

## EXPLORANDO SINERGIAS: A INICIAÇÃO CIENTÍFICA QUE CONECTA PESQUISA EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL À INDÚSTRIA SIDERÚRGICA

DOI: 10.37702/2175-957X.COBENGE.2023.4663

Italo Pinto Rodrigues - italoprodrigues@gmail.com  
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

GABRIEL ALBERTO RODRIGUES - garodrigues.rc@gmail.com  
UNIFOA

Bruno Lima dos Santos - brunolimavr@hotmail.com  
UniFOA Centro Universitário de Volta Redonda

**Resumo:** Naturalmente, todos os equipamentos degradam com o passar do tempo, incluindo os laminadores de encruamento, utilizados para dar acabamento às chapas de aço no processo siderúrgico. Dessa maneira, à medida que o tempo passa, a parametrização do controlador do sistema pode ficar defasada, isto é, devido ao envelhecimento o controle já não é mais tão eficiente. Este fenômeno pode causar o arrebatamento da chapa de aço causando prejuízos. Todavia, para mapear o envelhecimento, pode-se modelar o envelhecimento através das Redes Neurais Artificiais (RNAs), já que a modelagem física do laminador de encruamento pode ser bem complexa, devido à quantidade de variáveis envolvidas no processo. Nesse sentido, este artigo apresenta a aplicação de redes neurais para identificação do modelo de um laminador de encruamento, bem como, a sinergia entre pesquisa e indústria para resolução de problemas reais. Do ponto de vista prático, as RNAs apresentaram uma melhoria de 6% em relação a trabalhos anteriores. Embora a melhoria não represente um valor tão significativo do ponto de vista do erro do modelo, as RNAs permitem mapear o envelhecimento, devido à quantidade de dados que ela é capaz de processar, diferentemente da técnica N4SID que admite poucos dados.

**Palavras-chave:** Redes Neurais Artificiais, Identificação, Modelagem, laminador de encruamento, siderurgia, Indústria 4.0

## EXPLORANDO SINERGIAS: A INICIAÇÃO CIENTÍFICA QUE CONECTA PESQUISA EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL À INDÚSTRIA SIDERÚRGICA

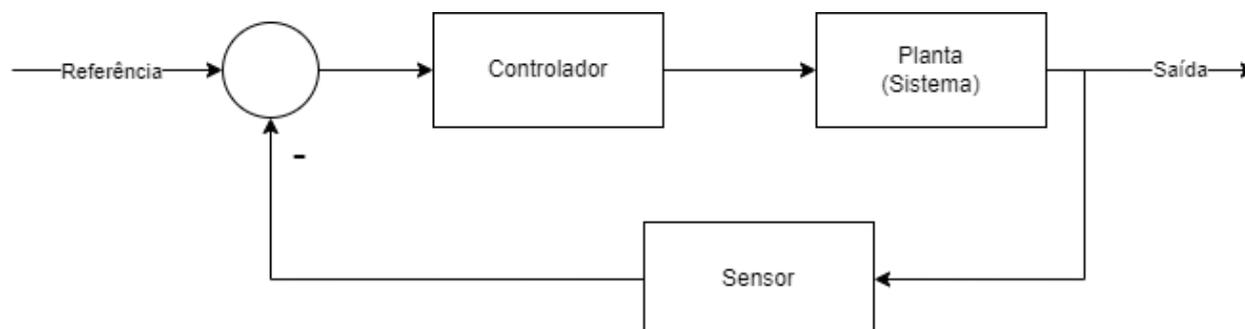
### 1 INTRODUÇÃO

Os laminadores são equipamentos utilizados na indústria siderúrgica para reduzir a espessura ou fornecer acabamento à chapa de aço. Portanto, o processo de laminação, a quente ou a frio, afeta diretamente a qualidade do aço. (SEO et al., 2020)

Dessa maneira, é necessário um bom ajuste no controle do processo de modo a garantir que a chapa de aço atenda as especificações de qualidade. De acordo com Dorf e Bishop (2018), um processo, conforme Figura 1, pode ser descrito considerando os seguintes elementos:

- Referência: indica quais características o sistema deverá assumir;
- Controlador: atua sobre a planta para garantir que a referência seja atingida;
- Planta: representa o equipamento/processo a ser controlado. No caso deste projeto a planta representa o laminador de encruamento;
- Sensor: elemento que verifica se a planta está respondendo conforme referência.

Figura 1 – Diagrama genérico de um sistema em malhada fechada.



