

MODELO HÍBRIDO PARA PREVISÃO DE DESGASTE EM CILINDROS DE LAMINADORES DE BARRAS REDONDAS*

Marcos Antonio da Cunha¹
Yukio Shigaki²
Sandro Cardoso Santos³
Jánes Landre Júnior⁴

Resumo

A carga de laminação é um dos principais fatores que provocam o desgaste dos cilindros. Identificar quanto e como é o desgaste ocorrido durante o processo é um problema que a indústria de produtos laminados enfrenta há muitos anos, sendo motivo de muitos estudos nessa área. Esse desgaste, além de gerar custo para o fabricante, gera uma deformação no perfil no passe do laminador, fazendo com que a qualidade do produto final seja afetada. Deseja-se, com este trabalho, detectar e identificar o desgaste ocorrido nos cilindros de um laminador a quente de produtos não-planos na sequência de passe de seção redonda-oval-redonda, durante a produção, ou seja, *online*. Utilizando-se métodos de cálculo semi-experimentais e ferramentas baseadas em redes neurais, desenvolveu-se um sistema híbrido capaz de prever o desgaste dos canais dos cilindros. Foram realizadas inúmeras leituras dos valores de algumas das principais variáveis durante o processo de fabricação desses produtos laminados de uma grande empresa do ramo. Os resultados medidos foram analisados e foi gerada uma base de dados para a criação do modelo de previsão do desgaste nos canais, baseado em redes neurais artificiais e modelos semi-empíricos de cálculo do perfil de desgaste. O modelo foi testado na planta e os resultados foram bastante precisos.

Palavras-chave: Laminação a quente; Laminação de longos; Desgaste de cilindros; Redes neurais artificiais.

HYBRID MODEL FOR PREDICTION OF WEAR ON BAR ROLLING ROLLS

Abstract

The rolling load is one of the key factors influencing the wear of the rolls. To identify the amount and the shape of the worn roll online the production process is an old problem that the rolling industry has been facing for many years, being the subject for study and research. Excessive wear of the rolls means extra cost and a drop in quality of the rolled product. This work has the objective to develop an online system in order to detect and identify the amount and the shape of the worn roll for a hot rolling tandem mill of round-oval-round bars. Starting from the knowledge of the most influential parameters, these values were recorded during the bar production process at a major bar rolling industry. The results were analyzed and a database was created to train two artificial neural networks that work with semi-empirical mathematical models to calculate the wear profile of the channels of the rolls. The model was tested and the results agree well in real operational situations.

Keywords: Hot rolling; Bar and rod rolling; Roll wear; Artificial neural networks.

¹ Engenheiro de Computação, Mestre em Modelagem Matemática e Computacional, CEFET-MG, Minas Gerais, Brasil.

² Engenheiro Naval, Doutor em Engenharia Metalúrgica pela UFMG, Professor universitário, Departamento de Engenharia Mecânica, CEFET-MG, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil.

³ Engenheiro Mecânico, Doutor em Engenharia Mecânica pela UFU, Professor universitário, Departamento de Engenharia Mecânica, CEFET-MG, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil.

⁴ Engenheiro Mecânico, Doutor em Engenharia Metalúrgica pela UFMG, Professor universitário, Departamento de Engenharia Mecânica, PUC-MG, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil.

1 INTRODUÇÃO

No processo de laminação a quente de barras são gerados esforços que geram desgastes nos cilindros do laminador durante o processo de conformação. Medir esse desgaste nos cilindros do laminador *durante* a execução do processo é uma tarefa difícil e perigosa, trazendo risco à segurança dos operadores do laminador, pois os mesmos têm de intervir próximo ao laminador em funcionamento. Se as dimensões do material que está sendo laminado estiverem fora das especificações, o processo é interrompido, e se refazem as medições do desgaste dos cilindros de cada cadeira, e assim, reajusta-se a distância entre o cilindro superior e inferior (luz ou *gap*). Após os ajustes, coloca-se o laminador em operação novamente. Tal tarefa demanda elevado tempo, gerando queda na produção, e significativo custo para a empresa. Saber qual foi o desgaste dos cilindros do laminador durante o processo e saber ajustá-los para manter o perfil final desejado ainda se constitui em uma tarefa não resolvida, pois são exigidos muitos testes, experimentos e paradas na produção. Torna-se, assim, de grande interesse o desenvolvimento de um sistema capaz de determinar o desgaste nos canais dos cilindros de laminação em tempo real, e que, em conjunto com atuadores mecânicos, ajusta a distância entre os cilindros, caso seja necessário.

