico

De acordo com Ogata (2010), a modelagem matemática de um sistema dinâmico se caracteriza como parte principal do desenvolvimento de uma estratégia de controle, interferindo diretamente na maneira que a mesma atuará dentro da planta. Este modelo pode ser elucidado como um conjunto de equações diferenciais que retrata a dinâmica do sistema com o mínimo de precisão, sendo as Leis de Newton a base para o desenvolvimento da modelagem de sistemas mecânicos. Em linhas gerais, esta etapa objetiva descrever o comportamento do sistema estudado ao longo do tempo. De caráter crucial, a mesma, na maioria das vezes, faz parte da composição da lei de controle, influenciando significativamente em seu desempenho.

Dessa forma, o modelo matemático utilizado para o AEH (atuador eletro-hidráulico) neste trabalho é baseado em outros já expostos em livros e artigos, como o apresentado por Bessa, Dutra e Kreuzer (2010). O sistema adotado pode ser representado através do esquema exibido pela Figura 7, o qual conta com uma válvula proporcional e um cilindro de dupla ação. O mesmo está sujeito a carregamento variável constituído por um conjunto massa, mola e amortecedor.

Figura 7 – Diagrama esquemático do sistema eletro-hidráulico.



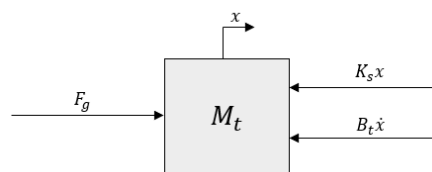
Fonte: Bessa, Dutra e Kreuzer. (2010, adaptado)

Pode-se achar a equação que rege o movimento do atuador levando em consideração as forças que atuam sobre o mesmo e aplicando a Segunda Lei de Newton. Dessa maneira, observando os parâmetros envolvidos na Figura 7, obtém-se a seguinte relação:

$$F_g = A_1 P_1 - A_2 P_2 = M_t \ddot{x} + B_t \dot{x} + K_s x \quad (1)$$

Na equação,  $F_g$  representa a força total gerada pelo pistão, enquanto  $A_1, P_1$  e  $A_2, P_2$  são as áreas das câmaras do cilindro e suas respectivas pressões.  $M_t$  é a massa total presente na extremidade do atuador,  $B_t$  o coeficiente de amortecimento e  $K_s$  a constante elástica da mola. Como apontado pela Figura 8,  $x$  é dito como o deslocamento do pistão e, logo,  $\dot{x}$  e  $\ddot{x}$  são, conseqüentemente, a velocidade e a aceleração do atuador.

Figura 8 – Diagrama do corpo livre para as forças atuantes sobre o sistema.

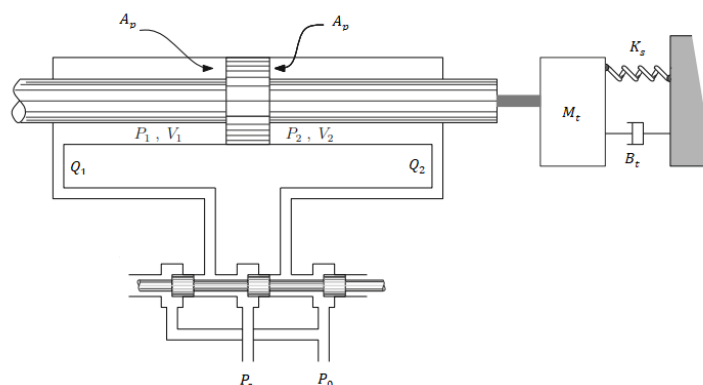


Fonte: Autoria própria.

Considerando um cilindro simétrico, e assim, de haste passante, assume-se que  $A_1 = A_2 = A_p$ . Dessa maneira, de modo a simplificar a equação de movimento do sistema, atribui-se a  $P_l$  a diferença entre as pressões das câmaras ( $P_l = P_1 - P_2$ ) e obtém-se a relação apresentada abaixo.

$$M_t \ddot{x} + B_t \dot{x} + K_s x = A_p P_l \quad (2)$$

Figura 9 – Representação gráfica do sistema eletro-hidráulico.



Fonte: Gdoura e Feki. (2016, adaptado)

Conforme mostra a Figura 9, admitindo o cilindro hidráulico como volume de controle e aplicando a Lei da Continuidade, assume-se que a vazão de fluido inserida no mesmo se dá pela média das que passam pelas linhas de transmissão do sistema, isto é,  $Q_l = (Q_1 + Q_2)/2$ . Tal vazão é composta por diferentes parcelas do fluido dentro do volume de controle, podendo ser expressa da seguinte maneira:

$$Q_l = A_p \dot{x} + C_{tp} P_l + \frac{V_t}{4\beta_e} \dot{P}_l \quad (3)$$

Nesta equação,  $A_p \dot{x}$  representa a vazão volumétrica do fluido dentro do cilindro ao longo do deslocamento do atuador,  $C_{tp} P_l$  a parcela que vaza do pistão (sendo  $C_{tp}$  o coeficiente de vazamento total) e  $\frac{V_t}{4\beta_e} \dot{P}_l$  a variação do volume durante a compressão ( $V_t$  expressa o volume total a ser comprimido e  $\beta_e$  é o módulo de rigidez volumétrica do fluido hidráulico).

Supondo a válvula proporcional como novo volume de controle, pode-se analisar novamente o fluxo que passa pelo dispositivo. Dessa maneira, considera-se  $P_0 \approx 0$ , esta sendo a pressão do fluido durante o retorno, cuja intensidade é muito inferior quando comparada a outros pontos do sistema. Assim, encontra-se a seguinte relação da vazão volumétrica para a válvula:

$$Q_l = C_d w \bar{x}_{sp} \sqrt{\frac{1}{\rho} (P_s - \text{sgn}(\bar{x}_{sp}) P_l)} \quad (4)$$

O parâmetro  $C_d$  representa o coeficiente de descarga, enquanto  $w$  é o gradiente de área do orifício da válvula,  $\rho$  a massa específica do fluido de trabalho,  $P_s$  a pressão fornecida ao sistema pelo bombeio do mesmo e  $\bar{x}_{sp}$  o deslocamento efetivo do carretel da válvula que irá permitir a passagem do fluxo. A função sinal contida na equação,  $\text{sgn}(\bar{x}_{sp})$ , pode ser determinada da seguinte forma:

$$\text{sgn}(z) = \begin{cases} -1, & \text{se } z < 0 \\ 0, & \text{se } z = 0 \\ 1, & \text{se } z > 0 \end{cases} \quad (5)$$

Admite-se que a resposta da válvula proporcional é rápida o suficiente, e, portanto, seus efeitos de influência sobre o sistema são desprezíveis. Logo, se assume que o deslocamento do

carretel é proporcional a tensão aplicada ( $u$ ), que controlará a vazão do fluido através da mudança de posição da válvula.

Sabe-se que uma das maiores não linearidades as quais sistemas eletro-hidráulicos estão sujeitos se caracteriza pela zona morta. Tal efeito ocorre, segundo Ogata (2010), quando há um conjunto de variações de entrada ao qual o dispositivo é insensível. Devido à sobreposição do carretel, conforme mostra a Figura 10, existe uma área de tensão, delimitada pelos parâmetros  $\delta_l$  e  $\delta_r$ , que não provoca deslocamento efetivo da válvula, impossibilitando a passagem do fluido.

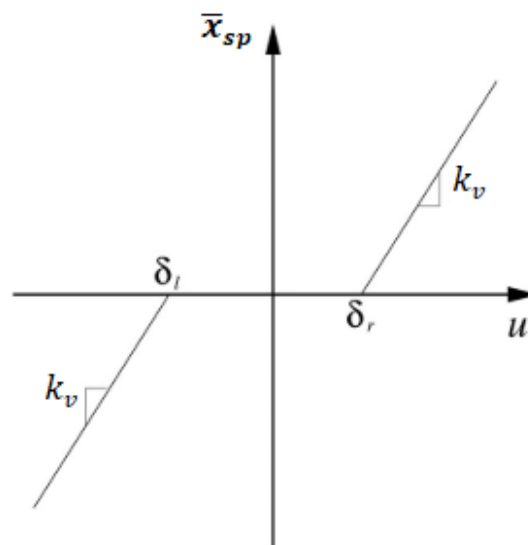
A zona morta é responsável por originar efeitos degradantes no controlador, como instabilidade, oscilações e aumento do erro e, portanto, será incluída neste trabalho. Logo, baseando-se no modelo apontado por Bessa, Dutra e Kreuzer (2010), Figura 10, e sabendo que  $k_v$  caracteriza o ganho da válvula, esta não linearidade pode ser representada algebricamente por:

$$\bar{x}_{sp} = k_v[u(t) - d(u)] \quad (6)$$

Onde  $d(u)$  é o parâmetro que denota a zona morta, definido por:

$$d(u) = \begin{cases} \delta_l, & \text{se } u(t) \leq \delta_l \\ u_t, & \text{se } \delta_l < u(t) < \delta_r \\ \delta_r, & \text{se } u(t) \geq \delta_r \end{cases} \quad (7)$$

Figura 10 – Representação gráfica da não linearidade do tipo zona morta.



Fonte: Bessa, Dutra e Kreuzer. (2010, adaptado)

Assim, combinando as Equações (2), (3), (4), (6) e (7), é possível se obter a equação diferencial de terceira ordem que rege a dinâmica do sistema em estudo, esta sendo:

$$\ddot{x} = -\mathbf{a}^T \mathbf{x} + b(u + d) \quad (8)$$

Onde  $\mathbf{x}$  representa o vetor de estados do sistema,  $\mathbf{x} = [x \ \dot{x} \ \ddot{x}]^T$ ,  $\mathbf{a}$  o vetor que engloba os parâmetros do AEH,  $\mathbf{a} = [a_0 \ a_1 \ a_2]^T$ , e  $b$  o ganho do controlador. Todos podem ser encontrados conforme mostram as seguintes definições:

$$a_0 = \frac{4\beta_e C_{tp} K_s}{V_t M_t} \quad (9)$$

$$a_1 = \frac{K_s}{M_t} + \frac{4\beta_e A^2 p}{V_t M_t} + \frac{4\beta_e C_{tp} B_t}{V_t M_t} \quad (10)$$

$$a_2 = \frac{B_t}{M_t} + \frac{4\beta_e C_{tp}}{V_t} \quad (11)$$

$$b = \frac{4\beta_e A_p}{V_t M_t} C_d W k_v \sqrt{\frac{1}{\rho} \left[ P_s - \frac{\text{sgn}(u)(M_t \ddot{x} + B_t \dot{x} + K_s x)}{A_p} \right]} \quad (12)$$

Portanto, o modelo analisado será base para o desenvolvimento das estratégias de controle previamente apresentadas. A princípio, será implementado o método de controle não linear através de Linearização por Realimentação, incrementando-o, mais a frente, com a aplicação de uma Rede Neural Adaptativa como aproximadora de todos os parâmetros dinâmicos negligenciados durante a fase da modelagem. Pretende-se ainda comparar a estratégia de controle inteligente a um método adaptativo, buscando-se assegurar a efetividade da abordagem proposta.

Mediante à categoria do problema de controle, isto é, o rastreamento de trajetória, as metodologias desenvolvidas são projetadas com o intuito de permitir que o sistema siga com o máximo de precisão trajetórias de esforços referências fornecidas ao controlador, dado que o parâmetro de controle diz respeito à força exercida pelo atuador.



### 3.2 Controle não linear: Linearização por realimentação

O controle não linear via linearização por realimentação levanta interesse devido à simplicidade de seu desenvolvimento e execução. Apesar do nome sugestivo, tal técnica não tem por intuito a linearização da planta conforme ocorre em estratégias convencionais, mas objetiva cancelar as não linearidades do sistema, levando o mesmo a apresentar comportamento dinâmico linear em malha fechada.

Porém, o método não é sólido diante de incertezas e perturbações suscetíveis ao sistema, uma vez que se necessita que os parâmetros e não linearidades do mesmo sejam bem conhecidos, a fim de se realizar tal anulação. Dessa forma, para um melhor desempenho do controlador, utilizam-se compensadores que possam atuar em pontos onde a técnica sozinha não é capaz de garantir eficiência. De qualquer modo, é essencial que a estratégia não linear esteja bem estruturada antes de tal associação.

Assim sendo, considera-se um sistema não linear e não-autônomo (dependente do tempo) da seguinte forma:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 \\ \vdots \\ \dot{x}_n = f(x, t) + b(x, t)u(t) \\ y = h(x) \end{cases} \quad (13)$$

Que também pode ser escrito de modo equivalente:

$$\begin{cases} \dot{x}^{(n)} = f(x, t) + b(x, t)u(t) \\ y = x \end{cases} \quad (14)$$

Onde  $x$  expressa o vetor de estados do sistema, derivadas da variável  $x$ ,  $x = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ \dots \ x^{(n-1)}]^\top$ ,  $t$  representa o tempo,  $f$ ,  $b$  e  $h$  são funções não lineares e  $u$  e  $y$ , respectivamente, a entrada e saída da planta. O propósito do método a ser estabelecido é encontrar uma lei de controle tal que seja capaz de anular as não linearidades do sistema o transformando num modelo equivalente ao original que atue linearmente em malha fechada.

Sendo  $x_d = [x_d \ \dot{x}_d \ \ddot{x}_d \ \dots \ x_d^{(n-1)}]^\top$  o vetor de estados desejados para a planta e assumindo que  $x$  possa ser medido, para rastreamento de trajetória efetivo é necessário que a diferença entre os vetores de estados reais e desejados tenda a 0 à medida que o tempo avança. Em termos

matemáticos, o esforço de controle deve ser tal que  $\tilde{x} = x - x_d \rightarrow 0$  enquanto  $t \rightarrow \infty$ ,  $\tilde{x}$  sendo o vetor diferença, também denominado de erro.

Agora, assumindo que  $f$  e  $b$  são funções conhecidas e ainda que  $b$  é não nula, a lei de controle para que o objetivo proposto seja alcançado é estabelecida da seguinte maneira:

$$u = b^{-1}(-f + x_d^{(n)} - k_0\tilde{x} - k_1\dot{\tilde{x}} - \dots - k_{n-1}\tilde{x}^{(n-1)}) \quad (15)$$

Esta lei garante a convergência do erro do sistema a zero ao passo que o tempo vai para o infinito uma vez que os coeficientes  $k_i$  ( $i = 0, 1, \dots, n - 1$ ) façam parte do polinômio de Hurwitz, ou seja, todas as raízes do polinômio  $p^n + k_{n-1}p^{n-1} + \dots + k_1p + k_0$  devem estar contidas na metade esquerda do plano complexo, sendo a parte real de cada uma delas menor que zero.

Sendo tal critério satisfeito, é assumido que o sistema possui comportamento dinâmico exponencialmente estável. Mediante aplicação do controle, o mesmo pode ser expresso matematicamente pela equação abaixo:

$$\tilde{x}^{(n)} + k_{n-1}\tilde{x}^{(n-1)} + \dots + k_0\tilde{x} = 0 \quad (16)$$

Para obtenção do polinômio, utiliza-se a equação característica associada à equação diferencial ordinária que relaciona o vetor erro,  $\tilde{x}$ , com o vetor dos coeficientes, este último sendo  $\mathbf{k} = [c_0\lambda^n, c_1\lambda^{n-1}, \dots, c_{n-1}\lambda]$ . O parâmetro  $\lambda$  representa uma constante obrigatoriamente positiva que define tais coeficientes, enquanto  $c_i$  ( $i = 0, 1, \dots, n - 1$ ) pode ser encontrado através do Binômio de Newton, conforme mostra a Eq. (17).

$$c_i = \binom{n}{i} = \frac{n!}{i!(n-i)!} \quad (17)$$

Logo, a lei de controle implementada neste trabalho para a estratégia de linearização por realimentação se dá por:

$$u = b^{-1}(-f + x_d^{(n)} - \mathbf{k}^T \tilde{\mathbf{x}}) \quad (18)$$

Onde em termos específicos, é estabelecida pela equação:

$$u = b^{-1}(\mathbf{a}^T \mathbf{x} + \ddot{x}_d - 3\lambda\ddot{\tilde{x}} - 3\lambda^2\dot{\tilde{x}} - \lambda^3\tilde{x}) \quad (19)$$

Sendo  $f = -[a_0x + a_1\dot{x} + a_2\ddot{x}]$ ,  $\ddot{x}_d$  a função desejada do sistema,  $\tilde{x}$  o vetor erro que abriga a diferença dos estados à medida do tempo e  $\lambda$  uma constante estritamente positiva cuja função determinar a velocidade com que o erro converge a zero.

### 3.3 Controle inteligente: Rede Neural Adaptativa aliada à Linearização por Realimentação

Dado que uma rede neural artificial de estrutura simples é competente o suficiente para performar aproximações de quaisquer funções, a associação da técnica computacional ao método de controle não linear via linearização por realimentação tem por principal escopo estimar todos os efeitos desconhecidos que degradam o comportamento da planta a fim de que os mesmos possam ser devidamente cancelados pelo sinal de controle.

Por serem estratégias ideais para sistemas cujo grau de incerteza é altamente complexo, esta abordagem é escolhida para complementar a lei de controle estabelecida no tópico anterior, sendo estruturada no modelo apresentado por Bessa *et al.* (2018) e Santos e Bessa (2018).

Posto isso, considera-se agora que o parâmetro  $d$ , descrito na Equação (8), engloba não somente a zona morta modelada, mas também toda variação não planejada do comportamento da planta, bem como perturbações ocasionais do ambiente onde a mesma se encontra operando. Atesta-se a aplicabilidade do controle se, para o problema de rastreamento de trajetória, mesmo agindo na presença de uma modelagem incerta, o mesmo é capaz de orientar o erro dos estados a zero com o passar do tempo, assim sendo,  $\tilde{x} = [\tilde{x}, \dot{\tilde{x}}, \ddot{\tilde{x}}]^T \rightarrow 0$ , enquanto  $t \rightarrow \infty$ . Do controle de linearização por realimentação, Equação (19), tem-se agora:

$$u = \hat{b}^{-1}(-\hat{f} + \ddot{x}_d - 3\lambda\ddot{\tilde{x}} - 3\lambda^2\dot{\tilde{x}} - \lambda^3\tilde{x}) - \hat{d} \quad (20)$$

Nesta lei,  $\hat{b}$ ,  $\hat{f}$  e  $\hat{d}$  são utilizados para representação da estimativa dos parâmetros, na devida ordem,  $b$ ,  $f$  e  $d$ . No entanto, com a consideração de que o termo  $d$  é capaz de compreender também  $\Delta f$  e  $\Delta b$ , que são, respectivamente, as incertezas concernentes a  $f$  e  $b$ , quando se incorpora a Eq. (20) à dinâmica do atuador (Eq. 8), obtém-se a seguinte relação para o modelo:

$$\ddot{\tilde{x}} + 3\lambda\ddot{\tilde{x}} + 3\lambda^2\dot{\tilde{x}} + \lambda^3\tilde{x} = b(d - \hat{d}) \quad (21)$$

Conforme explicita a Equação (21), o vetor erro é guiado através do erro de aproximação existente da diferença  $d - \hat{d}$  e, caso haja igualdade entre os dois termos, isto é,  $d = \hat{d}$ , assume-

se a convergência exponencial do mesmo vetor a zero. Assim, no intuito de melhorar a performance do controlador e incrementar a precisão de rastreamento, é proposta a ideia da elaboração de uma rede neural adaptativa utilizada para estimação do parâmetro  $\hat{d}$ .

Quanto maior a quantidade de dados que entram na rede, maior é a dimensão da estrutura projetada, visto que cada neurônio necessita estabelecer uma conexão com todos os outros dispostos na camada seguinte (Figura 6). Assim, em prol de prevenir o modelo computacional de todos os problemas relacionados a alta proporção de informações e, conseqüentemente, facilitar o desenvolvimento do mesmo, é optado a adoção de uma única entrada. Logo, um sinal de erro composto, mostrado na Equação (22), é a variável entregue à rede no lugar de três dados distintos correspondentes aos erros de cada um dos estados do sistema, permitindo que a complexidade do modelo decresça de  $n^3$  para  $n$ .

$$\sigma(\tilde{x}) = \ddot{\tilde{x}} + 2\lambda\dot{\tilde{x}} + \lambda^2\tilde{x} \quad (22)$$

Agora, comparando as equações (21) e (22), percebe-se que a dinâmica do sistema pode ser denotada pela matemática abaixo:

$$\dot{\sigma} + \lambda\sigma = b(d - \hat{d}) \quad (23)$$

A aproximação universal exercida pelas redes neurais de apenas uma camada oculta pode ser definida, para este problema, através da relação  $\varepsilon = d - \hat{d}^*$ , onde o erro mínimo da aproximação é representado pelo termo  $\varepsilon$  e  $\hat{d}^*$  corresponde à estimativa ótima dos efeitos dinâmicos desprezados. Dessa maneira, o esquema da rede é projetado para computar todos esses aspectos que podem ser englobados no termo  $\hat{d}$ , calculado pelo modelo através da Equação (24).

$$\hat{d} = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\sigma) \quad (24)$$

Nessa expressão,  $\mathbf{w}$  é o vetor de pesos,  $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$  e  $\boldsymbol{\varphi}$ ,  $\boldsymbol{\varphi} = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n]^T$ , o vetor que armazena as funções de ativação  $\varphi_i, i = 1, \dots, n$ , sendo  $n$  a quantidade de neurônios presentes na camada oculta da rede.

