

MODELAMENTO MATEMÁTICO DA RESISTÊNCIA À DEFORMAÇÃO A QUENTE DE AÇOS DE ALTA RESISTÊNCIA E BAIXA LIGA¹

Antonio Augusto Gorni²

RESUMO

A partir de dados de resistência à deformação a quente de aços microligados, obtidos através de ensaios de torção, foram ajustadas diversas equações propostas na literatura para cálculo desse parâmetro em função da temperatura, grau e velocidade de deformação. Efetuou-se ainda o modelamento dessa propriedade através da nova técnica de redes neurais. Foi verificado que modelos polinomiais apresentaram melhor grau de ajuste em relação aos multiplicativos. Observou-se ainda que a magnitude dos desvios dos valores calculados em relação aos dados reais foi máxima para valores extremos de velocidade de deformação e/ou grau de deformação de pico. As flutuações na composição química dos aços alteraram pouco o efeito da temperatura, grau e velocidade sobre a resistência à deformação a quente, mas afetaram o valor base desse parâmetro. A aplicação de redes neurais a este caso permitiu precisão de cálculo superior a qualquer uma das equações constitutivas aqui estudadas, além de viabilizar a inclusão do efeito da recristalização dinâmica no modelamento matemático da resistência à deformação a quente.

- INTRODUÇÃO

A resistência à deformação a quente pode ser definida como sendo a tensão que inicia e mantém o escoamento de um material no estado uniaxial de tensões [1]. Ela é uma das propriedades fundamentais de um material sob alta temperatura e,

-
1. Trabalho a ser apresentado na Primeira Semana de Conformação, Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, Joinville, Setembro de 1993.
 2. Membro da A.B.M. Engenheiro de Materiais, M.Sc., Divisão de Pesquisa e Tecnologia da Companhia Siderúrgica Paulista - COSIPA e Professor-Assistente do Departamento de Metalurgia da Faculdade de Engenharia Industrial - FEI.

no caso de metais a serem laminados, seu conhecimento é imprescindível para o projeto dos componentes mecânicos e elétricos das cadeiras, bem como no desenvolvimento dos modelos matemáticos e algoritmos de automação [2].

Esse parâmetro é influenciado pela composição química do aço, sua macro- e microestrutura prévia à deformação, pelas condições de deformação (em termos de temperatura, grau e velocidade de deformação), pelo estado de tensões típico do processo de conformação utilizado e, finalmente, pelos fenômenos termicamente ativados que podem ocorrer no aço durante a deformação: encruamento, amaciamento, crescimento de grão, transformação de fases, difusão, etc. [1]

No caso particular dos aços de baixa liga e alta resistência (BLAR), os elementos de micro-liga nele presentes atuam no sentido de elevar a resistência à deformação a quente. Apesar de normalmente serem adicionados em teores inferiores a 0,10%, o aumento na resistência a quente proporcionado pelo Nb ou Ti é substancial, conforme mostra a figura 1. Já o V exerce menor efeito nesse sentido. Neste caso específico, a alta velocidade de deformação suprimiu a precipitação dinâmica que normalmente ocorre nos aços ao Nb. Logo, deve ter ocorrido apenas endurecimento por solução sólida. Sob menores velocidades de deformação, é possível que o efeito do Nb sobre a resistência à deformação a quente seja maior ainda, desde que a temperatura de deformação esteja abaixo de 950°C [2,3].

Os dados de resistência à deformação a quente de aços podem ser obtidos a partir de ensaios de tração, torção, compressão ou mesmo laminação laboratorial [1,4-7].

A representação mais comum dos dados de resistência à deformação a quente consiste em gráficos desse parâmetro versus grau de deformação, obtidos sob temperatura constante. São plotadas curvas correspondentes a cada velocidade de deformação escolhida. Esta metodologia permite rápida determinação dos valores de resistência à deformação a partir da temperatura, grau e velocidade de deformação, sendo possível efetuar interpolações e extrapolações, ainda que com alguma cautela. Por outro lado, a precisão dos valores obtidos pode ser grandemente afetada por

erros de leitura. Um exemplo dessa representação pode ser vista na figura 2 [8].

Outra possibilidade é a criação de um banco de dados multidimensional utilizando recursos digitais. No caso aqui abordado, seria basicamente uma matriz quadridimensional com dados de temperatura, grau e velocidade de deformação, mais os correspondentes valores de resistência à deformação a quente. Desse modo, pode-se calcular esse parâmetro através de métodos numéricos de interpolação, quando os dados fornecidos para o cálculo não coincidirem com os armazenados originalmente na matriz. Os inconvenientes desta abordagem são a enorme quantidade de memória requerida para o armazenamento desses dados e o tempo requerido para os cálculos, o que a torna incompatível para aplicações "on-line", ao menos até o momento. É muito provável que, com o vertiginoso desenvolvimento nos equipamentos digitais, essa abordagem seja viabilizada num futuro bem próximo [9,10].

