

# Perfil da Curva de Índice de Encruamento do Aço AISI 430 E: simulação via Redes Neurais Artificiais

Mariana Presoti  
and Diego Henrique  
Antunes Nascimento  
Programa de Pós Graduação  
em Modelagem Matemática  
e Computacional  
CEFET-MG  
Belo Horizonte, MG, Brasil  
Email: marianapresoti01@gmail.com  
diegocefetmg@gmail.com

Wellington Lopes  
Depto de Engenharia de Materiais  
CEFET-MG  
Belo Horizonte, MG, Brasil  
Email: wellingtonlopes@deii.cefetmg.br

Flávio Vinícius Cruzeiro Martins  
and Elizabeth Fialho Wanner  
Lab. de Algoritmos,  
Metaheurísticas e Otimização  
Depto de Computação  
CEFET-MG  
Belo Horizonte, MG, Brasil  
Email: flaviocruzeiro@decom.cefemg.br  
efwanner@decom.cefemg.br

**Abstract**—O aço inoxidável ferrítico AISI 430 E é utilizado na fabricação de pias de cozinha e, devido à adição de nióbio como estabilizante, possui a vantagem de reduzir a formação de estrias durante o processo de estampagem. A análise do encruamento desse material durante este processo de conformação mecânica é relevante, pois pode tornar o processo mais produtivo devido à redução do número de peças perdidas por fratura. O ensaio de tração, um dos métodos mais conhecidos para a determinação de propriedades mecânicas dos materiais como o índice de encruamento, é um ensaio destrutivo possuindo custo e tempo de execução elevados, considerando a preparação dos corpos de prova. Este trabalho pretende usar Redes Neurais Artificiais para simular o comportamento da máquina de ensaios de tração a diferentes temperaturas de recozimento do aço AISI 430 E. A rede fornecerá uma superfície tridimensional de modo que, dada uma temperatura de recozimento, cada curva tensão-deformação representa um corte nesta superfície. Foram utilizadas 28 base de dados referentes aos ensaios de tração realizados em laboratório com as amostras do aço usando 14 valores distintos para a temperatura de recozimento. Os resultados obtidos mostraram que a rede foi capaz de simular corretamente as curvas de tensão-deformação geradas durante os ensaios de tração obtendo erros quadráticos médios baixos. Os índices de encruamento das amostras experimentais e simuladas foram determinados e os erros quadráticos foram ainda mais baixos.

## I. INTRODUÇÃO

O aço inoxidável ferrítico AISI 430 E é utilizado na fabricação de pias, máquinas de lavar roupa, fornos elétricos, cutelaria, entre outros bens de consumo. Esse aço possui as vantagens de reduzir a tendência de formação de estrias durante a estampagem e melhorar a soldabilidade. Essas características devem-se à adição de Nióbio como um estabilizante para o aço. Apesar de possuir boa estampabilidade, este aço não é adequado para estampagens profundas.

A operação de estampagem, um processo de conformação mecânica, consiste em conformar chapas planas em produtos com rebaiços, como uma pia de cozinha, por exemplo. Este processo é feito através da compressão que um punção exerce sobre a chapa metálica para o interior de uma matriz. Os valores das forças aplicadas devem ser suficientes para que o material escoe mas não devem criar fraturas localizadas [1]. Um parâmetro importante no processo de estampagem é o índice de encruamento. Quanto maior o índice de encruamento, maior é o valor da tensão necessária para deformar o material. Diferentes valores de encruamento podem ser obtidos para um mesmo material, uma vez que esse parâmetro depende do histórico térmico e/ou mecânico. Desta maneira, a análise do encruamento do material durante o processo de estampagem é relevante e pode torná-lo mais produtivo.

Usualmente, tratamentos térmicos de recozimento são utilizados para minimizar o efeito do encruamento dos materiais. Entende-se por tratamento térmico de recozimento como o conjunto de operações de aquecimento e resfriamento lento a que são submetidos todo o volume dos metais com o objetivo de alterar as suas propriedades, adequando-os às mais diversas aplicações na engenharia [2].