Para garantia dos limites e das propriedades de convergência dos sinais tratados é realizada uma análise de estabilidade segundo Lyapunov. Portanto, seja uma função definida positiva  $V$  determinada por:

$$V(t) = \frac{1}{2}\sigma^2 + \frac{1}{2v}\boldsymbol{\delta}^\top \boldsymbol{\delta} \quad (25)$$

com  $v$  representando uma constante obrigatoriamente positiva e  $\boldsymbol{\delta}$  a diferença  $\boldsymbol{\delta} = \mathbf{w} - \mathbf{w}^*$ , onde  $\mathbf{w}^*$  corresponde ao vetor de pesos ótimo capaz de minimizar ao máximo o erro da aproximação ( $\varepsilon$ ). Agora, considerando a igualdade  $\dot{\boldsymbol{\delta}} = \dot{\mathbf{w}}$ , a derivada da função  $V$  em relação ao tempo consegue ser expressa por:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) &= \sigma\dot{\sigma} + v^{-1}\boldsymbol{\delta}^\top \dot{\mathbf{w}} = -[\lambda\sigma - b(d - \hat{d})]\sigma + v^{-1}\boldsymbol{\delta}^\top \dot{\mathbf{w}} \\ &= -[\lambda\sigma - b(\hat{d}^* + \varepsilon - \hat{d})]\sigma + v^{-1}\boldsymbol{\delta}^\top \dot{\mathbf{w}} = -(\lambda\sigma - b\varepsilon + b\boldsymbol{\delta}^\top \boldsymbol{\varphi})\sigma + v^{-1}\boldsymbol{\delta}^\top \dot{\mathbf{w}} \\ &= -(\lambda\sigma - b\varepsilon)\sigma + v^{-1}\boldsymbol{\delta}^\top (\dot{\mathbf{w}} - bv\sigma\boldsymbol{\varphi}). \end{aligned} \quad (26)$$

Uma vez que  $b$  e  $v$  são parâmetros positivos, ambos podem ser comprimidos em uma única taxa de aprendizagem  $\eta$ , onde  $\eta = bv$ . Dessa maneira, a atualização de  $\mathbf{w}$  através de  $\dot{\mathbf{w}} = \eta\sigma\boldsymbol{\varphi}$  faz com que a derivada de  $V$  em relação ao tempo passe a ser  $\dot{V}(t) = -(\lambda\sigma - b\varepsilon)\sigma \leq -(\lambda|\sigma| - \varepsilon)|\sigma|$ , onde  $\varepsilon \geq b|\varepsilon|$  representa o limite superior relativo ao erro de aproximação.

Assume-se que, quando  $|\sigma| > \frac{\varepsilon}{\lambda}$ ,  $\dot{V}$  é semidefinida negativa, os limites dos pesos contidos em  $\mathbf{w}$  não podem ser assegurados com  $\dot{\mathbf{w}} = \eta\sigma\boldsymbol{\varphi}$  quando  $|\sigma| \leq \frac{\varepsilon}{\lambda}$ . A fim de transpor esse desafio e garantir que o vetor  $\mathbf{w}$  sempre esteja contido dentro da região convexa  $\mathcal{W} = \{\mathbf{w} \in \mathbb{R}^n \mid \mathbf{w}^\top \mathbf{w} \leq \mu^2\}$ , é implementado o algoritmo de projeção descrito na Equação (27), onde  $\mu$  denota o limite superior desejado para  $\|\mathbf{w}\|_2$ .

$$\dot{\mathbf{w}} = \begin{cases} \eta\sigma\boldsymbol{\varphi} & \text{se } \|\mathbf{w}\|_2 < \mu \text{ ou se } \|\mathbf{w}\|_2 = \mu \text{ e } \eta\sigma\mathbf{w}^\top \boldsymbol{\varphi} \leq 0 \\ \left(I - \frac{\mathbf{w}\mathbf{w}^\top}{\mathbf{w}^\top \mathbf{w}}\right)\eta\sigma\boldsymbol{\varphi} & \text{se não} \end{cases} \quad (27)$$

Por conseguinte, a admissão das condições da Equação (27) junto com  $\|\mathbf{w}(0)\|_2 \leq \mu$ , faz com que  $|\sigma(\tilde{\mathbf{x}})| \leq \varepsilon/\lambda$  e  $\|\mathbf{w}(t)\|_2 \leq \mu$  enquanto  $t \rightarrow \infty$ . Como  $\sigma$  corresponde à função de entrada da rede, definida pela Equação (22), a mesma é limitada conforme aponta a relação abaixo:

$$-\frac{\varepsilon}{\lambda} \leq \ddot{\tilde{x}} + 2\lambda\dot{\tilde{x}} + \lambda^2\tilde{x} \leq \frac{\varepsilon}{\lambda} \quad (28)$$

Agora, multiplicando a Equação (28) por  $e^{\lambda t}$  e a integrando entre 0 e  $t$ , obtém-se:

$$\int_0^t \left[ -\frac{\epsilon}{\lambda} e^{\lambda t} \leq \frac{d^2}{dt^2} (\tilde{x} e^{\lambda t}) \leq \frac{\epsilon}{\lambda} e^{\lambda t} \right] = -\frac{\epsilon}{\lambda^2} e^{\lambda t} - c_1 \leq \frac{d}{dt} (\tilde{x} e^{\lambda t}) \leq -\frac{\epsilon}{\lambda^2} e^{\lambda t} + c_1 \quad (29)$$

A constante  $c_1$  pode ser definida por  $c_1 = \frac{\epsilon}{\lambda^2} + \dot{\tilde{x}}(0) + \lambda \tilde{x}(0)$ , enquanto que  $c_0$ , advinda da segunda integração, como mostra a Equação (30), é descrita por  $c_0 = \frac{\epsilon}{\lambda^3} + \tilde{x}(0)$ .

$$\int_0^t \left[ -\frac{\epsilon}{\lambda^2} e^{\lambda t} - c_1 \leq \frac{d}{dt} (\tilde{x} e^{\lambda t}) \leq -\frac{\epsilon}{\lambda^2} e^{\lambda t} + c_1 \right] = -\frac{\epsilon}{\lambda^3} e^{\lambda t} - c_1 t - c_0 \leq \tilde{x} e^{\lambda t} \leq \frac{\epsilon}{\lambda^3} e^{\lambda t} + c_1 t + c_0 \quad (30)$$

Quando a Equação (30) é dividida por  $e^{\lambda t}$  e um limite de  $t \rightarrow \infty$  é imposto, tem-se a relação:

$$-\epsilon/\lambda^3 \leq \tilde{x} \leq \epsilon/\lambda^3 \quad (31)$$

Tal relação pode ser aplicada à Equação (29), que, quando dividida também por  $e^{\lambda t}$ , retorna:

$$-2\epsilon/\lambda^2 \leq \dot{\tilde{x}} \leq 2\epsilon/\lambda^2 \quad (32)$$

Por último, realiza-se a implementação dos valores contidos em (31) e (32) na Equação (28):

$$-6\epsilon/\lambda \leq \ddot{\tilde{x}} \leq 6\epsilon/\lambda \quad (33)$$

Observando os resultados gerados através das equações (31), (32) e (33), percebe-se que a alternativa de controle proposta é capaz de garantir que os erros de rastreamento dos estados, ou seja,  $\tilde{x} = (\tilde{x}, \dot{\tilde{x}}, \ddot{\tilde{x}})$ , possuam convergência exponencial à região fechada  $\mathcal{X} = \{\tilde{x} \in \mathbb{R}^3 \mid |\tilde{x}^{(i)}| \leq (i+1)! \lambda^{i-3} \epsilon, i = 0, 1, 2\}$ . Assegurado tal comportamento, são escolhidos os parâmetros restantes da rede a fim de que a mesma seja devidamente executada.

Conforme mencionado, a adoção de uma única variável como entrada do modelo computacional é capaz de diminuir sua complexidade, assim, viabilizando a escolha por uma alternativa de aprendizagem online. Portanto, a Equação (27) possibilita o controlador a se adaptar através dos ajustes do vetor de pesos, formando um conhecimento posterior, isto é, adquirido durante a fase de operação, expresso na Equação (24). É importante salientar que a opção de aprender online despreza a necessidade de um treinamento offline, o qual aumentaria os desafios concernentes ao desenvolvimento do algoritmo. Da maneira proposta, a rede neural além de entender o sistema mediante às interações com o mesmo, ainda melhora suas habilidades de

previsão das possíveis variações que ocorrem no comportamento dinâmico, sendo constantemente atualizada durante a execução do controle.

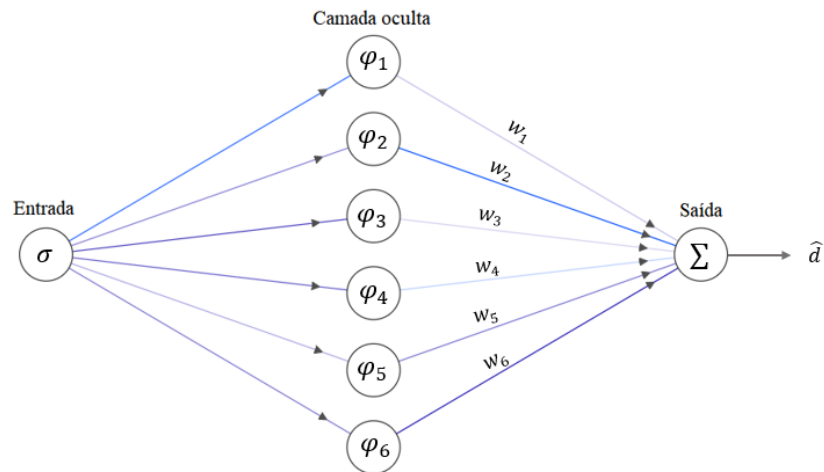
No que diz respeito à ativação dos neurônios da camada oculta, funções Gaussianas, representadas pela Equação (34), são a escolha adotada, fazendo com que o esquema do aproximador desenvolvido seja de base radial. A característica principal deste tipo de modelo está no aumento ou diminuição contínua da resposta em relação à distância de um ponto central.

$$\varphi(\sigma, c_i, a_i) = \exp\left\{-\frac{(\sigma - c_i)^2}{2 a_i^2}\right\} \quad (34)$$

São definidos seis neurônios para atuarem na camada intermediária, cada um dispendo de um centro  $c_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 6$ ) devidamente escolhido de acordo com uma largura  $a_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 6$ ). Conforme aponta a equação acima, quanto maior for a proximidade entre o sinal de entrada da rede e o centro estipulado, melhor será a sensibilidade da função Gaussiana a tal entrada, da mesma maneira, maior a distância entre ambos, menos sensíveis os efeitos ocasionados pela mesma. Já a largura da função, por sua vez, representa a faixa de cobertura dessa entrada, logo, quanto mais ampla, maior tal escopo e vice-versa. Assim, os vetores estabelecidos para os centros e larguras são, respectivamente,  $c_i = \{-0.6, -0.1, -0.02, 0.02, 0.1, 0.6\}$  e  $a_i = \{1, 10, 30, 30, 10, 1\}$ .

O esquema disposto na Figura 11 elucida a arquitetura da rede neural artificial projetada. É válido ressaltar que o modelo apresentado comprime todas as características concernentes ao desenvolvimento de um controlador inteligente, sendo hábil o suficiente para aprender, prever e se adaptar ao ambiente de atuação, dispendo também de robustez contra as incertezas não consideradas na modelagem e perturbações ocasionais do local onde o atuador eletro-hidráulico se encontra inserido. Vantagens como a redução da complexidade devido a um único sinal de entrada e à adoção de um aprendizado online permitem que além dos processos de desenvolvimento se tornarem mais simples, os esforços computacionais sejam significativamente atenuados.

Figura 11 – Arquitetura da Rede Neural Adaptativa proposta.



Fonte: Autoria própria.

### 3.3.1 Controle adaptativo

Para promover a comparação da estratégia de controle abordada com um método não inteligente, o algoritmo desenvolvido pode ser facilmente convertido em uma lei de adaptação. Primeiramente, altera-se a quantidade de nós presentes na camada oculta para um único neurônio e define-se a função de ativação de modo  $\varphi = 1$ . Assim, através do método de Euler, o controle puramente adaptativo é dado por  $\hat{d}_{k+1} \leftarrow \hat{d}_k + \eta\sigma\Delta t$ , sendo  $\Delta t$  o período de amostragem,  $\hat{d}_k$  o conjunto de termos estimados no k-ésimo passo de iteração e  $\hat{d}_0 = 0$ .

### 3.4 Simulações numéricas

O uso de simulações numéricas se consagra como um dos principais métodos para investigação do comportamento de um sistema diante de uma alternativa de controle. Tal procedimento objetiva avaliar uma estratégia desenvolvida de modo a aperfeiçoar e atestar seu desempenho, podendo ser base para a análise experimental da mesma, em planta física ou ainda, substituindo um sistema real em sua ausência.

Portanto, as técnicas apresentadas nos tópicos anteriores são testadas primeiramente através de implementações no modelo matemático do atuador eletro-hidráulico. O desenvolvimento dos algoritmos se dá através da linguagem de programação C e o método numérico Runge Kutta de 4ª ordem é escolhido para solucionar a EDO que rege a dinâmica do sistema. As simulações



são conduzidas com uma frequência de 1000Hz, enquanto a taxa de amostragem para o controlador é definida 350Hz. Ademais, o período de análise é estabelecido em 120s.

### 3.4.1 Parâmetros da simulação

Para as implementações matemáticas referentes ao controle não linear FBL (do inglês, linearização por realimentação), são levados em consideração os parâmetros do atuador eletro-hidráulico já apresentados em outros trabalhos (Lima *et al.*, 2014; Bessa, Dutra e Kreuzer, 2010), sendo estes detalhados pela tabela abaixo.

Tabela 1 – Parâmetros do sistema eletro-hidráulico.

$P_s$	$7 \times 10^6 Pa$	$V_t$	$6,0 \times 10^{-5} m^3$
$\rho$	$850 kg/m^3$	$M_t$	$250 kg$
$C_d$	0,6	$B_t$	$100 Ns/m$
$w$	$2,5 \times 10^{-2} m$	$K_s$	$75 N/m$
$A_p$	$3,0 \times 10^{-4} m^2$	$K_v$	$2,0 \times 10^{-6} m/V$
$C_{tp}$	$2,0 \times 10^{-12} m^3/sPa$	$\delta_l$	$-1,0 V$
$\beta_e$	$7,0 \times 10^8 Pa$	$\delta_r$	$1,0 V$

Ainda para essa estratégia, o vetor de estados é inicializado nulo, ou seja,  $x = \{0, 0, 0\}$  e a constante  $\lambda$  é definida como  $\lambda = 30$ . Embora um valor maior pudesse representar uma abordagem mais eficiente, dado que a mesma estima a velocidade de convergência do erro a zero, o aumento desse número pode levar à ocorrência do desagradável efeito de chattering, responsável por degradar a performance do sistema ao longo do tempo.

Adentrando nas simulações concernentes ao controlador FBLANN (do inglês, a união entre a técnica FBL e uma rede neural adaptativa), os valores referentes a  $\hat{f}$  e  $\hat{b}$  (Equação 20) são configurados  $\hat{f} = 0$  e  $\hat{b} = 1$ . Tais definições quando estabelecidas removem todos os parâmetros apresentados pela Tabela 1 da lei de controle. Enquanto simulação, tais números não representam empecilhos para o desempenho do controlador, porém, para avaliações na planta real é necessário que os mesmos sejam devidamente apurados pelos fornecedores de cada peça que compõe o sistema, visto que influenciam diretamente na estruturação da lei de controle. Portanto, de modo a provar que o esquema inteligente é tal que consegue obter desempenho vantajoso mesmo em meio

a uma dinâmica completamente desconhecida, esses parâmetros são removidos durante as simulações.

Para esta etapa que testa o modelo inteligente e o compara ao adaptativo, as constantes  $\lambda$  e  $\mu$  estabelecidas correspondem à  $\lambda = 20$  e  $\mu = 2.5$ , enquanto os vetores de estado e peso são inicializados em zero,  $x = \mathbf{0}$  e  $w = \mathbf{0}$ . A configuração nula dos pesos iniciais denota que a rede neural não possui nenhum conhecimento prévio sobre a planta de operação, devendo aprender sozinha (modo online) as maneiras de como compensar pelas negligências da modelagem.

Por fim, em todas as simulações realizadas, é definida uma saturação para o esforço de controle, onde  $-10 V \leq u \leq 10 V$ .

### 3.4.2 Trajetórias

Durante esta etapa de simulação, onde ainda não se faz uso do transdutor de força, a obtenção do parâmetro de controle se dá pela Equação (35):

$$F = kx \quad (35)$$

O termo  $k$  é a constante elástica da mola do sistema, definida na Tabela 1,  $x$  corresponde à posição do atuador (estado 01) e  $F$ , força produzida, é o parâmetro de interesse durante a execução do controle. Dessa maneira, dado o problema de rastreamento de trajetória para avaliação numérica das estratégias propostas, são estabelecidos três caminhos pelos quais as técnicas devem ser capazes de orientar o sistema em termos da posição, dado que  $k$  é um valor inalterável ao longo do tempo. As trajetórias a serem seguidas são a senoidal, degrau e triangular, cujos modelos matemáticos são descritos, em ordem, pelas equações abaixo:

$$x_d(t) = 0 + A \text{sen} \left( \frac{2\pi}{T_s} t \right) \quad (36)$$

$$x_d(t) = \begin{cases} 0 + A, & \text{se } \text{sen} \left( \frac{2\pi}{T_s} t \right) \leq 0 \\ 0, & \text{se não} \end{cases} \quad (37)$$

$$x_d(t) = \begin{cases} \frac{2A}{T_t} (t - T_t k_{th}), & \text{se } k_{th} T_t \leq t \text{ e } t \leq \left( k_{th} + \frac{1}{2} \right) T_t \\ -\frac{2A}{T_t} \left( t - T_t \left( k_{th} + \frac{1}{2} \right) \right) + A, & \text{se } \left( k_{th} + \frac{1}{2} \right) T_t < t \text{ e } t \leq (k_{th} + 1) T_t \end{cases} \quad (38)$$

Nas relações acima,  $O$  e  $A$  representam, respectivamente, o offset (deslocamento vertical) e a amplitude das ondas. Os termos  $T_s$  e  $T_t$  são utilizados para diferenciar os dois períodos distintos dos elementos da trajetória senoidal e triangular. Adotou-se os valores  $O = 0\text{ m}$ ,  $A = 0.05\text{ N}$ ,  $T_s = 42\text{ s}$  e  $T_t = 40\text{ s}$ . Por fim,  $k_{th}$  ( $k_{th} \in \mathbb{Z}$ ) corresponde ao  $k$ -ésimo passo da iteração e  $t$  é o tempo de análise, em segundos.

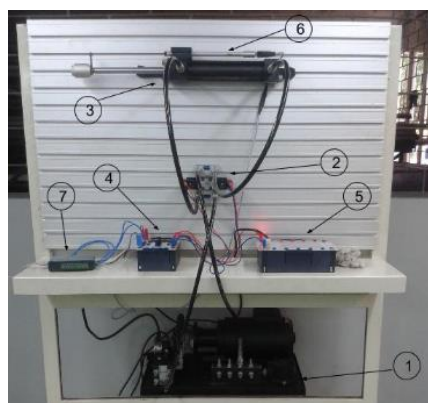
Os desempenhos dos controladores em relação às respectivas trajetórias são avaliados de acordo com o *EAM*, erro médio absoluto e o *RMSE*, raiz do erro quadrático médio (do inglês, Root Mean Square Error). Os gráficos expostos visam apontar o comportamento da estratégia em termo da força rastreada, do esforço de controle realizado, do erro de rastreamento e, para o método inteligente, da compensação estimada em  $\hat{d}$ .

### 3.5 Desenvolvimento de estrutura para medição de força de um atuador eletro-hidráulico

Neste trabalho, além da realização de simulações numéricas para testar as alternativas de controle desenvolvidas, propõe-se também o projeto e desenvolvimento de um suporte que seja capaz de medir a força de um atuador eletro-hidráulico. Para isso, a bancada experimental a ser utilizada se encontra presente no Laboratório de Manufatura da UFRN e, conforme detalha a Figura 12, consta com: 1) uma unidade de energia hidráulica; 2) uma servoválvula proporcional de quatro vias e três posições; 3) um cilindro hidráulico de dupla ação; 4) um amplificador de tensão; 5) uma fonte de tensão; 6) um potenciômetro linear e 7) uma placa de aquisição de dados.

Os itens de 1 a 5, que compõem o sistema eletro-hidráulico, além do sensor para medição da posição (item 6), foram projetados pela fabricante FESTO, enquanto o item 7 pertence à ADVANTECH.

Figura 12 – Bancada experimental do sistema eletro-hidráulico a ser utilizado presente no Laboratório de Manufatura da UFRN.



Fonte: Azevedo. (2016)

### 3.5.1 Célula de carga

No que diz respeito a aferir a força aplicada por determinado mecanismo, as células de carga se consagram como um dos mais populares transdutores implementados. Em seu modelo mais comum, é composta por extensômetros, cuja deformação ocasionada pela força imprimida por um dado corpo provoca uma variação na resistência equivalente ao esforço medido. Dessa maneira, quando processado e convertido, o sinal de tal variação pode retornar valores em kg e, conseqüentemente, com a aceleração da gravidade local, em N.