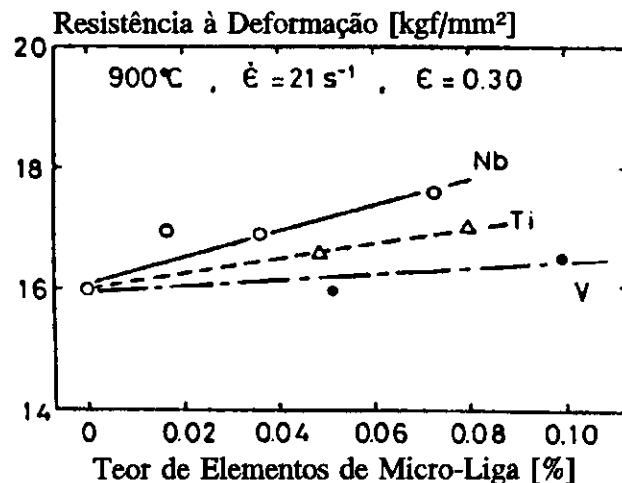


Figura 1: Efeito dos elementos de micro-liga na resistência à deformação a quente [2].

Uma outra possibilidade de cálculo da resistência à deformação a quente está no ajuste de equações empíricas aos dados experimentais disponíveis. O ideal é que as fórmulas desenvolvidas contenham termos em função da temperatura, grau e velocidade de deformação, e que sejam plenamente válidas dentro

das faixas desses parâmetros correspondentes ao processo industrial de conformação que está sendo considerado. No caso específico da laminação a quente, a maioria das equações empíricas só é válida dentro da etapa de encruamento inicial. Ou seja, elas não consideram o amaciamento que ocorre no material sob altos graus de deformação, o que as torna inadequadas ao uso nessas condições [7].

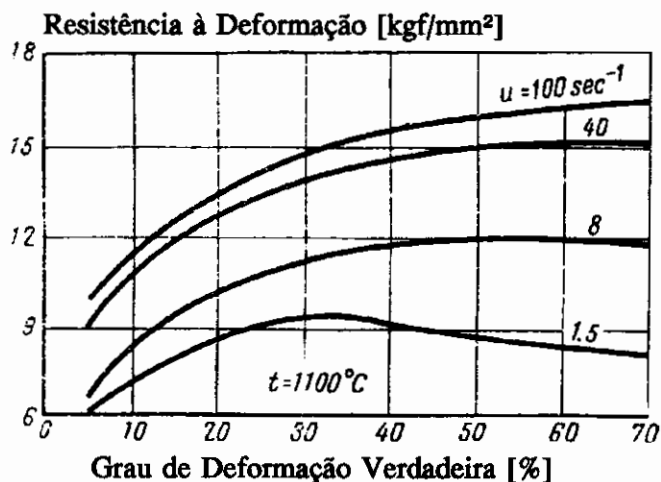


Figura 2: Resistência à deformação a quente em função do grau de deformação para aço com 0,15% C, 0,12% Si e 0,68% Mn, sob várias velocidades de deformação [8].

Normalmente se considera que uma dada equação empírica é adequada para o cálculo da resistência à deformação a quente quando apresenta coeficiente de correlação r superior a 0,95, ou seja, que a diferença entre os valores calculados e medidos não seja superior a 8%, o que permite assumir que os demais fatores que atuam sobre a resistência à deformação a quente estejam sob controle [1,4].

Entre as inúmeras equações empíricas desenvolvidas para o modelamento da resistência à deformação a quente σ se destacam as seguintes, onde T representa a temperatura, ϵ o grau de deformação verdadeiro e $\dot{\epsilon}$ a velocidade de deformação; letras minúsculas designam as constantes de ajuste aos dados experimentais.

. Tarokh [11]:

$$\sigma = a + \frac{b}{T^2} + c \sqrt{r} + d \frac{r}{T} + e \sqrt{r} \dot{\epsilon} \quad (1)$$

onde:

$$r = \frac{(h_1 - h_2)}{h_1} \quad (2)$$

Esta equação foi originalmente desenvolvida para ajustar valores de resistência à deformação a quente provenientes de ensaios de laminação a quente. Logo, h_1 é a espessura inicial do laminado e h_2 a final. A dedução dessa fórmula levou em conta que o efeito da temperatura é mais pronunciado do que o do grau de deformação e que a influência da velocidade de deformação é mínima.

