

MULTIDIMENSIONAL ANALYSIS BETWEEN PROCESS PARAMETERS AND MECHANICAL PROPERTIES OF HOT STRIP COILS

Antonio Augusto Gorni ⁽¹⁾
Marcos Roberto Soares da Silva ⁽¹⁾
José Herbert Dolabela da Silveira ⁽¹⁾

ABSTRACT

The aim of this work was to determine the main correlations between mechanical properties of hot strip coils, its chemical composition and hot strip mill process parameters for plain low C and microalloyed steels using multidimensional statistical analysis and neural networks.

Data from some thousands of hot coils were selected using outlier analysis and then submitted to multidimensional correlation analysis, including Pearson matrix, principal component analysis and stepwise multiple linear regression in order to detect and quantify the relevance of chemical composition and process parameters regarding mechanical properties.

In the case of low carbon steels the influence of chemical composition (Mn, Si, C and N) was greater than the relevant parameters of the hot rolling process (slab-to-strip reduction ratio, coiling temperature). This condition was even stronger for microalloyed steels, where the effect of Nb was overwhelming, with the lower contribution of Mn, Si, C and Cu/Cr.

The relevant variables selected by the stepwise multiple linear regression were then included in neural networks models in order to predict mechanical properties of hot strip coils of both kinds of steel. The predictions made by this model were very good considering its relative simplicity.

Key words: Hot Strip Coils, Mechanical Properties, Mathematical Modelling

⁽¹⁾COSIPA Steelworks, Estrada de Piaçagüera km 6, 11573-900 Cubatão SP, Brazil. E-Mail: gorni@cosipa.com.br.

ANÁLISE MULTIDIMENSIONAL ENTRE PARÂMETROS DE PROCESSO E PROPRIEDADES MECÂNICAS DE BOBINAS A QUENTE

Antonio Augusto Gorni ⁽¹⁾
Marcos Roberto Soares da Silva ⁽¹⁾
José Herbert Dolabela da Silveira ⁽¹⁾

1. INTRODUÇÃO

O estabelecimento das correlações entre os parâmetros de processo da Laminação de Tiras a Quente, a microestrutura dos produtos obtidos e suas propriedades mecânicas ainda é um candente tópico de pesquisa e desenvolvimento em todo mundo. Essas correlações são o fundamento dos modelos matemáticos que permitem calcular precisamente as propriedades mecânicas do laminado a quente assim que ele é processado, fato que pode viabilizar a supressão da realização de ensaios mecânicos. Dessa forma não só se elimina os custos associados a esses testes, como também fica agilizada a logística de planejamento e produção da usina, já que se saberá de antemão, com nível razoável de certeza, se uma dada bobina a quente será aprovada ou não, sem a necessidade de se esperar pelo seu resfriamento e execução posterior de amostragem e ensaios.

Modelos matemáticos desse tipo já estão sendo comercializados, como é o caso do **VaiQ-Strip**¹. Trata-se de um programa computacional de grande complexidade, já que ele precisa considerar todos os fenômenos metalúrgicos que ocorrem no material ao longo da linha de laminação, como o crescimento de tamanho de grão austenítico e solubilização de precipitados no forno de reaquecimento de placas, a evolução microestrutural ao longo da laminação a quente, e a cinética de transformação austenítica ao longo da mesa de resfriamento e durante o resfriamento lento da bobina. Uma vez definida a microestrutura final é necessário calcular as propriedades mecânicas em função de correlações previamente estabelecidas. Versões mais complexas também modelam a evolução de temperatura ao longo da espessura e largura do material. O desenvolvimento desse tipo de algoritmo também requer a realização de experiências em laboratório ou mesmo em escala industrial para se determinar parâmetros quantitativos vitais para aferição e ajuste de seus resultados. Como se pode observar, trata-se de um esforço enorme que demanda muitos recursos técnicos, humanos e financeiros ao longo de vários anos de desenvolvimento.

Por outro lado, uma simples análise estatística criteriosa entre os parâmetros de processo da laminação de tiras a quente e as propriedades finais das bobinas pode revelar correlações interessantes entre eles. Obviamente o nível de precisão conseguido nessas previsões quantitativas será bem inferior ao de um modelo metalúrgico pleno mas, pelo menos, ficam determinadas as diretrizes semi-quantitativas para atuação no processo de forma a se obter menor nível de dispersão nas propriedades mecânicas dos produtos ou para se corrigir eventuais desvios. Este é o objetivo deste trabalho, voltado especificamente para o laminador de tiras a quente da Cosipa.

A literatura mostra as diversas correlações básicas que podem ser esperadas entre as variáveis de processo da laminação a quente, parâmetros microestruturais e propriedades mecânicas para aços de baixo C^{2-6} . O tamanho de grão austenítico ao final da laminação tende a ser inversamente proporcional à redução total aplicada à placa^{4,7} e proporcional à temperatura de acabamento⁴. O tamanho de grão ferrítico na bobina depende do condicionamento microestrutural da austenita que lhe dá origem no momento da entrada do material na mesa de resfriamento forçado^{2,4}, em termos do tamanho de grão e eventual grau de encruamento na austenita, bem como da temperatura de bobinamento⁴. Por sua vez, a fração de perlita na microestrutura está associada ao carbono equivalente do material processado e da diferença entre as temperaturas de acabamento e bobinamento aplicadas⁴.

No caso de aços ao C-Mn a resistência mecânica é a somatória da resistência básica proporcionada pelos átomos de ferro mais as contribuições de diversos mecanismos de endurecimento microestruturais, como tamanho de grão, solução sólida de elementos de liga e fração de perlita na microestrutura⁷. A consagrada lei de Hall-Petch estabelece que a resistência mecânica é inversamente proporcional à raiz quadrada do tamanho de grão. O efeito da solução sólida é diretamente proporcional aos teores dos elementos de liga, enquanto que a influência da perlita é descrita pela lei de mistura de fases microestruturais. No caso específico dos aços microligados há um mecanismo adicional de endurecimento, a precipitação interfásica dos elementos de microliga, cuja contribuição, a princípio, pode ser calculada pelo modelo de Ashby-Orowan. Contudo, o tamanho muito pequeno desses precipitados, o qual somente pode ser determinado através de laboriosos procedimentos de microscopia eletrônica de transmissão, impede a aplicação prática dessa correlação. Já a correlação entre ductilidade e microestrutura não é tão imediata, muito embora haja uma tendência no sentido de que todo mecanismo de endurecimento contribui para reduzir essa propriedade, a qual também é afetada pela presença de inclusões não-metálicas⁷.

