



Revisão Sistemática do Uso de Inteligência Artificial para Modelagem Laminadores de Encruamento

Italo Pinto Rodrigues^{1, 2}; 0000-0002-7558-4958
Gabriel Alberto Rodrigues¹; 0009-0008-6651-7156
Bruno Lima Dos Santos¹; 0009-0002-1808-2369

1 – UniFOA, Centro Universitário de Volta Redonda, Volta Redonda, RJ.

2 – INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, SP.

italoprodrigues@gmail.com

Resumo: A otimização de despesas e o aumento da produtividade são imperativos para garantir a competitividade industrial, especialmente no setor siderúrgico. Um controle preciso dos equipamentos industriais é crucial para manter a produção contínua e reduzir a perda de material. Nesse contexto, a Inteligência Artificial surge como uma ferramenta promissora para modelar o laminador de encruamento, equipamento responsável pelo acabamento das chapas de aço. Para verificar as tendências deste campo de estudo, este artigo propõe o levantamento bibliográfico utilizando uma técnica de revisão sistemática de modo a obter um panorama geral do que já foi realizado e as lacunas de conhecimento relacionada a esta área. Os resultados revelaram 4 artigos que destacam o uso de Redes Neurais Artificiais na modelagem orientada a dados do laminador de encruamento.

Palavras-chave: Laminador de Encruamento. Inteligência Artificial. Redes Neurais Artificiais. Revisão Sistemática de Literatura.

INTRODUÇÃO

A laminação, fundamental para o acabamento de chapas de aço, necessita de controladores precisos para manter sua eficácia. No entanto, modelos físicos tradicionais, embora comuns, podem não abordar fenômenos como o desgaste contínuo dos laminadores, conforme destacado por Shen et al. (2022).

Com a dinâmica em constante mudança das máquinas, a modelagem orientada a dados, como sugerido por Aguirre (2007) e Shi et al. (2022a), apresenta-se como uma solução promissora.

Assim, a inteligência artificial (IA) e, em particular, as Redes Neurais Artificiais (RNA) tornam-se ferramentas potenciais para modelar esse processo. Esse potencial é reforçado por estudos de Colla (2022) e Shi et al. (2022b), que destacam a capacidade das RNAs em mapear relações complexas entre diferentes variáveis.

O objetivo deste artigo é aplicar a técnica de revisão sistemática proposta por Brereton et al. (2007) para identificar e consolidar o histórico e os avanços recentes em



sistemas modelados a partir de dados reais. O foco será apresentar os principais algoritmos associados à identificação, isto é, modelagem orientada a dados.

METODOLOGIA

Este estudo foi realizado baseando-se no processo de revisão sistemática proposto por Brereton et al. (2007) e, posteriormente, utilizado por Mumali (2022), na área de RNA. O processo em etapas é estruturado em três fases: planejamento, execução da revisão e relato dos resultados, conforme segue (BRERETON et al., 2007; MUMALI, 2022):

- 1) Fase de planejamento: inclui a especificação das questões de pesquisa, o desenvolvimento de um protocolo de revisão e a validação desse protocolo.
- 2) Fase de execução: envolve a identificação de pesquisas relevantes, a seleção de estudos primários, a avaliação da qualidade dos estudos, a extração de dados e a análise dos dados extraídos.
- 3) Fase de resultados: engloba dois procedimentos: a documentação e a validação do relatório da revisão sistemática da literatura.

Etapa 1 - Questões da pesquisa (QP)

A partir da revisão sistemática espera-se responder as seguintes perguntas:

- QP1: Quais algoritmos de IA são utilizados na modelagem do laminador de encruamento?
- QP2: Quais variáveis são utilizadas para treinamento?
- QP3: Qual a configuração do algoritmo?
- QP4: Alguma melhoria foi percebida com uso de IA?
- QP5: O algoritmo de IA foi aplicado no processo real?
- QP6: Quais estudos futuros são propostos pelos autores?

Etapa 2 – Protocolo de Revisão

Para permitir que as perguntas sejam respondidas, deve ser estabelecido o protocolo de revisão, que é composto pelos itens apresentados na Tabela 1. Este protocolo deve ser seguido por todos os envolvidos na pesquisa. (BRERETON et al., 2007)

Etapa 3 – Revisão do Protocolo

A princípio, o protocolo definido para este estudo foi definido considerando: bases de pesquisa: *IEEEExplore*, *Scopus* e *Web Of Science*; período de busca: 2013 a 2022; critério de exclusão: artigos de conferências.