O alicerce para o funcionamento deste tipo de transdutor se encontra no conceito do circuito da Ponte de Wheatstone, o método de mais valia utilizado para medição precisa e confiável da variação do sinal elétrico que ocorre no interior da célula. Tal circuito se caracteriza por uma configuração de quatro resistores que permite determinar uma resistência elétrica desconhecida.

Para medição da força do atuador eletro-hidráulico, opta-se pela utilização de uma célula de carga do tipo extensômetro cujo esforço aferido fosse compressivo, ou seja, conforme mostra a Figura 12, a força de tal sistema é intensificada à medida que o cilindro avança, isto é, se desloca da direita para a esquerda e, por conseguinte, suavizada conforme o curso do cilindro retrocede, indo da esquerda para a direita.

Em um primeiro momento, adquiriu-se a célula de carga com capacidade de mais ou menos 500 N através da loja online RoboCore, a mesma, de fabricante desconhecida, possui dimensões de 34 x 34 x 7 mm e necessita de um apoio que consta com uma abertura no centro, a fim de que o extensômetro, localizado no meio da célula, possa ter liberdade para ser deformado. A Figura 13 mostra o modelo de tal transdutor, onde o fio vermelho corresponde ao caminho do sinal de saída do mesmo e os fios branco e preto se conectam com dois resistores a fim de estabelecer a Ponte de Wheatstone, ou seja, tal célula se caracteriza por possuir meia ponte, não completa.

Após a realização de alguns testes com este primeiro modelo de transdutor, notou-se, conforme discorre a seção 4.4, que o mesmo apresenta certa instabilidade na medição de massas distintas, portanto, opta-se pela utilização de um segundo modelo, caracterizado por uma célula de carga também de compressão com capacidade de aferir forças de até 5 kN. A Figura 14 exhibe o transdutor, de formato cilíndrico com dimensões de 1 pol x 1 pol, isto é, diâmetro de 25,4 mm e altura de 25,4 mm. O botão na superfície da célula, por onde a força imprimida é sentida dentro do sensor, já se inclui na altura de 25,4 mm, porém, por si só, possui 3,0 mm de comprimento e 9,7 mm de diâmetro. Projetada com aço inoxidável, o transdutor, da fabricante Omega, conta com uma configuração de ponte completa, não necessitando do auxílio de resistores extras para formação

do circuito de medição e assim, é composta por quatro fios, um verde, um branco, um vermelho e um preto, os dois primeiros sendo as saídas e os dois últimos as entradas do transdutor.

A seção 4.4 descreve os procedimentos de calibração realizados com ambas as células e esclarece a escolha do segundo modelo. É válido ressaltar que esta etapa de calibrar o transdutor é crucial para verificação do desempenho do mesmo, sendo nela realizados os devidos ajustes a fim de que a célula opere de maneira esperada, assegurando sua linearidade de respostas conforme a massa e, conseqüentemente, força, são incrementadas ou reduzidas. Ademais, ambos os transdutores estiveram conectados em todo tempo ao módulo amplificador HX711, responsável por amplificar o sinal da variação de resistência, que por sua vez é extremamente sucinto, e transformá-lo de analógico para digital, a fim de que o Arduino conseguisse realizar a leitura do mesmo.

Figura 13 – Célula de carga de compressão com capacidade de 500 N.



Fonte: Autoria própria.

Figura 14 – Célula de carga de compressão com capacidade de 5 kN.



Fonte: Autoria própria.

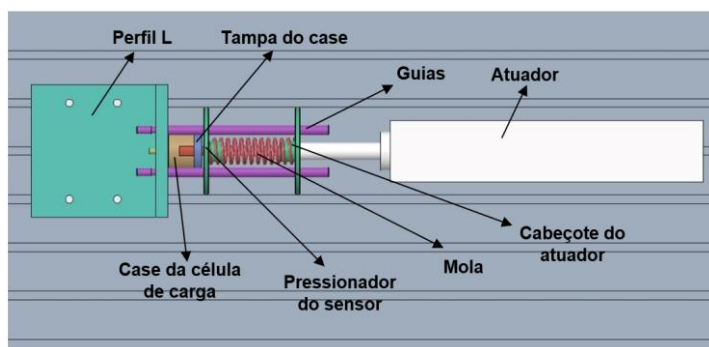
### 3.5.2 Projeto mecânico da estrutura

Sendo realizada a escolha apropriada do sensor de carga, torna-se necessário o projeto de uma estrutura para suportar tal transdutor e os demais aparatos úteis na atividade de medição de

força do atuador. Conforme aponta a Figura 12, a bancada existente no laboratório não possui apoios que permitam que a célula permaneça firme em uma posição coincidente à direção que o cilindro imprime o esforço à medida que avança. Dessa maneira, propõe-se o design de um suporte que, preso à mesma placa de alumínio que o atuador se encontra, possa conter o transdutor, propiciando que o mesmo esteja concêntrico com a massa, cabeçote do atuador, a fim de que a força exercida pelo sistema seja devidamente aferida.

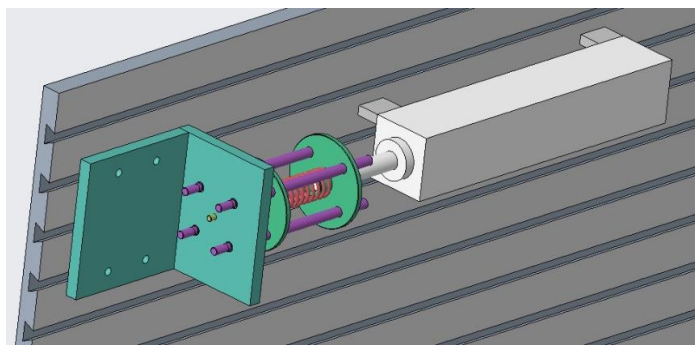
Visando simplificar esta etapa, dado que o foco deste trabalho se encontra no desenvolvimento e avaliação dos controladores, apresenta-se a estrutura ilustrada na Figura 15, que conta com uma quantidade reduzida de componentes. A ideia principal do projeto é de que o transdutor seja capaz de medir a força realizada pelo atuador através de um sistema composto por um perfil L, adaptado para acoplar um case onde vai a célula de carga, uma mola, que permita que a força seja intensificada à medida que a haste do cilindro avança e diminuída ao passo que esta recua, duas massas principais, sendo a primeira o pressionador da célula de carga e a segunda um novo cabeçote do atuador e, por fim, quatro guias que servem como bases principais por onde ambas as massas, devidamente lubrificadas, se deslocarão proporcionando a medição conforme o atuador altera sua posição. Os itens são visualmente especificados também pela Figura 16.

Figura 15 – Estrutura para medição de força do atuador e especificação de seus componentes.



Fonte: Autoria própria.

Figura 16 – Estrutura para medição de força do atuador em perspectiva.



Fonte: Autoria própria.

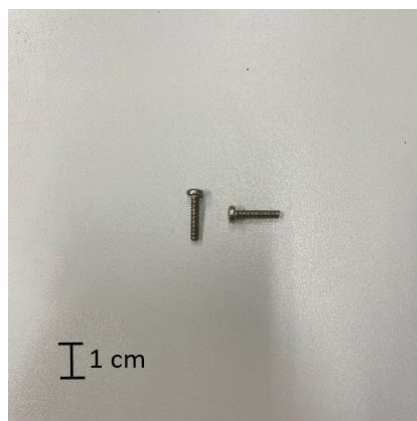
Os componentes cuja forma final será concebida mediante processos de manufatura são o perfil L, ambas as massas de corpo cilíndrico e o case do transdutor, composto pelo case propriamente dito e uma tampa para assegurar que a célula não se desloque mediante o impacto. Tais elementos serão desenvolvidos a partir de barras e tarugos de aço 1020. Embora o restante dos itens também seja capaz de ser confeccionado no laboratório, opta-se por adquiri-los já prontos, economizando tempo e material. Estes podem ser visualizados pela Figura 17 e listados em:

- 4 parafusos M8 do tipo T, ou cabeça de martelo, com comprimento de 30 mm, e suas respectivas porcas e arruelas para fixar o perfil L na placa de alumínio;
- 2 parafusos M3 do tipo estrela, com comprimento de 15 mm, para fixação da tampa do case do transdutor ao seu corpo;
- 1 parafuso M6 do tipo allen de cabeça cilíndrica, com comprimento de 40 mm, e sua respectiva porca para fixação do case do transdutor ao perfil L;
- 4 guias com comprimento de 300 mm, rosqueadas nas pontas com diâmetro de 8 mm para fixação com porcas no perfil L e lisa com diâmetro de 7 mm no restante do comprimento para o deslize das duas massas;
- 1 mola, com diâmetro interno de 22 mm, diâmetro externo de 29 mm, comprimento de 90 mm e constante elástica (k) de 1,962 N/mm, utilizada entre as duas massas para que seja possível o incremento e decremento de força conforme o atuador se desloca.

Figura 17 – Componentes de fixação e movimento da estrutura para medição de força do atuador.



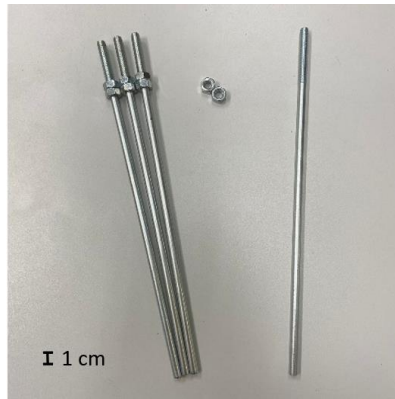
(a) – Parafusos T



(b) – Parafusos estrela



(c) – Parafuso allen



(d) – Hastes para função de guias



(e) – Mola

Fonte: Autoria própria.

Ademais, os componentes que precisarão passar por processos de manufatura se encontram melhor detalhados na seção 4.5, enquanto os desenhos técnicos de tal projeto estão anexados ao fim deste trabalho, estes tendo sido elaborados mediante o auxílio do software de CAx Creo Parametric 4.0 (versão acadêmica), disponível no Laboratório de Manufatura da UFRN.

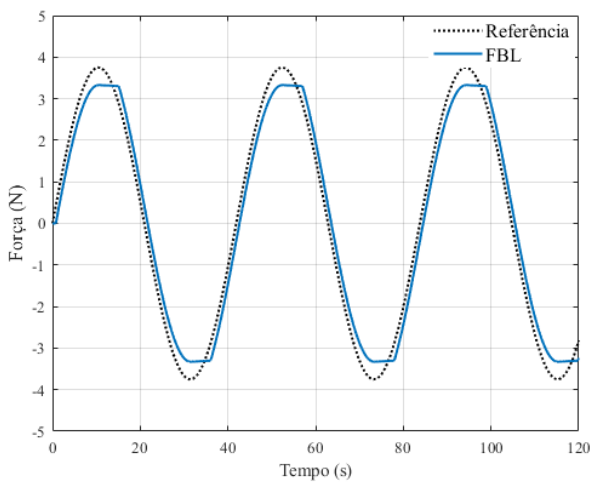


## 4. Resultados e Discussão

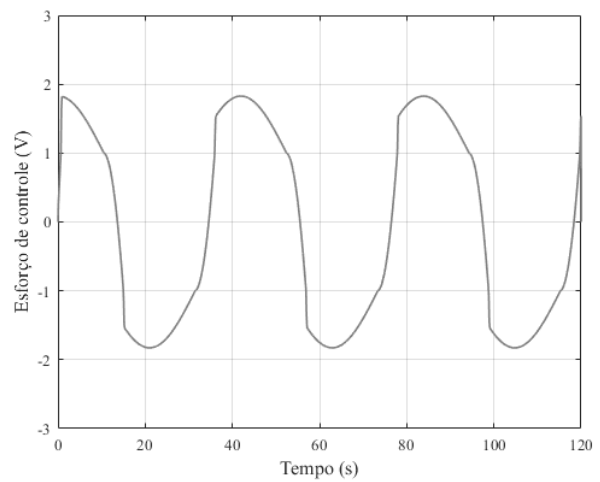
### 4.1 Simulações numéricas do controle não linear FBL

Os resultados apresentados nas Figuras 18, 19 e 20 foram obtidos através da implementação da lei de controle descrita na Equação (19) e se referem à estratégia não linear de Linearização por Realimentação.

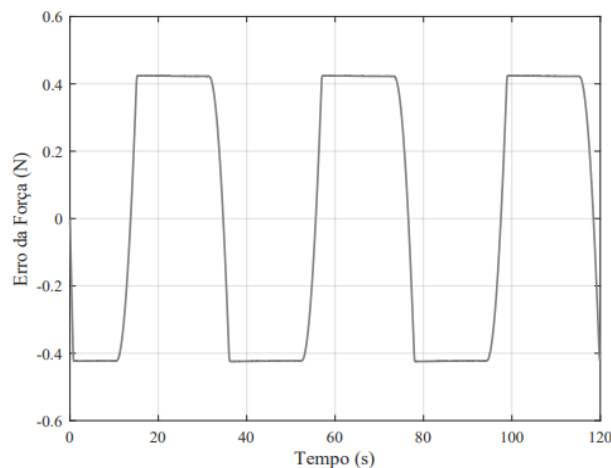
Figura 18 – Rastreamento de força em trajetória senoidal através de simulação numérica para o controle FBL.



(a) Força



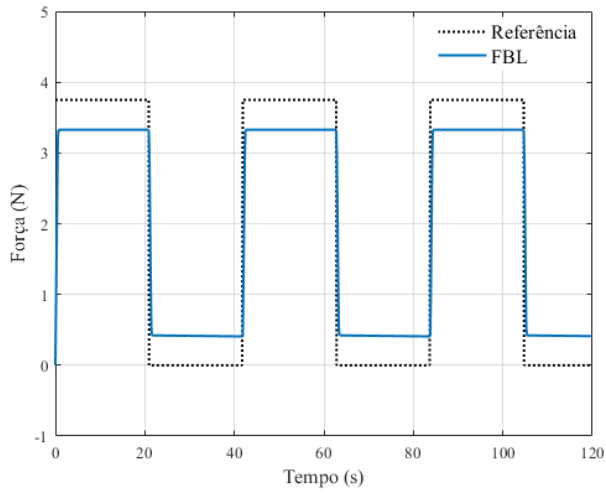
(b) Esforço de controle



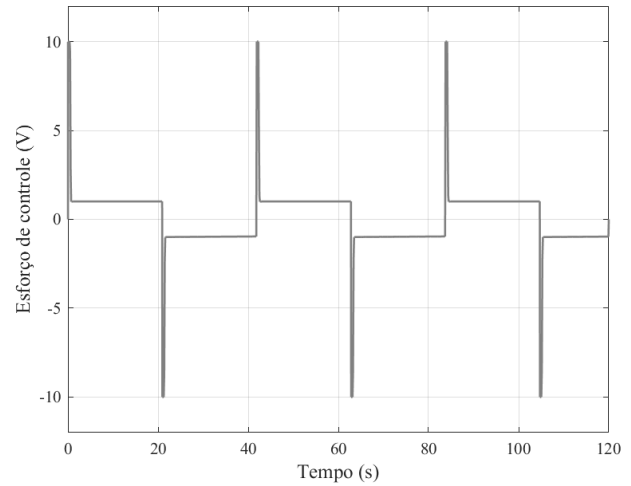
(c) Erro de rastreamento da força

Para trajetória senoidal, o controle de Linearização por Realimentação produziu um  $EAM = 0.3837 N$  e um  $RMSE = 0.3953 N$ .

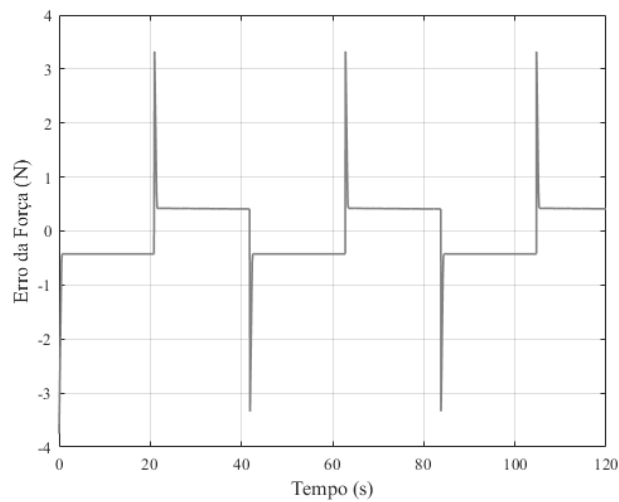
Figura 19 – Rastreamento de força em trajetória degrau através de simulação numérica para o controle FBL.



(a) Força



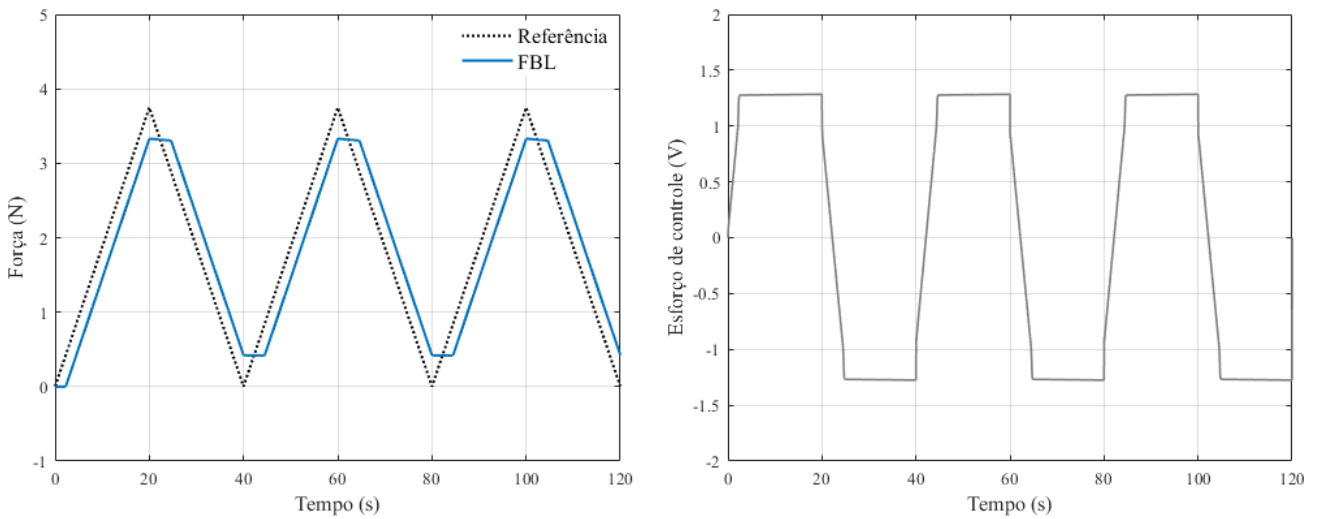
(b) Esforço de controle



(c) Erro de rastreamento da força

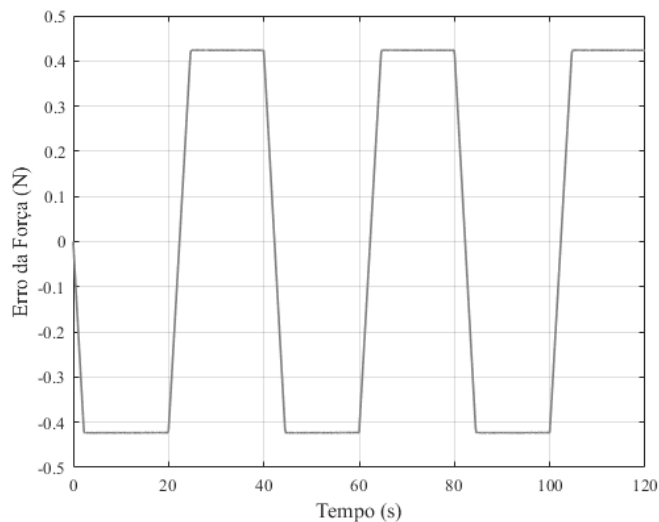
Para trajetória degrau, o controle de Linearização por Realimentação produziu um  $EAM = 0.4584 N$  e um  $RMSE = 0.5365 N$ .

Figura 20 – Rastreamento de força em trajetória triangular através de simulação numérica para o controle FBL.



(a) Força

(b) Esforço de controle



(c) Erro de rastreamento da força

Para trajetória triangular, o controle de Linearização por Realimentação produziu um  $EAM = 0.3790 N$  e um  $RMSE = 0.3927 N$ .