. Samanta [6]

$$\sigma = a + b \ln \dot{\epsilon} + c T + d T \ln \dot{\epsilon} + e T \ln \dot{\epsilon} + f T \ln \dot{\epsilon} \ln \dot{\epsilon} \quad (3)$$

. Hajduk [1,4,7]

$$\sigma = \sigma_0 \exp(-aT) \dot{\epsilon}^b \dot{\epsilon}^c \quad (4)$$

Nesta equação, apenas σ_0 é afetado de maneira marcante por flutuações na composição química do aço, seu processo específico de elaboração/processamento e condições peculiares do ensaio utilizado na determinação da resistência à deformação a quente [1,7]. Contudo, a estrutura multiplicativa desta fórmula limita sua faixa de validade, sendo particularmente inevitáveis imprecisões quando se utilizam valores de grau de deformação extremos, ou seja, muito pequenos ou muito grandes [1,12].

. Tegart [5]

$$\sigma = a + r^{0,2} \left[b + c \ln \epsilon + \frac{1000 c}{T} \right] \quad (5)$$

Esta equação é válida apenas para aços com estrutura austenítica.

. Rossard [13]

$$\sigma = a \epsilon^{\frac{bT}{1000}} \epsilon^c \exp\left(\frac{d}{T}\right) \quad (6)$$

. Jäckel [12]

$$\sigma = \left(a + \frac{b}{T} + c \ln \epsilon + \frac{d}{T} \ln \epsilon \right) (\epsilon - e)^{\left(f + \frac{g}{T} \right)} \quad (7)$$

No caso específico dos aços microligados de baixa liga e alta resistência, relativamente poucas equações foram publicadas na literatura. Até o momento, dispõe-se de equações do tipo Samanta [6] e Hajduk [7,14], ajustadas para condições específicas de conformação e composição química.

Um ponto importante a ser notado são os valores discrepantes que as diversas equações constitutivas disponíveis produzem para um mesmo tipo de aço e condições idênticas de deformação. Em casos extremos foram verificadas diferenças de até 1500% [9]. As causas apontadas para essas flutuações são: variações na composição química e/ou microestrutura dos aços utilizados, erros experimentais, falhas na estimativa para correção do aquecimento adiabático do corpo de prova, entre outras [1,4,7,9].

Nos últimos anos tem sido notável o progresso verificado numa ferramenta revolucionária de modelamento matemático: **redes neurais**. Esta nova abordagem não requer que se defina uma relação matemática formal entre as variáveis envolvidas. O relacionamento

entre elas é estabelecido a partir de ciclos de aprendizagem, de maneira análoga ao que ocorre no cérebro humano, através de apresentações sucessivas dos dados e resultados à rede neural. Tal característica, desde que bem aproveitada, leva ao desenvolvimento de modelos interpolativos muito precisos. Tanto é que essa nova técnica vem sendo progressivamente aplicada no âmbito siderúrgico, inclusive no Brasil [15].

Não se tem notícia da aplicação de redes neurais ao cálculo da resistência à quente de aços. Este parece ser um recurso extremamente promissor neste caso. Para tanto, pode-se conceber uma rede com três camadas de neurônios ("perceptron") para se efetuar esse modelamento, a qual pode ser vista na figura 3.

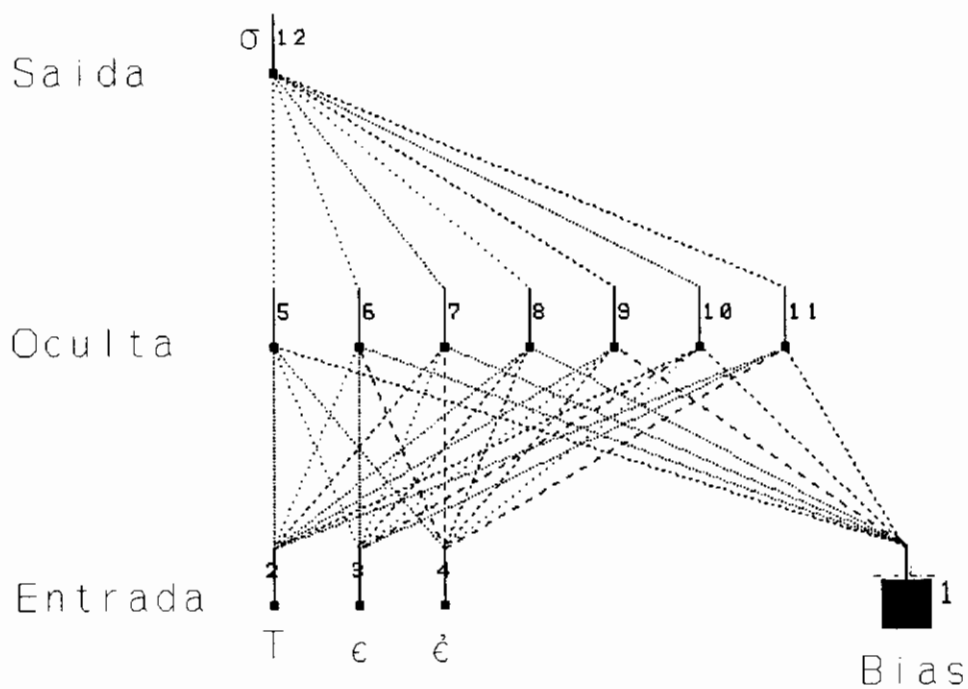


Figura 3: Rede neural utilizada para se modelar a resistência à deformação a quente a partir da temperatura, grau e velocidade de deformação.