Portanto, para que o controlador atue de maneira adequada, a representação da planta precisa ser fiel à realidade. Contudo, o processo de modelagem pode ser complexo devido às diversas variáveis que envolvem o laminador, por exemplo, interações das múltiplas variáveis do processo, não linearidade e atrasos de tempo, além disso, todo o comportamento dependerá das condições de operação e da velocidade do laminador (ALVES et al., 2012).

Dessa maneira, à medida que o tempo passa, o controlador acaba atuando sobre uma planta diferente daquela inicial, em termos paramétricos, podendo gerar perda de qualidade na chapa de aço.

Sendo assim, a modelagem orientada a dados, também conhecida como identificação ou modelagem empírica, é uma das maneiras de superar a complexidade da modelagem e obter um modelo atualizado para que o controle garanta a qualidade do material. Dessa forma, os dados trazem a informação da degradação sendo possível, portanto, a modelagem da planta frente à ação do tempo. (AGUIRRE, 2007; SHI et al., 2022a).

Uma das maneiras de realizar esta identificação é utilizar inteligência artificial, sobretudo redes neurais artificiais (RNA), devido à sua facilidade de mapear o modelo que relacione as entradas e saídas. (FORGIONE et al., 2023; HAYKIN, 2001; REN et al., 2022)

Dessa maneira, a formação de profissionais qualificados é essencial para sua atuação na indústria, de modo que este profissional seja um vetor de inovações, no sentido de compreender e aplicar inteligência artificial para realizar otimizações no processo industrial.

O principal objetivo deste artigo é apresentar o plano de uma iniciação científica voltada à resolução de problemas da indústria e apresentar os resultados preliminares do uso de RNA para modelar um laminador de encruamento.

## 2 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

Shen et al.(2022) afirma que os modelos físicos ignoram o histórico dos laminadores após sucessivas passagens de material, isto é, sua degradação natural.

De acordo com Shen et al.(2022), os modelos baseados em RNA podem denotar uma melhoria de até 50% para prever a força de laminação a ser aplicada no material. Além disso, os modelos passaram a considerar a química do aço, parâmetros físicos de laminação e históricos de laminação para todos as cadeiras de laminação em um laminador de tiras a quente industrial (SHEN et al., 2022)

A aplicação de tais conceitos, presentes também neste projeto, contribuem para evitar perdas desnecessárias nos processos (COLLA, 2022; SHI et al., 2022b). Todavia, as novas tecnologias demandam profissionais qualificados. Porém, historicamente, a matriz curricular dos cursos de engenharia elétrica engloba as disciplinas de Teoria de Controle, contudo, as disciplinas são apresentadas de maneira introdutória. Além disso, poucos cursos de Engenharia abordam as disciplinas de Identificação de Sistemas e Inteligência Artificial.

Essas disciplinas, no entanto, são essenciais para o profissional que quer se manter atualizado, uma vez que, a Indústria 4.0 introduziu conceitos de inteligência artificial, big data e simulação no mercado de trabalho. (FERREIRA et al., 2022)

Portanto, viu-se a oportunidade de, na iniciação científica, denominada "Modelagem de Laminadores de Encruamento Orientada a Dados", realizar as seguintes contribuições:

- Verificar a viabilidade do uso de RNA nos laminadores de encruamento;
- Garantir um material de qualidade, eficiência do processo, redução do desperdício de material e consumo de energia, a partir da interligação do controlador associado à planta identificada por RNA.
- Prever, em tempo real, toda não conformidade do laminador, e conseqüentemente das propriedades do produto, permitindo que seja realizado um ajuste imediato de toda a cadeia de processo, conforme proposto por Magro et al. (2021).
- Treinar os estudantes em pesquisa científica, mas também, para atuar com tecnologias da Indústria 4.0, sobretudo Inteligência Artificial aplicada à indústria siderúrgica.

## 3 METODOLOGIA

O objetivo principal deste trabalho é obter o modelo de um laminador de encruamento, através da identificação com RNA, a partir de dados reais que permita que o sistema de controle atue de maneira eficiente, isto é, garantindo as especificações de

qualidade da chapa de aço. Como objetivos secundários da pesquisa, destacam-se os itens apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Objetivos secundários da Pesquisa.

Item	Descrição
1	Realizar levantamento bibliográfico para compreensão do estado da arte no que diz respeito a Identificação de sistemas, sobretudo, laminadores de encruamento.
2	Realizar o levantamento dos algoritmos de inteligência artificial que podem ser utilizados para identificação.
3	Estabelecer uma metodologia para o processo identificação que considere desde a organização dos dados até as análises estatísticas.
4	Selecionar algoritmos de identificação para aplicar ao problema.
5	Realizar experimentos com os algoritmos definidos em (4) para verificar o desempenho dos algoritmos frente ao conjunto de dados utilizados.
6	Gerar uma comparação estatística desses algoritmos frente à predição do envelhecimento do equipamento.