É possível desenvolver modelos para cálculo de propriedades mecânicas baseados em regressões lineares múltiplas, assumindo-se a premissa de que as relações entre essas propriedades, a composição química do aço e os

¹ Companhia Siderúrgica Paulista – COSIPA, Estrada de Piaçagüera km 6, 11573-900 Cubatão SP, Brasil. Endereço de correio eletrônico: gorni@cosipa.com.br.

parâmetros do processo de laminação a tiras a quente podem ser consideradas como sendo lineares, uma vez que a amplitude das variáveis envolvidas geralmente é estreita e específica para cada usina⁴⁻⁶.

Por outro lado, essa premissa pode ser questionada, uma vez que os fenômenos metalúrgicos que afetam as propriedades mecânicas da tira durante o processo de laminação são muito complicados devido ao grande número de fatores envolvidos. As relações entre esses fatores podem ser não-lineares, além de haver interações entre variáveis independentes. O modelamento envolvendo massas de dados com essas características pode ser implementado com maior eficiência e precisão usando-se redes neurais artificiais, ou seja, algoritmos matemáticos que simulam o comportamento de sistemas nervosos biológicos. Eles possuem capacidade de “aprender” as conexões entre as variáveis de conjuntos de dados sem “conhecer” previamente as relações formais entre eles. Em compensação, é necessário muito cuidado na seleção dos dados a serem considerados durante o processo de aprendizado da rede neural, pois esta extrai seu conhecimento somente a partir deles, não dispondo de qualquer modelo prévio para guiar ou avaliar a precisão de sua resposta. O uso de redes neurais no modelamento de processos de laminação a quente não chega a ser exatamente uma novidade, já que as primeiras tentativas bem sucedidas nesse sentido têm mais de quinze anos⁹, inclusive no caso do modelo que está sendo proposto aqui¹⁰⁻¹².

Portanto, o objetivo desse trabalho foi identificar os parâmetros de composição química e de processo que influenciam de forma relevante as propriedades mecânicas do material processado no laminador de tiras a quente da Cosipa. Uma vez identificados esses parâmetros, eles foram utilizados como variáveis independentes em modelos de regressão linear múltipla e de redes neurais com o objetivo de se calcular essas propriedades mecânicas, tendo sido analisado seu desempenho preditivo e a relevância de cada variável independente adotada.

2. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

Os dados necessários para este trabalho foram obtidos a partir de materiais processados no laminador de tiras a quente da Cosipa ao longo de um período de dois anos. Os dados relativos a aços C-Mn foram selecionados impondo-se as seguintes limitações nos teores de elementos de liga: C \leq 0,25%; Mn \leq 1,25%; Si \leq 0,35%; Cu, Cr, Mo, Ni \leq 0,09%; e Nb, Ti, V \leq 0,009%. Também foram selecionados dados para aços microligados dentro das seguintes limitações: C \leq 0,25%; Mn \leq 2,25%; Si \leq 0,50%; Cu, Cr \leq 0,99%; Nb, Ti, V \geq 0,010%; B \leq 0,001%; e Mo \leq 0,09%. Essas restrições tiveram como objetivo selecionar materiais exclusivamente com microestrutura final ferrítica-perlítica. Além disso, somente foram considerados dados de bobinas cuja temperatura de acabamento foi igual ou superior a 900°C, para eliminar a possibilidade de laminação intercrítica.

Os seguintes dados de processo foram coletados a partir do sistema supervisor do Laminador de Tiras a Quente:

- . Análise Química: no caso dos aços C-Mn, os teores de C, Mn, P, S, Si, Al e N. Já para os aços microligados foram considerados, além desses elementos, Cu, Cr, Nb, Ti e V.
- . Forno: número da fila e tempo de aquecimento da placa.
- . Espessuras: da placa, do esboço na saída da última cadeira de esboçamento (R2) e da bobina a quente.
- . Temperaturas: de entrada no trem acabador, de acabamento (**TA**) e de bobinamento (**TB**).
- . Velocidade da tira na saída do última cadeira do trem acabador (F6).

A partir desses dados de processo foram calculados os graus de deformação real total placa-tira (**DefTot**) e os aplicados nas fases de esboçamento e acabamento, bem como a taxa média de resfriamento entre a saída do trem acabador e o bobinamento do material (**VelResf**). As propriedades mecânicas de cada bobina a quente (limite de escoamento e de resistência, mais alongamento total) foram obtidos a partir da base de dados corporativa da usina. O ponto de referência para coleta dos dados de processo da laminação de tiras a quente foi o local do esboço onde seria retirada a amostra a partir da qual são usinados os corpos de prova para os ensaios mecânicos. Essa coleta do tipo *Same Point* garante a correta associação entre os valores dos parâmetros de processo e os das propriedades mecânicas determinadas experimentalmente.

Foi então iniciada a análise estatística dos dados obtidos, a qual foi realizada usando-se o *software* estatístico comercial *Statistica*. Primeiramente foram detectadas as bobinas atípicas, seja por condições de processo fora do especificado ou por problemas na instrumentação que levaram a falhas ou erros nos valores medidos. A análise dos chamados *outliers* constou de levantamento de histogramas e *boxplots*, bem como da aplicação dos critérios multidimensionais de Mahalanobis e Cook. Ao final dessa depuração foram definidos os conjuntos finais para as análises de correlação, os quais foram constituídos de 5.456 bobinas a quente para aços C-Mn e 2.847 bobinas a quente para aços microligados.