Após cada tratamento térmico de recozimento realizado, o índice de encruamento pode ser determinado através de um ensaio de tração. O ensaio de tração, apesar de bastante utilizado na prática, é um ensaio destrutivo e de custo elevado. O tempo também é um fator importante, já que o tempo gasto durante o recozimento e o ensaio de tração pode durar até 24 horas, visto que determinados recozimentos industriais apresentam tempo de encharque de cinco (05) horas, além do resfriamento lento no forno.

Por todas as razões acima citadas, a criação de um modelo matemático que, dada uma determinada temperatura de recozimento, seja capaz de simular o comporta-

mento da máquina de ensaio de tração, usando valores diferentes de temperatura de recozimento, seria de grande utilidade prática. Dessa forma, seria possível reduzir o tempo necessário e o custo financeiro inerentes à ensaios desta natureza. Com um número reduzido de experimentos em laboratórios, seria possível generalizar o comportamento da máquina de ensaio de tração. Ensaios de tração simulados poderiam ser realizados com qualquer valor de temperatura de recozimento e, através do resultado deste ensaio, características mecânicas do material poderiam ser calculadas. Dentre as características mecânicas, o índice de encruamento do material, dado uma determinada temperatura de recozimento, poderia ser facilmente determinado usando os dados simulados.

No trabalho [3], o autor avaliou o uso de quatro modelos matemáticos propostos na literatura para determinar o coeficiente de encruamento de corpos de prova de alguns metais. Todos os modelos utilizavam a medição de perfil da impressão obtido usando ensaios de dureza. Os resultados foram avaliados e um dos modelos apresentou resultados compatíveis com os valores de referência na literatura.

Uma investigação experimental sobre o efeito dos parâmetros do processo de endurecimento superficial a laser nas arestas de ferramentas de corte foi realizada em [4]. Um modelo analítico unidimensional que prevê a evolução da temperatura em função da distância da superfície foi proposto e uma rede neural recebia o histórico térmico retornando a estimativa do aumento da dureza do material. A dureza do material é uma medida indireta de encruamento. Os valores de microdureza gerados pela rede neural foram próximos dos valores obtidos experimentalmente, o que indica a viabilidade do sistema proposto.

Uma rede neural que analisava os parâmetros do processo de produção de chapas de aço de baixo carbono, tais como composição química, laminação a frio ou a quente e as condições de tratamento térmico, foi utilizada em [5]. A rede neural foi usada para encontrar os parâmetros ótimos que maximizam o valor do coeficiente de encruamento anisotrópico. Os resultados obtidos foram validados e foi possível concluir que a rede neural proposta é capaz de prever parâmetros importantes do processo de fabricação e conformação das chapas de aço utilizadas no trabalho, o que possibilita a melhoria do processo no chão de fábrica.

Este trabalho propõe a utilização de Redes Neurais Artificiais (RNA) com o objetivo de simular o comportamento da máquina de ensaios de tração a diferentes temperaturas de recozimento do aço AISI 430 E. A rede fornecerá uma superfície tridimensional de modo que cada corte em uma determinada temperatura de recozimento representa a curva tensão-deformação para tal temperatura. Foram utilizadas 28 base de dados referentes aos ensaios de tração realizados com as amostras do aço usando 13 valores distintos para a temperatura de recozimento e a amostra como recebida (sem tratamento térmico). Este modelo deve ser capaz de aproximar, com uma precisão acurada, o comportamento da máquina de ensaio de tração e calcular,

de maneira eficiente, o índice de encruamento para uma determinada temperatura de recozimento.

## II. ENSAIO DE TRAÇÃO E ENCRUAMENTO

O ensaio de tração, segundo [1], é usado para se obter informações básicas sobre a resistência de materiais além de poder ser usado como um controle de especificações. Através deste ensaio, é possível determinar o limite de resistência, o limite de escoamento, o índice de encruamento e o índice de anisotropia do material.