Assim, os resultados obtidos no que tange à implementação do controle não linear apontam um certo desafio no que diz respeito à convergência do sinal tratado ao fornecido pela referência em todas as trajetórias testadas. Tal fato pode ser atribuído à dificuldade que o controlador apresenta frente à não linearidade da zona morta, não conseguindo superar esta característica através do sinal de entrada. O padrão de baixo desempenho analisado também pôde ser visualizado através dos resultados apontados por Azevedo (2016), onde o controlador via

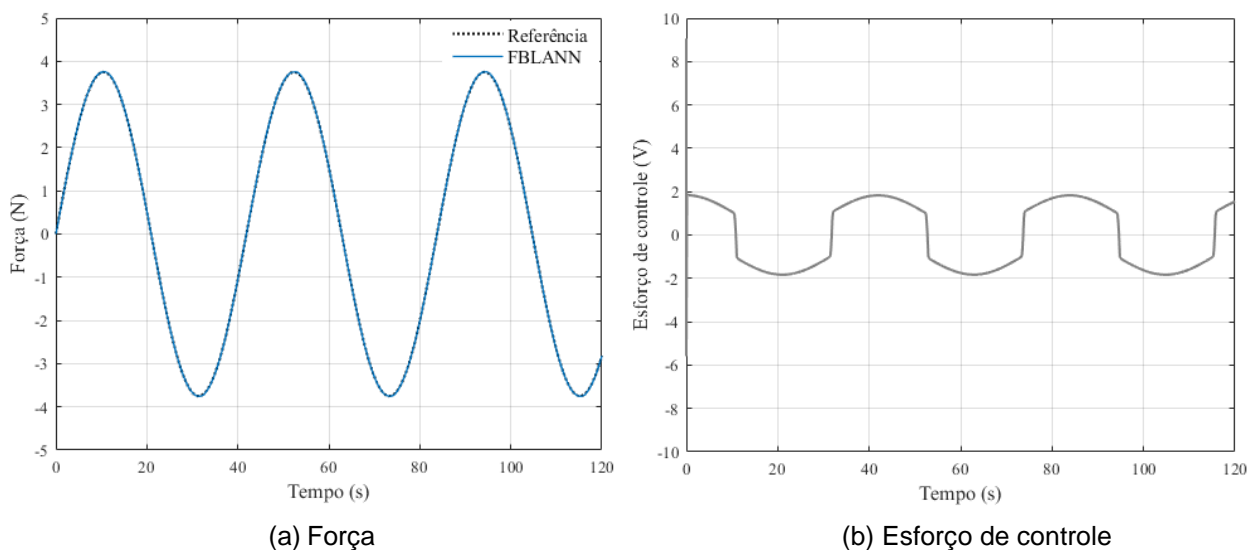
Linearização por Realimentação apresentou performance similar no problema de rastreamento de trajetória de posição lidando com o mesmo modelo dinâmico utilizado neste trabalho.

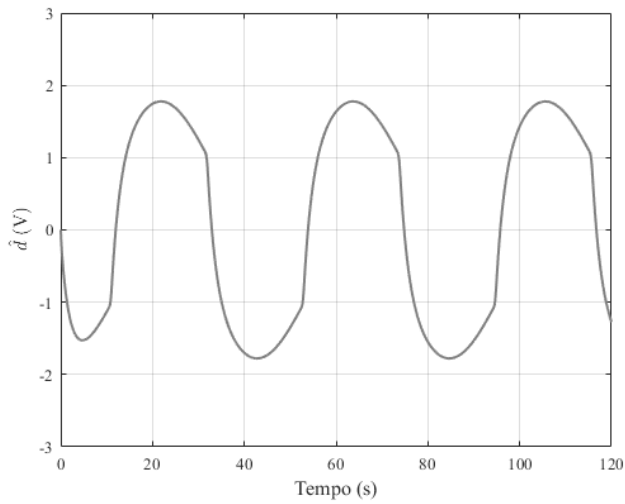
Dessa maneira, atesta-se a necessidade de um esquema compensador que possa aprimorar o desempenho da estratégia proposta, fazendo com a mesma guie o modelo do atuador à referência de maneira mais eficiente.

#### 4.2 Simulações numéricas do controle inteligente FBLANN

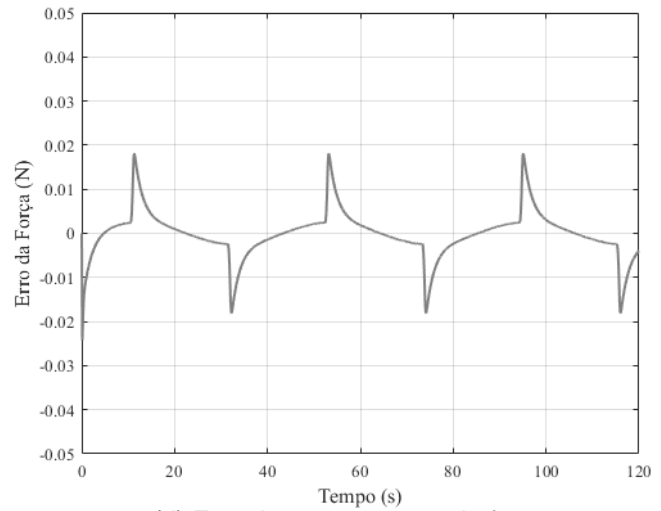
Os resultados apresentados nas Figuras 21, 22 e 23 foram obtidos através da implementação da lei de controle descrita na Equação (20), fazendo uso da rede neural adaptativa descrita nos tópicos anteriores para estimação do parâmetro  $\hat{d}$ , logo, se referem à estratégia inteligente FBLANN. Alguns valores são testados para preencher o parâmetro que define a taxa de aprendizagem da rede, sendo  $\eta = 2$  a escolha julgada adequada para esta fase de simulação.

Figura 21 – Rastreamento de força em trajetória senoidal através de simulação numérica para o controle inteligente FBLANN.





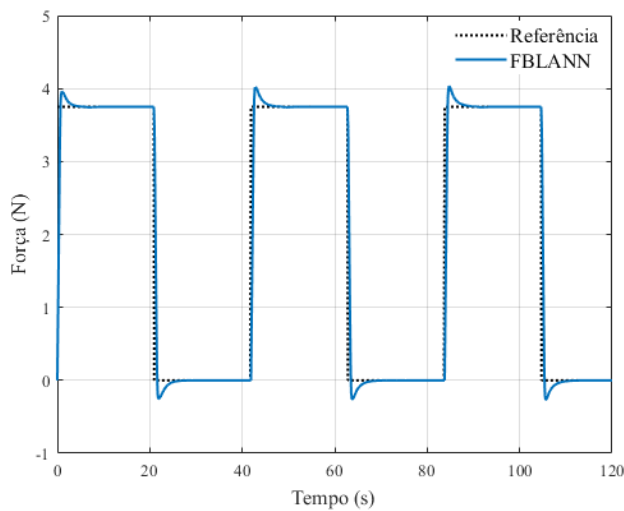
(c) Sinal de compensação



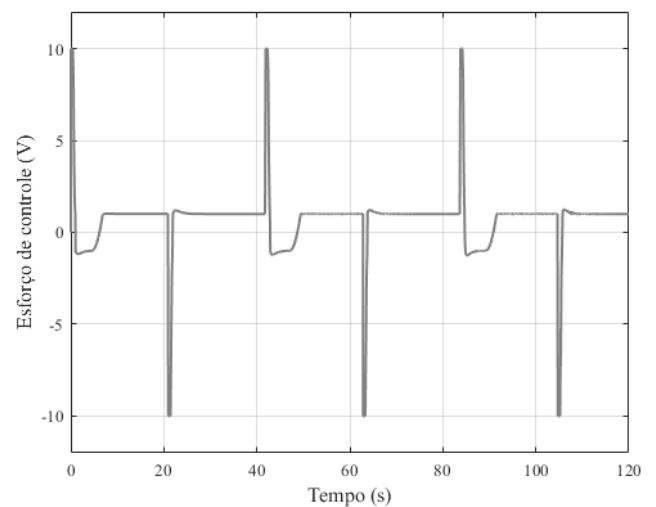
(d) Erro de rastreamento da força

Para trajetória senoidal, o controle inteligente FBLANN produziu um  $EAM = 0.0035 N$  e um  $RMSE = 0.0054 N$ .

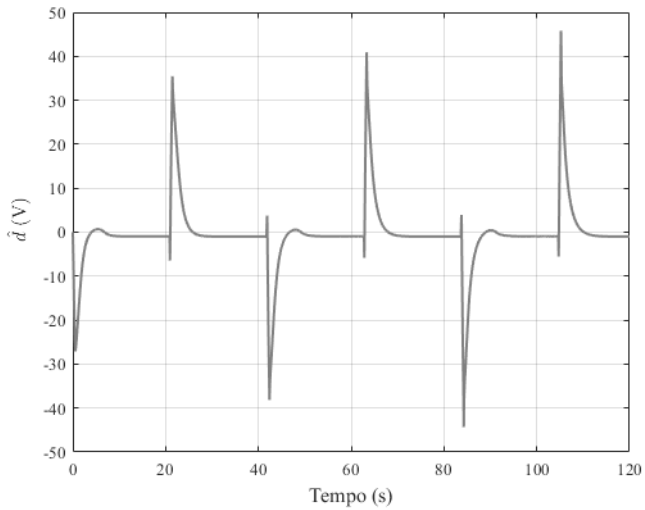
Figura 22 – Rastreamento de força em trajetória degrau através de simulação numérica para o controle inteligente FBLANN.



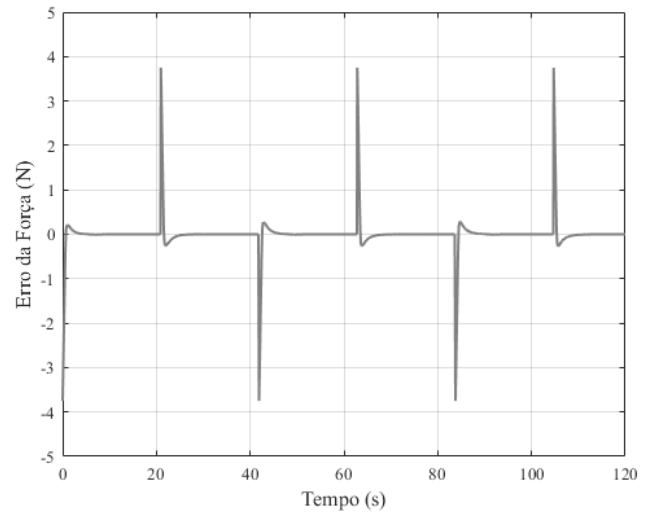
(a) Força



(b) Esforço de controle



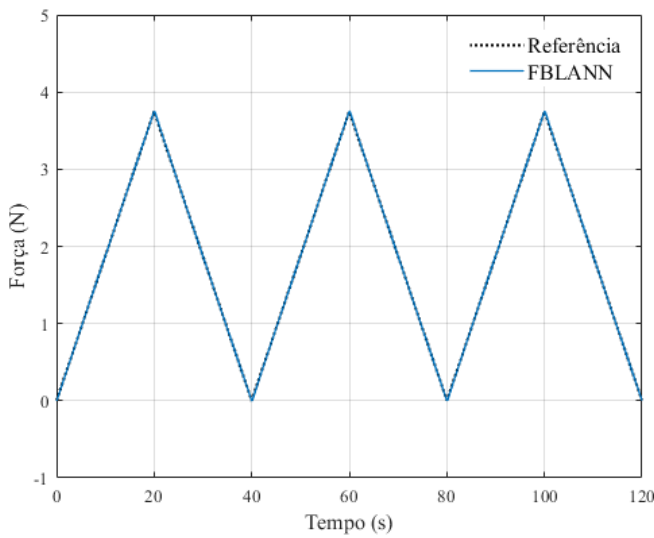
(c) Sinal de compensação



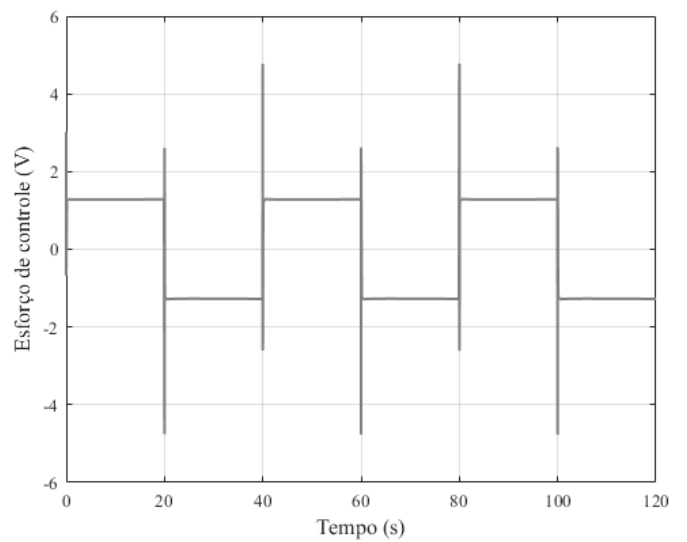
(d) Erro de rastreamento da força

Para trajetória degrau, o controle inteligente FBLANN produziu um  $EAM = 0.0816N$  e um  $RMSE = 0.3969 N$ .

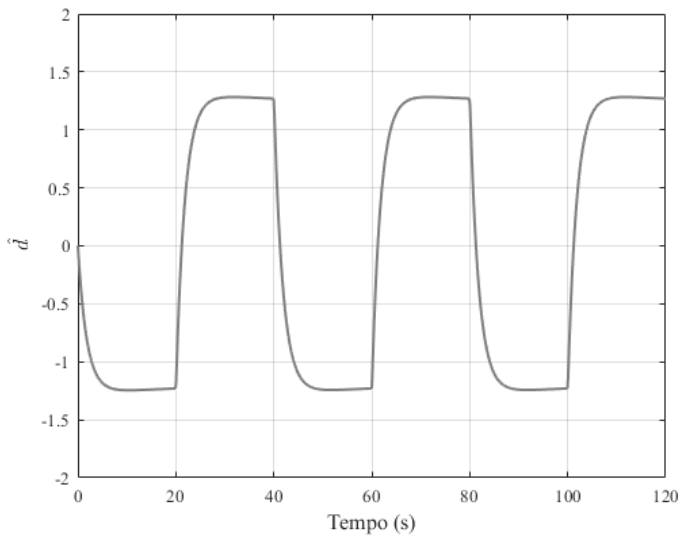
Figura 23 – Rastreamento de força em trajetória triangular através de simulação numérica para o controle inteligente FBLANN.



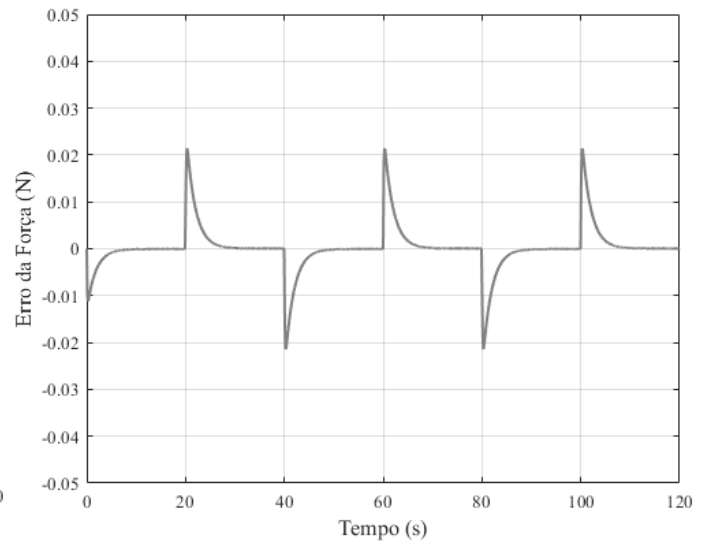
(a) Força



(b) Esforço de controle



(c) Sinal de compensação



(d) Erro de rastreamento da força

Para trajetória triangular, o controle inteligente FBLANN produziu um  $EAM = 0.0021 N$  e um  $RMSE = 0.0049 N$ .

Os resultados obtidos com a associação do compensador inteligente ao controle não linear apresentam uma melhora significativa no que se refere à convergência do parâmetro de análise à referência estabelecida. Embora em todas as trajetórias o controlador tenha executado uma performance superior em qualidade do que quando composto apenas pelo método de Linearização por Realimentação, os caminhos mais suaves, isto é, trajetória senoidal e triangular, apresentaram o parâmetro de erro médio absoluto cerca de cem vezes menor com a inserção da Rede Neural Adaptativa, enquanto que a trajetória degrau mostrou o mesmo critério com o decremento de mais ou menos cinco vezes o valor sem o auxílio do compensador.

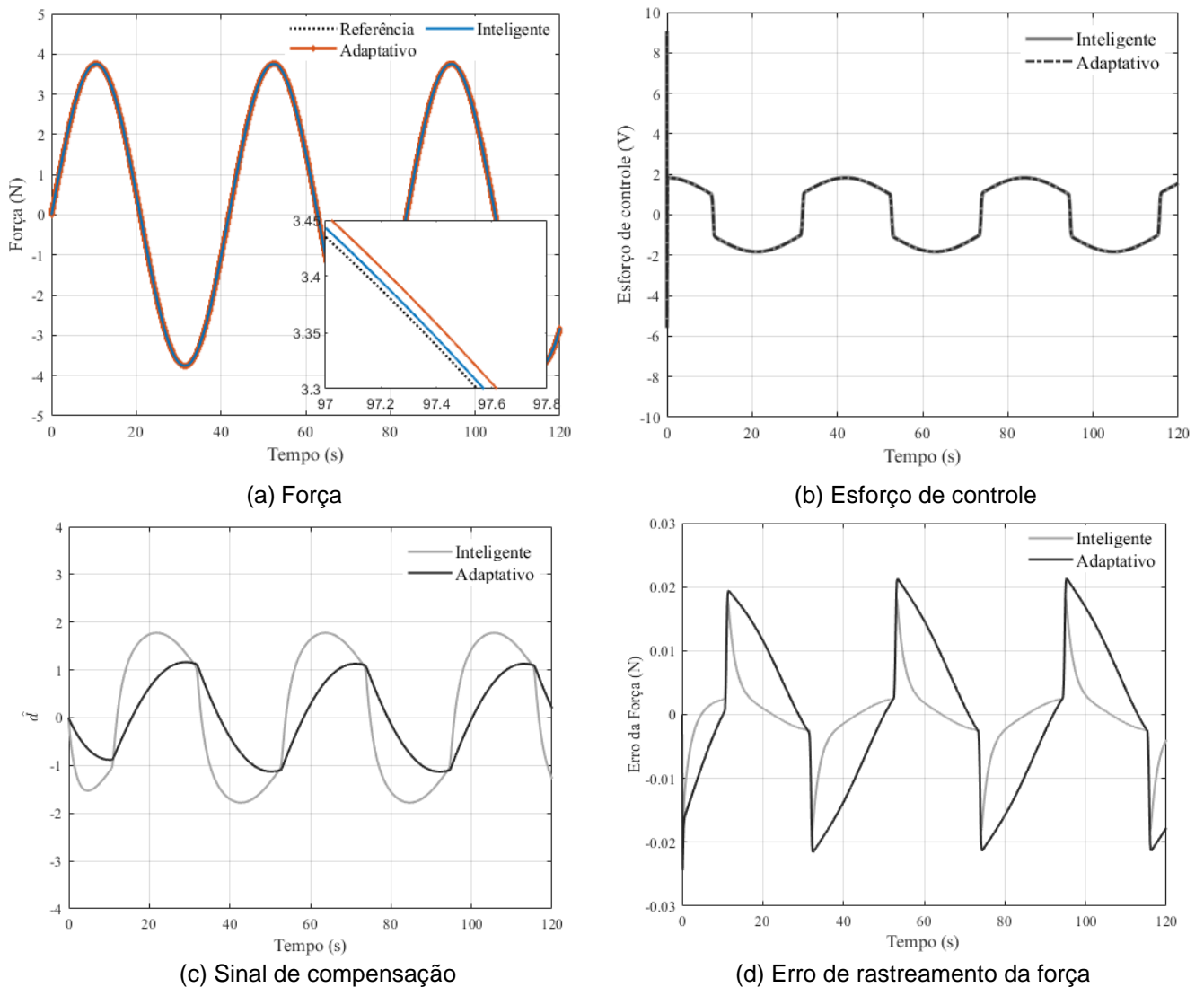
Santos e Bessa (2019) ao implementarem a mesma alternativa de controle experimentalmente no atuador eletro-hidráulico apresentam resultados semelhantes referentes à facilidade e rapidez de convergência dos sinais tratados com a utilização da rede para o rastreamento de trajetória de posição. Azevedo (2016), por sua vez, para o mesmo sistema, expõe o incremento notável na performance de um controlador convencional proporcional quando aliado a um algoritmo fuzzy através de simulações numéricas, demonstrando a influência significativa e satisfatória que os compensadores inteligentes são capazes de exercer sobre tal sistema, superando o alto nível de incertezas contidas no mesmo.

### 4.3 Simulações numéricas do Controle Adaptativo

Os resultados apresentados nas Figuras 24, 25 e 26 foram obtidos através da implementação da lei de controle adaptativa, convertida pela alteração do modelo que inclui a rede neural. Assim,

todos os parâmetros que não influenciavam na troca do método permaneceram os mesmos, conforme descrito no tópico anterior. Os gráficos gerados buscam realizar uma comparação entre a alternativa de controle inteligente e a técnica adaptativa.

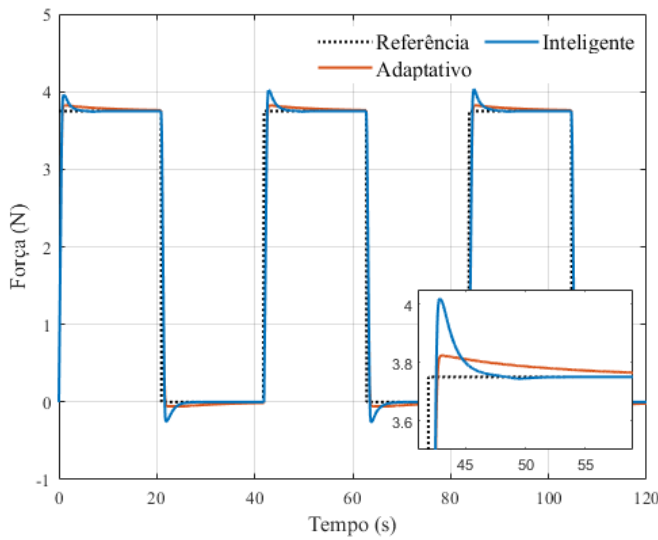
Figura 24 – Comparação de desempenho entre o controle inteligente e o adaptativo para rastreamento de trajetória senoidal através de simulação numérica.



