

MODELAMENTO MATEMÁTICO DAS TEMPERATURAS CRÍTICAS DA LAMINAÇÃO CONTROLADA ATRAVÉS DE EQUAÇÕES EMPÍRICAS E REDES NEURAIS⁽¹⁾

Antonio Augusto Gorni⁽²⁾
Celso Gomes Cavalcanti⁽³⁾

RESUMO

O conhecimento das temperaturas críticas na laminação controlada - T_{nr} , Ar_3 e Ar_1 - é fundamental para a correta seleção das temperaturas em que devem ocorrer os diversos estágios deste processo. Neste trabalho foram determinados esses parâmetros para os seis aços microligados mais frequentemente processados no Laminador de Chapas Grossas da COSIPA. Foi verificado que o efeito isolado dos diversos elementos de liga não foi muito nítido, fato atribuído à pequena variação de seus teores entre o pequeno número de ligas estudadas. De todo modo, o Nb e o Si foram os elementos estatisticamente mais significativos para a determinação de T_{nr} e Ar_3 , respectivamente. O modelamento matemático via redes neurais para o cálculo desses dois parâmetros a partir da composição química mostrou-se ser mais preciso do que os obtidos através dos antigos modelos empíricos. Seu desempenho poderá ser adicionalmente melhorado através da utilização de maior quantidade de dados em sua fase de aprendizagem.

Palavras-Chave: Ensaio de Torção a Quente, Temperatura de Não-Recristalização, Temperatura Ar_3 , Modelo Matemático

¹ Trabalho a ser apresentado no 53º Congresso Anual da Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, Belo Horizonte, 13 a 17 de Setembro de 1998.

² Engenheiro de Materiais, Mestre em Engenharia, Gerência de Pesquisa e Desenvolvimento de Produto, Companhia Siderúrgica Paulista - COSIPA, Cubatão SP. E-Mail: agorni@iron.com.br

³ Técnico em Siderurgia, Gerência de Pesquisa e Desenvolvimento de Produto, Companhia Siderúrgica Paulista - COSIPA, Cubatão SP.

- INTRODUÇÃO

A execução correta da laminação controlada de um aço microligado requer o conhecimento prévio de suas temperaturas críticas. Entre elas se encontram suas temperaturas de não-recristalização, que delimitam o intervalo em que a austenita apresenta recristalização incompleta entre passes^(1,2). O limite superior dessa faixa é a chamada T_{nr} ou $T_{95\%}$, a temperatura onde 95% de recristalização da austenita ocorre antes que seja interrompida pelo início da precipitação de carbonitreto de elementos de liga. Já seu limite inferior é $T_{5\%}$, temperatura sob a qual apenas 5% da austenita se recristaliza antes da precipitação. As demais temperaturas críticas são aquelas onde ocorre o início (Ar_3) e fim (Ar_1) da transformação de austenita em ferrita.

Elas definem as faixas de temperatura corretas em que devem ocorrer as diversas fases da laminação controlada. A fase de esboçamento, onde a austenita deve se recristalizar plenamente, deverá ocorrer acima de $T_{nr}/T_{95\%}$; um período de espera deve ser adotado entre $T_{nr}/T_{95\%}$ e $T_{5\%}$, evitando-se desse modo laminação a quente na região de recristalização incipiente da austenita; a etapa de acabamento deverá ocorrer entre $T_{5\%}$ e Ar_3 , onde a austenita não mais se recristaliza entre passes; a laminação intercrítica deverá se suceder entre Ar_3 e Ar_1 , onde coexistem a austenita e a ferrita; e a chamada laminação ferrítica deverá ser feita abaixo de Ar_1 , onde o material que está sendo laminado está totalmente ferrítico.

A determinação dessas temperaturas é muito importante para a obtenção de produtos de alta qualidade via laminação controlada⁽³⁾. Em primeiro lugar, elas facilitam a previsão qualitativa da evolução das cargas de laminação ao longo da temperatura, ou seja, do esquema de passes. Por outro lado, seu conhecimento pode embasar o desenvolvimento de esquemas de passes para se otimizar o grau de "achatamento" dos grãos de austenita e/ou de encruamento da ferrita. Já o conhecimento da Ar_3 correta permite que se garanta a conformabilidade de certos materiais, mantendo-se uma baixa razão elástica através da supressão de sua laminação na região intercrítica⁽⁴⁾.

