

DESENVOLVIMENTO DE MODELAMENTO MATEMÁTICO NÃO LINEAR PARA PROCESSO DE MARTÊMPERA DE TIRAS RELAMINADAS DE AÇO¹

Fernando Kawata²

Thiago Focosi³

Luis Fernando Maffei Martins⁴

Carlos Roberto Gianini Junior⁵

Resumo

Neste trabalho foram levantados os dados práticos de um processo de martêmpera em fornos contínuos que foram simulados através das Redes Neurais Adaptativas, utilizando o software Neurosolutions5 for Excel[®] objetivando o modelamento matemático para cálculo do limite de resistência, propriedade mecânica que o processo de têmpera visa alcançar. Foram levantadas todas as variáveis do processo para estudo da influência e relevância no limite de resistência do material. São descritas quais as características do processo de martêmpera em um forno contínuo utilizando tiras relaminadas de aço. O presente trabalho também descreve como funcionam as Redes Neurais Adaptativas (RNA), que vem sendo utilizadas em larga escala para modelar matematicamente diversos processos industriais no desenvolvimento de produtos, melhoria da capacidade do processo e redução de custos.

Palavras-chave: Têmpera; Redes neurais adaptativas; Martêmpera; Relaminação.

DEVELOPMENT OF MATHEMATICAL MODEL FOR NON-LINEAR FOR MARTEMPERING PROCESS OF STEEL STRIPS ROLLED

Abstract

In this study data were presented in a practical process martempering in continuous furnaces that were simulated by adaptive neural networks, using the software Excel Neurosolutions5[®], is targeting the mathematical model for calculating the resistance, mechanical property that the quenching process aims achieve. We raised all the process variables to study the influence and relevance in the endurance limit of the material. Are described which features of the process in an martempering continuous furnaces using strips of steel rolled. This paper also describes how to run the Adaptive Neural Networks (ANN), which has been used in large scale to mathematically model various industrial processes in developing products, improvement of process capability and cost reduction.

Keywords: Quenching; Adaptive neural networks; Martempering; Steel rolling.

¹ Contribuição técnica ao 47º Seminário de Laminação – Processos e Produtos Laminados e Revestidos, 26 a 29 de outubro de 2010, Belo Horizonte, MG.

² Engenheiro Metalurgista, Engenheiro de Processos da Mangels Divisão Aços.

³ Engenheiro Metalurgista, Engenheiro de Processos da Mangels Divisão Aços.

⁴ Engenheiro Metalurgista, Mestre em Eng. Materiais, Gerente de Engenharia, Qualidade e Tecnologia da Mangels Divisão Aços.

⁵ Engenheiro Metalurgista, Supervisor de Tratamento Térmico da Mangels Divisão Aços.

1 INTRODUÇÃO

Devido a um mercado consumidor que exige cada vez mais baixos preços e alta qualidade, existe a necessidade de se desenvolver processos com maior produtividade, qualidade e baixo custos.

Para o desenvolvimento de processos se torna necessária aliar a teoria e pratica, testando novos parâmetros de processos, mas devido aos altos custos e indisponibilidade de equipamentos para testes se torna necessária a utilização de modelamentos de processos para conseguir seu desenvolvimento sem a utilização de recursos da unidade fabril.

Uma das ferramentas que vem sendo utilizada com sucesso são simulações computacionais onde é necessário calibrar softwares com o processo em questão e depois executar testes e realizar mudanças no processo somente para validação.

Um dos processos em que a empresa Mangels é referencia no mercado é o de tiras temperadas de aço, o processo é realizado em um forno contínuo onde acontece o aquecimento da tira e logo após seu resfriamento rápido com o objetivo de microestruturas martensíticas. O trabalho apresenta a utilização do software Neurosolutions 5.0[®] para determinação do limite de resistência do material.