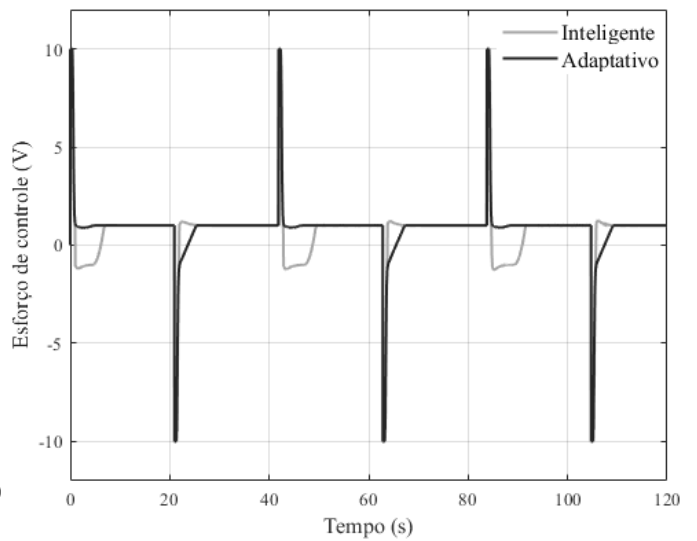
Para trajetória senoidal, o controle adaptativo produziu um  $EAM = 0.0103 N$  e um  $RMSE = 0.0124 N$ .



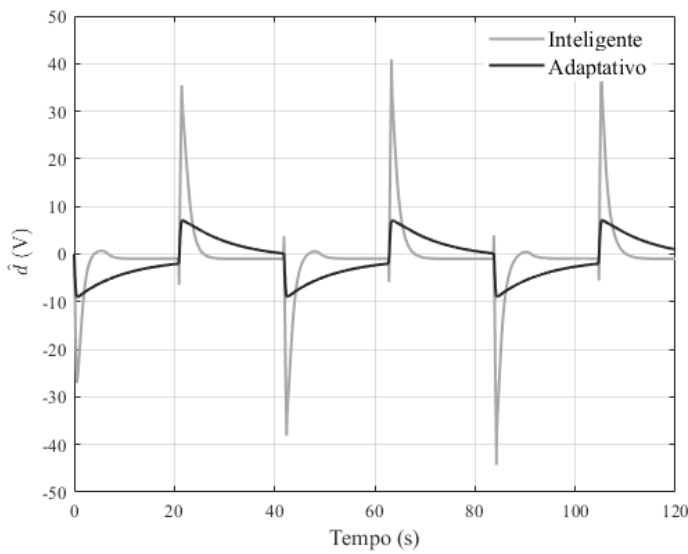
Figura 25 – Comparação de desempenho entre o controle inteligente e o adaptativo para rastreamento de trajetória degrau através de simulação numérica.



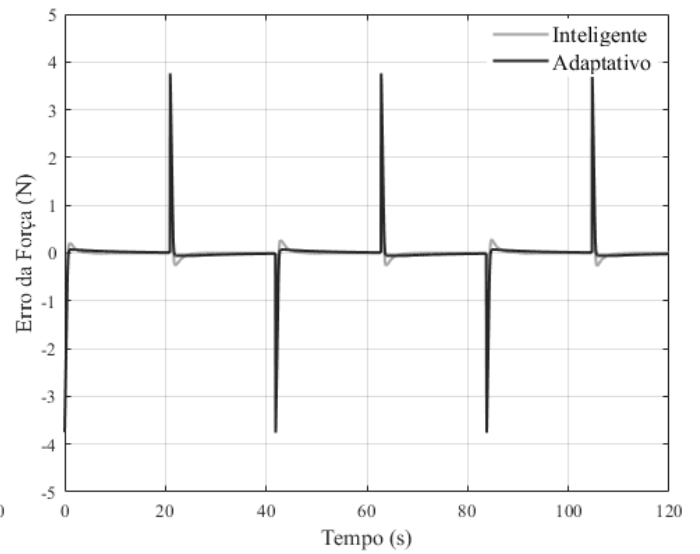
(a) Força



(b) Esforço de controle



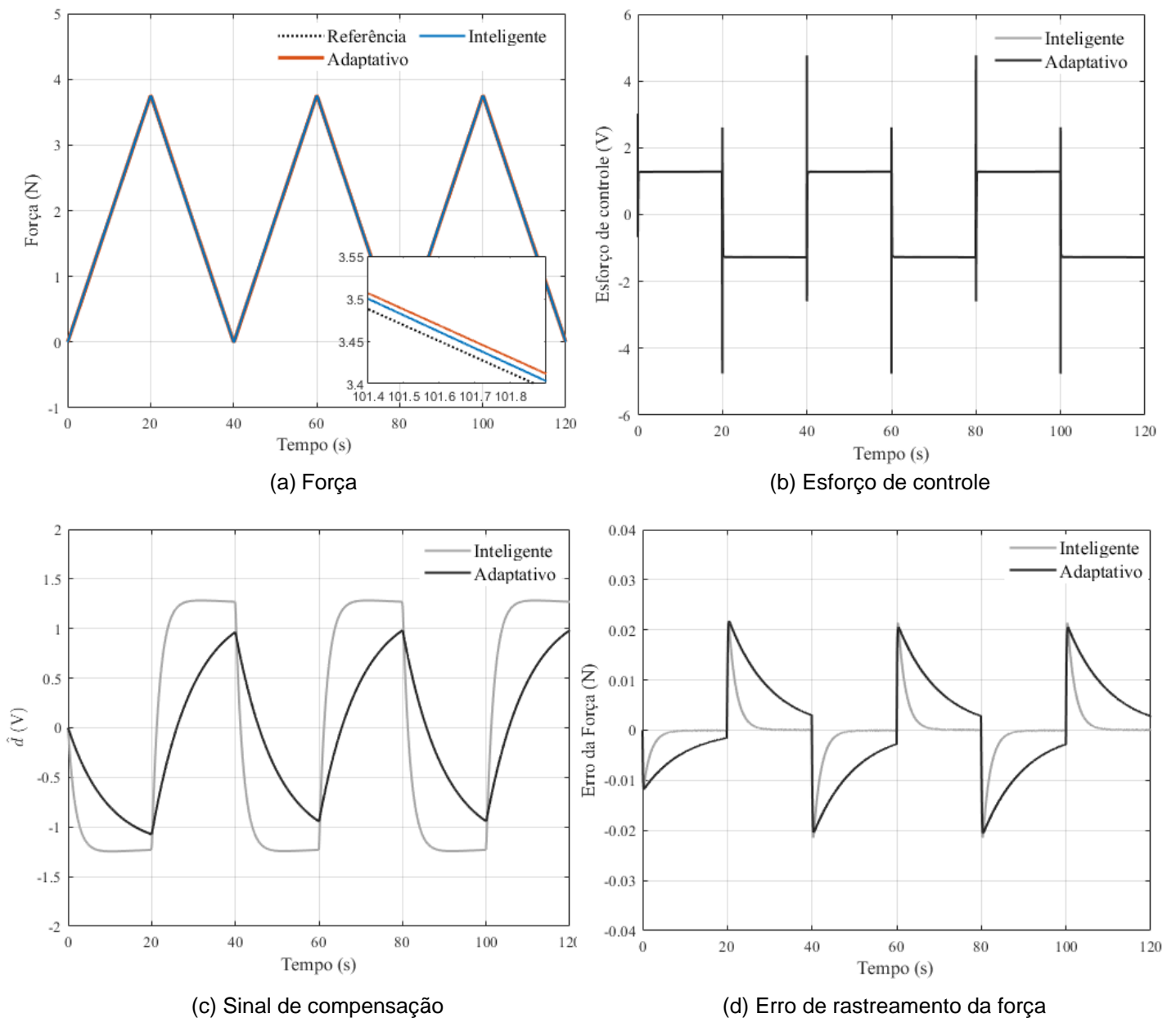
(c) Sinal de compensação



(d) Erro de rastreamento da força

Para trajetória degrau, o controle adaptativo produziu um  $EAM = 0.0936 N$  e um  $RMSE = 0.3971 N$ .

Figura 26 – Comparação de desempenho entre o controle inteligente e o adaptativo para rastreamento de trajetória triangular através de simulação numérica.



Para trajetória triangular, o controle adaptativo produziu um  $EAM = 0.0086 N$  e um  $RMSE = 0.0100 N$ .

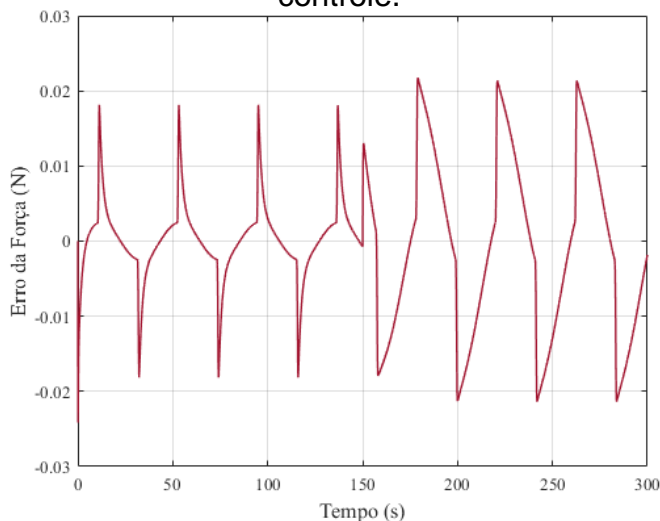
Os gráficos que comparam a alternativa inteligente com o esquema adaptativo denotam a similaridade entre ambos os comportamentos. Porém, o erro médio absoluto gerado pelo controlador adaptativo foi capaz de apresentar valor superior ao método inteligente em todas as trajetórias testadas, além de sempre ter havido uma maior suavidade na convergência do erro a

zero por parte da estratégia inteligente, conforme exposto pelas Figura 24, 25 e 26 no gráfico referente à comparação dos erros de rastreamento da força com ambos os controladores.

Assim, atribui-se o comportamento visualizado à implementação de tais controles através de simulações numéricas, que tendem a apresentar resultados mais aprimorados devido à ausência de influências externas relativas ao próprio ambiente de operação do atuador, bem como às diferenças entre o sistema real e seu modelo. Conforme exposto por Santos e Bessa (2019), a discrepância entre a técnica inteligente e a adaptativa tende a ser maior e mais visível graficamente e quantitativamente quando o controlador atua sobre o sistema físico, isso devido ao esquema adaptativo não ser dotado de característica de aprendizagem, fazendo com que em sistemas cuja dinâmica dispõe de maior complexidade, o mesmo apresente resultados inferiores quando comparado ao método inteligente.

Contudo, de modo a permitir uma melhor visualização da convergência dos erros a zero de ambas as alternativas, ajustou-se o algoritmo para que a análise fosse iniciada com o esquema inteligente e houvesse uma troca da lei de controle para a técnica adaptativa na metade do intervalo observado. A Figura 27 demonstra os resultados obtidos:

Figura 27 – Rastreamento do erro de força em trajetória senoidal com troca da lei de controle.



Fonte: Autoria Própria.

Conforme mencionado, não obstante a similaridade de desempenho das estratégias simuladas, o compensador inteligente foi capaz de apresentar maior eficiência no que diz respeito à convergência do erro da força a zero, conforme exposto graficamente pela Figura 27.

Portanto, em suma, conforme apontam os resultados, a inserção da rede neural adaptativa ao modelo do controle não linear permitiu a geração de um erro médio significativamente menor.

Tal constatação já era esperada, uma vez que o grande potencial de eliminação das não linearidades executado pelo método de linearização por realimentação só consegue ser oficialmente cumprido quando o sistema possui a dinâmica extremamente conhecida. Logo, mostrou-se que o compensador inteligente foi hábil o suficiente para lidar com os aspectos negligenciados do atuador.

É importante salientar que a rede neural foi configurada para contornar todos os efeitos contidos em  $\hat{d}$ , sem nenhuma noção prévia sobre o comportamento da planta, dado que a função que continha os parâmetros da mesma foi inicialmente zerada. Portanto, a grande vantagem do modelo computacional apresentado está contida no fato do mesmo poder ser aplicado em qualquer sistema cuja dinâmica é incerta ou desconhecida.

Dessa maneira, as simulações numéricas puderam demonstrar a eficácia da rede neural adaptativa projetada, provando que a mesma é capaz de rastrear as trajetórias impostas com alto nível de precisão. Entretanto, é importante salientar que a etapa de simulação busca prever o comportamento do atuador mediante a aplicação do controle, mas não pode garantir que o mesmo apresente conduta igual experimentalmente, visto que a planta real se difere do modelo matemático elaborado.

#### 4.4 Calibração da célula de carga

Conforme apresentado na seção 3.5.1, o transdutor que protagoniza o papel de mensurar a força do atuador é uma célula de carga. Havendo a disponibilidade no laboratório de alguns modelos para serem utilizados, testa-se dois, o primeiro, uma célula de carga cuja capacidade máxima de medição é de 500 N e a segunda, cujo mesmo parâmetro é de 5 kN.

A calibração é um teste de grande valia para que se conheça o comportamento de um transdutor, estabelecendo uma relação direta entre o sinal medido e o enviado pelo mesmo. Uma vez que as células de carga são calibradas mediante a imposição de uma massa de valor conhecido, o estudo é realizado processando e obtendo os valores na unidade de kg (quilogramas). Em futuras avaliações do controle neste ambiente experimental, para que o resultado final se transforme em força, isto é, em unidade de N (Newtons), o sinal enviado ao microcontrolador deverá ser multiplicado pela aceleração da gravidade local, que, conforme consta no Laboratório de Metrologia da UFRN, é de  $g = 9,781 \text{ m/s}^2$ .

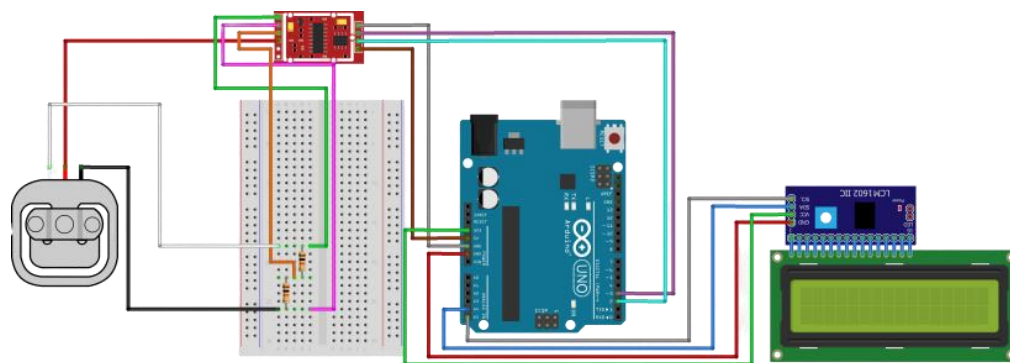
#### 4.4.1 Célula de carga com capacidade de medir até 500 N

O primeiro transdutor calibrado diz respeito à célula de carga de formato quadrado apresentado na seção 3.5.1, Figura 13. Apesar de haver algumas diferenças na composição e ligações realizadas pelos dois transdutores, é importante ressaltar que ambos estabelecem uma conexão com o mesmo módulo conversor e amplificador, denominado HX711. Portanto, por já haver bibliotecas prontas que contêm todo o código fonte de funcionamento de tal módulo disponibilizadas pela própria IDE do Arduino, torna-se mais simples esta etapa de calibração, dado que a base do procedimento é encontrar o fator de calibração adequado capaz de fazer com que a massa conhecida imposta sobre a célula possua o mesmo valor retornado pelo microcontrolador.

Dessa maneira, como primeiro passo, montou-se o circuito mostrado pela Figura 28, contendo a célula, o módulo amplificador HX711, o Arduino e um módulo display I2C para visualização do valor de leitura. Ambos os módulos utilizados no sistema foram soldados de modo a tentar anular qualquer erro oriundo de falhas nas conexões.

Conforme já mencionado, os fios branco e preto foram associados com dois resistores de 10k $\Omega$  a fim de formar a Ponte de Wheatstone, método para determinação da variação de resistência correspondente ao peso da massa que está sobre o transdutor. O fio vermelho, por sua vez, correspondia à saída do sinal da célula, levada ao módulo que se conectava com o microcontrolador. Pode-se ver pelo fio roxo o canal por onde os dados do HX711 eram passados ao Arduino. Além disso, alimentou-se o sistema da célula com 5V, tensão máxima do microcontrolador e o LCD com 3V. Por fim, implementou-se o algoritmo de calibração do sistema.

Figura 28 – Circuito que ligou o Arduino à primeira célula de carga e ao display LCD.

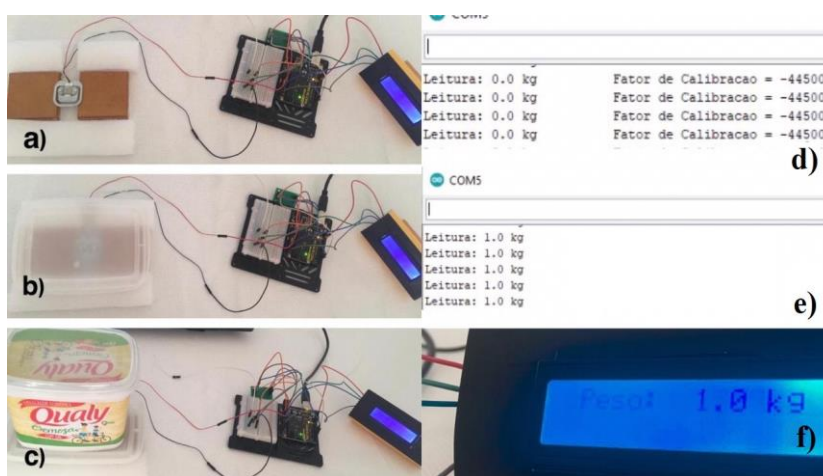


Fonte: Autoria própria.

Tal teste, conduzido ainda em casa no primeiro semestre do ano de 2020, fez uso de um produto alimentício cuja massa medida por uma balança convencional era de 1 kg, isto é, quando convertido para a força imposta pelo elemento, 9,781 N. Para regular o transdutor ao peso certo,

alterou-se o valor do fator de calibração até que o mesmo permitisse que o valor aferido pela célula fosse de exatamente 1 kg, e este foi de -44500. Conforme aponta a Figura 29, o pequeno esquema para suporte da célula necessitava de uma abertura no centro, a fim de que o extensômetro pudesse ser deformado livremente. Caso este fosse o transdutor escolhido para avaliação experimental do controle, seria necessário que se mudasse o modelo do case da estrutura de medição para que o mesmo objetivo alcançado nesta etapa de calibração fosse cumprido.

Figura 29 – Esquema experimental que conectou o microcontrolador à primeira célula de carga e ao display.



Fonte: Autoria Própria.

Alguns dos valores gerados conforme a massa de 1 kg pressionava o transdutor podem ser visualizados através da Figura 29. Em um instante inicial, os resultados foram coerentes com a massa do objeto de teste, com um erro de aproximadamente  $\pm 0,1$  kg, ou  $\pm 0,98$  N, em termos de força. Contudo, notou-se que ao remover o corpo de cima da célula, a mesma continuava a retornar um valor fixo, como resultado de uma histerese, sem zerar conforme o esperado, uma vez que já estava imposta a tara da superfície branca. Buscando conduzir mais testes ao longo do tempo, a massa do objeto utilizado foi alterada, as conexões entre os fios vedadas e até se avaliou outra célula do mesmo modelo. Embora as tentativas de solucionar o problema e deixar a célula trabalhando com a maior estabilidade possível, a mesma continuou retornando valores incoerentes, mesmo mediante a calibração contínua.

Procurando auxílio da literatura, percebeu-se que Machado *et al.* (2019) ao utilizarem também um microcontrolador Arduino com módulo amplificador HX711 associado a três células de carga em série de modelo e capacidade equivalente ao transdutor mostrado na Figura 29, atestaram após calibração um desempenho similar ao que estava havendo neste trabalho. Em outras palavras, os autores notificam que este modelo de célula não se caracteriza como o ideal

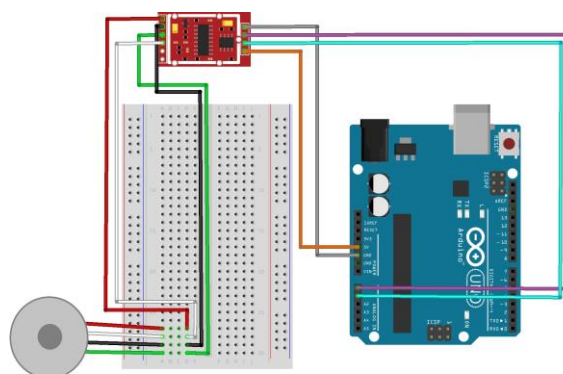
para realização de experimentos que necessitam de resultados com certo grau de precisão. Avaliações experimentais de um controlador têm como necessidade fundamental que o transdutor responda de maneira rápida ao passo que o parâmetro de controle é imprimido sobre o mesmo, não havendo atraso ou variação oscilante da leitura, dessa maneira, optou-se pela calibração do segundo tipo de célula disponível para dar continuidade à pesquisa, de padrão mais robusto.