Porém, notou-se que em relação às bases de pesquisa, a Scopus incluía os artigos da *IEEEExplore*, tornando desnecessária a utilização de ambas as bases. Além disso, no período de busca, poucas pesquisas foram publicadas, então, decidiu-se expandir este período para 1990. Finalmente, como foram encontradas poucas pesquisas, decidiu-se não excluir àquelas publicadas em conferências.

Tabela 1 – Protocolo de Revisão.

Item	Descrição
Título e Introdução	Fornecer um título provisório para a revisão. Introduzir brevemente o objeto de estudo e explicar sua importância.
Questões de Pesquisa	Especificar as questões de pesquisa que a revisão pretende responder.
Objetivo da Revisão	Definir o objetivo ou os objetivos da revisão.
Critérios de Elegibilidade	Inclusão: Listar os critérios que um estudo deve atender para ser incluído na revisão. Exclusão: Listar os critérios que resultarão na exclusão de um estudo.
Fontes de Informação	Identificar as bases de dados e outras fontes que serão pesquisadas. Especificar qualquer período para a pesquisa (por exemplo, estudos publicados entre 2000 e 2020).
Estratégia de Pesquisa	Descrever a estratégia de pesquisa que será usada em cada base de dados, incluindo as palavras-chave e os operadores booleanos.
Seleção de Estudos	Descrever o processo pelo qual os estudos serão selecionados para inclusão, geralmente em duas fases: triagem por título e resumo, seguida de avaliação de texto completo.
Extração de Dados	Listar as informações que serão extraídas de cada estudo incluído. Considerar usar um formulário padronizado para garantir que os mesmos dados sejam coletados de cada estudo.
Avaliação da Qualidade	Descrever como a qualidade ou o risco de viés dos estudos incluídos será avaliado. Especificar qualquer ferramenta ou escala que será usada para avaliação.
Análise dos Dados	Descrever como os dados serão analisados, incluindo qualquer método estatístico que será usado. Se a meta-análise for apropriada, especifique os métodos que serão usados.

Fonte: Adaptado de Brereton et al. (2007).

Etapa 4 – Estratégia de Pesquisa

Identificar pesquisas relevantes envolveu a formulação de termos de busca a partir das questões de pesquisa com base no protocolo de revisão adotado. As palavras-chave identificadas foram: *artificial intelligence*, *artificial neural network*, *temper mill* e *skin pass mill*. A *string* de busca foi personalizada para cada base de dados:

- Scopus: TITLE-ABS-KEY ((({artificial neural network} OR {artificial intelligence}) AND ({temper mill}) OR ({skin pass mill}))) AND (LIMIT-TO (PUBSTAGE , "final")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English"))



- Web of science: (ALL=(artificial neural network OR artificial intelligence)) AND ALL=(temper mill OR skin pass mill)

Etapa 5 – Seleção de Estudos

Os critérios de seleção são apresentados na Tabela 2. O propósito de usar os critérios de seleção é garantir que apenas pesquisas primárias envolvendo RNA e IA em laminadores de encruamento sejam consideradas, limitando o escopo da pesquisa. As colunas *Scopus* e *Web of Science* da Tabela 2 indicam a quantidade de artigos encontrados após a aplicação do critério.

Tabela 2 – Critérios de Seleção.

Critério	Descrição	Scopus	Web of Science
1	Definiu-se que, somente pesquisas publicadas em inglês seriam utilizadas. O propósito desta etapa era garantir que apenas publicações rigorosamente avaliadas e revisadas por pares de revistas e conferências fossem selecionadas.	6	9
2	Os resultados foram filtrados para excluir editoriais, livros, capítulos de livros e revisões.	5	9
3	Os estudos resultantes da etapa 2 foram filtrados com base na data de publicação. Foram considerados estudos publicados entre 1990 e 2023.	5	9
4	Com os resultados do critério anterior, foram selecionados os artigos com 2 citações ou mais.	3	6
5	O resultado da etapa 3 foi verificado quanto à correção dos detalhes da publicação e relevância para o propósito da atual revisão sistemática. Os resultados de publicação que faltavam detalhes, como resumos, títulos de fontes e informações do autor, foram excluídos. Os artigos incluídos foram analisados e apenas aqueles envolvendo o uso IA e/ou ANN em seguiram para o próximo critério.	3	3
6	As publicações resultantes de cada base, Scopus e Web of Science, foram combinadas e as publicações duplicadas foram eliminadas.	4	

Fonte: Os autores (2023).

Etapa 6 – Avaliação da Qualidade

Mumali (2022), priorizou publicações de revistas renomadas para assegurar evidências de alto impacto. No entanto, devido à limitada amostragem neste artigo, essa etapa foi omitida. A seção de Resultados aborda estratégias para contornar essa baixa amostragem.