Nesse estudo, é desenvolvido e testado um programa de computador de previsão do contorno e da profundidade do desgaste dos cilindros nos passes de seção redonda para oval no processo de laminação. Para essa finalidade é desenvolvido um modelo baseado em redes neurais artificiais, combinando um modelo matemático semi-empírico para caracterização do desgaste dos canais de laminação com um modelo de redes neurais artificiais para prever a carga média ideal de laminação por cadeira e um modelo de redes neurais tendo como objetivo determinar um fator de ajuste dos cálculos do desgaste.

As informações de produção reais, necessárias para o desenvolvimento desse modelo, foram fornecidas por uma grande empresa do setor da laminação.

Foram analisados os desgastes por tonelada laminada e a forma geométrica que esse desgaste assume no canal do cilindro durante o processo de laminação. Nos experimentos serão alteradas as variáveis de processo, tais como a temperatura do tarugo, a vazão da refrigeração dos canais dos cilindros, o número de tarugos laminados por canal, etc. Após os experimentos foi criado e validado um modelo híbrido para prever o desgaste nos canais dos cilindros de laminação *online* e que indique ao operador do chão de fábrica a correção a ser feita no ajuste da distância entre os cilindros do laminador.

Para que o produto final atenda às especificações de qualidade, é necessário que em cada passe do laminador seja controlado o perfil ou formato geométrico do canal do cilindro. Nos laminadores de barras, em geral, utiliza-se uma madeira de 400 mm de comprimento, com 50 mm de largura e 10 mm de espessura para verificar o formato do perfil. Essa madeira é pressionada contra o material que está sendo laminado, gerando uma marca na madeira que permite observar o formato do perfil. A verificação é bastante simples: se o perfil estiver com o diâmetro acima do desejado, possivelmente causado pelo desgaste dos cilindros, as bordas da madeira ficarão queimadas. Essa atividade é considerada muito perigosa, pois expõe o operador ao equipamento funcionando em alta rotação, junto a um material a elevada temperatura.

Justifica-se, assim, criar um modelo de previsão do desgaste que auxilie o operador do chão de fábrica a ajustar a distância dos cilindros, compensando o desgaste, sem

correr riscos e sem a necessidade de interromper o processo de laminação para realizar medições de desgaste. Um laminador que possui uma previsão dos desgastes dos canais de todos os cilindros das cadeiras utilizadas no processo, possui um maior controle sobre esse processo e com isso passa a ter uma maior estabilização de processo; uma melhor taxa de utilização dos equipamentos e um maior controle no custo dos cilindros.

O objetivo deste trabalho é criar um modelo computacional capaz de prever o desgaste do canal do cilindro e que possa auxiliar no processo de laminação, a fim de possibilitar o ajuste da distância entre os cilindros de uma determinada cadeira de laminação sem a necessidade de interromper o processo e reduzindo a exposição do operador ao risco.

1.1 Laminação de Produtos Não Planos

O processo de laminação de produtos longos não-planos produz barras (de seções transversais redondas, quadradas ou chatas) ou perfis (cantoneiras, vigas U e I, trilhos, dormentes metálicos, entre outros). Para isso, é necessário que a deformação seja muitas vezes alternada entre dois planos ortogonais entre si, de modo que a largura e a espessura sejam reduzidas. Ao contrário dos cilindros usados para chapas, aqui eles recebem canais usinados, por onde passam as barras e perfis, que são, assim, obrigados a passar a passe, a mudar da seção transversal inicial até a final.