1.1 Objetivos

O objetivo desse trabalho é levantar dados com qualidade do forno de martêmpera da empresa Mangels (Figura 1) e utilizando redes neurais adaptativas¹ através do software Neurosolutions[®] realizar a simulação do tratamento térmico de martêmpera visando modelar matematicamente o Limite de resistência do material após a martêmpera. Analisar cada variável escolhida e validar os pesos dados pelo software para cada variável através da teoria e experiência prática.



Figura 1 – Forno contínuo de martêmpera.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Redes Neurais Adaptativas

Os modelos neurais procuram simular os padrões de processamento dos sistemas artificiais ao sistema neural biológico. As Redes Neurais Artificiais possuem grau de interconexão próxima ao do sistema cerebral e as informações são transferidas em um período de tempo específico dentro de um sinal de sincronização.

Segundo Tatibana e Kaetsu,⁽¹⁾ os primeiros estudos sobre a RNA datam do ano de 1943, quando os pesquisadores McCulloch e Pitts sugeriram a construção de uma máquina baseada no funcionamento das células nervosas humanas, criando assim as bases da neurocomputação (Figura 2). A partir de então, muitos livros e artigos propuseram idéias semelhantes, mas durante um longo período nenhum resultado relevante foi obtido.

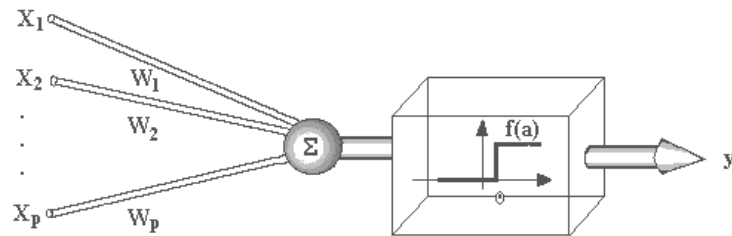


Figura 2 - Neurônio artificial projetado por McCulloch.⁽¹⁾

O primeiro neurocomputador que obteve sucesso foi o *Mark I Perceptron*, criado por Frank Rosenblatt, Charles Wightman e outros entre 1956 e 1957 (Figura 3). Devido ao seu aprofundamento nos estudos, este foi considerado o fundador da neurocomputação, sendo que sua base de funcionamento era o reconhecimento de padrões. Segundo ele, os neurônios eram organizados em camadas de entrada e de saída, onde os pesos das conexões eram adaptados a fim de se atingir a eficiência sináptica.

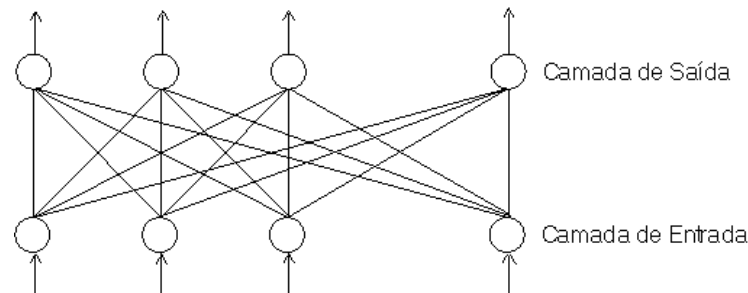


Figura 3 - Camadas de entrada e de saída proposto por Rosenblatt.⁽¹⁾

De acordo com Tatibana e Kaetsu,⁽¹⁾ ainda hoje o modelo mais comum da rede neural é o *multilayer perceptron* (MLP) (Figura 4). Este tipo de rede neural é conhecido como uma rede supervisionada porque requer uma saída desejada a fim de aprender. O objetivo desta rede é criar um modelo que ligue corretamente a entrada à saída usando dados históricos, de forma que o modelo pode então ser usado para produzir a saída quando a saída desejada é desconhecida.