A determinação de $T_{nr}/T_{5\%}$ em laboratório já foi conseguida por diversos modos, utilizando-se ensaios de torção, compressão ou mesmo laminação⁽³⁾, inclusive sob condições industriais⁽⁵⁾. Já a medição de Ar_3 em materiais deformados a quente pode ser feita por dilatômetro com estágio de compressão⁽⁶⁾, análise térmica diferencial de amostras laminadas a quente^(7,8) ou ensaio de torção com dilatômetro acoplado⁽⁹⁾. Contudo, há um método que ficou particularmente consagrado, pois permite determinação simultânea de T_{nr} , Ar_3 e Ar_1 num único teste; ele foi desenvolvido por Boratto e outros^(3,10). Ele consiste num ensaio de torção a quente com de-

formações múltiplas sob temperaturas decrescentes. A posterior análise da evolução da curva de resistência à deformação a quente ao longo do inverso da temperatura permite identificar as temperaturas críticas da laminação controlada. Esse último procedimento foi aplicado a dezessete aços microligados diferentes⁽³⁾, logrando-se estabelecer uma relação quantitativa entre esse parâmetro e a composição química da liga, que é a seguinte:

$$T_{nr} = 887 + 464 C + (6445 Nb - 644 \sqrt{Nb}) + (732 V - 230 \sqrt{V}) + 890 Ti + 363 Al - 357 Si \quad (1)$$

Outra abordagem para a determinação de T_{nr} , com maior embasamento científico, consiste no desenvolvimento de equações para descrever a cinética de recristalização e precipitação. É possível determinar essa temperatura, bem como $T_{5\%}$, a partir da intersecção da curva relativa aos dados dos tempos necessários para se obter 5% de precipitação em função da temperatura ($t_{p0,05}$) com as curvas relativas à obtenção de 95% ($t_{r0,95}$) e 5% ($t_{r0,05}$) de recristalização da austenita, respectivamente. Esse modelo foi desenvolvido por Dutta e Sellars⁽²⁾ e refinado por diversos autores. A figura 1 mostra graficamente esse processo de cálculo^(11,12). As equações deste modelo matemático são as seguintes:

$$t_{p0,05} = \frac{200 \exp\left(\frac{-200000}{R T_R}\right)}{Nb \varepsilon \sqrt{Z}} \exp\left(\frac{270000}{R T}\right) \exp\left(\frac{2,5 \cdot 10^{10}}{T^3 (\ln k_s)^2}\right) \quad (2)$$

com T_R sendo a temperatura da deformação anterior do material, Z o parâmetro de Zener-Hollomon, R é a constante dos gases, T a temperatura e k_s a taxa de supersaturação de nióbio:

$$k_s = \frac{[Nb] \left[C + \frac{12 N}{14} \right]}{10^{\left(2,26 - \frac{6770}{T}\right)}} \quad (3)$$

$$t_{x0,05} = 6,75 \cdot 10^{-20} d_0^2 \exp\left(\frac{300000}{R T}\right) \exp\left[\left(\frac{275000}{T} - 185\right) Nb\right] \quad (4)$$

$$t_{x0,95} = 7,66 t_{x0,05} \quad (5)$$

onde d_0 é o tamanho de grão austenítico inicial do material.

As equações acima foram originalmente desenvolvidas sob condições de temperatura constante. Uma vez que a laminação normal ocorre sob condições de resfriamento contínuo, ou seja, não isotérmicas, torna-se necessário adotar-se o procedimento proposto por Scheil⁽¹¹⁾ para compensar esse fato.