O ensaio de tração é um teste uniaxial e sem atrito, efetuados em máquinas que possuem uma garra fixa e uma móvel, para fixar e possibilitar a deformação no sentido de aumentar o comprimento do corpo metálico, respectivamente [6]. O resultado de um ensaio de tração é um diagrama de tensão-deformação, conforme mostrado na Figura 1, que corresponde a uma curva construída a partir das medidas de carga e da elongação do corpo metálico submetido ao ensaio. A tensão utilizada na curva corresponde à tensão longitudinal média do corpo metálico obtida através da divisão da carga pela área inicial do corpo metálico; já a deformação corresponde à deformação linear média obtida através da divisão da elongação do comprimento do corpo metálico pelo comprimento original.

A região na qual a tensão é linearmente proporcional à deformação é denominada região elástica. Após a região elástica, observa-se a deformação plástica do metal que se inicia na tensão de escoamento. A partir deste ponto, há o aumento da tensão necessária para a deformação plástica e, portanto, o metal sofre encruamento. No ponto de carga máxima, o metal experimenta o estado triaxial de tensões devido à instabilidade plástica, onde a taxa de redução de área é superior à taxa de encruamento. Desta forma, a estrição é formada na região do corpo metálico onde há fatores fragilizantes e, com isso, a tensão diminui até atingir a fratura do material.

Os parâmetros de resistência mecânica do material, resistência à tração, limite de escoamento, dentre outros, e os parâmetros de ductibilidade são importantes para determinar esforços e potência necessários às operações de conformação mecânica, tais como a estampagem. O encruamento proporciona um aumento nos parâmetros de resistência mecânica e uma diminuição nos parâmetros de ductibilidade.

O encruamento está relacionado a várias variáveis, tais como evolução microestrutural, tipo de material, temperatura de trabalho, sequência de processamento, quantidade de deformação e a orientação cristalográfica. Todas estas variáveis tornam o estudo desta propriedade bastante complexo [7].

Sendo  $\sigma_v$  a tensão,  $H$  o coeficiente de resistência do material,  $\varepsilon$  a deformação e  $n$  o índice de encruamento, a lei de Hollomon, descrita pela equação abaixo, fornece uma das maneiras de se calcular o índice de encruamento de um material [8]:

$$\sigma_v = H\varepsilon^n \quad (1)$$

Para calcular o valor de  $n$ , aplica-se essa equação na região de deformação plástica, compreendida entre a tensão limite de escoamento e a carga máxima [9].

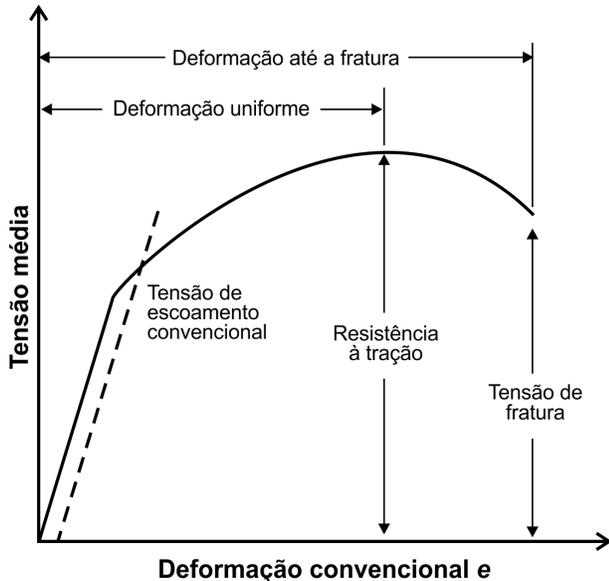


Fig. 1. Curva Tensão-Deformação (Fonte [1])

### III. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As redes neurais artificiais (RNA) são técnicas computacionais capazes de identificar relações de não linearidade complexas entre dados de entrada e de saída. Uma RNA é composta por várias unidades de processamento, denominadas como neurônios, conectadas por canais de comunicação que estão associados à pesos. Através da interação entre as unidades de processamento, a RNA é capaz de identificar relações entre entrada e saída.