A Figura 1 mostra a mudança de perfil que o tarugo assume a cada passe no laminador, ou seja, cada vez que o tarugo passa por uma cadeira do laminador. Nela pode-se observar a sequência de seções transversais com mudança de plano vertical para horizontal.

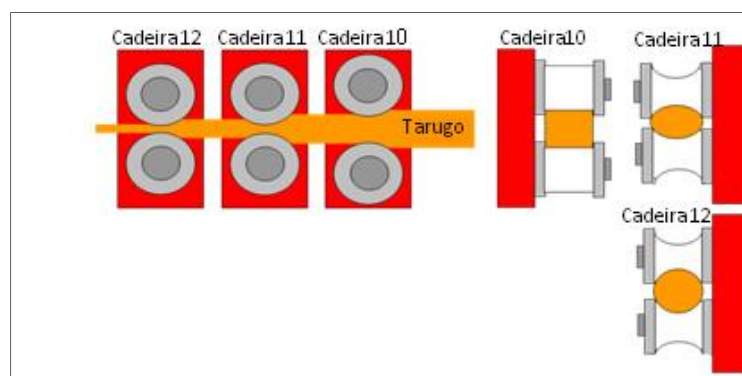


Figura 1 - Laminação de produtos longos não planos.

1.2 Revisão Bibliográfica

Muitos pesquisadores têm estudado o processo de desgaste dos cilindros de laminação a quente, experimental e numericamente. Será apresentada, nesse item, uma revisão bibliográfica a respeito desse assunto.

Archard [1] desenvolveu um modelo que estabelece uma relação entre o volume de massa removido durante um período, chamando de taxa de desgaste Q , com três variáveis do processo. A primeira refere-se à fração do material na qual efetivamente ocorre o contato, também conhecida como constante de desgaste k . A segunda refere-se à força normal que atua sobre os corpos W , e a terceira é a parcela referente a uma propriedade do material, a dureza H .

Sachs e colegas [2] relatam que o fator de maior influência sobre o desgaste é a carga de laminação, e que o desgaste é linearmente progressivo com o volume de material produzido.

Em termos de histerese térmica, alguns pesquisadores, tais como Williams e Boxall [3] e Stevens e colegas [4] relacionaram a amplitude de deformação plástica com o desgaste do cilindro. Eles mostraram que a pulverização otimizada de água sobre a região de deformação da chapa aumenta a vida do cilindro.

Oike et al. [5] propuseram um modelo de desgaste em cilindro expresso em função da carga de laminação, largura da chapa, comprimento de contato do cilindro com a chapa, a relação de redução, o comprimento da chapa de saída, o diâmetro dos cilindros e de alguns coeficientes de ajustes que podem representar o efeito da refrigeração, material do cilindro e temperatura da chapa.

Shinokura e Takai [6] estudaram a sequência de passes de laminação de seção quadrada para oval, redonda para oval, quadrada para diamante (ou losango) e diamante para diamante, utilizando dois cilindros de aço com cinco canais cada, e com 200 mm de diâmetro maior. Para realizarem os experimentos relativos a desgaste, utilizaram barras com comprimento de 200 mm aquecidos a uma temperatura de aproximadamente 1050°C e realizaram cuidadosamente as medições do alargamento (ou *spread*) do material no canal. Utilizando abordagem geométrica e com algumas aproximações foi possível descrever matematicamente com grande exatidão o perfil da superfície livre dos lados de cada tarugo laminado, propondo uma equação para calcular o *spread* máximo, variável esta fundamental na determinação do desgaste.

Spuzic e colegas [7] em suas pesquisas estudaram o desgaste do cilindro que ocorre no processo de laminação a quente, e esse estudo proporcionou um direcionamento no método experimental de desgaste de cilindros. Eles também analisaram o mecanismo de desgaste do cilindro do ponto de vista metalúrgico e o efeito de parâmetros tais como temperatura, cargas, velocidade e as propriedades do material do cilindro sobre o desgaste dos seus canais.