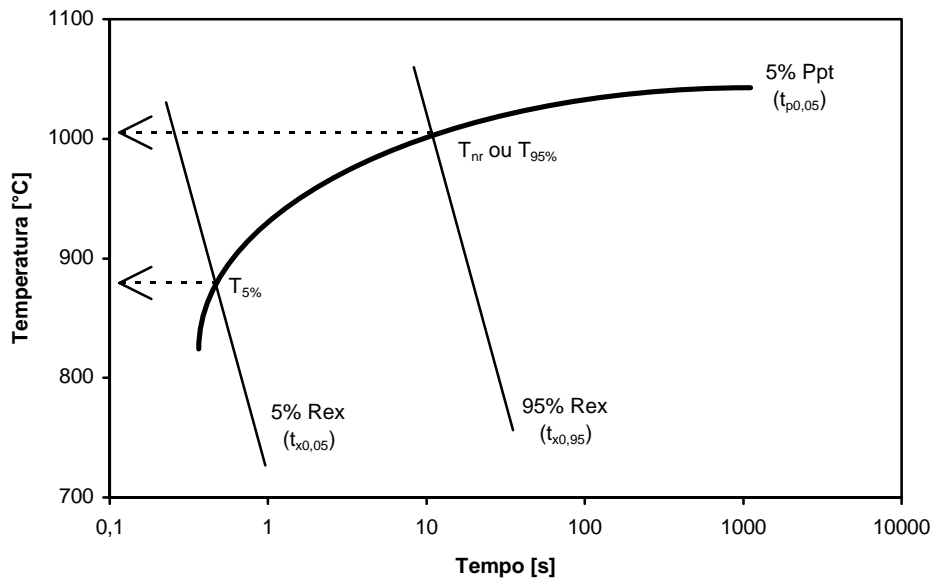


Figura 1: Esquema da interação entre as cinéticas de recristalização e precipitação na austenita de aços microligados, mostrando como são determinadas as temperaturas de não-recristalização.

Uma das principais vantagens desse modelo é permitir a determinação tanto da temperatura em que a recristalização da austenita começa a ficar incompleta pela precipitação como aquela em que ela se interrompe totalmente. Além disso, ele permite verificar o efeito da deformação sobre essas temperaturas que definem o campo da recristalização parcial da austenita. Por outro lado, ele somente considera o efeito do Nb, desprezando o efeito dos demais elementos de liga.

Já os dados de Ar_3 determinados por torção⁽³⁾ apresentaram boa concordância com uma equação empírica para cálculo dessa temperatura que já havia sido proposta por Ouchi e outros⁽⁷⁾, conseguindo-se desvio padrão de 17°C:

$$Ar_3 = 910 - 310 C - 80 Mn - 20 Cu - 15 Cr - 80 Mo + 0,35 (t - 0,8) \quad (6)$$

onde t é a espessura de um corpo de prova laminado. Na verdade, a última parcela desta equação é uma forma de se corrigir variações na taxa de resfriamento do corpo de prova. Esta equação foi originalmente desenvolvida a partir de dados provenientes da análise térmica diferencial durante o resfriamento de materiais laminados a quente em escala piloto⁽⁷⁾.

Ainda não há maiores informações disponíveis na literatura sobre o efeito dos elementos de liga sobre a temperatura Ar_1 , o que impede uma discussão mais extensa sobre o assunto⁽³⁾.

No âmbito da COSIPA, a metodologia descrita em ⁽³⁾ já foi aplicada no estudo das características de conformação a quente de alguns aços microligados normalmente processados no Laminador de Chapas Grossas⁽¹³⁾. Posteriormente outros aços foram estudados, incluindo ligas trabalhadas no Laminador de Tiras a Quente, mas os resultados não foram publicados externamente⁽¹⁴⁾. Mais recentemente foi desenvolvido um trabalho similar com maior número de aços processados no Laminador de Chapas Grossas, cujos resultados serão relatados a seguir.

- PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

Os ensaios de torção a quente com deformação múltipla foram executados nos laboratórios do Departamento de Engenharia de Materiais da Universidade Federal de São Carlos. Foram estudados seis aços microligados, os quais respondem pela maior parte do *mix* produtivo do Laminador de Chapas Grossas da COSIPA para este tipo de material. Suas composições químicas podem ser vistas na tabela 1.

A seção útil dos corpos de prova cilíndricos para torção a quente apresentava 20 mm de comprimento por 6,25 mm de diâmetro. Eles foram aquecidos em forno tubular equipado com lâmpadas de infravermelho. O controle de temperatura foi efetuado com termopar de cromel-alumel em contato com o centro da parte útil do corpo de prova.

Os dados utilizados neste trabalho foram obtidos a partir de ensaios onde se aplicou deformação múltipla sob temperaturas decrescentes, seguindo-se a metodologia descrita em ⁽³⁾. A amostra fria era introduzida no forno sob temperatura ambiente e protegida contra decarbonetação através de fluxo de uma mistura de argônio mais hidrogênio. A seguir, era iniciado o aquecimento até 1150°C a uma taxa de aproximadamente 1,7°C/s e, após se atingir essa tempe-

ratura, ocorria um período de encharque de dez minutos para garantir sua homogeneização térmica. Depois dessa etapa, os corpos de prova eram resfriados sob uma taxa de $0,5^{\circ}\text{C}/\text{s}$ até que se atingisse 1050°C . A partir desse momento, foi aplicado um passe de deformação a cada 20 segundos, com grau de deformação real de 0,2 e velocidade de deformação igual a $1,0 \text{ s}^{-1}$. O controlador de potência do forno permitiu fixar a taxa de resfriamento da amostra a partir do primeiro passe de deformação em torno de $1^{\circ}\text{C}/\text{s}$; logo, os passes tinham um intervalo de 20°C entre si. Objetivou-se aplicar um total de 20 passes de deformação, o que resultava numa temperatura final de deformação da ordem 670°C .