Para que todos os objetivos de pesquisa sejam atingidos, propõem-se a metodologia descrita na Tabela 2 tabela. A coluna "Objetivos" da Tabela 2 indicam quais objetivos são atendidos com a etapa da metodologia.

No que diz respeito ao treinamento dos estudantes em relação às tecnologias da Indústria 4.0, pretende-se: i) realizar capacitações em programação; ii) aplicar redes neurais artificiais em um conjunto de dados para realizar a identificação e comparar os resultados práticos com o artigo de Santos e Barcelos (2020). Embora no trabalho apresentado por Santos e Barcelos (2020) o laminador seja diferente, a implementação da RNA em sistema industrial ocorrerá de forma semelhante.

Tabela 2 – Metodologia a ser seguida.

Etapa da Metodologia	Objetivos atendidos
Antes de iniciar o projeto é importante realizar as devidas atualizações nas referências bibliográficas. Este item é importante para que o aluno se aprofunde no tema, bem como busque pelo estado da prática e o estado da arte no que diz respeito a sistemas de controle, em particular dos laminadores de encruamento, mas também dos algoritmos de inteligência artificial utilizados.	1 e 2
Todo o processo de identificação requer atenção. Isso deve ao fato de que se a inteligência artificial for treinada com dados ruins, os resultados também serão ruins. Portanto, é necessário estabelecer uma metodologia que permita a replicação posterior do trabalho, mas principalmente, para obtenção de bons resultados. Para tanto pretende-se: i) aplicar os conceitos de Ciência de Dados; ii) realizar a preparação dos dados; iii) realizar a limpeza dos dados; iv) separar os dados em conjunto de treinamento, teste e validação; v) realizar a identificação; vi) fazer a avaliação estatística dos algoritmos.	3, 4, 5 e 6

No item (v) será realizada a identificação, para tanto, será necessário selecionar estes algoritmos. No entanto, a escolha será empírica, priorizando aqueles que a literatura apresenta como os mais indicados para o problema em questão.

4

Para obter os resultados deste artigo, utilizou-se a rede MLP (MLP, do inglês *Multilayer Perceptron*), de modo a aprender a relação entre a velocidade dos motores (entrada) e a tensão mecânica aplicada (saída) à chapa de aço.

Dessa maneira os dados de entradas são: velocidade do motor 1 (mpm – metros por minuto), velocidade do motor 2 (mpm – metros por minuto). Para as saídas foram considerados os seguintes dados: a tensão mecânica na entrada do laminador (kgf/mm<sup>2</sup>) e a tensão mecânica (kgf/mm<sup>2</sup>) na saída do laminador, conforme proposto por Rodrigues et al. (2013). Vale ressaltar que todos os dados utilizados são medidos no equipamento real.

Para realizar os experimentos os dados foram divididos da seguinte maneira:

- Treinamento: 50%
- Teste: 25%
- Validação: 25%

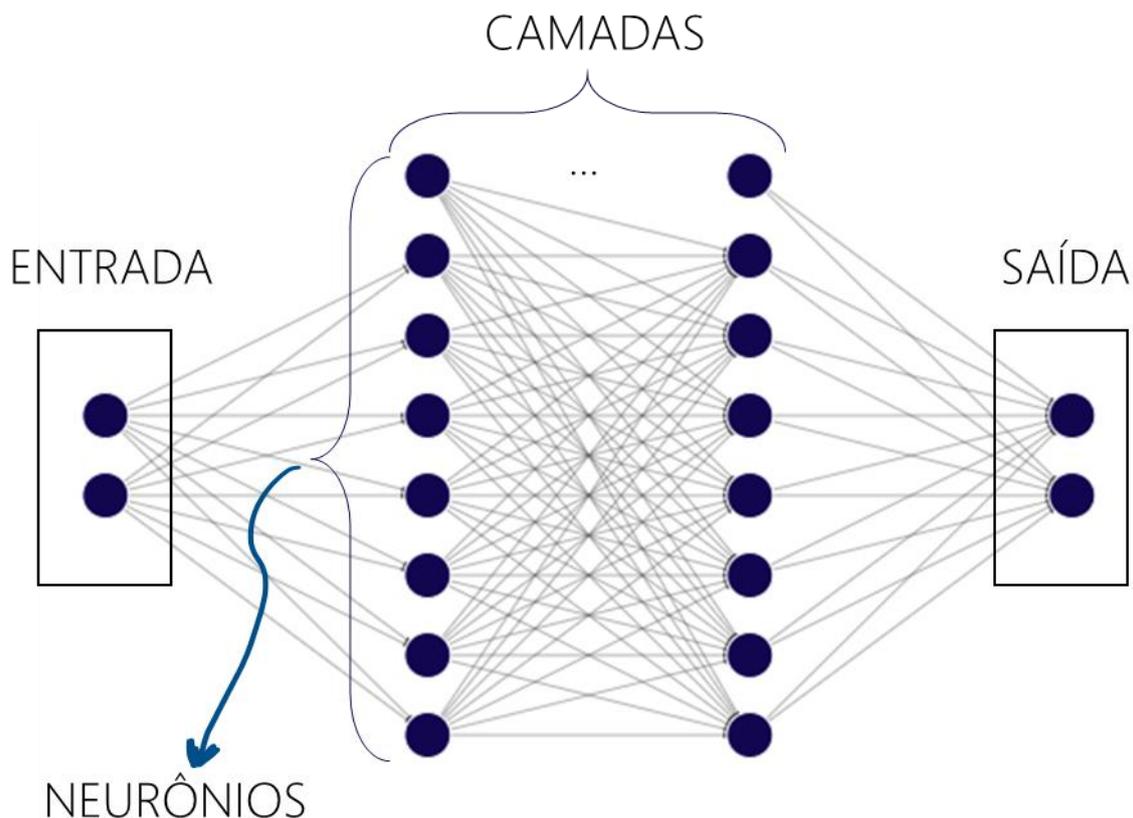
Além disso, a arquitetura da rede foi determinada empiricamente alterando quantidade de camadas e a quantidade de neurônios por camada, conforme pode ser observado na Figura 2.

O desempenho do sistema será medido pelo MRSE (*Mean Relative Squared Error*) conforme Equação 1:

$$MRSE (\%) = \frac{1}{n_s} \sum_{s=1}^{n_s} \left[ \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i)^2}} \right] \quad (1)$$

Onde:  $n_s$ , representa o número de saídas;  $N$ , é o número de amostras,  $y_i$ , é a saída medida no equipamento real;  $\hat{y}_i$ , e é a saída obtida no modelo identificado. Quando mais próximo de 0, melhor é o MRSE.

Figura 2 – Arquitetura da Rede Neural Artificial (RNA).



#### 4 RESULTADOS PRELIMINARES

O laminador de encruamento é responsável por obter a dureza desejada da tira, aplainar e permitir acabamento superficial à chapa. (RODRIGUES; JORGE; OLIVEIRA, 2013)

É imprescindível que o controle de velocidade dos motores esteja ajustado de modo a garantir a tensão mecânica desejável e, dessa maneira, atingir a qualidade do revestimento de zinco aplicado à chapa durante a passagem da mesma pelo laminador. Além disso, caso os motores girem em velocidades diferentes, a chapa pode ser tracionada até atingir seu ponto de ruptura e, portanto, provocando seu rompimento. Este rompimento além causar prejuízo pode ser extremamente perigoso às pessoas.

Um resumo dos resultados é apresentado na Tabela 3.

Tabela 3 – Resumo dos Resultados.

Experimento	Quantidade de Camadas	Neurônios por camada	Figura	MRSE (%)
1	1	2	Figura 3	0,9576
2	1	4	Figura 4	0,9316
3	1	8	Figura 5	0,9031
4	2	[2 4]	Figura 6	0,9278
5	3	[4 4 4]	Figura 7	0,8757
6	3	[8 8 8]	Figura 8	0,7937

As Figuras 3 a 8 apresentam os resultados da identificação usando RNAs. Por inspeção visual são parecidas, mas quando olhamos o MRSE é possível perceber uma diferença nas estratégias utilizadas.

O MRSE dos Experimentos 1 a 5, em valores absolutos, é um pouco maior do que o MRSE apresentado por Rodrigues, Jorge e Oliveira (2013). No trabalho de Rodrigues, Jorge e Oliveira (2013), o MRSE encontrado foi de 0,84%, utilizando a técnica N4SID. Todavia, a técnica utilizada por Rodrigues, Jorge e Oliveira (2013) requer o uso de poucos dados, o que inviabiliza modelar o envelhecimento do equipamento. Sendo assim, ainda que os valores brutos de MRSE tenham sido maiores, o uso de RNA permite modelar o envelhecimento. Neste caso, a RNA é mais eficiente.