As redes Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP - em inglês, *Multilayer Perceptron*) têm sido aplicadas com sucesso nas mais diversas áreas, resolvendo problemas de classificação de padrões, processamento de sinais, modelagem de funções, etc. Uma rede deste tipo é constituída de uma camada de entrada, uma ou mais camadas escondidas e uma camada de saída. Cada camada usa um ou mais neurônios e cada neurônio é conectado aos neurônios da camada adjacente através de pesos. A camada de saída recebe os estímulos provenientes das camadas intermediárias e é capaz de construir o padrão de resposta. As camadas intermediárias, cujos pesos representam as características presentes na entrada, permitem que a rede crie uma representação mais complexa do problema [10]. Desta forma, uma rede deste tipo é progressiva (feedforward), uma vez que as saídas dos neurônios em uma camada qualquer se conectam apenas aos neurônios da camada seguinte.

O projeto de uma RNA MLP necessita de três especificações: (i) número de camadas escondidas, (ii) número

de neurônios em cada uma das camadas escondidas e (iii) especificações dos pesos que interconectam os neurônios nas diversas camadas. As especificações (i) e (ii) determinam a complexidade da rede, enquanto a especificação (iii) envolve a utilização de algoritmos de treinamento supervisionado.

Neste trabalho, a toolbox *Neural Network Fitting Tool* (*nftool*) do MatLab foi usada com a configuração padrão composta por uma (01) camada oculta de dez neurônios e pelo algoritmo de treinamento de Levenberg-Marquardt [11] responsável pela atualização dos pesos. Além disso, a função de ativação dos neurônios da camada oculta é do tipo sigmoideal e dos neurônios na camada de saída é do tipo linear. Essa toolbox é apropriada para resolver problemas de ajuste de curvas, pois consiste em uma rede feedforward de duas camadas, uma oculta e uma de saída.

### IV. METODOLOGIA

Uma chapa do aço inoxidável ferrítico AISI 430 E, cedida pela ACELORMITTAL, apresentava espessura de 1.0 mm e foi usada para fabricar 28 amostras que foram usadas nos ensaios de tração. Duas amostras para cada estado (como recebido e com tratamento térmico de recozimento) foram submetidas aos ensaios de tração. O tratamento térmico de recozimento foi realizado no forno Novus N1040 variando a temperatura entre 400° e 1000°C, em intervalos de 50°C. O tempo de encharque foi de uma (01) hora e o resfriamento foi realizado no forno. Os objetivos do recozimento foram reproduzir a condição de tratamento térmico industrial para aumentar a quantidade de deformação do material e apagar a história térmica/mecânica proveniente do processo de obtenção do aço.

O ensaio de tração foi realizado usando-se uma máquina de ensaios universais INSTRON 5582 com sistema de aquisição de dados Blue Hill 2 e dimensões das amostras de acordo com a norma ASTM E8. A taxa de deformação inicial utilizada nos ensaios foi de 0.001 s<sup>-1</sup> sendo usado um extensômetro convencional de agulhas com abertura de 25 mm.

Para cada amostra foram obtidos dados de deformação e tensão efetivas durante o ensaio de tração. Por exemplo, para a amostra no estado como recebido (sem recozimento), foram obtidos 2185 pares ordenados ( $d, t$ ), onde  $d$  representa a deformação e  $t$  a tensão correspondente. Para cada valor de temperatura, 0°C (sem tratamento térmico) e de 400°C a 1000°C, com variação de 50°C, dois ensaios de tração foram realizados. Após a realização dos 28 ensaios de tração, foram obtidos 64655 triplas ordenados ( $temp, d, t$ ).

Os pares ordenados obtidos ( $temp, d$ ) foram usados como entrada da RNA e os valores de  $t$ , como saída. Na validação cruzada padrão da toolbox *nftool* do MatLab, 70% dos dados correspondem ao treinamento, 15% à validação e 15% ao teste.

É importante salientar que a RNA será usada para simular o ensaio de tração generalizado e não a curva tensão-deformação produzida. O objetivo é usar a RNA para simular o comportamento da máquina de ensaio de tração, para o aço AISI 430 E, em qualquer temperatura de recozimento. Uma vez que a rede recebe como entrada pares ordenados de temperatura e deformação,  $(temp, d)$ , e fornece o respectivo valor de tensão,  $t$ , obtém-se uma superfície em  $\mathbb{R}^3$ , de modo que cada corte no eixo da temperatura gera uma curva específica de tensão-deformação para esta determinada temperatura de recozimento.