A partir desses conjuntos de dados foram determinadas as correlações existentes entre as variáveis de composição química, processo de laminação e propriedades mecânicas através da determinação da matriz de Pearson e da análise de componentes principais. A seguir foram estabelecidas equações para cálculo das propriedades mecânicas a partir da composição química e parâmetros do processo de laminação através de regressão linear múlti-

pla *stepwise*. Os parâmetros para avaliação da precisão das equações aqui obtidas foram o coeficiente de correlação linear r e o erro padrão da estimativa (**EPE**). A contribuição relativa β^{rel} de cada variável independente na previsão da variável dependente foi calculada a partir dos coeficientes β determinados pelo programa de regressão linear múltipla, de acordo com a seguinte fórmula:

$$\beta_i^{rel} = \frac{|\beta_i|}{\sum_{i=1}^n |\beta_i|} \quad (1)$$

onde i é a variável independente e n é o número de variáveis independentes da equação em questão.

O modelamento das propriedades mecânicas por redes neurais foi feito adotando-se a arquitetura do tipo *feed forward*, com três camadas: de entrada, oculta e de saída. A camada de entrada era constituída de neurônios associados às variáveis independentes, enquanto que a camada de saída era constituída de neurônios associados às variáveis dependentes. O número de neurônios da camada oculta foi calculado conforme o teorema de Hecht-Kolmogorov¹³, ou seja, ele foi igual ao dobro do número de neurônios da camada de entrada mais um. A função de ativação usada nos neurônios da camada oculta foi tangente sigmoïdal, enquanto que a da camada de saída foi linear. Todos os neurônios da rede neural estavam ligados a um neurônio de *bias*.

Tentativas preliminares mostraram que se conseguiu maior precisão preditiva modelando-se simultaneamente as quatro variáveis dependentes (limite de escoamento, limite de resistência, razão elástica e alongamento total) na mesma rede neural do que quando se criava uma rede específica para cada propriedade mecânica. Essa abordagem, já consagrada na literatura¹⁰⁻¹², é de fato mais eficiente, pois a presença das quatro variáveis dependentes numa mesma rede neural intensifica as correlações existentes entre elas e as variáveis independentes.

O algoritmo usado para o aprendizado foi o de Levenberg-Marquardt. Foram reservados 60% dos dados disponíveis, escolhidos aleatoriamente, para serem usados durante a fase de aprendizado da rede neural. O teste periódico da rede neural sob treinamento foi feito usando-se outros 20% dos dados disponíveis. O treinamento da rede terminava quando se atingia valor mínimo de erro nesse teste. Procedia-se então à validação final do modelo, calculando-se então o coeficiente de correlação r e o erro padrão da estimativa para a rede treinada usando-se os 20% restantes de dados disponíveis. Todos os procedimentos associados às redes neurais foram feitos usando-se uma versão de demonstração do programa *NeuroSolutions*.

A análise da importância das variáveis independentes selecionadas para as redes neurais treinadas foi feita através do cálculo do nível de relevância estatística e da análise de sensibilidade.

O nível de relevância estatística foi calculado da seguinte forma: a variável independente i em questão assumia valor constante (no caso, seu valor médio) para todos os registros do conjunto de dados, sendo então calculando o erro padrão da estimativa ($EPE_{x_i=\bar{x}_i}$) correspondente à execução da rede neural treinada a partir desse conjunto de dados modificado. Quanto maior for o valor do erro padrão da estimativa assim calculado, maior a relevância estatística da variável i em questão, pois constata-se nesse caso que sua neutralização (ou seja, o fato dela assumir valor constante) aumentou o erro da previsão cometido pela rede neural treinada¹⁴.

É possível quantificar esse nível de relevância estatística REL_i dividindo-se $EPE_{x_i=\bar{x}_i}$ pelo erro padrão da estimativa da rede neural original, **EPE**:

$$REL_i = \frac{EPE_{x_i=\bar{x}_i}}{EPE} \quad (2)$$

Portanto, quando REL_i for próximo ou inferior a um, a variável pode ser considerada como tendo efeito desprezível, podendo-se propor sua eliminação da rede neural.

A partir daí pode-se calcular o nível de relevância estatística normalizado para a variável independente i , $RELNORM_i$, partindo-se do princípio de que a contribuição relevante para a precisão da rede neural de cada variável independente corresponde ao valor de REL_i menos um. Ou seja:

$$RELNORM_i = \frac{(REL_i - 1)}{\sum_{j=1}^n (REL_j - 1)} \quad (3)$$

onde n é o número total de variáveis independentes na rede neural em análise.

A análise de sensibilidade foi feita selecionando-se uma variável independente por vez, duplicando-se então cada registro da massa de dados. A variável escolhida assumia seu valor original num dos registros e sofria acréscimo de 5% no registro-duplicata. Foram então calculados os valores das variáveis dependentes para esse conjunto de dados modificado usando-se a rede neural treinada e, a seguir, calculada a diferença entre os valores dessas

variáveis para cada registro original e do correspondente registro-duplicata onde a variável independente selecionada recebeu acréscimo de 5%. Finalmente, determinou-se a média dessas diferenças ao longo de todo o conjunto de dados, obtendo-se então a sensibilidade média ($SENS_i$) da variável em questão. Quanto maior for essa diferença média, maior o efeito da variável independente considerada¹³. Pode-se também propor o cálculo da sensibilidade média normalizada ($SENSNORM_i$) para a variável independente i , através da seguinte fórmula:

$$SENSNORM_i = \frac{SENS_i}{\sum_{i=1}^n |SENS_i|} \quad (4)$$

onde n é o número total de variáveis independentes na rede neural em análise.

Este tipo de análise apresenta a vantagem de mostrar o sentido do efeito da variável independente, ou seja, se sua elevação leva a um aumento ou declínio em cada variável dependente.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Aços ao C-Mn

A matriz de Pearson relativa aos aços C-Mn revelou que diversas variáveis independentes apresentaram correlação entre si, fato que representa um desvio em relação às condições ideais para o desenvolvimento das equações de correlação estatística. No caso da composição química foram verificadas correlações entre C x Mn ($r = 0,47$), C x Si ($r = 0,56$) e Mn x Si ($r = 0,59$). Isso é inerente à carteira de aços fabricados pela Cosipa. O mesmo ocorreu para **VelResf**, a qual apresentou correlação com **DefTot** ($r = 0,88$), **TA** ($r = 0,51$) e **TB** ($r = -0,65$). Outro aspecto a ser considerado é o fato da amplitude dos valores de cada variável ser relativamente estreita e bastante específica para as condições do processo que está sendo modelado. Como será visto mais adiante, esse fato pode comprometer o significado metalúrgico de algumas correlações obtidas, bem como a generalização de seu uso.