Lee e colegas [8] propõem um novo modelo analítico para prever a superfície do perfil do tarugo laminado nos passes sequenciais de seção redonda para oval e oval para redonda, utilizando interpolação linear do raio de curvatura do tarugo de entrada do canal do cilindro na direção axial do mesmo. Os resultados encontrados da superfície do tarugo laminado previsto pelo modelo analítico estava de acordo com os obtidos experimentalmente, para certas condições de laminação, como o formato do canal e a distância entre os cilindros.

O modelo proposto é bastante preciso para a previsão da área da seção transversal do tarugo laminado, se comparado com o tempo de processamento necessário utilizando o método dos elementos finitos. Mas estudos adicionais são necessários para garantir a precisão do modelo para mais casos, incluindo a mudança de velocidade de laminação, geometria dos canais e o material laminado.

Kim e colegas [9] apresentaram um trabalho usando técnica de redes neurais para manter uniforme a área da seção transversal de saída da barra na linha de produção, considerando o desgaste do cilindro. Para prever o perfil de desgaste em todos os passes ovais e redondos no processo de laminação a quente, foi proposta uma modificação no modelo de desgaste de Archard considerando a dureza do cilindro. Em seguida, a profundidade de desgaste do cilindro foi calculada em cada etapa de deformação na região de contato utilizando os resultados de simulação por elementos finitos. O estudo apresentado demonstrou que o modelo de desgaste proposto poderia ser utilizado de forma eficaz na previsão quantitativa do perfil de

desgaste do cilindro para a laminação nos passes de seções ovaladas e redondas. Além disso, verificou-se que o uso de redes neurais produz resultados *online* para manter a área de seção transversal uniforme durante o processo de laminação. Esses resultados podem ser utilizados como um guia para ajustar a distância entre os cilindros no laminador.

Byon e Lee [10] propuseram um modelo semi-analítico que prevê o contorno do desgaste do canal do cilindro no passe de seção oval para redonda e redonda para oval no processo de laminação. Nesse modelo o contorno do desgaste é assumido como sendo uma função polinomial de segunda ordem e calculado aplicando interpolação linear ao raio de curvatura do tarugo na entrada do canal do cilindro, e uma função de ponderação que leva em consideração a carga de laminação, comprimento da área de contato com o tarugo laminado, a dureza do material do cilindro e a tonelada laminada. Um sistema de medição de desgaste do canal do cilindro foi desenvolvido e o contorno do desgaste foi medido utilizando resina plástica. Essa flui dentro do dispositivo criado, sem restrição, preenchendo a região desgastada. Os resultados mostram que o modelo proposto nesse estudo, em geral, tem uma precisão razoável na previsão do contorno do desgaste do canal do cilindro, mas o modelo não considera, por exemplo, o efeito do aumento da velocidade do cilindro sobre o desgaste.

O desgaste determinado mostrou-se ser linearmente dependente do comprimento da região do material em contato com o cilindro e a tonelada laminada, demonstrando um comportamento não linear com relação à carga de laminação, e um comportamento inversamente proporcional à dureza do material do cilindro. Em estudo semelhante, Byon e Lee [10] mostram que a previsão do contorno de desgaste está de acordo com aqueles obtidos experimentalmente.

Em outro artigo, Byon e Lee [11] investigaram a relação entre a variação da distância entre os cilindros e o desgaste ocorrido nos canais dos mesmos. Eles fizeram vários experimentos para verificar qual deveria ser o ajuste feito na distância entre os cilindros para manter o perfil do material laminado dentro do formato geométrico desejado, em função do desgaste no canal dos cilindros. Baseado nos experimentos foi proposto um modelo que prevê o ajuste da distância entre os cilindros quando o canal desses já possui certa quantidade de desgaste. Nesse estudo não foram levadas em consideração as alterações que ocorrem em algumas variáveis do processo durante a laminação de barras em situação real. Dentre essas variáveis, a própria temperatura do material se altera, mas no estudo ela é mantida constante, e, com isso, a relação deveria se modificar. Outras variáveis que se alteram durante o processo de laminação são as temperaturas de água de refrigeração dos cilindros, a pressão e a vazão da refrigeração.