A primeira camada (inferior) permite a entrada de dados para o cálculo, e contém três neurônios, correspondentes à temperatura, grau de velocidade de deformação. A segunda (intermediária) é a chamada camada oculta, onde ocorre a maior parte do processamento matemático. Ela foi dimensionada a partir do teorema de Kolmogorov, ou seja, contém $2n+1$ neurônios, onde n é o número de variáveis de entrada. Finalmente, a terceira camada (superior), de saída, é constituída de apenas um neurônio, correspondente ao valor calculado de resistência à deformação a quente. Além disso, foi conectado um neurônio de "bias" a todos os neurônios da camada oculta. Seu papel consiste em aumentar o número de graus de liberdade da rede neural, ampliando desse modo sua capacidade de modelamento.

A insuficiência de dados na literatura e a possível inadequação das equações disponíveis na literatura motivou o desenvolvimento de modelamento matemático específico para o cálculo da resistência à deformação a quente de aços microligados da COSIPA a partir da temperatura, grau e velocidade de deformação. Objetivou-se com este trabalho obter-se modelos o mais adequados possíveis para as condições específicas da Usina, garantindo-se o máximo de precisão possível.

- PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

Os dados de resistência à deformação a quente foram obtidos ao longo do desenvolvimento de uma Dissertação de Mestrado [16], onde poderão ser encontrados detalhes experimentais adicionais.

Foram estudados aços microligados ao Nb, NbV e NbTiV, os quais são normalmente processados no Laminador de Chapas Grossas da COSIPA. Suas composições químicas podem ser vistas na tabela I.

AÇO	C	Mn	Si	Al	Cr	Ni	Cu	Nb	V	Ti	C _{eq}
Nb	0,14	1,02	0,40	0,040	0,55	----	0,24	0,022	----	----	0,43
NbV	0,11	1,24	0,28	0,036	----	----	----	0,036	0,042	----	0,33
NbTiV	0,10	1,58	0,27	0,025	0,22	0,26	----	0,042	0,054	0,018	0,43

Tabela I: Composição química dos aços estudados.

A seção útil dos corpos de prova cilíndricos para torção a quente apresentava 15 mm de comprimento por 6,35 mm de diâmetro. Os ensaios de torção a quente foram realizados na máquina universal de ensaios servo-hidráulica do Departamento de Engenharia Metalúrgica da U.F.M.G. A aquisição dos dados gerados pelo ensaio foi digital. Os corpos de prova foram aquecidos em forno tubular com resistências elétricas. 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 isotérmicos. A amostra fria era introduzida no forno aquecido previamente a 1000°C e protegida contra decarbonetação através de fluxo de argônio. A seguir, o forno iniciava aquecimento até 1150°C e, após atingir essa temperatura, ocorria um período de encharque de trinta minutos para garantir sua homogeneização térmica. Depois dessa etapa, os corpos de prova eram resfriados sob uma taxa de 3°C/s até que fosse atingida a temperatura de ensaio. Neste momento, a máquina era acionada e submetia o corpo de prova a um grau de deformação total equivalente a 2,5.

Foram efetuados ensaios a 1100, 1000, 950, 900 e 800°C - ou seja, dentro do campo austenítico - sob velocidades de deformação de 0,1, 1 e 10 s⁻¹. No caso dos ensaios a 950°C foi aplicada apenas uma velocidade de deformação: 1 s⁻¹.

As curvas deslocamento angular versus torque, obtidas através dos ensaios, foram convertidas em tabelas de deformação real versus resistência à deformação a quente pelo próprio computador que controla a máquina de torção.

A partir dos dados de resistência à deformação a quente assim obtidos, e dos correspondentes valores de temperatura, velocidade e grau de deformação, foram ajustadas as diversas

equações constitutivas propostas na literatura, através de regressão múltipla linear e não-linear [17]. Foram considerados apenas os valores de resistência à deformação a quente correspondentes à região crescente da curva tensão versus deformação, ou seja, desde o início do ensaio até o ponto onde ocorria valor máximo de resistência à deformação a quente (**deformação de pico**). Os modelos escolhidos foram os já citados na Introdução.

Foram geradas duas versões da rede neural descrita na Introdução. Na primeira, foram utilizados os mesmos dados empregados no ajuste das equações constitutivas. Na segunda, foram analisados dados completos da curva tensão versus deformação, ou seja, desde o início do ensaio até o rompimento do corpo de prova. Isto foi feito com o objetivo de se modelar o comportamento mecânico dos aços estudados ao longo de toda a faixa de valores de deformação aplicados, incluindo o efeito da recristalização dinâmica. Vale notar que as equações constitutivas aqui citadas não levam em conta esse efeito.