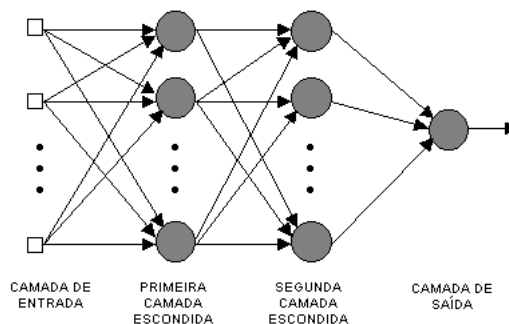


Figura 4 - Modelo de rede perceptron, mais utilizado atualmente.⁽²⁾

Os MLP e muitas outras redes neurais aprendem usando um algoritmo chamado *backpropagation*. Com ele, os dados de entrada são apresentados repetidamente à rede neural. Com cada apresentação a saída da rede neural é comparada à saída desejada e um erro é computado. Este erro é então realimentado (*backpropagated*) à rede neural e usado para ajustar os pesos tais que o erro diminui com cada iteração e o modelo neural começa mais próximo e mais perto de produzir a saída desejada. Este processo é conhecido como treinamento (Figura 5).

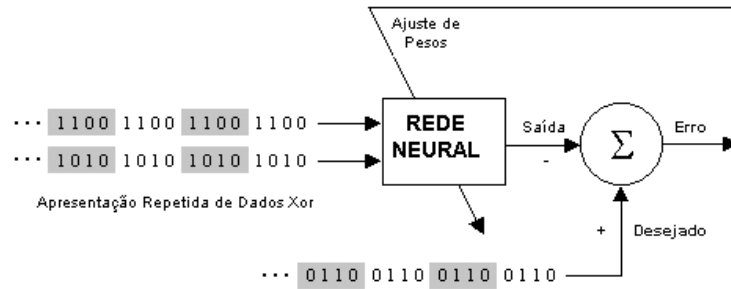


Figura 5 – Modelo de rede neural que aprende utilizando dados ou-exclusivo (Xor).⁽¹⁾

2.2 Martêmpera

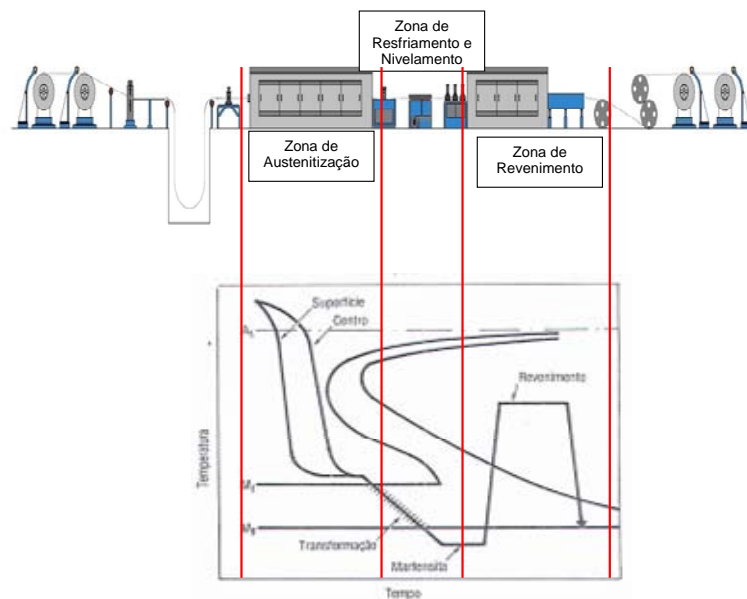


Figura 6 - Forno de martêmpera contínuo com a curva Tempo-Temperatura-Transformação para formação da martensita. Fonte: Atlas of isothermal transformation and cooling transformation diagrams.⁽³⁾

Mangels e Atlas of isothermal transformation and cooling transformation diagrams.⁽³⁾

O tratamento térmico de martêmpera⁽⁴⁾ (Figura 6) é definido quando o aço austenitizado é resfriado rapidamente até uma temperatura intermediária em um banho de liga metálica, é mantido nesta temperatura até a equalização da temperatura entre núcleo e superfície da tira, e a seguir é resfriado até a temperatura ambiente, obtendo-se uma microestrutura martensítica. A seguir o material é novamente aquecido para o revenimento, obtendo-se a microestrutura de martensita revenida.