A matriz de Pearson também identificou as seguintes correlações significativas entre as propriedades mecânicas, composição química e parâmetros de processo relativos aos aços C-Mn:

- **Limite de Escoamento:** Mn ($r = 0,43$); Si ($r = 0,21$).
- **Limite de Resistência:** Mn ($r = 0,72$); C ($r = 0,66$); Si ($r = 0,60$); N ($r = 0,34$).
- **Razão Elástica:** C ($r = -0,38$); DefTot ($r = 0,30$); VelResf ($r = 0,26$); TB ($r = -0,22$).
- **Alongamento Total:** S ($r = -0,27$) e C ($r = -0,26$).

Esses resultados já permitem a elaboração de algumas conclusões. Dentro das condições específicas da laminação de tiras a quente de aços C-Mn da Cosipa, a resistência mecânica é basicamente função da composição química do aço, uma vez que a variação na magnitude dos parâmetros de processo foi pequena demais para impor sua influência. Ou seja, o processo de laminação encontra-se sob controle. Foi verificado o efeito do endurecimento por solução sólida (Mn, Si, N) e pela presença de perlita (C). Note-se que não houve correlação significativa entre o limite de escoamento e teor de C, já que nos aços com baixo teor desse elemento a perlita não afeta o valor dessa propriedade⁸. A razão elástica apresentou correlações negativas com fatores que aumentam a fração de perlita (C, **TB**) e correlações positivas com fatores que refinam o tamanho de grão (**DefTot**, **VelResf**), o que está em concordância com os efeitos microestruturais sobre esse parâmetro mecânico⁷. O alongamento total apresentou correlações negativas com fatores associados ao aumento da fração de perlita (C) e de inclusões não-metálicas (S) na microestrutura, o que é coerente do ponto de vista metalúrgico.

Note-se que os valores de N usados nessa análise referem-se a seu valor total, uma vez que, infelizmente, não se dispunha do teor solubilizado desse elemento que efetivamente contribui para o endurecimento por solução sólida⁸. Contudo, a boa correlação verificada entre seu teor total e o limite de resistência parece indicar que há relação direta entre os dois teores de N, ou seja, o total e o solúvel.

A seguir foram determinadas equações para previsão das propriedades mecânicas a partir da composição química e parâmetros da laminação de tiras a quente através de regressão linear múltipla *stepwise*. Esse procedimento estatístico seleciona automaticamente as variáveis independentes mais relevantes, minimizando os efeitos da multicolinearidade decorrentes das correlações que existem entre elas. Contudo, sempre que possível, foram selecionadas as equações mais simples possíveis e que contivessem variáveis relevantes do ponto de vista metalúrgico, ainda que com ligeira perda da precisão estatística. A seguir são mostradas as variáveis independentes mais relevan-

tes incluídas nos modelos de regressão linear múltipla para cada propriedade mecânica, seu efeito qualitativo e contribuição relativa β^{rel} , bem como a precisão conseguida para a equação:

- **Limite de Escoamento:** Mn (\uparrow , 54%), DefTot (\uparrow , 32%), TB (\downarrow , 8%), N (\uparrow , 6%); $r = 0,61$, EPE = 30 MPa.
- **Limite de Resistência:** Mn (\uparrow , 37%), C (\uparrow , 22%), DefTot (\uparrow , 15%), Si (\uparrow , 10%), TB (\downarrow , 9%), N (\uparrow , 7%); $r = 0,82$, EPE = 17 MPa.
- **Razão Elástica:** C (\downarrow , 43%), DefTot (\uparrow , 27%), Mn (\uparrow , 18%), TB (\downarrow , 12%); $r = 0,47$, EPE = 0,05.
- **Alongamento Total:** C (\downarrow , 37%), S (\downarrow , 27%), Mn (\downarrow , 24%), DefTot (\downarrow , 12%); $r = 0,50$, EPE = 5%.

É interessante notar que as variáveis independentes selecionadas pela regressão linear múltipla *stepwise* não refletiram necessariamente as correlações previstas pela matriz de Pearson. Isso se deve ao fato da regressão linear *stepwise* fazer a análise levando-se em conta, de forma simultânea, as correlações entre a variável dependente e todas as variáveis independentes, enquanto que a matriz de Pearson reflete apenas a correlação isolada entre a variável dependente e cada variável independente considerada. Pode-se observar que algumas variáveis de processo foram incluídas nas equações para cálculo de todas as propriedades mecânicas consideradas, ainda que o efeito da composição química tenha sido majoritário em todos os casos, como indicam os valores de contribuição relativa β^{rel} .

Assim sendo, a somatória das contribuições relativas do Mn e N na definição do valor do limite de escoamento, muito provavelmente através de endurecimento por solução sólida, foi igual a 60%, ficando o restante em função de duas variáveis de processo, ou seja, **DefTot** e **TB**, que devem ter influenciado o tamanho de grão obtido. Fato similar ocorreu para o limite de resistência, onde o efeito conjunto do Mn, C, Si e N apresentou contribuição relativa de 76%, ficando **DefTot** e **TB** com os 24% restantes. Os mecanismos metalúrgicos envolvidos devem ser os mesmos verificados no limite de escoamento, mas o efeito de C e de parte do Mn devem decorrer de seu efeito na elevação da fração de perlita na microestrutura^{4,8}.

A razão elástica, que nada mais é do que a razão entre o limite de escoamento e o de resistência, foi definida, como já era esperado, por uma equação que apresenta características híbridas em relação às duas anteriores. O efeito dos elementos de liga foi preponderante, com contribuição relativa de 61%, restando 39% à **DefTot** e à **TB**. A contribuição negativa do C pode ser atribuída à maior formação de perlita na microestrutura para teores crescentes desse elemento, a qual eleva mais o limite de resistência do que o de escoamento⁷, enquanto que à da **TB** está associada ao maior tamanho de grão que ela promove. O Mn eleva a razão elástica através de solução sólida e também pela redução no tamanho de grão, uma vez que ele abaixa a temperatura A_{r3} ; o efeito de **DefTot** também deve decorrer do maior refino de grão proporcionado por ele. Todos esses efeitos foram coerentes com a literatura⁷.