Ambas as versões das redes neurais foram treinadas através da técnica da retropropagação ("*back-propagation*"). Cada conjunto de dados foi subdividido em dois: o primeiro, com 90% dos dados, foi utilizado para o treinamento iterativo da rede neural. Os restantes 10%, escolhidos aleatoriamente, formaram o sub-conjunto de teste, utilizado para aferir o desempenho da rede neural já treinada. Foram necessárias em média 45.000 iterações para cada rede neural até que elas atingissem um grau de aprendizado considerado satisfatório.

A avaliação do grau de ajuste dos modelos propostos aos dados experimentais foi feito através da determinação do coeficiente de correlação r e do erro padrão da estimativa, além do traçado de gráficos que permitiram a comparação gráfica entre os dados reais e as curvas calculadas pelos diversos modelos.

- RESULTADOS E DISCUSSÃO

A tabela II mostra as médias globais do coeficiente de correlação r e dos erros padrão da estimativa para cada modelo analisado. Elas estão listadas em ordem decrescente de ajuste estatístico.

MODELO	r	E.P.E. [kgf/mm ²]
SAMANTA	0,95	1,5
TEGART	0,95	1,6
JÄCKEL	0,95	1,6
TAROKH	0,94	1,7
ROSSARD	0,93	1,8
HAJDUK	0,93	1,8

Tabela II: Grau global de ajuste estatístico dos modelos para cálculo da resistência à deformação a quente aqui estudados.

A partir dos dados obtidos, constata-se que apenas os modelos de Samanta, Tegart e Jäckel apresentaram coeficiente de correlação r adequado (ou seja, igual ou maior a 0,95), de acordo com o critério estabelecido em [1]. O melhor nível de ajuste desses modelos provavelmente pode ser atribuído ao fato deles apresentarem termos interativos, ou seja, parcelas que envolvem multiplicação de variáveis independentes, como, por exemplo, grau de deformação e temperatura. Essa abordagem, contudo, traz alguns inconvenientes: a equação fica complicada; há risco dela embutir erros experimentais; podem ocorrer efeitos de **colinearidade**, ou seja, a fórmula perde o significado físico devido ao embaralhamento da influência isolada das diversas variáveis [18]. De fato, essa ocorrência foi verificada nas equações de Tarokh e Samanta ajustadas neste trabalho.

Já os modelos de Tarokh, Rossard e Hajduk apresentaram r menor que 0,95, não atendendo ao critério proposto em [1]. Ainda assim, o grau de ajuste obtido foi muito bom.

Quanto ao tipo de aço, o material que apresentou o melhor grau de ajuste com os modelos empíricos foi o aço NbV, conforme mostra a tabela III. É interessante notar que os produtos laminados com esta composição química também se destacam pela

estreita faixa de dispersão em suas propriedades mecânicas finais.

AÇO	r	E.P.E. [kgf/mm ²]
Nb	0,94	1,6
NbV	0,95	1,5
NbTiV	0,94	1,8

Tabela III: Grau global de ajuste estatístico apresentado pelos aços estudados para os modelos aqui analisados.

Ao se analisar graficamente o grau de ajuste proporcionado pelos modelos, verificou-se que todos eles tendem a apresentar desvio mais acentuado para valores extremos de grau de deformação, tanto alto como baixos. Nestas faixas o valor calculado tende a ser superestimado, conforme mostra a figura 4.

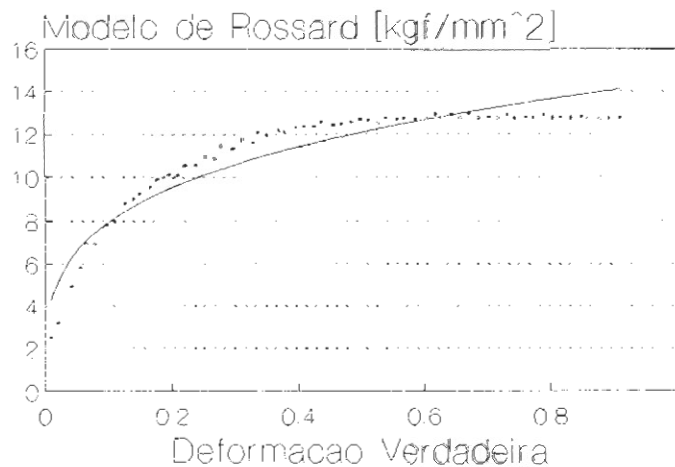


Figura 4: Comparação entre os dados reais de resistência à deformação a quente e o modelo de Rossard. Aço ao NbV, 1100°C, 10 s⁻¹.