No artigo de Zheng e Dong [12] menciona-se que a influência dos materiais de liga no alargamento (também chamado de *spread*) da barra se encontraram valores de 20 a 30% superiores de *spread* nas barras de liga do que nas de aço carbono comuns. Com isso aqueles autores demonstraram que uma barra de liga sendo laminada terá um maior *spread* do que uma barra de aço carbono. Então um maior *spread*, terá uma área maior de contato da barra com o cilindro, provocando assim, uma região mais ampla de desgaste dos cilindros.

Os artigos estudados até o presente momento, no entanto, estão limitados a medir ou prever o contorno do desgaste dos cilindros e a determinar qual deve ser a distância entre os cilindros da cadeira de laminação em função do desgaste, sem considerar variações no processo. Sabe-se da prática industrial que as variações dos parâmetros de processo têm forte influência sobre o desgaste. Dentre esses

parâmetros de processo, com base na observação prática, os mais importantes são a temperatura do tarugo, a velocidade de rotação do cilindro, a pressão e a vazão da refrigeração dos cilindros, carga de laminação, temperatura da água de refrigeração dos cilindros, geométrica do perfil do material nos canais dos cilindros, temperatura dos cilindros, distância entre os cilindros, diâmetro dos cilindros e número de tarugos laminados. Como exemplo da influência dos parâmetros de processo no desgaste, pode-se citar o fato de que quanto maior a temperatura do tarugo, maior a geração de trincas térmicas nos cilindros, e, por consequente, maior desgaste.

Alguns modelos de determinação do desgaste utilizam coeficientes de ajustes com valor constante para esses parâmetros de processo. Desse modo, a utilização desses modelos durante o processo de produção do laminador tende a errar na determinação do desgaste, pois os parâmetros de processo têm alterações significativas com o tempo e essas mudanças alteram a velocidade com a qual os canais dos cilindros se desgastam.

Assim, esse trabalho tem como objetivo analisar e correlacionar o desgaste ocorrido com as alterações dos parâmetros de processo já mencionados anteriormente, criando um modelo computacional capaz de prever o desgaste do canal do cilindro e que possa auxiliar no processo de laminação, a fim de possibilitar o ajuste da distância entre os cilindros de uma determinada cadeira de laminação sem a necessidade de interromper o processo e reduzindo a exposição do operador ao risco.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Procedimento Experimental

Foi desenvolvido um dispositivo para medição do desgaste do canal conforme mostrado na Figura 2, utilizando um relógio comparador Mitutoyo com medição em milímetro e foi desenvolvido um *software* para armazenar todas as medições dos desgastes e os valores dos parâmetros de processo. As medições foram realizadas nas paradas de manutenção e inspeção do laminador para que o experimento não interrompesse o processo de produção. Foram determinados 41 pontos de medição no canal oval, em intervalos de 1,0 mm de distância, conforme é mostrado na Figura 2. Ela ilustra a divisão do canal oval em intervalos de 1 mm para garantir a medição nos mesmo pontos.



Figura 2 - Divisão do Canal Oval para medição com intervalo de 1 em 1 mm.

Para cada canal foram realizadas três medições de cada ponto e depois foi calculada a média desses valores por ponto. Essas medidas foram colhidas a cada 400 tarugos laminados, pois com essa quantidade já se encontram valores de medição de milésimos de milímetros. As medições foram feitas até o fim da vida útil do canal, que em média significa algo em torno de 9000 tarugos laminados. Para zerar o instrumento de medição (relógio comparador), foi utilizada a extremidade esquerda ou direita da superfície da própria mesa do cilindro, para ser usado como ponto de referência e zeramento do instrumento de medição para todos os canais nesse cilindro.

2.2 Métodos Semi-Empíricos de Determinação do Desgaste em Cilindros de Laminação de Barras

O modelo matemático do perfil e profundidade do desgaste nos canais dos cilindros de laminação, foi criado baseado em estudos de Byon e Lee [10] e utilizando as equações de Shinokura e Takai [6]. O modelo de Archard [1] também foi implementado.