A contribuição relativa dos elementos de liga no valor previsto de alongamento total foi de 88%, restando apenas 12% para **DefTot**. A contribuição de todas as variáveis independentes foi negativa e coerente com os princípios metalúrgicos, já que a ductilidade do material tende a ser prejudicada pela maior presença de perlita na microestrutura (associada com maior teor de C) ou de inclusões de sulfeto (associada ao teor de S), bem como pelo endurecimento por solução sólida (associada ao teor de Mn). Aqui o refino de tamanho de grão (associado ao teor de Mn e **DefTot**) também exerceu efeito negativo sobre o alongamento total, muito embora essa constatação não é unanimidade na literatura. As equações propostas por Pickering⁸ consideram positivo o efeito do tamanho de grão sobre a ductilidade do material, ao contrário de Morrison¹⁵.

É curioso notar que algumas variáveis de processo consideradas muito importantes, tais como **TA** e **Vel-Resf**, não foram selecionadas pela regressão linear múltipla *stepwise*. Isso pode ser justificado pela alta correlação estatística existente entre os parâmetros do processo de laminação a quente, o que eventualmente permite que o efeito de uma dada variável acabe sendo expresso de forma indireta pelas demais. Além disso, as amplitudes das variáveis de processo apresentam valor restrito e, dessa forma, eventualmente podem não provocar alterações metalúrgicas significativas no material.

De toda forma, a capacidade preditiva dessas equações é limitada, uma vez que seus valores de erro padrão da estimativa foram superiores aos do *benchmarking* adotado, ou seja, os obtidos pelo programa **VaiQ-Strip**¹: 30 MPa versus 17MPa no caso do limite de escoamento e 17 MPa versus 9 MPa no caso do limite de resistência. Essa deficiência pode ser decorrer das restrições impostas por seu caráter linear ou pela dispersão inerente aos dados disponíveis para a análise. É interessante notar que a precisão dos resultados calculados diminuiu na seguinte ordem: limite de resistência ($r = 0,82$), limite de escoamento ($r = 0,61$) e alongamento total ($r = 0,50$). Provavelmente isso está diretamente associado aos erros de medida desses parâmetros durante os ensaios mecânicos.

Foi então desenvolvida uma rede neural para se tentar obter um modelo mais preciso para cálculo das propriedades mecânicas. Seus parâmetros de entrada foram as mesmas variáveis selecionadas através da regressão múltipla linear *stepwise*, ou seja: C, Mn, S, Si, $N^{1/2}$, **DefTot**^{1/2} e **TB**. Obteve-se portanto uma rede neural do tipo 7 x 15 x 4, a qual apresentou os seguintes resultados:

- **Limite de Escoamento:**
. Precisão: $r = 0,68$; EPE = 27 MPa.

- . RELNORM: Mn (50%), DefTot^{-1/2} (14%), Si (12%), TB (12%), C (10%), Demais (2%).
- . SENSNORM: TB (-2,1%), DefTot^{-1/2} (-2,0%), Mn (+0,9%).
- **Limite de Resistência:**
 - . Precisão: $r = 0,87$; EPE = 16 MPa.
 - . RELNORM: Mn (49%), C (20%), Si (11%), DefTot^{-1/2} (9%), TB (7%), Demais (4%).
 - . SENSNORM: DefTot^{-1/2} (-1,0%), Mn (+0,7%), C (+0,7%), TB (-0,5%).
- **Razão Elástica:**
 - . Precisão: $r = 0,57$; EPE = 0,05.
 - . RELNORM: C (31%), Mn (26%), Si (16%), DefTot^{-1/2} (16%), TB (11%).
 - . SENSNORM: TB (-1,6%), DefTot^{-1/2} (-1,0%).
- **Alongamento Total:**
 - . Precisão: $r = 0,50$; EPE = 5%.
 - . RELNORM: Mn (29%), Si (29%), DefTot (21%), C (14%), TB (7%).
 - . SENSNORM: DefTot^{-1/2} (+3,6%), TB (-2,2%), C (-1,5%), Mn (+0,7%).

Como se pode observar, esta rede neural apresentou melhor precisão para o cálculo dos limites de escoamento e resistência em relação ao conseguido pela regressão linear múltipla *stepwise*, conforme já era esperado¹⁰⁻¹², mas ficando ainda relativamente longe do conseguido pelo programa **VaiQ-Strip**¹: 27 MPa x 17 MPa no caso do limite de escoamento e 16 MPa x 9 MPa para o limite de resistência. Verificou-se também pouca ou nenhuma melhoria na precisão preditiva para a razão elástica e alongamento total, particularmente em termos do erro padrão da estimativa. Este fato pode ser atribuído aos maiores erros experimentais associados à determinação destas propriedades mecânicas. Por outro lado, note-se que o desenvolvimento da rede neural sem dúvida foi mais rápido e econômico do que o que seria necessário para um modelo mais abrangente.

É curioso notar que a análise de significância estatística das variáveis independentes incluídas na rede neural mostrou que também neste caso a composição química do aço apresentou maior relevância em relação aos parâmetros de processo da laminação a quente. Por outro lado, não se verificou efeito apreciável do N sobre a precisão dos valores calculados das propriedades mecânicas, ao contrário do que havia sido observado na regressão múltipla linear *stepwise*.

Já a análise de sensibilidade das variáveis independentes na rede neural mostrou maior efeito dos parâmetros de processo da laminação de tiras a quente em relação ao observado para os elementos de liga. Ressalve-se que, neste caso, geralmente os efeitos das variáveis independentes foram metalurgicamente coerentes, fato que confirma a eliminação da maioria dos efeitos de multicolinearidade. A única exceção foi a relação negativa entre **TB** e o alongamento total, um ponto passível de verificação experimental no futuro. Por outro lado, é estranho que, neste caso, a rede neural não considerou o teor de S importante para a previsão do alongamento total, ao contrário do verificado na regressão linear múltipla *stepwise*.