AÇO	C	Mn	Si	Al	Cr	Cu	Nb	V	Ti	N
Nb1	0,18	1,34	0,30	0,025	-	-	0,033	-	-	0,0074
NbTi1	0,14	1,11	0,30	0,044	-	-	0,020	-	0,015	0,0054
NbTi2	0,14	1,34	0,23	0,035	-	-	0,033	-	0,014	0,0048
NbTiV	0,12	1,50	0,31	0,038	-	-	0,047	0,051	0,020	0,0064
NbCrCu1	0,16	1,03	0,41	0,029	0,54	0,23	0,025	-	-	0,0107
NbCrCu2	0,13	0,99	0,38	0,042	0,50	0,22	0,014	-	-	0,0095

Tabela 1: Composição química dos aços estudados neste trabalho.

As curvas deslocamento angular versus torque para cada passe, obtidas no ensaio de torção, foram convertidas em pares de valores deformação real versus tensão. A integração desta última variável ao longo da deformação levou ao cálculo da tensão média para cada passe. Foram feitos cinco ensaios para cada tipo de aço aqui estudado. A partir dos resultados assim obtidos foram traçados gráficos do inverso da temperatura absoluta versus a tensão média. Os valores de T_{nr} , Ar_3 e Ar_1 puderam então ser estimados graficamente com auxílio de regressão linear, conforme a metodologia descrita em ⁽³⁾.

Esses resultados foram analisados estatisticamente para verificar a influência da composição química dos aços sobre eles. Dados obtidos num trabalho anterior⁽¹⁴⁾, utilizando condições experimentais similares às aqui empregadas, também foram incluídos nesta análise,

para aumentar a massa de dados disponível. As composições químicas dos aços estudados neste trabalho prévio podem ser vistas na Tabela 2.

Procurou-se determinar quantitativamente a influência da composição química dos aços com as respectivas temperaturas críticas utilizando-se técnicas de regressão múltipla e análise de componentes principais, com auxílio do software *Systat*.

Também foi feita uma comparação entre os modelos matemáticos já existentes para o cálculo de T_{nr} , ou seja, a equação de Boratto e a previsão da interação entre recristalização e precipitação, conforme as equações (2) a (5). O mesmo foi feito para Ar_3 , utilizando-se a equação (6). O grau de precisão entre os dados deste trabalho e estes modelos foi medido basicamente em termos do erro padrão da estimativa.

AÇO	T_{nr}	Mn	Si	Al	Nb	Ti
Nb2	0,14	1,02	0,27	0,035	0,020	-
Nb3	0,15	0,77	-	0,039	0,014	-
NbTi3	0,10	1,12	0,30	0,040	0,013	0,020
NbTi4	0,10	1,16	0,33	0,027	0,035	0,023

Tabela 2: Composição química dos aços estudados em trabalho anterior⁽¹⁴⁾.

Finalmente, foi empregada a nova técnica de redes neurais para o desenvolvimento de modelos para o cálculo de T_{nr} e Ar_3 a partir da composição química dos aços. Dada a pequena quantidade de dados - apenas seis casos - optou-se por se desenvolver um modelo para cálculo da resistência à deformação média em função da composição química e da temperatura de deformação. Neste caso a quantidade de dados é bem maior, permitindo o desenvolvimento e aferição mais consistente das redes neurais treinadas. O modelo assim desenvolvido permite a determinação do gráfico resistência média à deformação versus o inverso da temperatura, a partir do qual se determinam as temperaturas críticas do aço conforme a metodologia exposta em ⁽³⁾.

Conseguiu-se melhor capacidade de previsão através do desenvolvimento de duas redes neurais específicas, uma para o cálculo de T_{nr} e outra para Ar_3 . A primeira englobou apenas os dados relativos à faixa de temperaturas entre 1050 e 780°C, enquanto que a segunda, por sua vez, só considerou os pertinentes à faixa entre 900 e 720°C.