#### 4.4.2 Célula de carga com capacidade de medir até 5 kN

O segundo transdutor calibrado diz respeito a uma célula de carga capaz de medir até 5kN, ou seja, massas cujos valores vão de 0 a 500 kg podem ter a intensidade lida pelo sensor. De formato cilíndrico e dimensões bem pequenas, conforme mostrado na Figura 14, seção 3.5.1, a mesma foi conectada com o microcontrolador de modo bem semelhante ao primeiro transdutor testado. A primeira diferença desta segunda calibração se dá pelo fato do módulo I2C display não ter sido mais utilizado, os valores foram recebidos pelo Arduino e passados ao Excel por uma ferramenta disponível para download gratuito denominada PLX-DAQ. Esta, por sua vez, possui grande valia no que se refere a captar os sinais de determinado portal eletrônico, isto porque tem capacidade de obter os dados de um microcontrolador e os organizar em linhas ou colunas no Excel, sendo o ideal para análise de transdutores e monitoramento de equipamentos em tempo real.

Conforme mencionado anteriormente, este modelo de célula possui em sua composição a Ponte de Wheatstone completa, fazendo com que o circuito montado não necessite de resistores extras. Neste modelo, o fio verde corresponde à saída de polaridade positiva e o fio branco à saída de polaridade negativa, enquanto os fios vermelho e preto são as entradas, positiva e negativa, respectivamente. O circuito da Figura 30 permitiu que a calibração fosse realizada, sendo o sistema alimentado com a tensão máxima do Arduino, 5V.

Figura 30 – Circuito que ligou o Arduino à segunda célula de carga.



Fonte: Autoria Própria.

Como tal célula também estabeleceu conexão com o módulo HX711, a mesma biblioteca disponível na IDE do microcontrolador utilizada pelo transdutor anterior foi empregada neste segundo. Assim, o primeiro passo correspondeu a encontrar o fator de calibração adequado de acordo com um prumo de massa exatamente igual a 1 kg, sendo tal aparato melhor entendido pela Figura 31. Desse modo, verificou-se que o fator de calibração cujo valor retornado pelo Arduino permanecia equivalente à massa era igual a 9000. Sendo este número conhecido, tornou-se possível elaborar a curva de calibração do sistema mediante à imposição de diferentes massas sobre o mesmo.

Figura 31 – Prumo com massa medida por balança convencional de 1 kg.

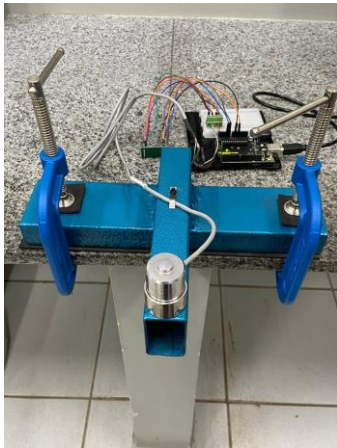


Fonte: Autoria Própria.

Diferentemente do primeiro modelo de transdutor, esta célula não necessitou de nenhum suporte cujo centro fosse aberto, pelo contrário, como ela funciona recebendo o esforço no meio do botão da superfície, era necessário que houvesse uma estrutura para dar base a mesma de acordo com o peso que fosse apoiado sobre esta. Dessa maneira, usou-se um sistema já elaborado em outro trabalho do Laboratório de Manufatura para calibração deste modelo de célula de carga, isto é, com as dimensões perfeitas para que a mesma se mantivesse fixada. A Figura 32 mostra de diferentes ângulos como funcionava o esquema de anexação e medição do transdutor.



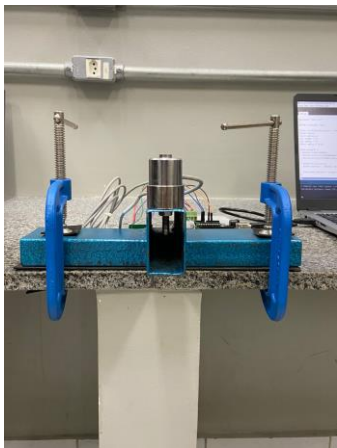
Figura 32 – Suporte de calibração para a segunda célula de carga.



(a) Suporte visto de cima.



(b) Transdutor aferindo a massa de um par de anilhas, isto é, 10 kg.



(c) Suporte visto de frente.



(d) Suporte do transdutor associado ao circuito do microcontrolador.

Fonte: Autoria Própria.

Conforme sugere a Figura 32, o ensaio de calibração teve como objeto principal anilhas com massas de carga previamente conhecidas. Assim, para que se conhecesse os parâmetros de precisão e confiabilidade do transdutor, cada valor de massa foi inserido no suporte e medido em um intervalo de um minuto, sendo a carga aumentada conforme o tempo passava. Cada anilha possuía 5 kg, assim, colocadas em pares, os conjuntos medidos foram de, respectivamente, 10 kg, 20 kg e 30 kg, conforme ilustra a Figura 33. Para gerar a curva de calibração, os valores aferidos de cada par foram encontrados de acordo com a média de 10 intensidades retornadas pela célula durante o intervalo de medição dos mesmos.

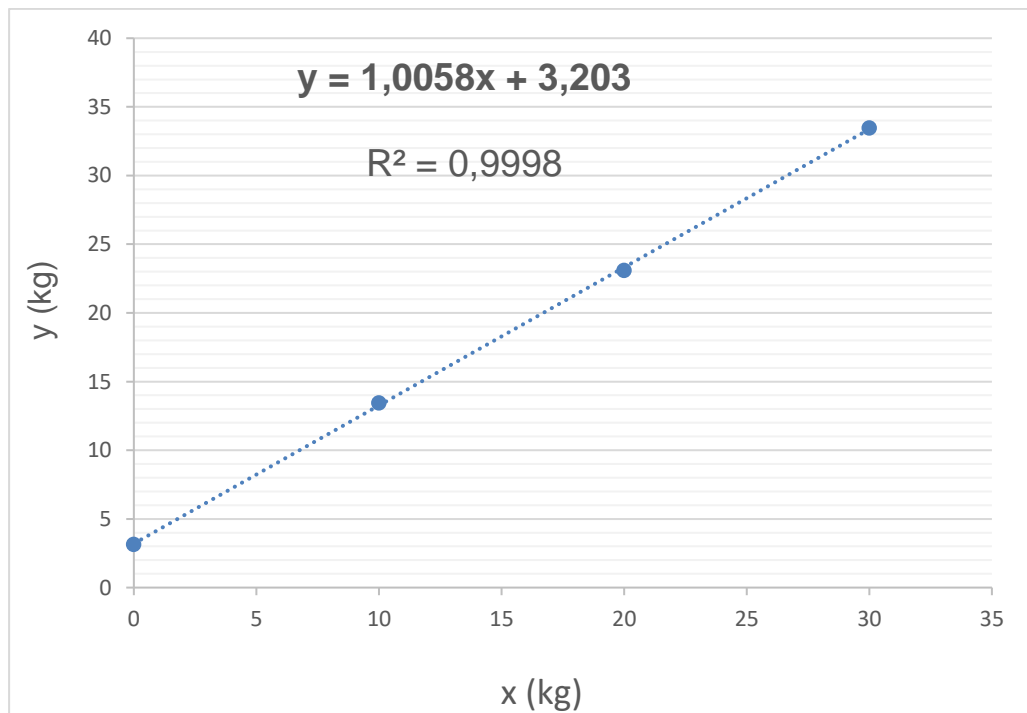
Figura 33 – Pares de anilhas utilizados na calibração.



Fonte: Autoria Própria.

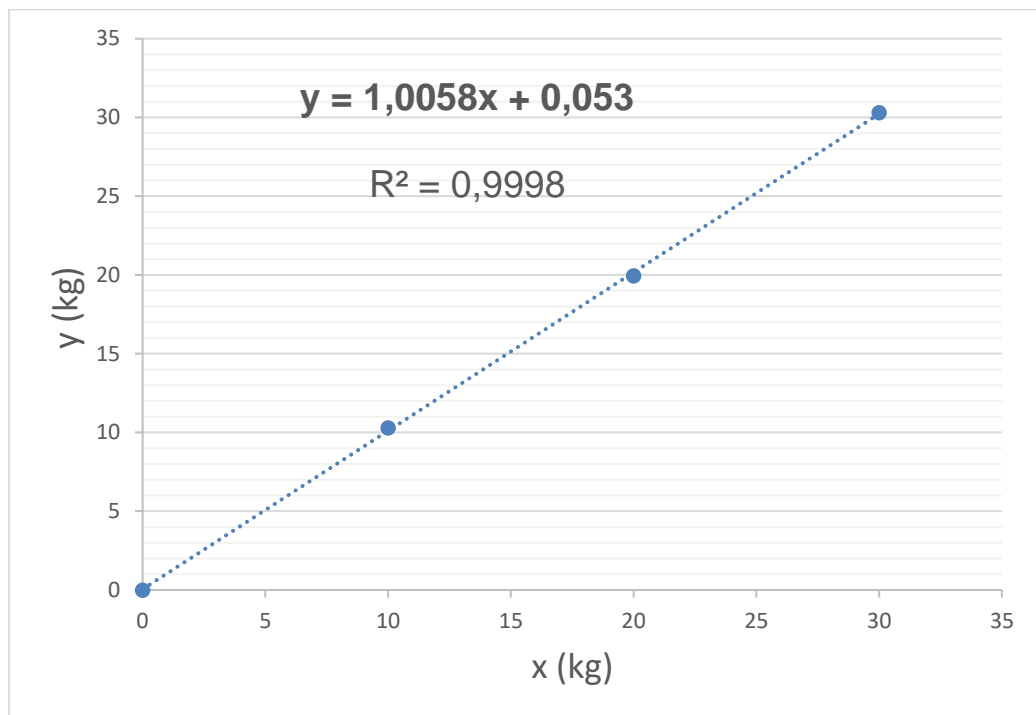
Os gráficos resultantes do procedimento de calibração podem ser analisados pelas Figuras 34 e 35, sendo o primeiro gerado ainda sem a tara do sistema, isto é, o próprio corpo que acopla as anilhas cujo valor deve ser zerado de modo a cumprir o objetivo de proporcionar a medição dos pesos já antes mensurados.

Figura 34 – Curva de calibração da célula de carga sem a tara.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 35 – Curva de calibração da célula de carga com a tara.



Fonte: Autoria Própria.

Com a equação da reta advinda da interpolação dos dados, nota-se que o offset, valor da tara, é de aproximadamente 3,203 kg. Portanto, fazendo este suporte retornar uma massa nula, tornou-se possível a real equação da reta do sistema, Figura 35, onde:

$$y_m = 1,0058x_m + 0,053 \quad (39)$$

sendo  $y_m$  o sinal enviado pelo transdutor já adequado corretamente mediante a imposição de algum valor de massa sobre o mesmo e  $x_m$  a massa real medida em kg. Dessa maneira, para uma futura realização da avaliação experimental do controle, o valor de força aferido será processado de acordo com a relação:

$$F = y \cdot g \quad (40)$$

onde  $g$  corresponde à aceleração da gravidade local, isto é, 9,781 m/s<sup>2</sup>.

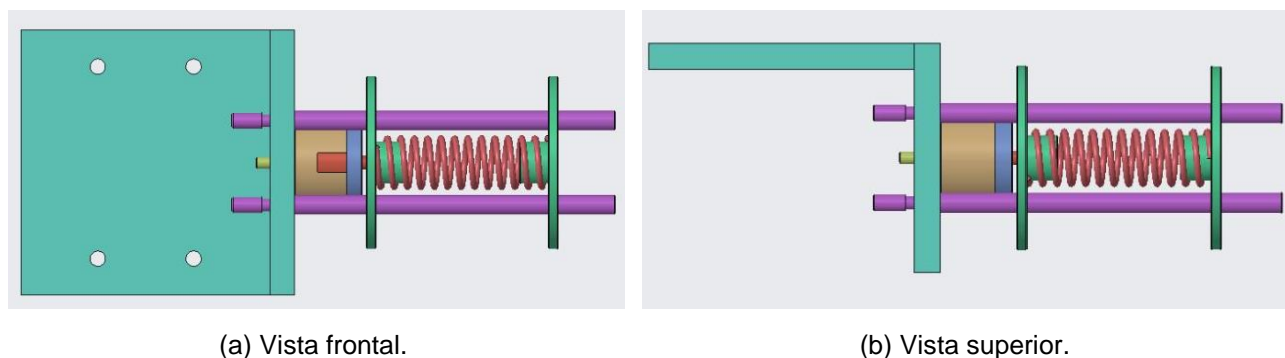
É válido complementar que a Equação (39) permite que o comportamento da célula de carga se torne linear, dado que ao entrar na relação, o valor da massa mensurada pelo sistema é forçado a se adequar a reta, permitindo que não haja variação significativa na leitura dos dados. Este processo de calibração com massas distintas se tornou possível devido à capacidade do transdutor

de responder bem diante da variação do peso imposto sobre o mesmo, o que não foi possível com a primeira célula. De modelo mais robusto, o transdutor de maior capacidade já foi implementado em outras pesquisas com necessidade de maior precisão, como no caso do experimento de Lipina, Tomek e Krys (2011), que dependia da medição da força de aperto de uma garra, sendo este tipo de transdutor o artefato principal para consolidação do estudo. Portanto, mediante os resultados obtidos, optou-se pela célula de carga com capacidade de medir até 5 kN para condução do trabalho, sendo agora necessário a montagem de uma estrutura que acople a mesma à bancada do atuador.

#### 4.5 Projeto mecânico de estrutura para medição de força

Com a escolha adequada do transdutor, tornou-se necessário o desenvolvimento de uma estrutura para que o mesmo pudesse se manter fixado na posição ideal relativa à zona de movimento do atuador. Assim, conforme já ilustrado pela Figura 15, foi proposto o projeto de um suporte que, através do auxílio de um perfil L, um case para o transdutor, uma mola, quatro guias e duas massas cilíndricas, pudesse estabelecer o devido contato entre a célula e um elemento que transmitisse a força exercida pelo sistema, a fim de que tal parâmetro fosse corretamente aferido. A Figura 36 mostra a disposição destes itens, onde a configuração completa se associa ao atuador eletro-hidráulico e seu dado movimento de acordo com as massas em verde e as guias em roxo.

Figura 36 – Disposição dos componentes na estrutura de medição da força.



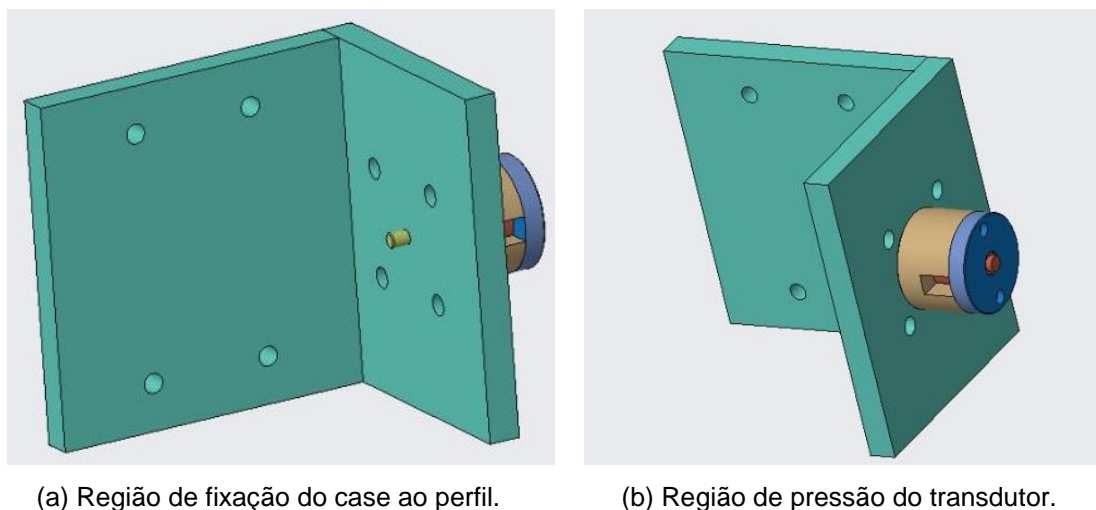
Fonte: Autoria Própria.

As hastes que compunham o conjunto de guias e os respectivos elementos de fixação do sistema à bancada puderam ser adquiridos já em suas formas finais em casas de parafusos, sem a necessidade de serem submetidos a procedimentos de fabricação. Em contrapartida, o perfil L, as massas cilíndricas, o case da célula e sua respectiva tampa, tiveram que passar por processos

de manufatura a fim de apresentarem as características e dimensões apropriadas ao projeto. Vale salientar que todas as formas foram confeccionadas a partir de barras e tarugos de aço 1020.

A ideia principal do uso de um perfil L é permitir que um dos lados de seu corpo esteja fixado à placa de alumínio onde se encontra o atuador e o outro sirva para acoplar o case onde a célula de carga estará repousada. A Figura 37 delinea com mais detalhes este subsistema, onde a região que contém quatro furos se acopla à parede com a ajuda de parafusos M8 do tipo T, e a região com cinco furos é associada à configuração do transdutor, em marrom, e seu respectivo recipiente de apoio, em dourado. Em tom de verde e no furo central do lado de tal case, está o parafuso M6 do tipo allen, que, com a porca adequada, tem o fim de prender o mesmo ao perfil. Ademais, o restante dos furos deste lado serve para fixação e apoio das quatro guias do sistema.

Figura 37 – Perfil L e case da célula de carga.



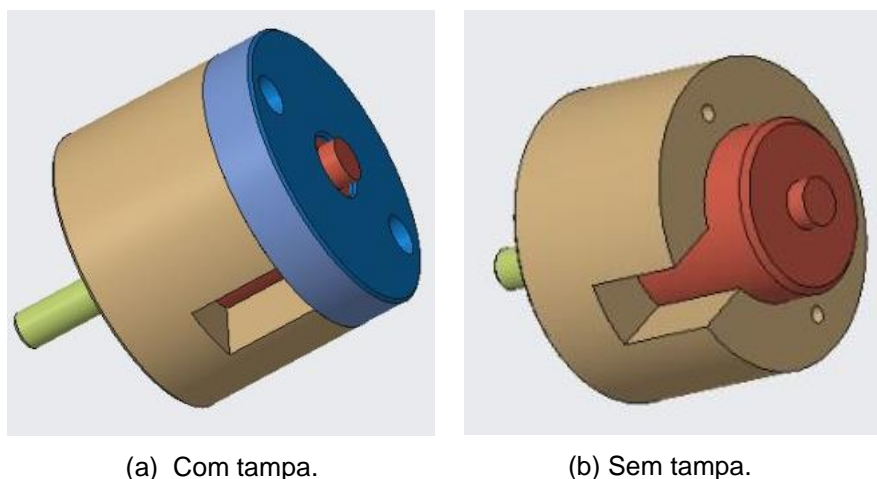
Fonte: Autoria Própria.

No que diz respeito ao case do transdutor propriamente dito, o desenvolvimento tem como base a necessidade de que a célula se mantenha estática ao longo de todos os testes. Para suprir as exigências deste trabalho diante da forma em que a bancada do sistema eletro-hidráulico está disposta, é preciso que o transdutor se mantenha em posição horizontal para que a força do atuador seja captada pelo mesmo, uma vez que sua região de sensibilidade para medição se encontra em um pequeno ressalto contido na superfície superior.

Dessa maneira, foi apresentada a ideia de um estilo de cápsula com dimensões similares à célula para que a mesma permanecesse acoplada à bancada. A Figura 38 ilustra com melhores detalhes este subsistema, onde em dourado tem-se o corpo do case e em azul uma tampa para o mesmo, dado que a orientação do transdutor não favorece em quesito do mesmo se manter na

mesma posição mediante o impacto do movimento do atuador. Na figura, nota-se a presença de um rasgo no corpo do recipiente, por onde passa o cabo de conexão do transdutor, além dos dois furos rosqueados para que a tampa se prenda à cápsula através de parafusos M3 do tipo estrela. Ademais, como já salientado, é necessário que o ressalto do transdutor não se esconda na estrutura, a fim de manter contato com o componente pressionador.

Figura 38 – Case da célula de carga.



Fonte: Autoria Própria.

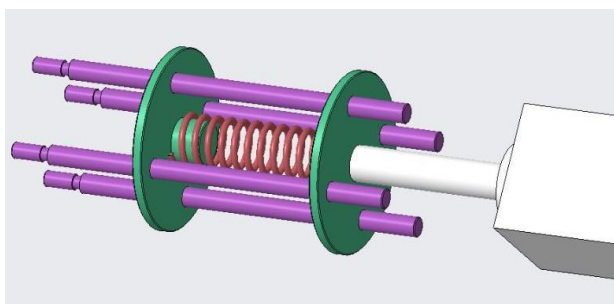
Para fins da transmissão de força do atuador, propôs-se como elementos fundamentais uma mola, quatro guias e duas massas cilíndrica de utilidades específicas. A mola, do tipo de compressão e com rigidez equivalente a 1,962 N/mm, permite que a força seja incrementada à medida que o pistão avança e decrementada à medida que ele retrocede, assim, caso o avanço seja de 20 mm, a força aferida estará em torno de 40 N, obedecendo a lei que asserta que em uma mola, a força é equivalente ao produto entre a deformação de tal objeto e seu coeficiente de rigidez.

As guias têm como finalidade principal que o sistema de medição se mantenha na posição requerida, proporcionando a transmissão exata da força aplicada pelo atuador. Tais componentes permitem a conexão do perfil L às duas massas cilíndricas, à mola e ao atuador propriamente dito, isto é, sustentam toda a estrutura associando seus elementos.