O Experimento 8 supera os resultados de Rodrigues, Jorge e Oliveira (2013) e ainda é possível modelar o envelhecimento. Percebe-se também que, para este conjunto de dados, à medida que a quantidade se aumenta o número total de neurônios o MRSE tende a cair.

Figura 3 – Resultado do Experimento 1.

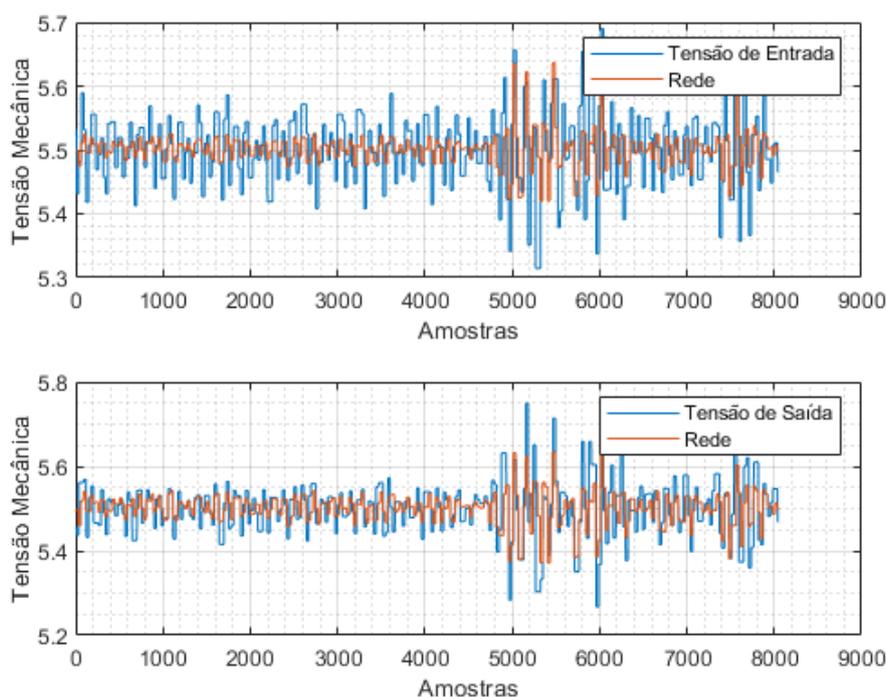


Figura 4 – Resultado do Experimento 2.

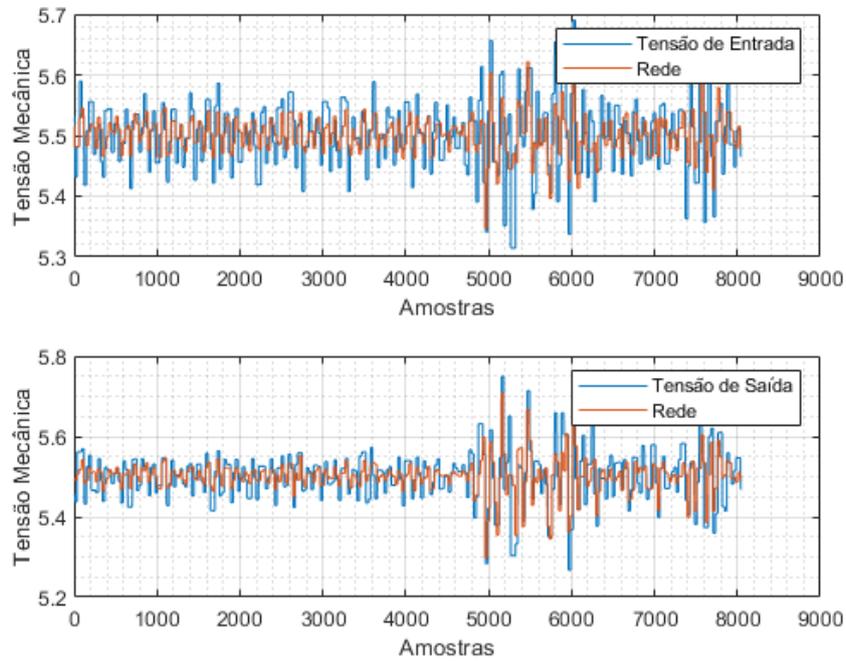


Figura 5 – Resultado do Experimento 3.