Foi adotada uma arquitetura de rede neural com três camadas: entrada, oculta e saída. A camada de entrada continha os dados necessários ao cálculo do modelo - os teores de C, Mn, Si, Nb, Ti, V, Cr, Cu, Al e N, bem como a temperatura de deformação. O número total de neurônios da camada oculta foi calculado de acordo com o teorema de *Hecht-Kolmogorov*, ou seja, o dobro do número de variáveis de entrada mais um o que, neste caso, resulta 23. A camada de saída tinha apenas um neurônio, ou seja, o valor da resistência média à deformação. O treinamento e teste das redes neurais foi feito através do software *NeuralWorks*. Foram utilizados apenas os dados relativos aos aços ensaiados neste trabalho, uma vez não havia informação sobre o teor de N das ligas do trabalho anterior⁽¹⁴⁾. A avaliação do grau de ajuste das redes neurais foi feito através da determinação do coeficiente de correlação r de Pearson e do erro padrão da estimativa, além do traçado de gráficos que permitiram a comparação gráfica entre os dados reais e os calculados.

- RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados obtidos neste trabalho e no anterior⁽¹⁴⁾ estão resumidos na tabela 3. A determinação de Ar_1 não foi possível para todas as amostras, em função do rompimento prematuro da maioria dos corpos de prova de torção a quente antes de se atingir a faixa de temperaturas correspondente a esse parâmetro. Assim sendo, não foi possível estudar a influência da composição química sobre ele.

Os resultados da matriz de Pearson mostraram que apenas o Nb apresentou efeito significativo sobre T_{nr} , com r igual a 0,634. Já os resultados da análise de componentes principais, que podem ser vistos na figura 2, mostram que Mn, Nb e V estão diretamente ligados à T_{nr} . O efeito do Nb é legítimo e amplamente comprovado na literatura⁽³⁾; já a influência do Mn e V aparentemente decorre de uma correlação dos teores desses elementos com o Nb. Uma análise das tabelas 1 e 2 mostra que os teores de Mn e V foram proporcionais aos de Nb, chegando a haver correlações significativas entre eles: r igual a 0,845 entre Mn e Nb e r igual a 0,672 entre Mn e V. Além disso, apenas um aço de todas as ligas estudadas contém V. O resultado dessa análise ainda mostra uma leve influência negativa do Al sobre T_{nr} .

No caso de Ar_3 , apenas o Si exerceu efeito significativo, com r da ordem de 0,600, de acordo com os resultados obtidos na matriz de Pearson. Já a análise de componentes principais não apresentou correlações significativas.

AÇO	T _{nr}	Ar ₃	Ar ₁
Nb1	868	730	-
Nb2	894	775	-
Nb3	879	712	-
NbTi1	861	772	-
NbTi2	899	753	-
NbTi3	840	760	-
NbTi4	918	748	-
NbTiV	916	754	697
NbCrCu1	883	748	708
NbCrCu2	894	754	707

Tabela 3 Temperaturas críticas medidas para os aços estudados neste trabalho e no anterior⁽¹⁴⁾.

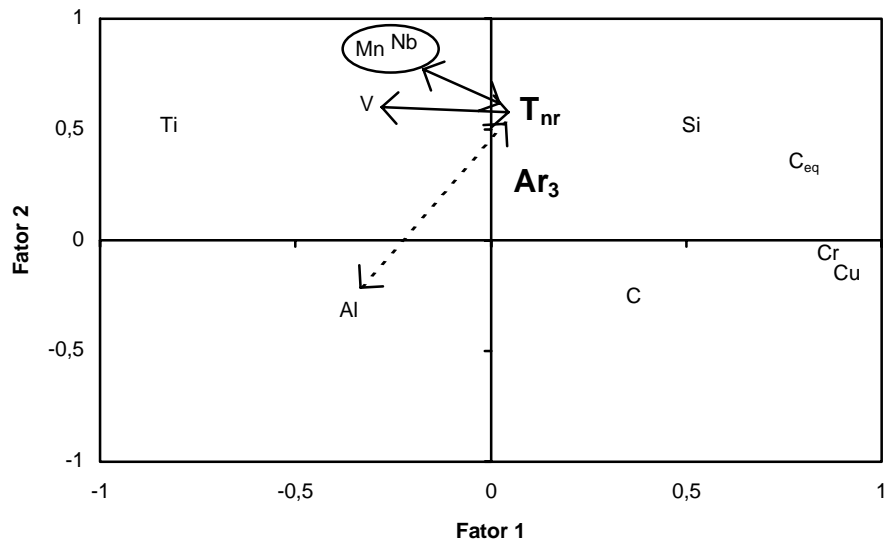


Figura 2 : Gráfico gerado pela análise de componentes principais efetuada nos dados de composição química e temperaturas críticas obtidas nos aços deste trabalho e no anterior⁽¹⁴⁾.