3.2. Aços Microligados

Também os aços microligados apresentaram correlações significativas entre variáveis independentes: C x Mn ($r = 0,62$), C x Si ($r = 0,55$), Mn x Si ($r = 0,70$), Mn x Ti ($r = 0,54$), Si x Ti ($r = 0,46$) e Cu x Cr ($r = 0,99$). Mais uma vez isso é função da carteira de aços produzidos pela Cosipa, particularmente no último caso, onde todos os aços ao Cu incluem obrigatoriamente Cr em função de seu projeto de liga específico. Também neste caso foram verificadas correlações de **VelResf** com **DefTot** ($r = 0,84$), **TB** ($r = -0,52$) e **TA** ($r = 0,39$).

A matriz de Pearson identificou as seguintes correlações significativas entre as propriedades mecânicas e a composição química e parâmetros de processo para os aços microligados:

- **Limite de Escoamento:** Nb ($r = 0,71$); Ti ($r = 0,38$); Mn ($r = 0,36$)
- **Limite de Resistência:** Nb ($r = 0,74$); Si ($r = 0,68$); Ti ($r = 0,52$); C ($r = 0,47$)
- **Razão Elástica:** C ($r = -0,69$); Nb ($r = 0,57$); Si ($r = -0,40$); Mn ($r = 0,34$)
- **Alongamento Total:** S ($r = -0,42$) e VelResf ($r = 0,26$)

Este primeiro levantamento das correlações mostra que o efeito da composição química sobre as propriedades mecânicas foi muito maior do que o das variáveis de processo em relação ao que foi observado nos aços ao C-Mn. Particularmente o efeito do Nb foi avassalador, seguido com menor intensidade pelo Ti, provavelmente em decorrência do endurecimento que promovem por refino de tamanho de grão e por precipitação interfásica. O efeito do V não pôde ser constatado pois ele se encontrava presente em apenas 42 bobinas a quente, ou seja, insignificantes 1,5% da massa de dados. Também foi verificado o efeito de endurecimento por solução sólida (Mn, Si) e pelo aumento na fração de perlita (C). É interessante notar que o efeito do N não foi significativo para os aços microligados,

fato que sinaliza que, neste caso, ele aparentemente se encontra totalmente precipitado, ao contrário do que parece ter ocorrido nos aços ao C-Mn.

No caso da razão elástica, o efeito de algumas variáveis foi metalurgicamente coerente: efeito negativo do C, decorrente da formação de maior fração de perlita; efeito positivo do Nb, por refino de tamanho de grão e precipitação, e do Mn, por refino do tamanho de grão e solução sólida⁸. Contudo, o efeito do Si sobre a razão elástica foi negativo, quando se esperava exatamente o contrário, em função de sua apreciável ação de endurecimento por solução sólida⁷. Uma possível explicação para esse fato é a forte correlação positiva entre Si e C, ou seja, os teores desses dois elementos tendem a ser diretamente proporcionais entre si no conjunto de dados analisado. Mas os efeitos do C e Si sobre a razão elástica são antagônicos. Portanto, essa reversão de expectativas pode ser justificada assumindo-se a premissa de que o efeito negativo do C sobre a razão elástica é superior ao efeito do Si. O efeito líquido negativo observado neste caso específico acaba sendo “emprestado” ao Si no momento de se calcular a correlação, um fato que é matematicamente legítimo mas metalurgicamente incoerente. Armadilhas desse tipo não são raras quando as variáveis independentes apresentam correlações mútuas.

Também no caso do alongamento total os resultados obtidos possuem aspectos polêmicos. A influência negativa do S já era esperada, a exemplo do que ocorreu para os aços C-Mn. Contudo, o efeito positivo de **VelResf** é um aspecto a ser confirmado, já que a elevação desse parâmetro leva a tamanho de grão mais refinado, cujo efeito sobre a ductilidade apresenta alguma controvérsia^{8,15}. A explicação desse fenômeno requer investigações experimentais adicionais para verificar eventuais alterações na morfologia da microestrutura que podem ter ocorrido neste caso.

Infelizmente o sistema supervisor do laminador de tiras a quente não coleta dados de temperatura associados ao processo de reaquecimento de placas, um parâmetro muito importante no caso dos aços microligados, pois define o grau de solubilização de Nb. Por outro lado, deve-se notar que o tempo de reaquecimento da placa não apresentou correlações significativas com as propriedades mecânicas analisadas neste trabalho.

A aplicação de regressão linear múltipla *stepwise* ao caso dos aços microligados, aplicando-se a mesma abordagem já usada nos aços ao C-Mn, permitiu selecionar quais variáveis deveriam ser incluídas nas equações lineares para cálculo de cada propriedade mecânica. Os resultados obtidos são mostrados a seguir:

- **Limite de escoamento:** Nb (\uparrow , 45%), Mn (\uparrow , 25%), Cu (\uparrow , 14%), DefTot (\uparrow , 13%), TB (\downarrow , 3%); $r = 0,86$; EPE = 28 MPa;
- **Limite de Resistência:** Nb (\uparrow , 27%), Mn (\uparrow , 23%), C (\uparrow , 19%), Cu (\uparrow , 11%), DefTot (\uparrow , 10%), Si (\uparrow , 6%), TB (\downarrow , 4%); $r = 0,93$; EPE = 21 MPa;
- **Razão Elástica:** Nb (\uparrow , 45%), C (\downarrow , 39%), DefTot (\uparrow , 10%), Cu (\uparrow , 6%); $r = 0,78$; EPE = 0,04;
- **Alongamento Total:** S (\downarrow , 40%), Cu (\downarrow , 23%), DefTot (\uparrow , 17%), Nb (\downarrow , 12%), C (\downarrow , 8%); $r = 0,54$; EPE = 5%;

Observa-se aqui, a exemplo do que já havia sido constatado na matriz de Pearson, o efeito preponderante do Nb na definição da resistência mecânica e, em menor grau, do alongamento total. Foi algo surpreendente observar o papel significativo do Cu na definição de todas as propriedades mecânicas aqui consideradas, uma vez que, a princípio, esse elemento é acrescentado aos aços da Cosipa apenas em virtude de seu efeito no aumento à corrosão atmosférica. Contudo, uma vez que todos os aços ao Cu aqui considerados também contêm Cr, é necessário cautela quanto a essa constatação. Note-se que o efeito de endurecimento sólido proporcionado pelo Cu na ferrita é da ordem de 39 MPa/%, enquanto que o do Cr é virtualmente nulo ou mesmo negativo; além disso, aços ao Cu também podem sofrer endurecimento por precipitação⁸. Portanto, seria necessária uma análise microestrutural comparativa entre aços com e sem Cu-Cr para se identificar com clareza as razões reais por trás do maior endurecimento observado nos aços contendo essa dupla de elementos de liga.