As amostras são submetidas ao ensaio de tração até o ponto de carga máxima. Nesse ponto, chamaremos a deformação medida de deformação máxima da amostra ( $d_{max}$ ). Os dados de deformação máxima para cada um dos valores de temperatura são dependentes da temperatura de recozimento. Usando interpolação por spline, esses dados foram utilizados para gerar uma curva de deformação máxima tendo a temperatura como variável dependente. A escolha da interpolação por spline pode ser explicada pela seguinte razão: de maneira geral, um aumento na temperatura de recozimento provoca um aumento na deformação máxima. Situações nas quais isso não ocorre podem ser explicadas por mudanças na estrutura cristalina do material, o que só poderia ser confirmado através de uma micrografia. Uma vez que obtivemos situações como estas para algumas determinadas temperaturas, algumas técnicas de regressão foram usadas e tais curvas interpretaram estes efeitos como outliers e não foram capazes de capturar o comportamento do material. Assim, a utilização de uma interpolação seria mais adequada. Além disso, a interpolação por spline é um tipo de interpolação polinomial por partes que reduz o erro de interpolação quando comparada com interpolações polinomiais de maior grau. A figura 2 mostra a curva obtida via interpolação por spline da deformação máxima em função da temperatura de recozimento.

Após o treinamento da rede neural, o ensaio de tração foi reproduzido para cada valor de temperatura de recozimento e para o estado como recebido. Para reproduzir uma curva tensão-deformação, a rede deve ser chamada várias vezes até atingir o valor de deformação máxima  $d_{max}$  correspondente à temperatura. As Figuras 3 e 4 mostram as curvas tensão-deformação experimental e simulada pela rede para as temperaturas de recozimento de  $400^{\circ}C$  e  $800^{\circ}C$ , respectivamente. Resultados semelhantes foram obtidos para todas as outras temperaturas. É possível ver que a RNA foi capaz de simular o ensaio de tração experimental gerando curvas sobrepostas.

Com o objetivo de quantificar a qualidade da curva simulada gerada pela RNA, o erro quadrático médio foi calculado. O erro quadrático médio (EQM) entre as curvas tensão-deformação experimental e simulada foram calculados da seguinte forma:

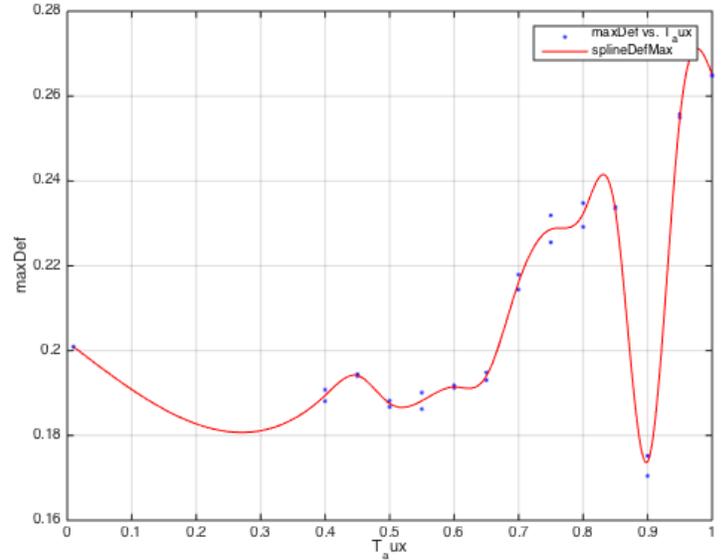


Fig. 2. Curva obtida via interpolação por spline da deformação máxima em função da temperatura de recozimento.