No que diz respeito às massas cilíndricas, foi apresentado um novo modelo de cabeçote para o atuador, corpo fixado por rosca na extremidade de sua haste, e um pressionador para o transdutor. Ambas estão interligadas através da mola, presa as mesmas pelo ressalto contido em seus corpos, por onde um ponto de solda permite que haja fixação. A primeira massa, o pressionador, como o próprio nome sugere, foi projetada para exercer e aliviar a pressão na superfície exposta da célula de carga conforme a haste do atuador se locomove no curso previsto.

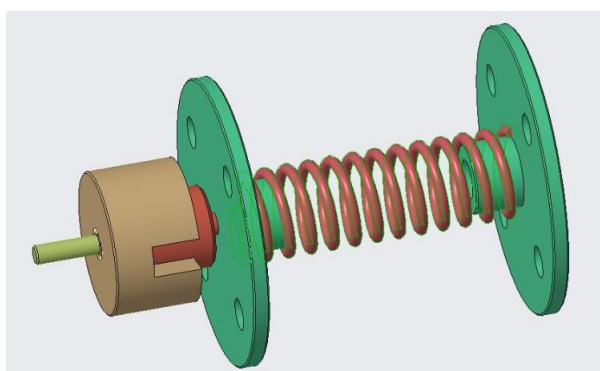
A segunda, o novo cabeçote, foi apresentada como uma alternativa para disposição das guias. Assim, durante o movimento do atuador, o cabeçote, parte de seu corpo, se moverá deformando a mola, que imprime a força no pressionador e por fim, no transdutor, onde o parâmetro pode ser finalmente aferido. A Figura 39 ilustra com mais detalhes o esquema que une ambas as massas ao conjunto de guias, enquanto a Figura 40 exhibe como o pressionador mantém contato direto com a superfície do transdutor de carga.

Figura 39 – Conjunto massas, mola e guias.



Fonte: Autoria Própria.

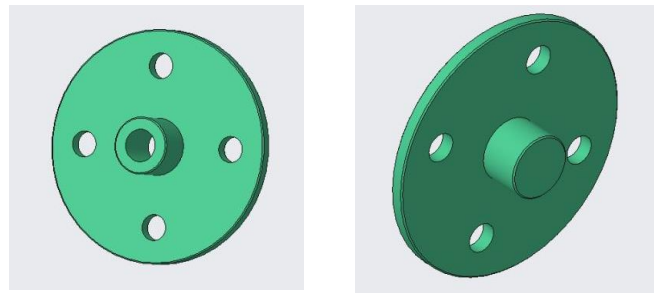
Figura 40 – Conjunto mola, pressionador e célula de carga.



Fonte: Autoria Própria.

Como o cabeçote é acoplado à haste do atuador através de uma configuração de rosca, o modelo da massa que exerce esta função foi projetado com um furo rosqueado, como mostra a Figura 41a, enquanto o pressionador não possui esta necessidade, Figura 41b. Ambos os objetos apresentam um ressalto, que, como mencionado, é útil para fixação da mola com o auxílio de um ponto de solda. Ademais, como as duas massas se moverão pelas guias ao longo dos testes, os quatro componentes necessitam de boa lubrificação, de modo a evitar o atrito do sistema e garantir que a força seja medida em tempo real conforme ela é imprimida pelo atuador.

Figura 41 – As duas massas da estrutura de medição.



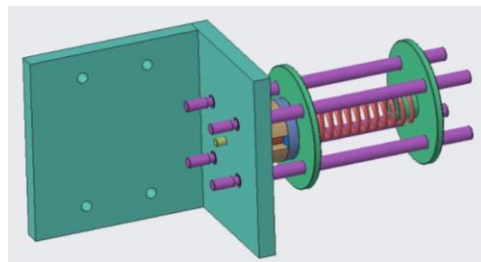
(a) Cabeçote do atuador.

(b) Pressionador do transdutor.

Fonte: Autoria Própria.

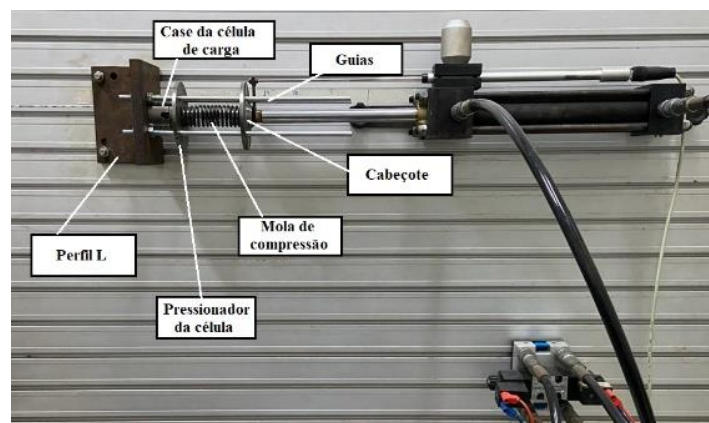
Por fim, a Figura 42 exibe em perspectiva todo o conjunto da estrutura de medição que foi projetada para se associar ao sistema eletro-hidráulico em sua bancada, enquanto a Figura 43 apresenta o resultado final da manufatura de tal estrutura.

Figura 42 – Conjunto de componentes da estrutura de medição em perspectiva.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 43 – Estrutural final para medição de força do atuador.



Fonte: Autoria Própria.



## 5. Conclusões

A alternativa de controle inteligente desenvolvida nesta pesquisa correspondeu à união do método de linearização por realimentação a uma rede neural com base radial de apenas uma camada. A adoção de um método de aprendizagem online permitiu que a mesma aprendesse a dinâmica do sistema através das interações realizadas com o mesmo ao longo do tempo. É válido ressaltar que a inserção de uma única variável de entrada no modelo fez com que a complexidade computacional decrescesse de  $n^3$  para  $n$ . Assegurados todos os limites e propriedades de convergência de acordo com a estabilidade segundo Lyapunov, a rede pôde ser avaliada no que tange à estimação dos parâmetros desconhecidos do atuador.

As simulações numéricas realizadas foram concernentes à estratégia puramente não linear, à união de tal técnica à rede neural e à comparação do método inteligente com um esquema adaptativo. Por conseguinte, através do problema de rastreamento de três trajetórias distintas, provou-se que o controlador desenvolvido é capaz de promover um alto nível de precisão, apresentando um erro médio absoluto quase cem vezes menor que a técnica FBL e quase três vezes menor que a alternativa adaptativa. É importante evidenciar que a rede foi inicialmente configurada para não obter nenhuma informação prévia do funcionamento da planta, atestando sua eficácia no controle de plantas com modelo dinâmico completamente desconhecido.

Por fim, a última etapa desta pesquisa se caracterizou como o projeto mecânico e manufatura de uma estrutura de medição de força para o atuador eletro-hidráulico presente no Laboratório de Manufatura da UFRN. Consequentemente, propõe-se como objetivo de futuros trabalhos a avaliação experimental do método de controle desenvolvido sobre o sistema físico.

## Referências

- ZHANG, J.; DING, F. A new SSUKF observer for sliding mode force tracking  $H^\infty$  control of electrohydraulic active suspension. **Asian Journal of Control**, v. 22, n. 2, p. 761-778, 2020.
- GAILE, A.; LUE, Y. Electro Hydraulic Actuation (EHA) Systems for Primary Flight Control, Landing Gear and Other Type of Actuation. **International Conference on Aircraft Utility Systems (AUS)**, p. 723-728, 2016.
- YANG, Y.; MA, L.; HUANG, D. Development and Repetitive Learning Control of Lower Limb Exoskeleton Driven by Electrohydraulic Actuators. **Transactions on Industrial Electronics**, v. 64, n. 5, p. 4169-4178, 2017.
- LEE, W. et al. Passivity-Based Robust Compliance Control of Electro-Hydraulic Robot Manipulators with Joint Angle Limit. **Robotics and Automation Letters**, v. 5, n. 2, p. 3190-3197, 2020.
- MACHADO, P. et al. Load Cells Calibration With a Low Cost Data Acquisition System. **Revista Brasileira de Física Tecnológica Aplicada**, v.6, n.1, p. 28-40, 2019.
- LI, J.; GE, T.; WANG, X. Active heave compensation control of ROVS. **Asian Journal of control**, v. 15, n.2, p. 543-552, 2013.
- CHAJI, A.; SANI, S. K. H. Output Feedback Nonlinear Control of Double-rod Hydraulic Actuator Using Extended Kalman Filter. **IEEE 4th I International Conference on Knowledge-Based Engineering and Innovation (KBEI)**, 2017.
- SOON, C. C., et al. Sliding Mode Controller Design with Optimized PID Sliding Surface using Particle Swarm Algorithm. **IEEE International Symposium on Robotics and Intelligent Transducers (IRIS 2016)**, v.105, p. 235-239, 2017.
- LIN, F.; OU, K.; WANG, Y. A Position Adaptive Control Associated with High Gain Observer for Electro-Hydraulic Servo System. **2020 Chinese Automation Congress (CAC)**, p. 3345-3350, 2020.
- LI, W., et al. RBF Neural Network Sliding Mode Control Method Based on Backstepping for an Electro-hydraulic Actuator. **Journal of Mechanical Engineering**, v. 66, p. 697-708, 2020.
- LI, J.; GE, T.; WANG, X. Active heave compensation control of ROVS. **Asian Journal of Control**, v. 15, n. 2, p. 543-552, 2013.
- SASTRY, S. Nonlinear Systems – Analysis, Stability and Control. Springer, 1999. 667 p.
- ALLEYNE, A.; HEDRICK, K. Nonlinear Adaptive Control of Active Suspensions, **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, v. 3, n. 1, p. 94-101, 1995.
- HAIKYN, S. O. Neural Networks and Learning Machines. Prentice Hall, 2008, 936 p.
- LIU, J. Radial Basis Function (RBF) Neural Network Control for Mechanical Systems. Tsinghua University Press, 2013, 365 p.

- PARK, J.; SANDBERG, I. W. Universal Approximation using Radial-Basis-Function Networks. **Massachusetts Institute of Technology**, v. 2, p. 246-257, 1991.
- XI, R.; YANG, Z.; XIAO, X. Adaptive Neural Network Observer Based PID-Backstepping Terminal Sliding Mode Control for Robot Manipulators. **IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)**, p. 209-214, 2020.
- GUO, Q.; CHEN, Z. Neural adaptive control of single-rod electrohydraulic system with lumped uncertainty. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v.146, 2021.
- LONG, Y.; WANG, W.; DU, Z. RBF neural network with genetic algorithm optimization-based sensitivity amplification control for exoskeleton. 2015.
- MCLEAN, D. L. et al. Enhancing the Scientific Value of Industry Remotely Operated Vehicles (ROVs) in Our Oceans. **Frontiers in Marine Science**, v.7, 2020.
- BESSA, W. M.; DUTRA, M. S.; KREUZER, E. Sliding Mode Control with Adaptive Fuzzy Dead-Zone Compensation of an Electro-hydraulic Servo-System. **Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications**, v. 58, n. 1, p. 3-16, 2010.
- LEE, T., et al. Design and control of a polycentric knee exoskeleton using an electro-hydraulic actuator. **Transducers Journal**, 2020.
- ALLEYNE, A.; LIU, R. A simplified approach to force control for electro-hydraulic systems. **Control Engineering Practice**, v. 8, p. 1347-1356, 2000.
- TRAN, D. T. et al. Adaptive gain back-stepping sliding mode control for Electrohydraulic servo system with uncertainties. **14th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI)**, 2017.
- SANTOS, J.D.B; BESSA, W.M. Intelligent control for accurate position tracking of electrohydraulic actuators. **Electronics Letters**, v. 55, n. 2, p. 78-80, 2019.
- BESSA, W. M. et al. A Biologically Inspired Framework for the Intelligent Control of Mechatronic Systems and Its Application to a Micro Diving Agent. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2018, p 1-16, 2018.
- GUO, Qing; JIANG, Dan. **Nonlinear Control Techniques for Electro-Hydraulic Actuators in Robotics Engineering**. 1. ed. Boca Raton, FL: Taylor & Francis Group, LLC, 2018. 130 p.
- PLUMMER, A. R. Feedback linearization for acceleration control of electrohydraulic actuators. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers**, v. 211, p. 395 – 403, 1997.
- GDOURA, E. K.; FEKI, M. Sliding Mode Control Applied to Electrohydraulic System. **Applications of Sliding Mode Control**, p. 331-362, 2017.
- GUO, Q.; ZHANG, Y. Neural Adaptive Backstepping Control of a Robotic Manipulator With Prescribed Performance Constraint. **IEEE Transactions on neural networks and learning systems**, v. 30, n.12, p. 3572-3583, 2019.

LIEM, D. T. et al. A Feedforward Neural Network Fuzzy Grey Predictor- based Controller for Force Control of an Electro-Hydraulic Actuator. **International Journal of Precision Engineering and Manufacturing**, v. 17, n. 3, p. 309-321, 2016.

LIMA, J. L. M. et al. Avaliação experimental de um controlador fuzzy aplicado a um sistema eletro-hidráulico. **ABCM Symposium Series in Mechatronics**, v. 6, p. 1244-1251, 2014.

AZEVEDO, G. O. A. Controle de sistemas eletro-hidráulico via linearização por realimentação por realimentação com compensação inteligente de incertezas. **Tese (Doutorado) – Engenharia Mecatrônica, Universidade Federal do Rio Grande do Norte**, Natal, 2016.

BESSA, W. M. Controle por modos deslizantes de sistemas dinâmicos com zona morta aplicado ao posicionamento de ROVs. **Tese (Doutorado) – Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio de Janeiro**, Rio de Janeiro, 2005.

BOLTON, W. **Mechatronics Eletronic control systems in mechanical and electrical engineering**. 6. Ed. Pearson, 2015. 650 p.

CETINKUNT, S. **Mechatronic with experiments**. 2. Ed. Wiley, 2014, 904 p.

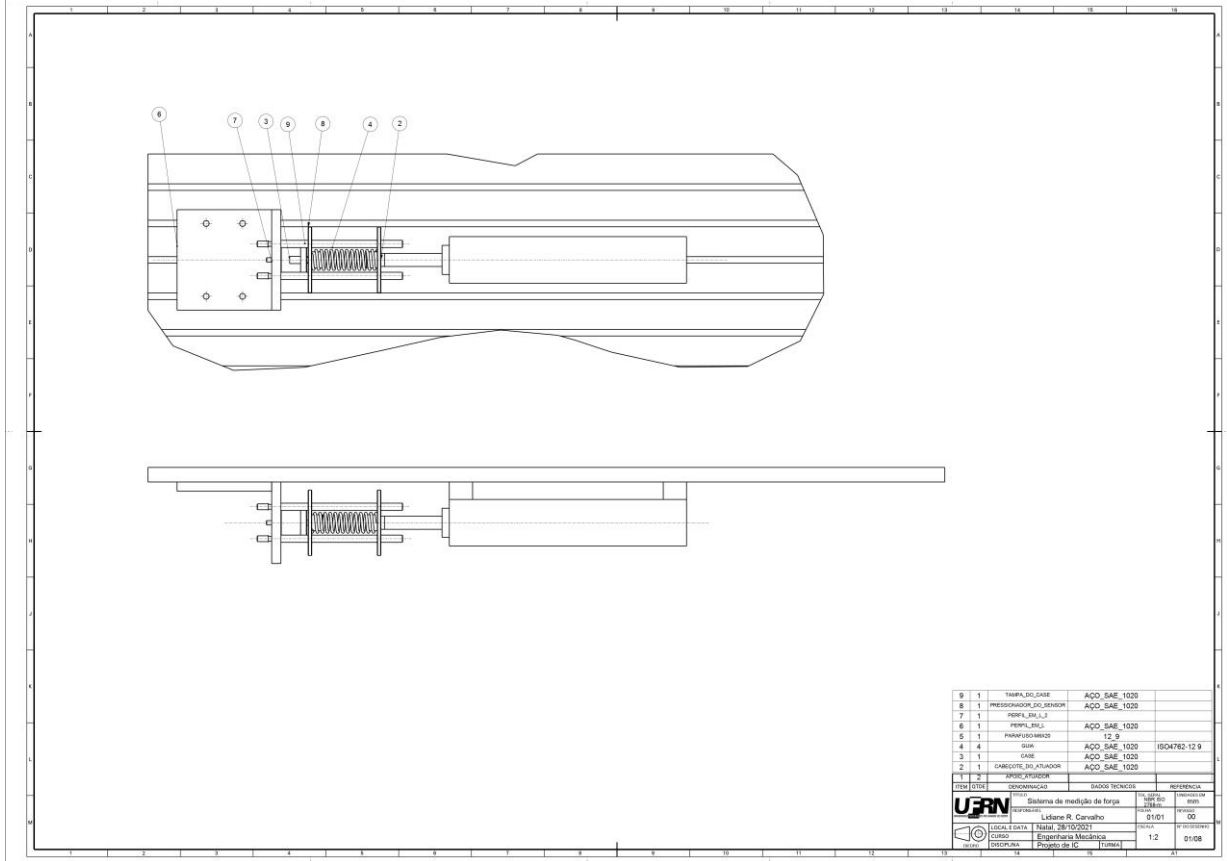
OGATA, K. **Engenharia de controle moderno**. 5 Ed. Pearson, 2010. 809 p.

SLOTINE, J-J. E.; LI. W. **Applied Nonlinear Control**. Prentice Hall, 1991. 461 p.

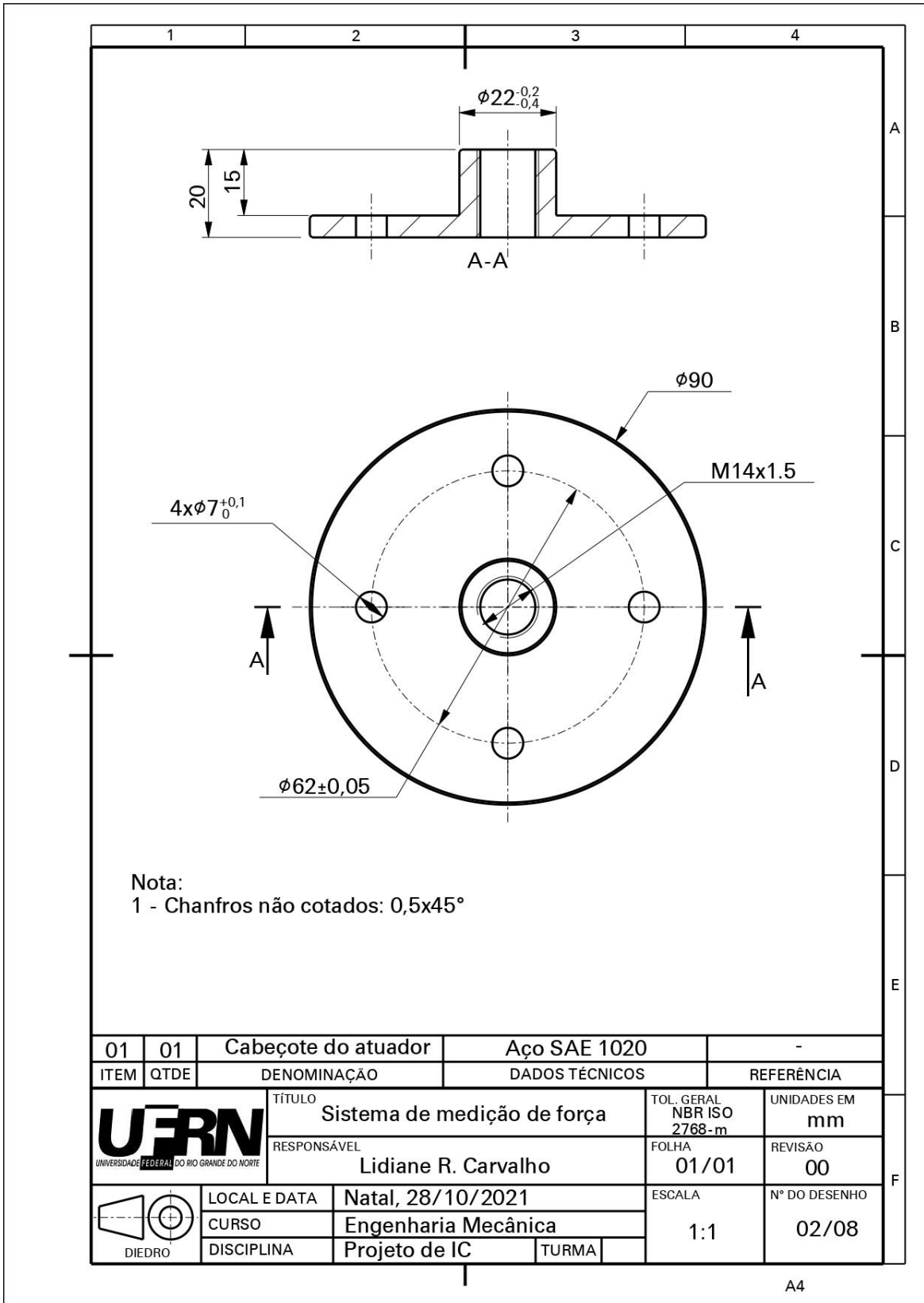
LIPINA, J.; TOMEK, L.; KRYS, V. Gripper with adjustable grip force. **Technical University of Ostrava, Mechanical Series**, v. LVII, n. 2, p. 93-102, 2011.