Etapa 7 – Extração de dados

Os tipos de dados extraídos incluíram data de publicação, número de vezes citado, detalhes da conferência, informações da revista fonte, título do artigo, campo de estudo. Além disso, foram extraídas as respostas das QPs.

Etapa 8 – Análise

Os dados coletados foram organizados em tabelas ou ilustrados através de gráficos, evidenciando a quantidade de artigos no intervalo temporal selecionado, os nomes das revistas de origem, referências citadas e a natureza da publicação. Em seguida, conduziu-se uma análise detalhada desses dados a fim de atender às QPs propostas para esta revisão sistemática, conforme previamente estabelecido.

Etapa 9 – Relatório da revisão

De acordo com Brereton et al. (2007), a revisão sistemática deve ser documentada assim que estiver concluída e as questões (QPs) respondidas. Além disso, Brereton et al. (2007) também indica que a equipe envolvida com a revisão sistemática deve manter um registro detalhado das decisões tomadas ao longo do processo de revisão. Sendo assim, este artigo cumpre a função estabelecida na Etapa 9.

Etapa 10 – Validar o relatório

Para Brereton et al. (2007), a validação do relatório, neste caso, o artigo, deve ser feita de maneira independente. Portanto, decidiu-se submeter o artigo em um congresso cuja revisão é feita em processo duplo-cego.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A revisão sistemática resultou nos artigos da Tabela 3, com publicações decenais desde 1996. O intervalo entre elas sugere: i) limitado acesso a dados reais; ii) questionável relevância da IA para modelar laminadores de encruamento; iii) falta de padronização no nome do equipamento. Em relação às questões estabelecidas no início do artigo, foram obtidas as respostas apresentadas na Tabela 4.



Tabela 3 – Artigos obtidos após etapas da revisão sistemática.

Artigo	Artigo	Ano	Citações	Campo de Estudo	Citação
[1]	Artificial neural networks for the presetting of a steel temper mill	1996	18	Redes neurais artificiais aplicada; modelagem	(PICAN; ALEXANDRE; BRESSON, 1996)
[2]	The research on integrated neural networks in rolling load prediction system for temper mill	2005	5	Redes neurais artificiais aplicada; laminador de encruamento	(HAI-TAO HE; HONG-MIN LIU, 2005a)
[3]	The research on an adaptive rolling load prediction model based on neural networks	2005	2	Redes neurais artificiais aplicada; laminador de encruamento	(HAI-TAO HE; HONG-MIN LIU, 2005b)
[4]	Prediction of roll force in skin pass rolling using numerical and artificial neural network methods	2017	14	Redes neurais artificiais aplicada; laminador de encruamento	(MAHMOODKHANI; WELLS; SONG, 2017)

Fonte: Os autores (2023).

Tabela 4 – Artigos obtidos após etapas da revisão sistemática.

Artigo	QP1: Quais algoritmos de IA são utilizados na modelagem do laminador de encruamento?
[1] – [4]	RNA do tipo multi-camadas com algoritmo de retropropagação do erro.
Artigo	QP2: Quais variáveis são utilizadas para treinamento?
[1]	São usadas 12 variáveis.
[2]	São usadas 10 variáveis.
[3]	São usadas 12 variáveis
[4]	São usadas 7 variáveis.
Artigo	QP3: Qual a configuração do algoritmo?
[1]	2 camadas ocultas, com 48 e 24 neurônios respectivamente
[2]	1 camadas ocultas, com 12 neurônios
[3]	1 camadas ocultas, com 16 neurônios
[4]	1 camadas ocultas, com 4 neurônios
Artigo	QP4: Alguma melhoria foi percebida com uso de IA?
[1]	Sim. O erro no processo caiu de 24,7% para 13,2%.
[2]	Sim. O erro na simulação caiu, em média, de 18,1% para 4,1%.
[3]	Sim. O erro na simulação caiu, em média, de 12,1% para 5,44%.
[4]	Sim. O erro na simulação caiu, em média, de 6,5% para 4%.
Artigo	QP5: O algoritmo de IA foi aplicado no processo real?
[1]	Sim.
[2] – [4]	Não.

Fonte: Os autores (2023).

Apesar da busca incluir "*artificial neural network*" OU "*artificial intelligence*", todos os artigos selecionados usam RNA. Os artigos não apresentam um consenso na escolha das variáveis usadas para treinar as RNA, refletindo os dados disponíveis no ambiente do laminador. Além disso, a escolha da topologia da RNA foi empírica, indicando uma lacuna na otimização heurística para essa aplicação.