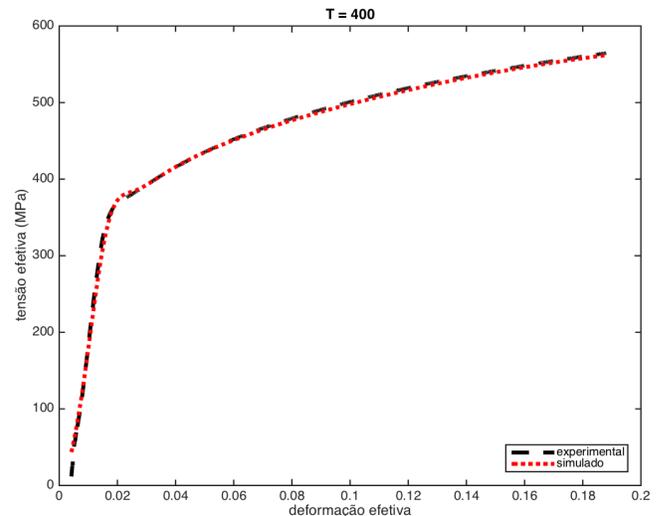


Fig. 3. Curvas Tensão-Deformação experimental e simulada para a temperatura de recozimento de  $400^{\circ}C$

$$EQM = \frac{\sum_{i=1}^k (t_i^{experimental} - t_i^{simulada})^2}{k}$$

sendo  $t_i^{experimental}$  e  $t_i^{simulada}$  os valores de tensão correspondentes à deformação das curvas experimentais e simuladas, respectivamente, e  $k$  corresponde ao índice de deformação correspondente à deformação máxima da amostra a uma dada temperatura. Os valores obtidos para cada amostra, dada uma temperatura, estão mostrados na

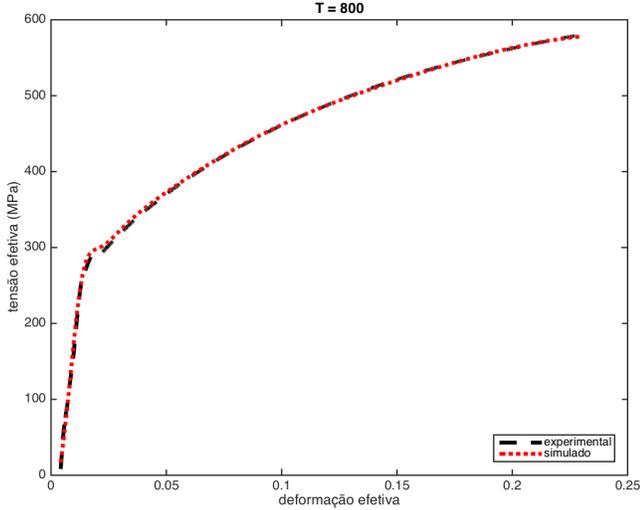


Fig. 4. Curvas Tensão-Deformação experimental e simulada para a temperatura de recozimento de  $800^{\circ} C$

Tabela I. O EQM para cada temperatura foi calculado como uma média dos erros das duas amostras utilizadas. O menor valor de EQM, obtido para a temperatura de recozimento de  $700^{\circ}$ , foi de 0.0244 enquanto o maior valor, obtido para a temperatura de  $950^{\circ}$ , foi de 6.7311. O EQM total foi de 27.0078 e a média dos valores de EQM foi 1.9341. Considerando que o cálculo de EQM é feito usando de 2000 a 3000 valores - quantidade de pontos de cada curva - para cada uma amostras, os valores obtidos são baixos e mostram que a rede é capaz de generalizar o comportamento da máquina de ensaio de tração para este aço.

TABLE I  
ERRO QUADRÁTICO MÉDIO (EQM) ENTRE AS CURVAS  
TENSÃO-DEFORMAÇÃO EXPERIMENTAL E SIMULADA PARA CADA VALOR  
DE TEMPERATURA

EQM	Temp ( $^{\circ} C$ )
0.9499	0
3.5051	400
5.6160	450
1.2667	500
0.0596	550
3.1719	600
1.5863	650
0.0244	700
0.1998	750
0.8750	800
0.2854	850
1.4410	900
6.7311	950
1.3658	1000
<b>Total</b>	<b>27.0078</b>
<b>Média</b>	<b>1.9341</b>

Os índices de encruamento das amostras experimentais  $n_{exp}$  e das amostras simuladas  $n_{sim}$  foram calculados e o erro quadrático  $(n_{exp} - n_{sim})^2$  foi obtido para cada

valor de temperatura de recozimento. A Tabela II mostra, para cada valor de temperatura, os valores dos índices de encruamento das amostras simuladas e experimentais e o valor do erro quadrático. É importante salientar que os valores dos índices de encruamento experimentais e simulados estão muito próximos e o respectivo erro quadrático é pequeno.