Uma provável razão para a obtenção de poucas correlações significativas pode estar ligada ao baixo número de ligas analisadas, bem como a amplitude relativamente estreita dos teores dos elementos de liga analisados.

É interessante notar os resultados peculiares que foram obtidos para o aço Nb3. Ele apresenta o menor teor de elementos microligantes mas, surpreendentemente, sua T_{nr} não é das menores. Uma possível explicação para esse fato está em seu teor nulo de Si, elemento que, conforme mostra a equação de Boratto⁽³⁾, tende a diminuir T_{nr} . Sua ausência, portanto, pode ter concorrido para esse T_{nr} relativamente alto. O mesmo fato pode ter concorrido para o baixo valor de Ar_3 constatado para essa liga, uma vez que a presença de Si tende a aumentar esse parâmetro⁽¹⁵⁾.

A tabela 4 mostra o resultado da comparação entre os resultados de T_{nr} obtidos neste trabalho e os previstos pelos diversos modelos matemáticos aqui utilizados. Foram utilizados apenas os resultados dos aços ensaiados neste trabalho; os demais tiveram de ser descartados devido à ausência da análise de nitrogênio das ligas estudadas. Como se pode observar a partir desses dados, após correção com regressão linear entre os dados medidos e os calculados, os modelos para cálculo de T_{nr} baseados em redes neurais apresentaram melhor desempenho, enquanto que fórmula de Boratto teve o pior; o modelo de Dutta ficou numa posição intermediária.

Aço	T_{nr} Boratto [°C]	ΔT_{nr} Boratto [°C]	T_{nr} ou $T_{5\%}$ Dutta [°C]	ΔT_{nr} Dutta [°C]	T_{nr} Rede Neural [°C]	ΔT_{nr} Rede Neural [°C]
Nb1	886	18	881	13	872	4
NbTi1	887	26	881	20	877	16
NbTi2	898	-1	902	3	897	-2
NbTiV	895	-21	905	-11	911	-5
NbCrCu1	878	-5	880	-3	892	9
NbCrCu2	878	-16	872	-22	873	-21
E.P.E.	20		17		14	

Tabela 4: Resultados de T_{nr} calculados por diversos modelos matemáticos para os aços ensaiados neste trabalho.

Será analisado primeiramente o desempenho da equação de Boratto. Esta equação⁽³⁾ foi desenvolvida para aços quase totalmente solubilizados, uma vez que os dados que lhe deram origem foram provenientes de corpos de prova austenitizados a 1260°C, temperatura suficiente para dissolução da maior parte dos precipitados. Logo, decidiu-se fornecer a esta equação os teores de microligantes efetivamente solubilizados a 1150°C, que foi a temperatura de austenitização empregada neste trabalho. Esses valores foram calculados a partir de um modelo matemático para solubilização de aços multi-microligados⁽¹⁶⁾. Verificou-se que tal correção aumentou significativamente a precisão dos valores calculados por esse modelo.

Pode-se observar que o modelo de Boratto superestimou os valores de T_{nr} para alguns aços ao Nb e NbTi, mas apresentou tendência contrária para as ligas ao NbTiV e NbCrCu. No caso desta última liga, isto pode ser atribuído à ausência do Cu nesta equação, uma vez que há evidências que esse elemento também restringe a recristalização da austenita, podendo contribuir para a elevação de T_{nr} ⁽¹⁷⁾.

Os demais desvios observados entre a equação de Boratto e os dados obtidos neste trabalho podem ser atribuídos à dispersão experimental e às diferentes metodologias utilizadas nos ensaios dos dois trabalhos.

O modelo de Dutta também tendeu a superestimar os valores de T_{nr} (ou seja, $T_{5\%}$), mas novamente ocorreu o inverso para os aços ao NbTiV e ao NbCrCu. Isso parece ser mais um indicativo do aumento em T_{nr} que esse elemento promove.