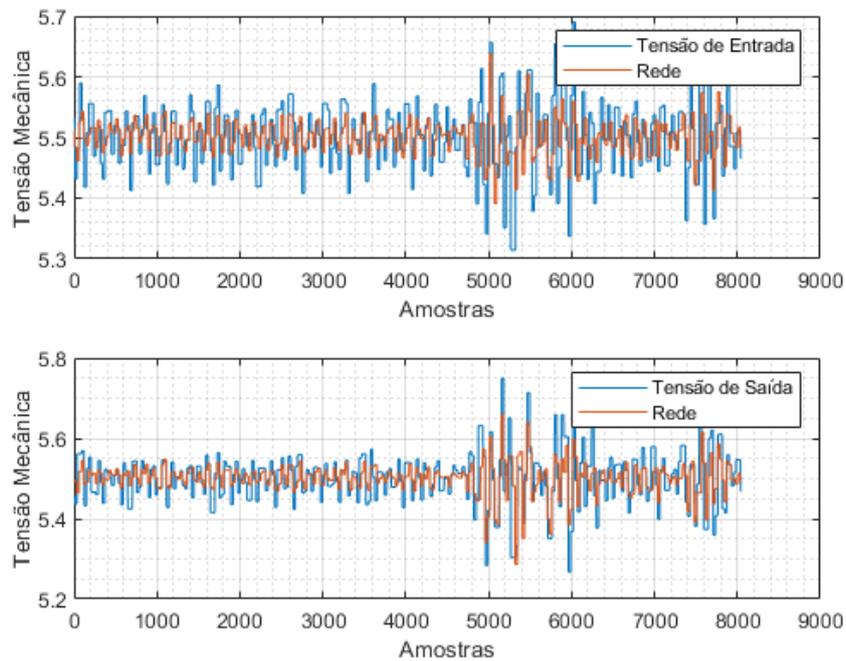


Figura 6 – Resultado do Experimento 4.

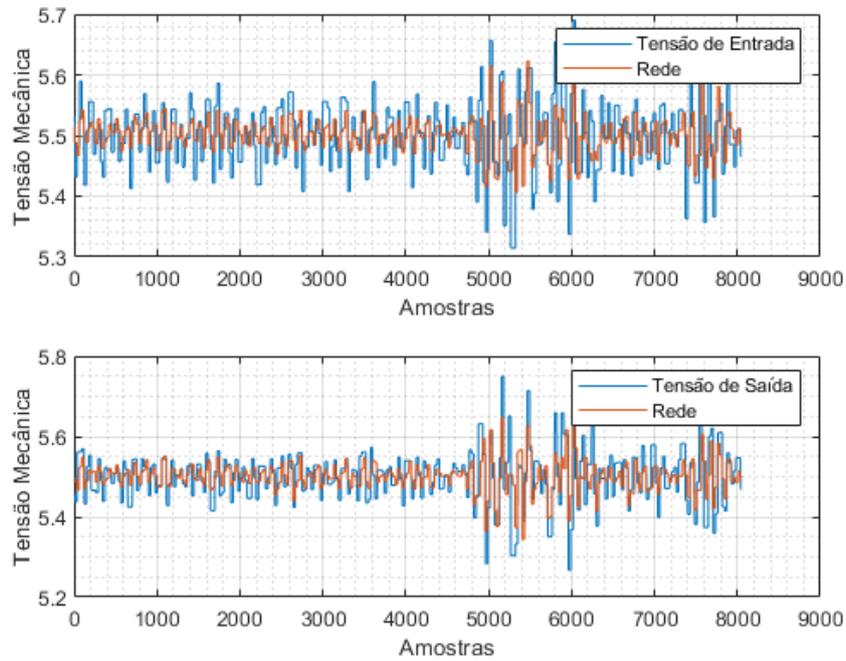


Figura 7 – Resultado do Experimento 5.