TABLE II  
ÍNDICES DE ENCRUAMENTO PARA AS AMOSTRAS EXPERIMENTAIS  $n_{exp}$   
E PARA AS AMOSTRAS SIMULADAS  $n_{sim}$  E O ERRO QUADRÁTICO  
 $(n_{exp} - n_{sim})^2$  PARA CADA VALOR DE TEMPERATURA DE  
RECOZIMENTO.

Temp ( $^{\circ} C$ )	$n_{exp}$	$n_{sim}$	$(n_{exp} - n_{sim})^2$
0	0.2004	0.2030	$7.0659 \times 10^{-6}$
400	0.1981	0.19552	$8.0877 \times 10^{-6}$
450	0.2117	0.2055	$3.7757 \times 10^{-5}$
500	0.2188	0.2185	$1.0711 \times 10^{-7}$
550	0.2278	0.2302	$5.7829 \times 10^{-6}$
600	0.2266	0.2379	$1.2613 \times 10^{-4}$
650	0.2275	0.2386	$1.2307 \times 10^{-4}$
700	0.2662	0.2579	$6.8864 \times 10^{-5}$
750	0.2866	0.2850	$2.5289 \times 10^{-6}$
800	0.2950	0.2918	$9.7769 \times 10^{-6}$
850	0.2973	0.2912	$3.7535 \times 10^{-5}$
900	0.2937	0.2983	$2.0392 \times 10^{-5}$
950	0.3011	0.3092	$6.6641 \times 10^{-5}$
1000	0.2999	0.2956	$1.8604 \times 10^{-6}$

Após o treinamento da rede e usando a interpolação por spline da deformação máxima, é possível gerar curvas tensão-deformação para qualquer temperatura de recozimento compreendida entre  $0^{\circ} C$  e  $1000^{\circ} C$ . Variando-se a temperatura de recozimento neste intervalo a cada um grau, o índice de encruamento de cada curva tensão-deformação foi calculado usando a lei de Hollomon. O perfil da curva que descreve o índice de encruamento como função da temperatura de recozimento é mostrado na Figura 5.

## V. CONCLUSÕES

O ensaio de tração representa uma ferramenta importante para a determinação de propriedades mecânicas dos materiais. O custo de um ensaio de tração é alto devido a diversos fatores, tais como preço e volume de material necessário. O tempo gasto neste processo também é um fator importante, já que para determinados valores de temperatura do tratamento térmico, o tempo gasto pode ser superior a 24 horas.

Este trabalho apresenta um modelo matemático, baseado em Redes Neurais Artificiais, capaz simular ensaios de tração a diferentes temperaturas de recozimento para o aço AISI 430 E. Este modelo de simulação não pretende aproximar a curva tensão-deformação gerada em cada ensaio, mas aproximar o comportamento da máquina de ensaio de tração dado um valor de temperatura e de deformação.

A rede foi treinada utilizando 28 bases de dados referentes aos ensaios de tração realizados com as amostras do aço e usando valores distintos para a temperatura