O modelo de redes neurais tende a “aprender” por si só as relações entre dados, dispensando o conhecimento prévio de um modelo matemático. Os valores de T_{nr} calculados a partir da evolução dos valores de resistência média à deformação a quente versus o inverso da temperatura provenientes das redes neurais foram sistematicamente inferiores aos valores medidos, conforme mostra a tabela 4. É curioso verificar que, apesar desse modelo ter extraído a informação unicamente dos dados experimentais, também aqui ocorreu significativa subestimativa do valor de T_{nr} dos aços ao NbCrCu, ocorrendo então o máximo desvio observado para esse modelo: 21°C.

Por outro lado, note-se que o modelo de redes neurais aqui utilizado foi “indireto”, ou seja, ele não forneceu diretamente os valores de T_{nr} , mas sim o gráfico a partir do qual ela é determinada. Uma vez que essa determinação envolve frequentemente julgamento subjetivo, sua precisão pode ser prejudicada por erros aleatórios, particularmente se as duas retas cuja intersecção fornece T_{nr} estiverem mal condicionadas. Se houvesse uma quantidade considerável de dados disponíveis - por exemplo, provenientes de algumas dezenas de ligas - o desenvolvi-

mento de uma rede neural para calcular diretamente T_{nr} a partir da composição química se tornaria viável, e teria muito mais chances de ser mais precisa do que a que foi desenvolvida aqui.

A tabela 5 mostra o resultado da comparação entre os resultados de A_{r3} obtidos neste trabalho e os previstos pelos diversos modelos matemáticos aqui utilizados. Foram utilizados neste caso apenas os resultados dos aços ensaiados neste trabalho; os demais tiveram de ser descartados devido à ausência da análise de nitrogênio das ligas estudadas. Após correção com regressão linear entre os dados medidos e os calculados, os modelos para cálculo de A_{r3} baseados em redes neurais novamente apresentaram melhor desempenho, enquanto que fórmula de Ouchi teve o desempenho ligeiramente inferior. Ambos, contudo, foram bem mais precisos que os modelos para T_{nr} . Além disso, as duas abordagens de modelamento não apresentaram uma tendência nítida em subestimar ou superestimar A_{r3} , ou seja, os erros obtidos apresentaram maior aleatoriedade.

Aço	A_{r3} Ouchi [°C]	ΔA_{r3} Ouchi [°C]	A_{r3} Rede Neural [°C]	ΔA_{r3} Rede Neural [°C]
Nb1	740	10	728	-2
NbTi1	762	-10	761	-10
NbTi2	748	-5	756	3
NbTiV	744	-10	758	4
NbCrCu1	753	5	754	6
NbCrCu2	764	10	753	-1
E.P.E.	10		7	

Tabela 5: Resultados de A_{r3} calculados por diversos modelos matemáticos para os aços ensaiados neste trabalho.

O mesmo problema que afetou a precisão da rede neural para cálculo de T_{nr} - a necessidade do desenvolvimento de um modelo “indireto” devido à pequena quantidade de dados - pode ter afetado também a rede neural para cálculo de A_{r3} . O problema pode ser resolvido através da análise de maior quantidade de dados, que permita o desenvolvimento de um modelo direto para cálculo de A_{r3} via redes neurais como, de fato, já foi registrado na literatura⁽¹⁸⁾, ainda que para materiais sem deformação a quente.

- CONCLUSÕES

Este trabalho sobre o modelamento matemático das temperaturas críticas na laminação controlada (T_{nr} , Ar_3 e Ar_1) em função da composição química levou às seguintes conclusões:

- Os efeitos da composição química sobre Ar_1 não puderam ser investigados devido ao rompimento prematuro dos corpos de prova submetidos à múltiplos passes de deformação por torção;
- A análise estatística mostrou influência relativamente pequena dos elementos de liga sobre T_{nr} . O elemento com maior influência foi o Nb; Mn e V apresentaram influência considerável, mas há dúvidas se seus efeitos não são devidos à correlações indiretas de seus teores com os do Nb. Aparentemente a ausência de Si tende efetivamente a contribuir para o aumento do T_{nr} , conforme observado em uma das ligas. Foi constatada ainda ligeira influência negativa do Al;
- Foi estatisticamente constatado apenas efeito significativo do Si sobre Ar_3 , o que foi corroborado pelo baixo valor dessa temperatura para uma liga isenta desse elemento;
- A comparação entre os diversos modelos matemáticos para cálculo de T_{nr} mostrou que eles apresentaram ordem crescente de precisão na seguinte seqüência: Boratto → Dutta → Redes Neurais;
- Também os modelos para cálculo de Ar_3 apresentaram melhor desempenho para as redes neurais, em relação à equação empírica de Ouchi.
- Uma limitação das redes neurais aqui desenvolvidas está no fato de que elas só são válidas dentro da faixa de composições químicas típicas aqui estudadas. Um modelo mais geral e preciso para o cálculo de T_{nr} ou Ar_3 diretamente da composição química por redes neurais exigiria dados provenientes de dezenas de ligas.

- AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de expressar seu agradecimento a **Marcos Antonio Stuart** e a **José Herbert Dolabela da Silveira**, da COSIPA, por seu apoio vital na concepção e atividades preliminares deste trabalho, a **Benedito Dias Chivites** pelo apoio durante a usinagem dos corpos de prova e ao **Prof. Dr. Oscar Balancin e sua equipe**, do Departamento de Engenharia de Materiais da Universidade Federal de São Carlos, pela execução dos ensaios de torção a quente e pelas valiosas sugestões feitas no decorrer deste trabalho.

- BIBLIOGRAFIA

- 1) TANAKA, T. In: MICROALLOYING '75. Proceedings. Union Carbide Corporation, New York, 1975, p. 107-118.
- 2) DUTTA, B. & SELLARS, C.M. Materials Science and Technology, March 1987, 197-206.
- 3) BORATTO, F. e outros. In: THERMEC '88. Proceedings. Iron and Steel Institute of Japan, Tokyo, 1988, p. 383-390.
- 4) TAMURA, I. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON STEEL ROLLING. Proceedings. Iron and Steel Institute of Japan, Tokyo, 1980, p. 59-81.
- 5) MACCAGNO, T.M. e outros. ISIJ International, November 1994, 917-922.
- 6) LOTTER, V. e outros. Thyssen Technische Berichte, 1984, 13-26.
- 7) OUCHI, C. e outros. Transactions of the ISIJ, 22(3):214-222, March 1982.
- 8) GORNI, A.A. & BRANCHINI, O.L.G. In: X SEMINÁRIO DE METALURGIA FÍSICA E TRATAMENTOS TÉRMICOS. Anais. Associação Brasileira de Metais, São Paulo, 1989, 345-357.
- 9) ROBILLER, G. e outros. Stahl und Eisen, 9 Februar 1987, 111-114.
- 10) LIU, X. e outros. Materials Science and Technology, April 1996, 345-350.
- 11) BAI, D.Q. e outros. Metallurgical Transactions A, October 1993, 2151-2159.
- 12) LIU, X. e outros. Materials Science and Technology, May 1995, 469-473.
- 13) XAVIER, M.D. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 1990. 208 p.

-
- 14) GORNI, A.A. e outros. Relatório Interno da COSIPA, Fevereiro 1993. 24 p.
- 15) CHOQUET, P. e outros. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON STRENGTH OF METALS AND ALLOYS. Proceedings. Canadian Institute of Metallurgy, 1985.
- 16) GORNI, A.A. In: SPREADSHEETS IN SCIENCE AND ENGINEERING. Springer-Verlag, Heidelberg, 1998, 237-269.
- 17) ABE, T. e outros. Transactions of the ISIJ, 1987, 478-484.
- 18) DONADILLE, C. e outros. La Revue de Metallurgie - CIT, Oct. 1992, 892-4.

- ABSTRACT

**MODELING THE CONTROLLED ROLLING CRITICAL TEMPERATURES
USING EMPIRICAL EQUATIONS AND NEURAL NETWORKS**

The knowledge of the critical temperatures in controlled rolling - T_{nr} , Ar_3 and Ar_1 - is fundamental for the correct selection of the temperatures where should happen the several steps of this process. In this work these parameters were determined for the most frequently microalloyed steels processed in the Plate Mill of COSIPA. It was verified that the isolated effect of several alloy elements over these critical parameters was not very clear, fact attributed to their short magnitude range among the steels studied in this work. Nb and Si were the most statistically significant elements for the determination of T_{nr} and Ar_3 respectively. Mathematical modeling through neural networks for the calculation of those two parameters, starting from steel chemical composition, was shown to be more precise than its calculation through former empirical models. Their performance can be further improved through the use of larger amounts of data during the learning phase of neural networks.

Keywords: Hot Torsion Tests, No-Recrystallization Temperature, Ar_3 Temperature, Mathematical Models