Verificou-se ainda que os modelos empíricos tenderam a apresentar desvios acentuados em relação aos dados experimentais

quando os valores de velocidade de deformação utilizados e/ou de deformação de pico se afastavam dos valores médios correspondentes a cada tipo de aço. Ou seja:

-> Valores de velocidade de deformação muito baixos e/ou deformação de pico muito altos em relação à média tenderam a fazer com que os valores calculados pelos modelos fossem muito inferiores aos dados reais - caso mostrado na figura 5, onde a velocidade de deformação é baixa, $0,1 \text{ s}^{-1}$.

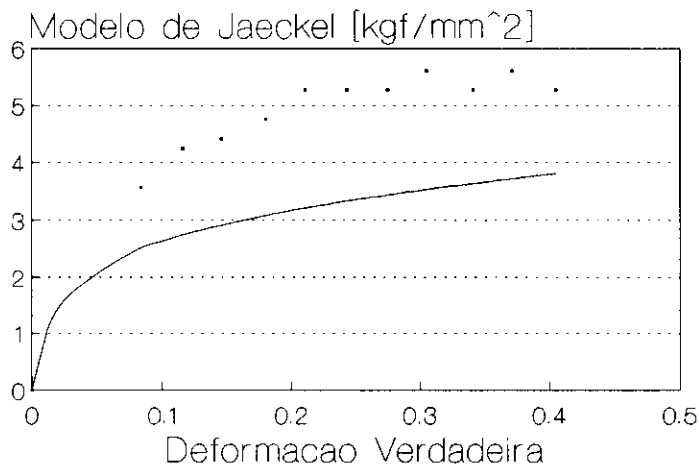


Figura 5: Comparação entre os dados reais de resistência à deformação a quente e o modelo de Jäckel. Aço Nb, 1100°C , $0,1 \text{ s}^{-1}$.

-> Valores de velocidade de deformação muito altos e/ou deformação de pico muito baixos em relação à média tenderam a fazer com que os valores calculados pelos modelos fossem muito superiores aos dados reais. A figura 6 mostra essa situação: neste caso, o valor da deformação de pico observado para os dados foi de 0,35, muito abaixo do valor médio relativo ao aço considerado: 0,82.

Uma possível solução para este problema seria o aumento do número de ensaios de torção efetuados, aplicando-se maior variedade de condições experimentais intermediárias entre os extremos de velocidade de deformação e deformação de pico. Isto

aumentaria a quantidade de informação fornecida aos programas de regressão múltipla, elevando-se o grau de refino das constantes dos diversos modelos. Como resultado, os cálculos efetuados pelas equações ajustadas seriam mais precisos.

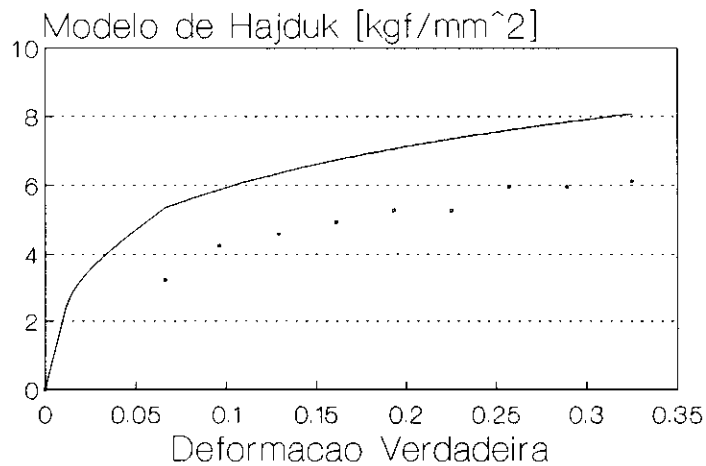


Figura 6: Comparação entre os dados reais de resistência à deformação a quente e o modelo de Hajduk. Aço NbV, 1100°C, 0,1 s⁻¹.

O efeito da composição química no tocante à influência da temperatura, grau e velocidade de deformação sobre a resistência à deformação a quente pode ser verificado ao se observar as constantes ajustadas para a equação de Hajduk. Esta fórmula é particularmente adequada para este fim, uma vez que não apresenta termos interativos. As fórmulas obtidas foram:

. Aço Nb (com $r = 0,93$ e E.P.E. = 1,8 kgf/mm²):

$$\sigma = 177 \exp(-0,00205 T) \epsilon^{0,246} \dot{\epsilon}^{0,049} \quad (8)$$

. Aço NbV (com $r = 0,94$ e E.P.E. = 1,7 kgf/mm²):

$$\sigma = 103 \exp(-0,00155 T) \epsilon^{0,259} \dot{\epsilon}^{0,055} \quad (9)$$

. Aço NbTiV (com $r = 0,93$ e E.P.E. = $1,9 \text{ kgf/mm}^2$):

$$\sigma = 405 \exp(-0.00282T) \epsilon^{0,276} \dot{\epsilon}^{0,050} \quad (10)$$

onde σ está em kgf/mm^2 , T em $^\circ\text{K}$, ϵ é a deformação real (logarítmica) e $\dot{\epsilon}$ é dado em s^{-1} .