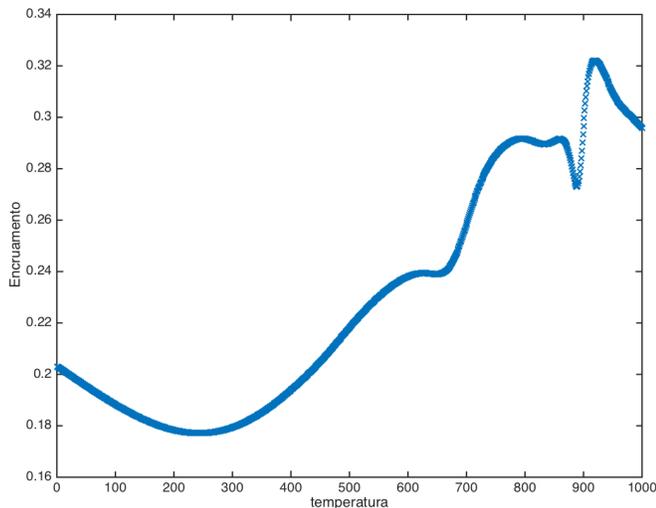


Fig. 5. Perfil da curva que descreve o índice de encruamento como função da temperatura de recozimento.

de recozimento. Os resultados mostraram que a RNA foi capaz de simular corretamente as curvas de tensão-deformação geradas durante os ensaios de tração, uma vez que os erros quadráticos médios das curvas experimentais e simuladas foram baixos.

Os ensaios de tração simulados através da RNA também foram usados para calcular o índice de encruamento das amostras considerando as 14 temperaturas. Os valores obtidos foram comparados com os índices de encruamento das amostras experimentais e o erro quadrático foi baixo. Os resultados obtidos possibilitam a utilização da máquina de tração simulada no cálculo do índice de encruamento para outros valores de temperatura de tratamento térmico sem a necessidade de realização de um ensaio de tração experimental.

Usando os valores das deformações máximas das amostras para cada temperatura de recozimento, uma interpolação por spline foi utilizada para construir a curva de deformação máxima em função da temperatura. Esta curva foi usada para construir, usando a RNA, um perfil do índice de encruamento tendo a temperatura de recozimento como variável dependente. Os resultados mostraram que o erro quadrático médio foi pequeno, o que possibilita a utilização da máquina de tração simulada no cálculo do índice de encruamento para outros valores de temperatura de recozimento sem a necessidade de realização de um ensaio de tração experimental.

#### AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer o apoio das agências de fomento à pesquisa, FAPEMIG, CAPES e CNPq.

#### REFERENCES

[1] G. E. Dieter, *Metalurgia Mecânica*. Brasil: Guanabara Koogan S.A., 1981.

[2] V. Chiaverine, *Tecnologia Mecânica: processos de fabricação e tratamento*. Brasil: McGraw-Hill LTDA, 1986.

[3] G. L. Cipriano. "Determinação do coeficiente de encruamento de metais através da morfologia das impressões de dureza na escala macroscópica," Dissertação de Mestrado, Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica e de Materiais, UTFPR, 2008.

[4] F. Lambiasi and A. M. Di Ilio and A. Paoletti. "Prediction of laser hardening by means of neural network," *Procedia CIRP*, 2013, vol. 12, p 182 -186.

[5] H. Monajati and D. Asefi and A. Parsapour and S. H. Abbasi. "Analysis of the effects of processing parameters on mechanical properties and formability of cold rolled low carbon steel sheets using neural networks," *Computational Materials Science*, 2010, vol. 49, n. 4, p 876 - 881.

[6] L. Schaeffer, *Conformação Mecânica*. Brasil: Imprensa Livre, 2009.

[7] W. Lopes. "Estudo do encruamento dos aços AISI 304 e AISI 409 com uso da técnica de cisalhamento planar simples," Tese de Doutorado, Programa de Pós Graduação em Engenharia Metalúrgica e de Minas da Universidade Federal de Minas Gerais, 2006.

[8] ASTM-E646, *Standard Test Methods for Tensile Strain-Hardening Exponents (n-values) of Metallic Sheet*. USA: American Society for Tensile and Materials, 1998.

[9] T. J. Grilo. "Estudo de modelos constitutivos anisotrópicos para chapas metálicas," Dissertação de Mestrado, Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade de Aveiro, Portugal, 2011.

[10] S. O. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*. Prentice-Hall, 2008.

[11] D. Marquardt. "An algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters," *SIAM Journal of Applied Mathematics*, 1963, vol. 11, n. 2, p 431 - 441.