As variáveis de processo que mais influenciam no processo de martêmpera contínua, e que estão sendo controladas nesse trabalho, são:

- composição química no material;
- velocidade da passagem do material na linha;
- temperaturas das diversas zonas do forno.

As variações nos parâmetros descritos acima implicam na variação das propriedades mecânicas resultantes e produtividade do material.

2.3 Influência das Variáveis de Processo

2.3.1 Temperatura de austenitização

Quanto maior a temperatura de austenitização maior a quantidade de carbono e de elementos de liga como cromo que entram em solução sólida no material, aumentando a temperabilidade, ou seja, deslocando a curva TTT para direita.

2.3.2 Temperatura do chumbo

Quanto menor a temperatura do banho de chumbo onde acontece o resfriamento do material maior a taxa de resfriamento e mais fácil alcançar uma estrutura totalmente martensítica.

2.3.3 Velocidade da tira na linha

A variação da velocidade da linha de tempera é uma variável importante e difícil de precisar, pois quanto maior a velocidade da linha menor o tempo do material nas zonas de austenitização, resfriamento e revenimento. Cada zona tem uma influencia no limite de resistência, portanto a alteração da velocidade da linha pode ser diretamente ou inversamente proporcional ao limite de resistência.

2.3.4 % de Cromo

O cromo possui a propriedade de formar carbonetos, o que aumenta a resistência ao desgaste e a temperabilidade do material devido ser um estabilizante e melhora a cinética de transformação, o que aumenta a sua resistência.

2.3.5 % de Alumínio

O alumínio funciona como um refinador de grão, e diminui a temperabilidade do material.

2.3.6 % de Carbono

Quanto maior a % de carbono maior a temperabilidade do material e é o carbono que proporciona a dureza na estrutura martensítica distorcendo o reticulado cristalino.

2.3.7 Revenimento

A temperatura de revenimento é uma variável importante para adequar as diferentes faixas de limite de resistência do materiais temperados. O revenimento fornece energia para difundir uma parte do carbono que está em solução sólida precipitando em forma de carbonetos, aliviando a tensão e reduzindo o limite de resistência.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Composição Química Do Material Estudado

O aço DIN EN C75S temperado em tiras pela Mangels é normalmente utilizado em peças estampadas da indústria automobilística.

Sua composição química é mostrada na Tabela 1.

Tabela 1 - Propriedades químicas do aço DIN EN C75S⁽⁵⁾

	C (%)	Mn (%)	P (%)	S (%)	Si (%)	Cr (%)
Mínimo	0,70	0,60	-	-	0,15	-
Máximo	0,80	0,90	0,25	0,025	0,35	0,40

3.2 Definição das Variáveis de Processo

Para o desenvolvimento da RNA foram selecionadas as seguintes variáveis:

- temperatura de austenitização (°C);
- temperatura de resfriamento no chumbo (°C);
- temperatura de revenimento (°C);
- % de Carbono;
- % de Cromo;
- % de Alumínio;
- velocidade da tira na linha (m/min);
- espessura;
- largura;

Foram selecionadas as variáveis mensuráveis no processo de martêmpera e que têm alguma influência sobre o limite de resistência do material. Os valores foram coletados através do supervisor do forno de tempera onde é controlado todo processo, como mostra na Figura 7.



Figura 7: Supervisor Contemp para Fornos Mangels de Martêmpera.

3.3 Pré-processamento dos Dados

Primeiramente os dados foram selecionados para eliminação de informações inconsistentes, todos os dados com valores discrepantes foram descartados, sendo que após esse processamento foram selecionados 300 dados para elaboração da rede.

3.4 Análise de Sensibilidade e Coerência

Para o refinamento da rede foram selecionadas as configurações que apresentaram os maiores valores de r (coeficiente de correlação linear) juntamente com a maior coerência na influência das variáveis de entrada, ou seja, a influência das variáveis na pressão conforme o estudado na literatura.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A interpretação dos valores de r (coeficiente de correlação linear) indica a variância dos resultados em relação a uma função conhecida e, quanto mais próximo de 1, menor o desvio da função a uma curva conhecida. O trabalho apresentou valor de r de 0,95 e erro máximo de 186,19 MPA (Tabela 2), ou seja, a rede conseguiu modelar o processo de forma satisfatória.