Somente uma das pesquisas apontou estudos futuros (PICAN; ALEXANDRE; BRESSON, 1996), ressaltando a importância da diversidade nos dados para que a



RNA seja capaz de generalizar a saída, independente do material que o laminador de encruamento estiver processando.

O resultado da revisão sistemática apresentou uma amostragem pequena de artigos, como se observou na Tabela 3. Sendo assim, pretende-se futuramente testar uma nova *string* de busca.

CONCLUSÕES

A laminação, um processo crítico na produção de chapas de aço, destaca a necessidade de modelagem precisa para garantir a qualidade e eficiência. Através da técnica de revisão sistemática, este estudo buscou identificar e consolidar avanços na modelagem orientada a dados reais, com foco em laminadores de encruamento. Os resultados indicam uma tendência crescente na adoção de inteligência artificial, particularmente Redes Neurais Artificiais (RNA), para abordar as complexidades inerentes ao processo. No entanto, observou-se que a escolha das variáveis de treinamento e a determinação da topologia da RNA muitas vezes se baseiam em tentativa e erro, sugerindo uma lacuna na otimização heurística.

A contínua evolução das técnicas de IA, combinada com uma abordagem sistemática para identificar e abordar lacunas, pode levar a avanços significativos na modelagem orientada a dados, beneficiando a indústria siderúrgica.

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

BRERETON, Pearl; KITCHENHAM, Barbara A.; BUDGEN, David; TURNER, Mark; KHALIL, Mohamed. Lessons from applying the systematic literature review process within the software engineering domain. **Journal of Systems and Software**, [S. l.], v.



80, n. 4, p. 571–583, 2007. DOI: 10.1016/j.jss.2006.07.009. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S016412120600197X>.

COLLA, Valentina. A big step ahead in Metal Science and Technology through the application of Artificial Intelligence. **IFAC-PapersOnLine**, [S. l.], v. 55, n. 21, p. 1–6, 2022. DOI: 10.1016/j.ifacol.2022.09.234. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2405896322014641>.

HAI-TAO HE; HONG-MIN LIU. The research on integrated neural networks in rolling load prediction system for temper mill. *Em: 2005 INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING AND CYBERNETICS 2005a*, **Anais [...]**. : IEEE, 2005. p. 4089-4093 Vol. 7. DOI: 10.1109/ICMLC.2005.1527653. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1527653/>.

HAI-TAO HE; HONG-MIN LIU. The research on an adaptive rolling load prediction model based on neural networks. *Em: 2005 INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING AND CYBERNETICS 2005b*, **Anais [...]**. : IEEE, 2005. p. 4094-4099 Vol. 7. DOI: 10.1109/ICMLC.2005.1527654. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1527654/>.

MAHMOODKHANI, Y.; WELLS, M. A.; SONG, G. Prediction of roll force in skin pass rolling using numerical and artificial neural network methods. **Ironmaking & Steelmaking**, [S. l.], v. 44, n. 4, p. 281–286, 2017. DOI: 10.1080/03019233.2016.1210405. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/03019233.2016.1210405>.

MUMALI, Fredrick. Artificial neural network-based decision support systems in manufacturing processes: A systematic literature review. **Computers & Industrial Engineering**, [S. l.], v. 165, p. 107964, 2022. DOI: 10.1016/j.cie.2022.107964. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360835222000341>.

PICAN, N.; ALEXANDRE, F.; BRESSON, P. Artificial neural networks for the presetting of a steel temper mill. **IEEE Expert**, [S. l.], v. 11, n. 1, p. 22–27, 1996. DOI: 10.1109/64.482953. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/482953/>.

SHEN, Shuhong; GUYE, Denzel; MA, Xiaoping; YUE, Stephen; ARMANFARD, Narges. Multistep networks for roll force prediction in hot strip rolling mill. **Machine Learning with Applications**, [S. l.], v. 7, p. 100245, 2022. DOI: 10.1016/j.mlwa.2021.100245. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2666827021001237>.

SHI, Peiming; GAO, Hao; YU, Yue; XU, Xuefang; HAN, Dongying. Intelligent fault diagnosis of rolling mills based on dual attention-guided deep learning method under imbalanced data conditions. **Measurement**, [S. l.], v. 204, p. 111993, 2022. a. DOI: 10.1016/j.measurement.2022.111993.

SHI, Peiming; YU, Yue; GAO, Hao; HUA, Changchun. 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**, [S. l.], v. 171, p. 108903, 2022. b. DOI: 10.1016/j.ymsp.2022.108903. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327022000905>.