A exemplo do que se observou nos aços ao C-Mn, o Mn possui efeito significativo na resistência mecânica, ainda que com menor contribuição relativa; por outro lado, sua participação foi descartada no cálculo da razão elástica e do alongamento total. O Si também encontra-se presente na equação do limite de resistência, embora sua contribuição relativa seja bem menor. E, ao contrário do verificado para os aços ao C-Mn, o N deixou de ser um fator de influência para a definição do limite de resistência, conforme já havia sido revelado pela matriz de Pearson.

Já a contribuição relativa dos parâmetros de processo foi ainda menor nos aços microligados em relação ao que já havia sido observado nas ligas ao C-Mn. As variáveis **DefTot** e **TB** possuem efeito significativo na definição dos limites de escoamento e resistência, mas a segunda variável não foi incluída no cálculo da razão elástica e do alongamento total de aços microligados, ao contrário do que havia ocorrido para os aços ao C-Mn.

É interessante notar que, no caso da equação para cálculo do alongamento total, o efeito de **DefTot** sobre o alongamento total foi positivo, ao contrário do que se verificou nos aços C-Mn. O aumento do grau de redução total geralmente implica no refino do tamanho de grão do material, o que nem sempre se traduz em aumento de sua ductilidade^{8,15}. Esse fato já havia sido previsto na matriz de Pearson relativa aos aços microligados, onde o alongamento total havia apresentado correlação positiva significativa com **VelResf**, outro parâmetro de processo cujo aumento também leva ao refino do tamanho de grão. Relembre-se, por sinal, que **DefTot** e **VelResf** apresentaram

significativa correlação positiva entre si. Portanto, a confirmação dessa constatação requer uma investigação experimental complementar.

Os erros padrão da estimativa obtidos para as equações de limite de escoamento e de resistência dos aços microligados foram iguais a, respectivamente, 28 e 21 MPa, valores bem superiores aos obtidos pelo programa **VaiQ-Strip** e selecionados como *benchmarking*: 18 e 13 MPa¹. É curioso notar que, em relação às equações aqui obtidas para os aços C-Mn, esse erro foi menor para o caso do limite de escoamento e maior para o limite de resistência.

Também neste caso foi desenvolvida uma rede neural visando o desenvolvimento de um modelo mais preciso para o cálculo das propriedades mecânicas. Foram usados como parâmetros de entrada as mesmas variáveis selecionadas por regressão linear múltipla *stepwise*, ou seja, C, Mn, S, Si, Cu, Nb, **DefTot**^{-1/2} e **TB**. A nova rede neural tinha configuração 8 x 17 x 4, tendo sido obtidos os seguintes resultados:

- **Limite de Escoamento:**
 - . Precisão: $r = 0,93$; EPE = 20 MPa.
 - . RELNORM: Nb (53%), Mn (14%), Cu (8%), DefTot^{-1/2} (8%), C (7%), Si (6%), TB (3%), Demais (1%).
 - . SENSNORM: DefTot^{-1/2} (-2,6%), TB (-2,5%), Mn (+0,6%), Nb (+0,6%).
- **Limite de Resistência:**
 - . Precisão: $r = 0,96$; EPE = 16 MPa.
 - . RELNORM: Nb (35%), Mn (18%), C (17%), Si (10%), Cu (8%), DefTot^{-1/2} (7%), TB (4%), Demais (1%).
 - . SENSNORM: DefTot^{-1/2} (-1,7%), TB (-1,6%), Mn (+0,6%), C (+0,5%), Nb (+0,3%).
- **Razão Elástica:**
 - . Precisão: $r = 0,87$; EPE = 0,03.
 - . RELNORM: Nb (43%), C (23%), Si (12%), DefTot^{-1/2} (7%), Mn (5%), Cu (5%), TB (4%), Demais (1%).
 - . SENSNORM: DefTot^{-1/2} (-1,0%), TB (-1,0%), C (-0,5%), Nb (+0,3%).
- **Alongamento Total:**
 - . Precisão: $r = 0,64$; EPE = 5%.
 - . RELNORM: Nb (20%), Mn (20%), C (18%), Cu (12%), Si (12%), DefTot^{-1/2} (11%), S (7%).
 - . SENSNORM: DefTot^{-1/2} (-2,0%), TB (-1,0%), Mn (-0,6%), S (-0,4%), Nb (-0,2%).

É interessante notar que os valores do erro padrão da estimativa obtidos para esta rede neural foram bem menores do que os relativos às correlações lineares múltiplas, mas ainda são superiores aos conseguidos pelo *benchmarking* escolhido, o programa **VaiQ-Strip**¹. Por outro lado, a diferença entre os valores de erro padrão de estimativa obtidos pela rede neural desenvolvida neste trabalho e pelo **VaiQ-Strip** não é grande: no caso do limite de escoamento, 20 MPa versus 18 MPa, e, para o limite de resistência, 16 MPa versus 13 MPa. Trata-se de um resultado interessante conseguindo-se o menor esforço requerido para o desenvolvimento da rede neural.

A classificação das variáveis conforme o nível de significância estatístico normalizado mostrou que houve predomínio dos efeitos dos elementos de liga na determinação das propriedades mecânicas, em especial dos teores de Nb, Mn, C, Cu e Si. As variáveis do processo de laminação (**DefTot** e **TB**) tiveram menor relevância. O S continuou relevante para a determinação do alongamento total, ainda que com importância reduzida em relação à regressão linear múltipla *stepwise*.