Comparando-se as constantes determinadas por regressão não-linear com as respectivas composições químicas, pode-se observar que:

-> O valor base de resistência à deformação a quente (σ_0) foi proporcional ao valor de carbono equivalente dos aços. O mesmo ocorreu em relação ao grau de influência que a temperatura exerce sobre a resistência à deformação a quente (a constante a da equação 4);

-> A influência que o grau de deformação exerce sobre a resistência à deformação a quente (constante b da equação 4) foi proporcional ao teor de elementos de micro-liga presente no aço;

-> Já a velocidade de deformação teve efeito inversamente proporcional ao valor de carbono equivalente, conforme se depreende da evolução da constante c da equação 4.

Conforme previsto na literatura [1,7], σ_0 flutuou significativamente de aço para aço, em função das variações nos teores de elementos de liga, particularmente em termos do valor de carbono equivalente. Já as constantes a , b e c apresentaram variação bem menor, particularmente as duas últimas, relativas ao efeito do grau e velocidade de deformação.

A tabela IV mostra o desempenho da rede neural que foi treinada apenas com os dados da região de encruamento da curva tensão versus deformação, para cada aço estudado.

AÇO	r	E.P.E. [kgf/mm ²]
Nb	0,98	1,1
NbV	0,96	1,4
NbTiV	0,98	1,1

Tabela IV: Grau de ajuste das redes neurais treinadas com dados de resistência à deformação a quente relativos à região crescente da curva tensão versus deformação.

Ficou evidente o melhor grau de ajuste conseguido pelas redes neurais, tanto em termos do coeficiente de correlação como do erro padrão da estimativa, que foram superiores ao de todas as equações constitutivas. Além disso, não foram observados desvios gráficos acentuados típicos dessas fórmulas, como os que foram observados nas figuras 4, 5 e 6.

Já redes neurais treinadas com os dados completos das curvas tensão versus deformação também apresentaram bom grau de ajuste, conforme mostra a tabela V.

AÇO	r	E.P.E. [kgf/mm ²]
Nb	0,95	1,5
NbV	0,96	1,5
NbTiV	0,89	2,0

Tabela V: Grau de ajuste das redes neurais treinadas com dados de resistência à deformação a quente plenos.

O modelamento da curva tensão x deformação completa através de equações constitutivas é complicado. Só recentemente foram publicados trabalhos neste sentido [1,12]. A abordagem mais consistente propõe o ajuste por partes da curva plena, utilizando-se três equações independentes. Cada uma corresponde a um dos três estágios da curva: **encruamento**, **amacramento** e **patamar**. O

modelamento fica complicado, uma vez que a interpretação dos vários formatos de curva para se classificar adequadamente os dados relativos aos vários estágios nem sempre é fácil.

Aqui fica evidente a grande vantagem das redes neurais: o inter-relacionamento entre as variáveis é estabelecido de forma precisa e automática. Desse modo, a mesma rede neural empregada para se modelar a fase de encruamento foi utilizada para se analisar a curva toda, de forma relativamente simples, bastando treiná-la com o conjunto total de dados. Isso significa que o trabalho de seleção das melhores equações empíricas, muitas vezes demorado e enfadonho, pode ser suprimido.

O modelamento de toda a curva tensão versus deformação permite a previsão dos valores da resistência a quente em processos de conformação onde possa ocorrer recristalização dinâmica, seja em um único passe (extrusão) ou através da acumulação de reduções residuais devido à recristalização nula ou incipiente entre passes (laminação controlada).

O uso de redes neurais ainda apresenta algumas peculiaridades. Seu processo de treinamento permite uma grande multiplicidade de abordagens e, portanto, pode adquirir contornos artesanais. Uma vez que as redes aqui utilizadas foram treinadas sob condições padronizadas relativamente simples, é possível que um trabalho posterior de refino venha a melhorar ainda mais seu desempenho.

Note-se também que, uma vez treinada, o processo de cálculo pela rede neural é direto, ou seja, não iterativo. A complexidade dos cálculos em cada neurônio não é muito grande, uma vez que ele é basicamente constituído de uma função somatória, para ponderar as contribuições dos outros neurônios a ele ligados, e uma função sigmoïdal, para determinar seu valor de saída. Logo, o tempo de processamento da rede treinada é rápido. A facilidade do modelamento via redes neurais e sua melhor precisão justificam plenamente o pequeno dispêndio extra de memória digital que sua implementação requer.

Por outro lado, redes neurais são, na verdade, **caixas pretas**, ou seja, elas não permitem que se determinem os mecanismos físicos que influenciam o fenômeno que está sendo modelado. Tal fato, contudo, não chega a ser uma grande desvantagem. Conforme já foi visto anteriormente, a maior parte das equações

constitutivas disponíveis na literatura foram concebidas de modo a se elevar o grau de ajuste estatístico com os dados experimentais, ainda que em detrimento de seu significado físico. Ou seja, também elas são, de fato, caixas pretas. De todo modo, tal fato não é tão sério, quando se deseja apenas fidelidade nos valores calculados, que é o que ocorre no modelamento de processos industriais.