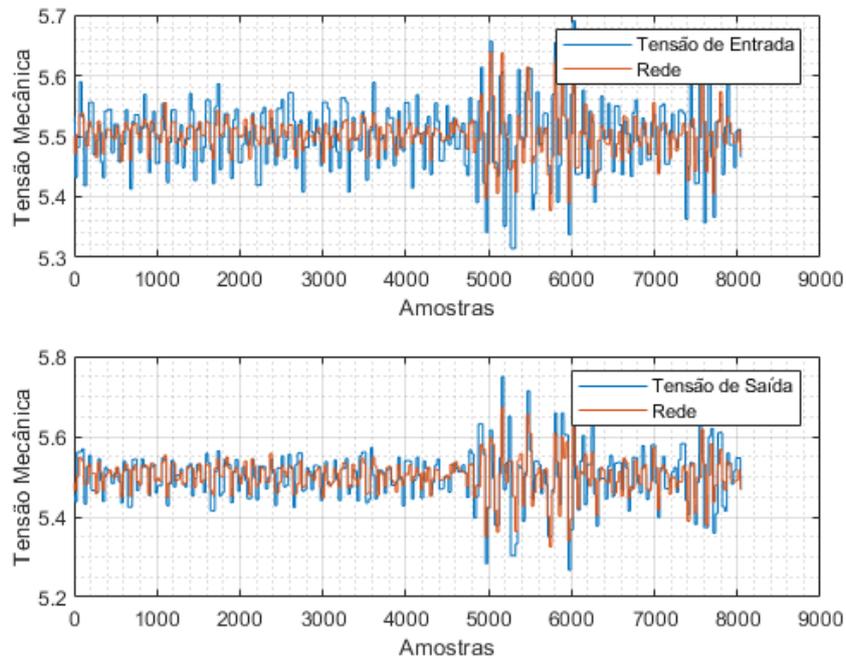
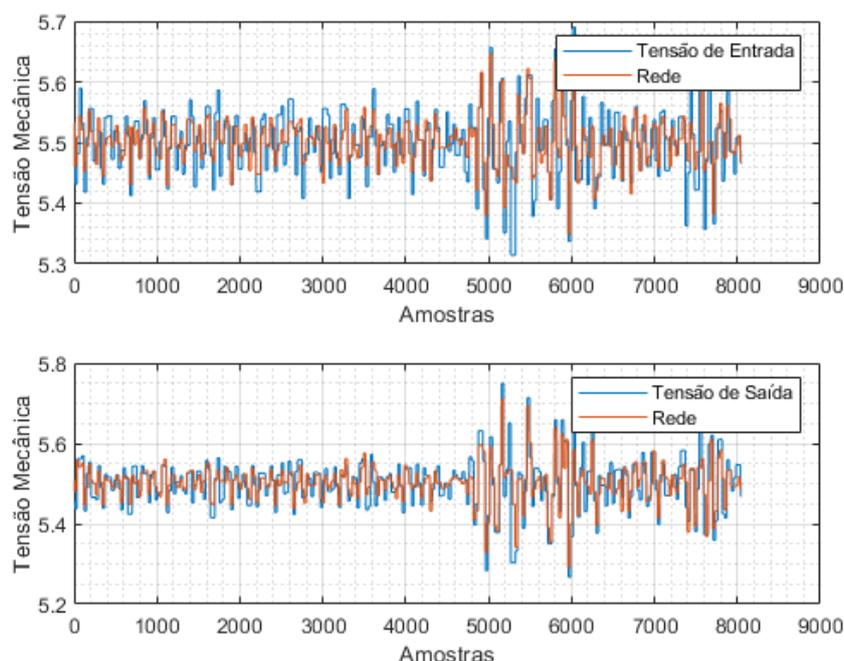


Figura 8 – Resultado do Experimento 6.



## 5 OUTRAS CONTRIBUIÇÕES ESPERADAS

Os processos industriais consomem, material e energia elétrica (KIM; KIM; KIM, 2022). No processo de laminação, caso ocorra alguma falha no sistema, pode ser gerado um material de baixa qualidade ou ainda sofrer rompimento devido à tração dos laminadores. Além do descarte da chapa de aço, para garantir a produção da linha, um novo material terá que ser processado. A proposta deste projeto poderá ser uma contribuição na mitigação do desperdício de material e energia elétrica.

Futuramente, pretende-se aprimorar o modelo de modo que além de prever o envelhecimento ele seja capaz de prever falhas.

Além das contribuições técnicas, os estudantes envolvidos com o projeto de iniciação científica passarão por diversas capacitações, enovelando, principalmente, programação, de modo a serem capazes de analisar os dados e aplicar modelos de inteligência artificial.

## 6 CONCLUSÃO

O principal objetivo deste artigo foi apresentar o plano de uma iniciação científica voltada a resolução de problemas na indústria siderúrgica. Desse modo, a pretende-se usar a Inteligência Artificial para endereçar aumento de produtividade e redução de gastos relacionados com o problema do controle de sistemas.

Além disso, foi possível identificar que as redes MLPs são aplicáveis aos dados de laminadores de encruamento para mapear o tensionamento mecânico aplicado à chapa de aço. Com isso, percebeu-se que com o mapeamento do envelhecimento desta variável é possível realizar um controle mais eficiente, reduzindo a possibilidade de um possível arrebatamento da chapa.

Uma das contribuições do projeto de pesquisa é, além de permitir que os estudantes se aprofundem em temas que não necessariamente será apresentado durante o curso nas

disciplinas, treiná-los em tecnologias da Indústria 4.0, como é o caso da inteligência artificial.