Já a análise de sensibilidade considerou como sendo mais importantes as variáveis do processo de laminação (**DefTot** e **TB**) na determinação de todas as propriedades mecânicas consideradas. Mn, C e Nb, em ordem decrescente de importância, estão num distante segundo escalão. No caso específico do alongamento total notou-se efeito negativo de **DefTot**^{-1/2} e **TB**, como também já havia sido observado no caso da regressão linear múltipla *stepwise*. Uma vez que há informações dúbias sobre o efeito do tamanho de grão sobre a ductilidade do material^{8,15} o ideal seria analisar mais detidamente as alterações na morfologia microestrutural produzidas por variações nesses parâmetros de processo.

4. CONCLUSÕES

Este trabalho teve como objetivo estabelecer correlações qualitativas e quantitativas entre as propriedades mecânicas de bobinas a quente, sua composição química e parâmetros de processo da laminação de tiras a quente para aços ao C-Mn e microligados, considerando-se as condições industriais da Cosipa. Essa meta foi conseguida através do uso de análise estatística multidimensional e redes neurais. No caso dos aços ao C-Mn foi verificado que os efeitos da composição química sobre tais propriedades tendem a ser mais significativos do que os dos parâmetros de laminação a quente. Neste caso as variáveis relevantes para a resistência mecânica foram os teores de Mn, C, Si e

N, bem como o grau de deformação total placa-tira e a temperatura de bobinamento; no caso da ductilidade também o S teve papel significativo. Essas relações também foram observadas no caso dos aços microligados, ainda que neste caso o efeito do Nb tenha sido dominante, reduzindo ainda mais a influência dos parâmetros de processo de laminação a quente. O efeito do grau de redução total sobre a ductilidade foi diferente conforme o tipo de aço analisado, tendo sido negativo no caso dos aços ao C-Mn e positivo para os aços microligados.

Foi verificado que a precisão dos modelos baseados em redes neurais foi melhor do que o obtido pelas equações equivalentes obtidas por regressão linear múltipla, comprovando a maior capacidade das redes neurais em lidar com relações não-lineares entre as variáveis envolvidas e com interações entre as variáveis independentes. A análise da importância das variáveis independentes mostrou que a maior parte da precisão de cálculo é proporcionada pelos teores de elementos de liga relevantes, mas que os efeitos da flutuação dos parâmetros de processo de laminação a quente afetam mais fortemente os valores calculados de propriedades mecânicas. O desempenho das redes neurais aqui obtidas foi um pouco inferior ao de programas comerciais consagrados para o cálculo de propriedades mecânicas de bobinas a quente, mas elas constituem uma solução endógena cuja obtenção requereu custos e prazos muito menores.

5. REFERÊNCIAS

1. ANDORFER, J. et al. VaiQ-Strip, un Nouveau Système de Contrôle de Qualité pour les Bandes Laminées à Chaud. **La Revue de Metallurgie – CIT**, v. 95, n. 7, p. 883-882, Juillet-Août 1998.
2. CHOQUET, P. et al. Modelling of Forces, Structure and Final Properties During the Hot Rolling Process on the Hot Strip Mill. In: *Mathematical Modelling of Hot Rolling of Steel. Proceedings...* The Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum, Hamilton, August 1990, p. 34-43.
3. PIETTE, M. & PERDRIX, Ch. An Integrated Model for Microstructural Evolution in the Hot Strip Mill and Tensile Properties Prediction of Plain and Microalloyed C-Mn Hot Strip. **Materials Science Forum**, v. 284-286, p. 361-368, 1998.
4. ARTIGAS, A. et al. Predicción de Propiedades Mecánicas y Microestructurales en Aceros Laminados en Caliente. **Revista de Metalurgia – CENIM**, v. 38, p. 339-347, 2002.
5. SHA, X.C. et al. Modelling Effect of Hot Rolling Process Variables on Microstructure and Mechanical Properties of Low Carbon Strip Steels. **Ironmaking and Steelmaking**, v. 31, n. 2, p. 169-175, 2004.
6. YONGJUN, L.; DIANZHONG, L. & YIYI, L. Prediction of Microstructure and Mechanical Properties of Hot Rolled Steel Strip: Part I – Description of Models. **Steel Research International**, v. 75, n. 7, p. 462-467, July 2004.
7. GORNI, A.A. et al. Fatores que Afetam a Razão Elástica de Chapas Grossas de Aço Microligado. In: 39º Seminário de Laminação - Processos e Produtos Laminados e Revestidos. **Anais...** Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, Ouro Preto, Outubro de 2002, p. 207-216.
8. PICKERING, F.B. **Physical Metallurgy and the Design of Steels**. Applied Science Publishers, London, 1978, 275 p.
9. GORNI, A.A. The Application of Neural Networks in the Modeling of Plate Rolling Processes. **J.O.M.-e**, vol. 49, n. 4, April 1997.
10. DUMORTIER, C. & LEHERT, P. Statistical Modelling of Mechanical Tensile Properties of Steels by Using Neural Networks and Multivariate Data Analysis. **ISIJ International**, v. 39, n. 10, p. 980-985, October 1999.
11. JONES, D.M.; WATTON, J. & BROWN, K.J. Comparison of Hot Rolled Steel Mechanical Property Prediction Models Using Linear Multiple Regression, Non-Linear Multiple Regression and Non-Linear Artificial Neural Networks. **Ironmaking and Steelmaking**, v. 32, n. 5, p. 435-442, 2005.
12. TAMMINEN, P. et al. System for On/Offline Prediction of Mechanical Properties and Microstructural Evolution in Hot Rolled Steel Strip. **Ironmaking and Steelmaking**, v. 34, n. 2, p. 157-165, 2007.
13. HECHT-NIELSEN, R. **Neurocomputing**. Addison-Wesley Publishing Company, Reading, 1989, 433 p.
14. ANDERS, U. **Statistische neuronale Netze**. Verlag Franz Vahlen, München, 1997, 214 p.
15. MORRISON, W. The Effect of Grain Size on the Stress-Strain-Relationship in Low-Carbon Steel. **Transactions of the ASM**, v. 59, 1966, p. 824-845.