Tabela 2 – Valor de r ⁽²⁾

<i>Performance</i>	<i>LR</i>
Min Abs Error	0,16
Max Abs Error	186,19
r	0,95

Analisando a influência de cada variável pela rede constatou-se que a temperatura de revenimento foi a variável com maior influência (Figura 8). Teoricamente as outras variáveis têm uma forte relevância, porém devido a ser estudado apenas um material onde todas as variáveis estão dentro de uma faixa e devido a necessidade o revenimento é alterado para se alcançar diferentes valores de limite de resistência, devido a esse fator a rede interpretou que ele é o fator determinante para a obtenção do LR.

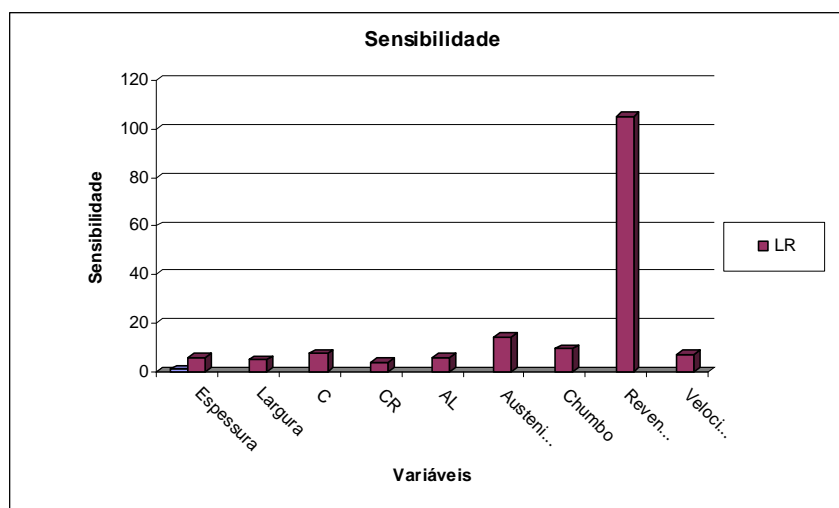


Figura 8 – Sensibilidade das variáveis da RNA.

5 CONCLUSÃO

Com este trabalho, podemos identificar as seguintes conclusões acerca do uso das Redes Neurais Adaptativas aplicadas ao estudo do limite de resistência de tiras temperadas do aço DIN EN C75S.

O *software NeuroSolutions5 for Excel (Level Educator)* se mostrou eficiente para o cálculo do limite de resistência no forno contínuo da empresa Mangels;

Devido aos dados selecionados a temperatura de revenimento foi a variável com maior influência na RNA.

Foram analisados materiais com uma grande faixa de limite de resistência e rede conseguiu interpretar de forma correta as variáveis do processo.

Após o modelamento se tornou possível a utilização da rede para desenvolvimento de novos parâmetros para desenvolvimento do processo.

Agradedimentos

Agradecemos todas as pessoas que ajudaram direta a indiretamente no trabalho.

REFERÊNCIAS

- 1 TATIBANA, C. Y; KAETSU, D. Y. Uma introdução às redes neurais. Disponível em www.din.uem.br/ia/neurais/. Acesso em Janeiro. 2010.
- 2 NEUROSOLUTIONS. What is a neural network? Disponível em www.neurosolutions.com. Acesso em Janeiro. 2010.
- 3 American Society for Metals, Atlas of isothermal transformation and cooling transformation diagrams, Metals Park, Ohio 44073, 1977.
- 4 ASM Handbook. Heat Treating. USA: ASM International, 1991. cap. Martempering of steel, p. 115-161.
- 5 Deutsches Institut für Normung – Norma técnica DIN EN 10132-4:2000, Berlin, 2000.