A RNA apresentou uma melhora moderada em relação ao trabalho utilizado como comparação, sendo essa melhora de aproximadamente de 6%. No entanto as RNAs lidam melhor com uma grande quantidade de dados, diferente da técnica N4SID.

### AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem: o Centro Universitário de Volta Redonda pelo apoio institucional e financeiro para realizar esta pesquisa, por meio do protocolo 91299/17/RPE. I.P. Rodrigues também agradece à CAPES pelo apoio financeiro (Processo No. 88882.444522/2019-01) durante o doutorado.

### REFERÊNCIAS

AGUIRRE, L. A. **Introdução a identificação de sistemas: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais**. 3 ed ed. Belo Horizonte: UFMG, 2007.

ALVES, P. G. et al. Modeling, simulation and identification for control of tandem cold metal rolling. **Materials Research**, v. 15, n. 6, p. 928–936, 23 out. 2012.

COLLA, V. A big step ahead in Metal Science and Technology through the application of Artificial Intelligence. **IFAC-PapersOnLine**, v. 55, n. 21, p. 1–6, 2022.

FERREIRA, W. DE P. et al. A framework for identifying and analysing industry 4.0 scenarios. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 65, p. 192–207, out. 2022.

FORGIONE, M. et al. On the adaptation of recurrent neural networks for system identification. **Automatica**, v. 155, p. 111092, set. 2023.

HAYKIN, S. **Redes neurais princípios e prática**. 2. ed. Porto Alegre: 2007, 2001.

KIM, Y. T.; KIM, B. J.; KIM, S. W. Multi-Level Stacked Regression for predicting electricity consumption of Hot Rolling Mill. **Expert Systems with Applications**, v. 201, p. 117040, set. 2022.

MAGRO, T. et al. An artificial intelligence approach for the in-line evaluation of steels mechanical properties in rolling. **Procedia CIRP**, v. 100, p. 193–198, 2021.

REN, Y. M. et al. A tutorial review of neural network modeling approaches for model predictive control. **Computers & Chemical Engineering**, v. 165, p. 107956, set. 2022.

RODRIGUES, I. P.; JORGE, J. M.; OLIVEIRA, K. F. DE. **Identificação e controle de um laminador de encruamento em malha fechada através de métodos de subespaços**. Trabalho de Conclusão de Curso—Volta Redonda: Centro Universitário de Volta Redonda, dez. 2013.

SANTOS, B. C. DOS; BARCELOS, A. F. **APLICAÇÃO DA REDE NEURAL ARTIFICIAL COMO FERRAMENTA DE DIAGNÓSTICO E CONTROLE DO SISTEMA DE TENSÃO DE UM LAMINADOR DE TIRAS A FRIO**. XVII - Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia. **Anais...Resende: Centro Universitário Dom Bosco do Rio de Janeiro**, 2020.

SEO, M. et al. Static Model Identification for Sendzimir Rolling Mill Using Noise Corrupted Operation Data. **IEEE Access**, v. 8, p. 150685–150695, 2020.

SHEN, S. et al. Multistep networks for roll force prediction in hot strip rolling mill. **Machine Learning with Applications**, v. 7, p. 100245, mar. 2022.

SHI, P. et al. A novel multi-source sensing data fusion driven method for detecting rolling mill health states under imbalanced and limited datasets. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 171, p. 108903, maio 2022a.

SHI, P. et al. Intelligent fault diagnosis of rolling mills based on dual attention- guided deep learning method under imbalanced data conditions. **Measurement**, v. 204, p. 111993, nov. 2022b.

## EXPLORING SYNERGIES: THE SCIENTIFIC INITIATION CONNECTING ARTIFICIAL INTELLIGENCE RESEARCH TO THE STEEL INDUSTRY.

**Abstract:** *Naturally, all equipment degrades over time, including the skin pass mill used to finish steel sheets in the steelmaking process. Thus, as time goes by, the system controller's parameters can become outdated, meaning that due to aging, the control is no longer as efficient. This phenomenon can result in steel sheet breakage, leading to financial losses. However, to assess aging, it is possible to model it using Artificial Neural Networks (ANNs), as the physical modeling of the skin pass mill can be quite complex due to the numerous variables involved in the process. In this regard, this article presents the application of neural networks for identifying the model of a skin pass mill, as well as the synergy between research and industry in solving real-world problems. From a practical standpoint, the ANNs showed a 6% improvement compared to previous works. Although the improvement may not represent a significant value in terms of model error, ANNs enable the mapping of aging due to the large amount of data they can process, unlike the N4SID technique, which relies on limited data.*

**Keywords:** *Artificial Neural Network, Identification, Modeling, skin pass mill, steel making, Industry 4.0.*