- CONCLUSÕES

. Dados de resistência à deformação de aços microligados ao Nb, NbV e NbTiV, determinados por ensaios de torção a quente, foram ajustados a diversos modelos consagrados da literatura, que efetuam seu cálculo a partir da temperatura, grau e velocidade de deformação aplicados;

. Os modelos que se revelaram adequados para o cálculo desse parâmetro foram os de Samanta, Tegart e Jäckel. As equações de Tarokh, Rossard e Hajduk, apesar de apresentarem desempenho apenas levemente inferior ao dos outros modelos, não atenderam ao grau de precisão mínimo recomendado pela literatura;

. Modelos polinomiais, que incluem termos interativos, apresentaram melhor grau de ajuste, embora tenham produzido equações de significado físico duvidoso;

. O aço ao NbV apresentou melhor grau de ajuste aos modelos empíricos que as ligas ao NbTiV e Nb;

. Valores de velocidade de deformação e/ou deformação de pico muito distantes dos valores médios observados para cada aço levaram a maiores desvios no cálculo da resistência à deformação a quente pelos diversos modelos estudados. Uma sugestão para se minimizar este problema está em aumentar o número de condições experimentais intermediárias.

. Ao se analisar a equação de Hajduk, a mais adequada do ponto de vista físico, verificou-se que as variações na compo-

sição química dos aços afetaram mais a resistência à deformação básica do que as constantes que definem o efeito da temperatura, grau e velocidade de deformação sobre a resistência à deformação a quente.

. O uso de redes neurais para o modelamento da resistência à deformação a quente permitiu níveis de ajuste estatístico superiores aos de qualquer equação constitutiva. Além disso, tornou possível o modelamento pleno da curva tensão x deformação, de maneira muito fácil, ao contrário do que se verifica quando se tenta ajustá-la a equações empíricas.

- AGRADECIMENTOS

O autor gostaria de agradecer a MARCOS DOMINGOS XAVIER pela cessão dos dados experimentais de resistência à deformação a quente, os quais foram obtidos ao longo do desenvolvimento de sua Dissertação de Mestrado na Universidade Federal de Minas Gerais.

- REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. SPITTEL, T. & SPITTEL, M. Scandinavian Journal of Metallurgy, 19(6): 85-94, 1990.
2. TAMURA, I. e outros. Thermomechanical Processing of High Strength Low-Alloy Steels. Butterworths, London, 1988. 248 p.
3. DUTTA, B. & SELLARS, C.M. Materials Science and Technology, 2(2): 146-153, February 1986.
4. POLOUKHINE, P. e outros. Resistance des Métaux et des Alliages à la Deformation Plastique. Editions Mir, Moscou, 1980, 546 p.
5. GITTINS, A. e outros. BHP Technical Bulletin, 18(1):2-8, May 1974.
6. WHITTAKER, H.J. e outros. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON TECHNOLOGY OF IRON AND STEEL. Proceedings. The Iron and Steel Institute of Japan, Tokyo, 1971, 662-666.

7. SPITTEL, T. & HENSEL, A. Kraft- und Arbeitsbedarf bildsamer Formgebungsverfahren. VEB Deutscher Verlag für Grundstoffindustrie, Leipzig, 1978. 476 p.
8. TSELIKOV, A. Stress and Strain in Metal Rolling. Mir Publishers, Moscou, 1967. 475 p.
9. LENARD, J.G. e outros. Journal of Engineering Materials and Technology, 109(10):343-349, October 1987.
10. PAWELSKI, O. e outros. Archive für das Eisenhüttenwesen, 53(5):169-176, Mai 1982.
11. TAROKH, M. & SEREDYNSKI, F. Journal of the Iron and Steel Institute, 208(7):695-697, July 1970.
12. JÄCKEL, I. Steel Research, 62(10):441-446, October 1991.
13. BERNARD, G. e outros. Revue de Metallurgie, 78(5):421-434, Mai 1981.
14. MAZUR, V.L. & KHIZHNYAK, A. Steel in the USSR, 21(8):350-352, August 1991.
15. OLIVEIRA, J.B. e outros. In: SEMINÁRIO DE LAMINAÇÃO. Anais. Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, Porto Alegre, Novembro de 1992, 319-335.
16. XAVIER, M.D. Estudo da Deformação a Quente de Aços Microligados ao Nióbio, Vanádio e Titânio através de Ensaios de Torção. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Novembro 1990, 308 p.
17. GORNI, A.A. Micro Sistemas, (102):24-31, 1991.
18. LARIMORE, W.E. & MEHRA, R.K. Byte, October 1985, 167-182.