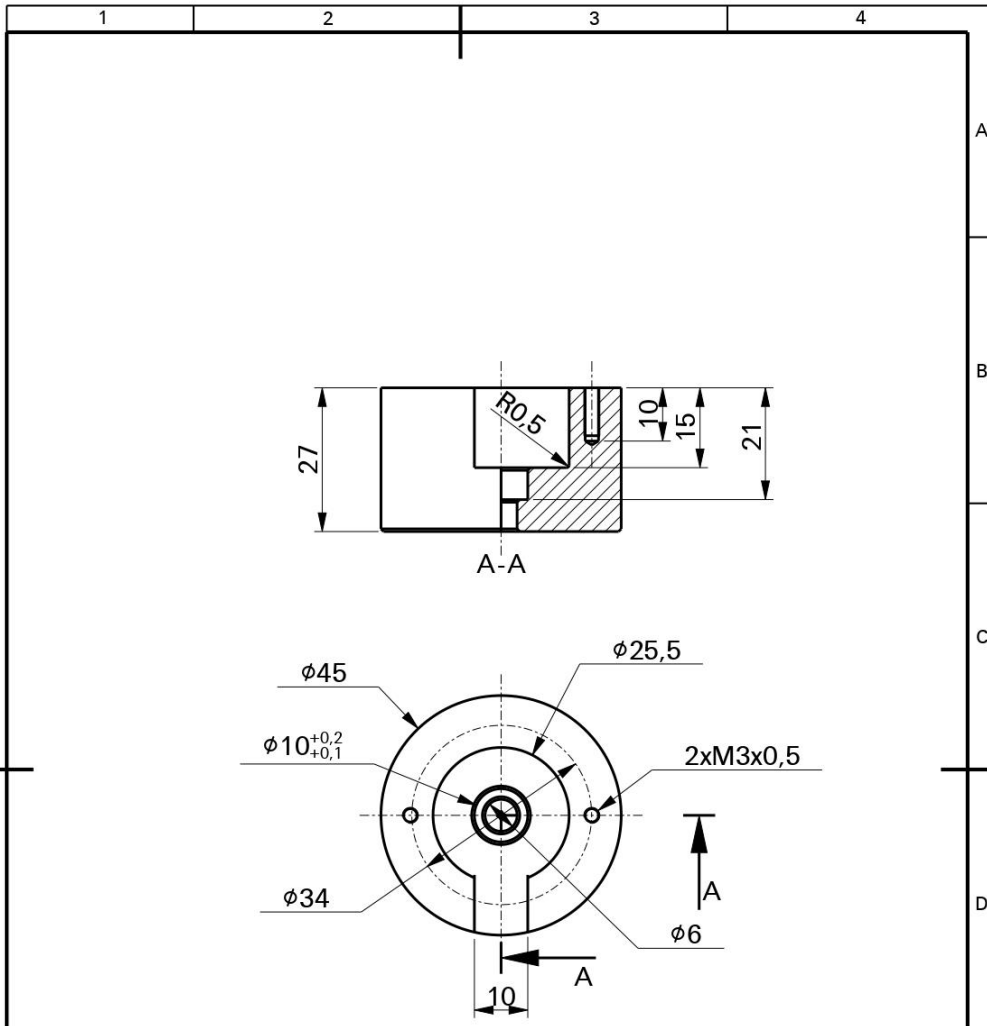
## **APÊNDICE I**

# **PROJETO MECÂNICO DA ESTRUTURA PARA MEDIÇÃO DE FORÇA DO ATUADOR**





9	1	TAMPA DO CASE	ACQ_SAE_1020		
8	1	PRESSIONADOR DO SENSOR	ACQ_SAE_1020		
7	1	PISTAO DO L.I.			
6	1	PISTAO DO L.I.	ACQ_SAE_1020		
5	1	PARAFUSO M6X20	12_9		
4	4	CAIXA	ACQ_SAE_1020	ISO 4762-12 9	
3	1	CAIXA	ACQ_SAE_1020		
2	1	CHAVEOTE DO ATUADOR	ACQ_SAE_1020		
1	2	PISTAO DO L.I.			
ITEM		QUANTIDADE	UNIDADES	REFERENCIA	
 <b>Sistema de medição de força</b> Lidiene R. Carvalho LOCAL E DATA: Curitiba, 28/10/2021 CARGO: Engenheira Mecânica Projeto de IC (Truque)					
				REV. QUANT.	REVISÃO
				01/01	00
				1.2	01/08



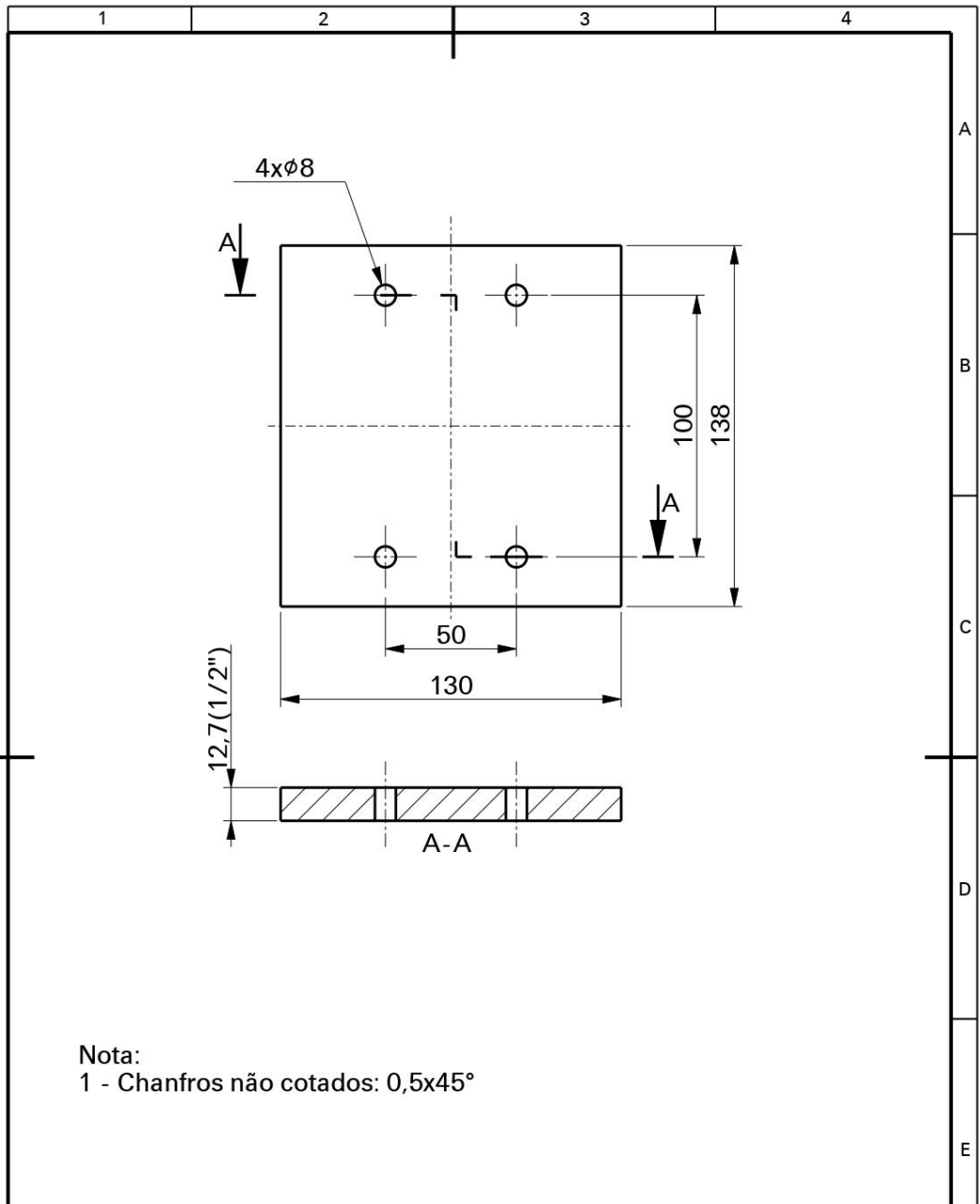


Nota:  
1 - Chanfros não cotados: 0,5x45°


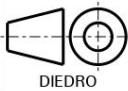
02	01	Case	Aço SAE 1020	-
ITEM	QTDE	DENOMINAÇÃO	DADOS TÉCNICOS	REFERÊNCIA
	TÍTULO		TOL. GERAL	UNIDADES EM
	Sistema de medição de força		NBR ISO 2768-m	mm
RESPONSÁVEL		FOLHA	REVISÃO	
Lidiane R. Carvalho		01/01	00	
	LOCAL E DATA	Natal, 28/10/2021	ESCALA	Nº DO DESENHO
	CURSO	Engenharia Mecânica	1:1	03/08
	DISCIPLINA	Projeto de IC		

A4

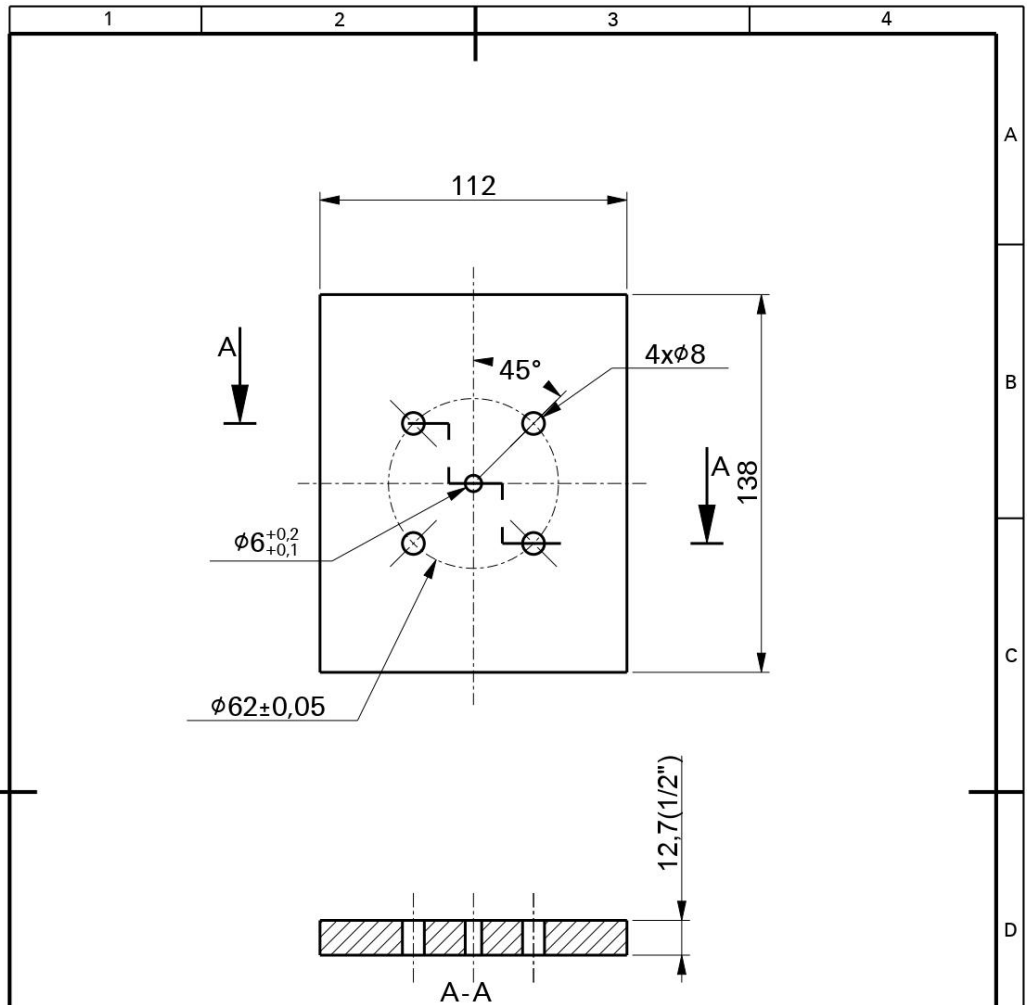






Nota:  
1 - Chanfros não cotados: 0,5x45°

05	01	Perfil em L	Aço SAE 1020	-
ITEM	QTDE	DENOMINAÇÃO	DADOS TÉCNICOS	REFERÊNCIA
		TÍTULO	Sistema de medição de força	TOL. GERAL NBR ISO 2768-m
		RESPONSÁVEL	Lidiane R. Carvalho	FOLHA 01/01
		LOCAL E DATA	Natal, 28/10/2021	UNIDADES EM mm
		CURSO	Engenharia Mecânica	REVISÃO 00
		DISCIPLINA	Projeto de IC	TURMA
				Nº DO DESENHO 05/08

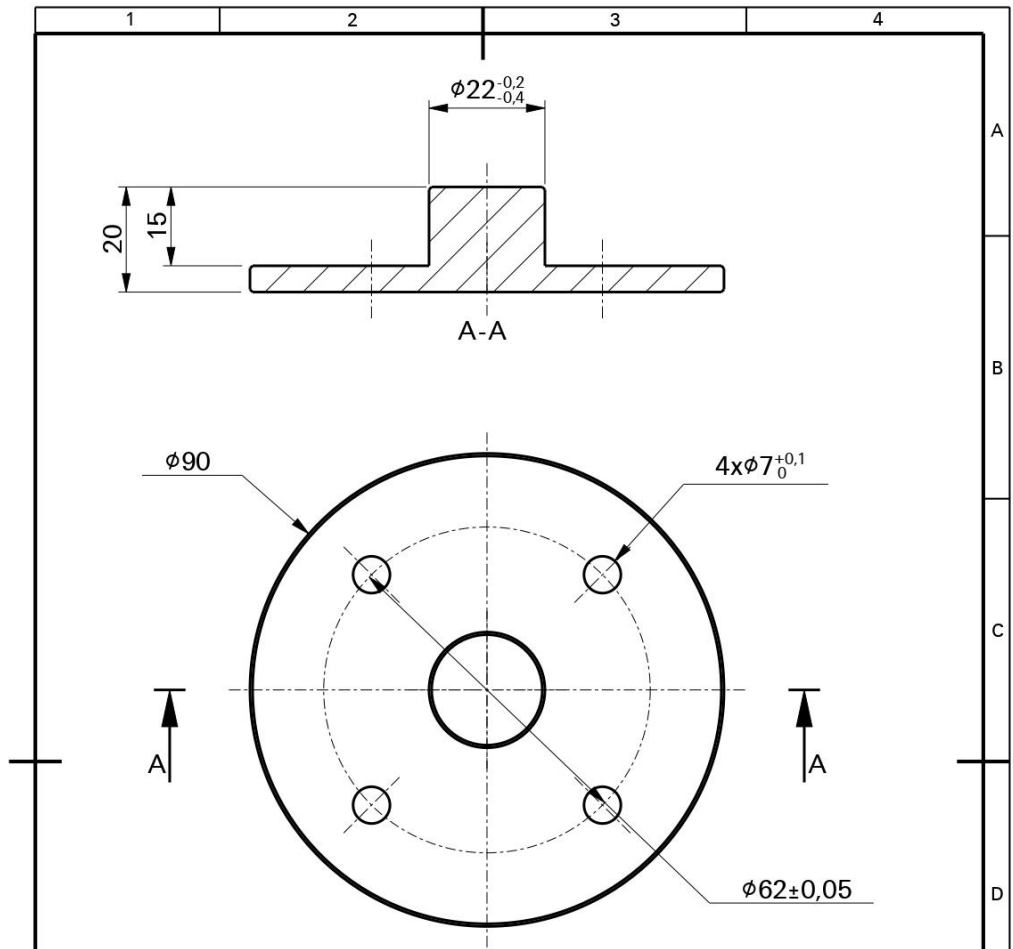
A4




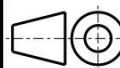
Nota:  
1 - Chanfros não cotados: 0,5x45°

06	01	Perfil em L 2	Aço SAE 1020	-
ITEM	QTDE	DENOMINAÇÃO	DADOS TÉCNICOS	REFERÊNCIA
	TÍTULO		TOL. GERAL	UNIDADES EM
	Sistema de medição de força		NBR ISO 2768-m	mm
RESPONSÁVEL		FOLHA	REVISÃO	
Lidiane R. Carvalho		01/01	00	
	LOCAL E DATA	Natal, 28/10/2021		ESCALA
	CURSO	Engenharia Mecânica		1:2
	DISCIPLINA	Projeto de IC	TURMA	
				Nº DO DESENHO
				06/08

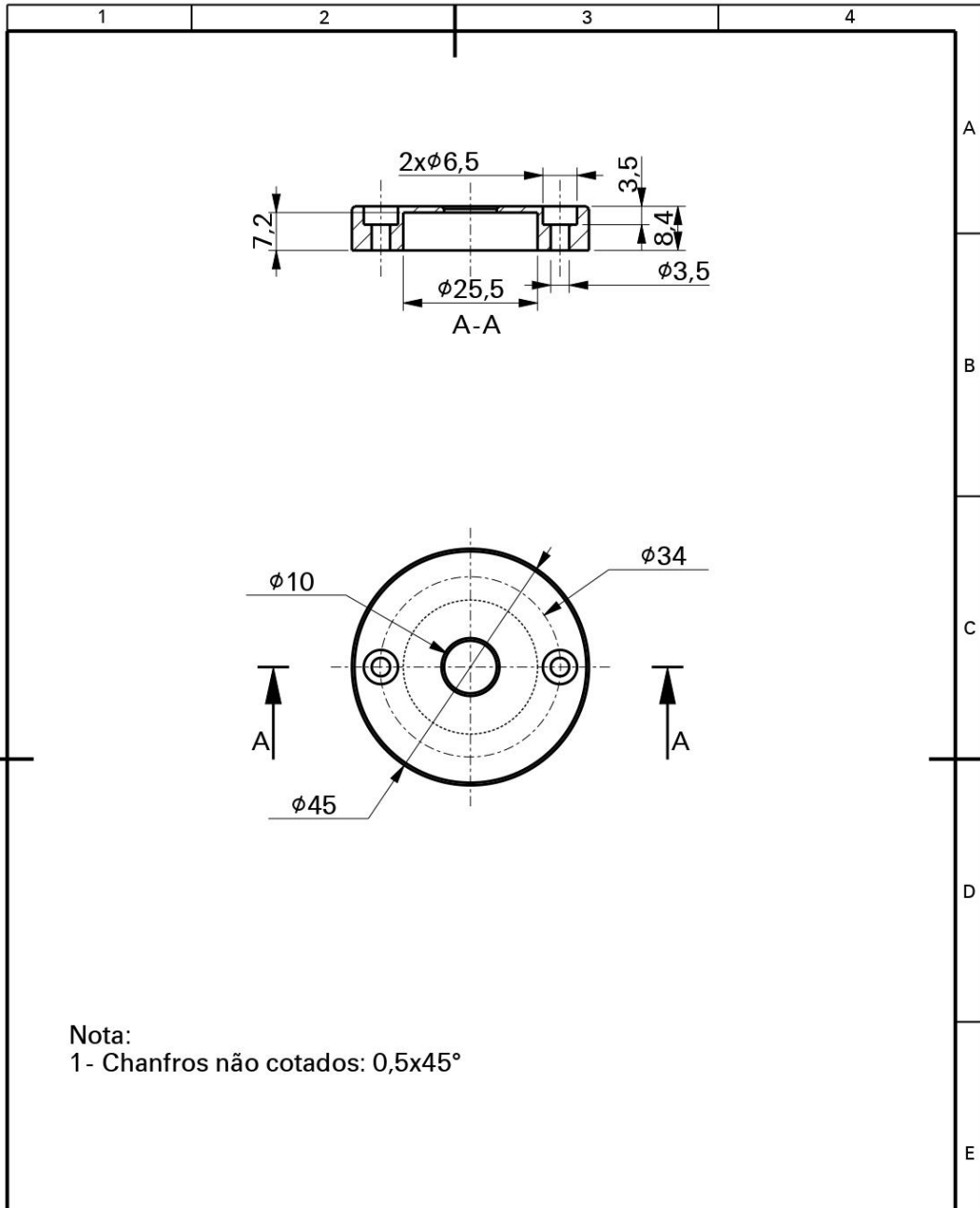
A4





Nota:  
1 - Chanfros não cotados: 0,5x45°

06	01	Pressionador do sensor	Aço SAE 1020	-
ITEM	QTDE	DENOMINAÇÃO	DADOS TÉCNICOS	REFERÊNCIA
 <small>UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE</small>	TÍTULO		TOL. GERAL	UNIDADES EM
	Sistema de medição de força		NBR ISO 2768-m	mm
RESPONSÁVEL			FOLHA	REVISÃO
Lidiane R. Carvalho			01/01	00
 <small>DIEDRO</small>	LOCAL E DATA	Natal, 28/10/2021		ESCALA
	CURSO	Engenharia Mecânica		1:1
	DISCIPLINA	Projeto de IC	TURMA	
				07/08

A4



Nota:  
1- Chanfros não cotados: 0,5x45°

08	01	Tampa do Case	Aço SAE 1020	
ITEM	QTDE	DENOMINAÇÃO	DADOS TÉCNICOS	REFERÊNCIA
	TÍTULO		TOL. GERAL	UNIDADES EM
	Sistema de medição de força		NBR ISO 2768-m	mm
RESPONSÁVEL		FOLHA	REVISÃO	
Lidiane R. Carvalho		01/01	00	
	LOCAL E DATA	Natal, 28/10/2021		ESCALA
	CURSO	Engenharia Mecânica		1:1
	DISCIPLINA	Projeto de IC	TURMA	
				08/08

A4