Devido à limitação de espaço, as equações para cálculo do desgaste do cilindro para o passe redondo-oval não serão apresentadas neste trabalho, ficando as referências citadas para consulta.

2.4 Redes Neurais Artificiais

Redes neurais Artificiais (RNA) são técnicas computacionais baseadas na estrutura e função dos neurônios biológicos e que tem como propósito resolver problemas por meio de associação de sistemas simples, denominados neurônios artificiais.

Haykin (2007) define RNA como um processador maciço e paralelamente distribuído, constituído de unidades de processamento simples, que tem a propensão natural para armazenar o conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso, e defende que as redes neurais se assemelham ao cérebro humano por dois motivos:

- O conhecimento é adquirido a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem;
- Forças de conexão conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

No cérebro animal, cada neurônio possui um corpo celular, ou soma, dentro do qual se localiza a maioria dos seus orgânulos. Cada neurônio possui dendritos e, normalmente, um axônio. Através dos dendritos, o neurônio recebe impulsos elétricos, processa-os na soma e transmite um novo impulso através de seu axônio para os dendritos de outros neurônios, segundo Medeiros [13].

As RNAs têm capacidade de aprender e também conseguem generalizar as informações durante o aprendizado e produzir saídas adequadas para dados intermediários que não estavam presentes no treinamento.

O neurônio artificial é a base fundamental da rede neural e foi desenvolvido baseado na funcionalidade de um neurônio biológico. As sinapses são conectadas às variáveis de entrada, x_i , ao integrador através dos respectivos pesos w_i . O bias, b , é um parâmetro escalar adicionado ao somatório $x_i * w_i$; (vetorial) e o seu valor é transformado na saída, y , do neurônio após ser modificado por uma função de ativação f .

A função de ativação pode ser uma função do tipo degrau, ou seja, $y = 0$ se $(\sum w_i x_i + b) < 0$ ou $y = 1$ se $(\sum w_i x_i + b) > 0$. Essa é a função de ativação típica de um *perceptron*. A função pode ser ainda linear ou sigmoideal.

Os neurônios assumem uma estrutura organizada em camadas conectando um axônio de um neurônio e um dendrito de outro neurônio por uma sinapse. uma intermediária (oculta) e uma de saída.

Uma rede multicamada de perceptrons necessita de um algoritmo para aprender, ou ser treinada. O algoritmo de retropropagação de erros, ou *back-propagation* é um algoritmo supervisionado muito eficiente para realizar esse treinamento, que utiliza pares de vetores de entrada \mathbf{x} e de saída desejada \mathbf{y}_d para ajustar os pesos da rede e, com isso, reduzir o erro de previsão.

O treinamento consiste em percorrer a rede em dois sentidos, pela fase *forward* e pela fase *backward*, repetidas vezes.

Na fase *forward*, a rede é submetida a um vetor de entradas x produzindo uma saída da rede y . Na fase *backward*, os pesos da rede são reajustados. O reajuste da camada de saída é feito utilizando o método do gradiente descendente do valor do erro, calculado subtraindo o valor da saída da rede y do valor da saída desejada y_a . Os erros dos neurônios da camada de saída são propagados para as camadas anteriores utilizando os pesos das conexões de cada camada. Desse modo, tem-se um valor estimado de erro para cada neurônio e com esse valor os respectivos erros são utilizados para reajustar os pesos. O processo *forward-backward* é repetido um determinado número de vezes ou até que um dado valor de erro aceitável na saída seja atingido.

2.5 Desenvolvimento da Rede Neural de Previsão do Desgaste

Será utilizado apenas um coeficiente de ajuste dos cálculos do contorno e desgaste dos canais de cilindros de laminação, e para isso, foi necessária uma rede neural artificial para prever o valor desse coeficiente.

Assim, neste trabalho foi desenvolvido um sistema para determinar os valores desse coeficiente de ajuste κ , variável, para diversas condições de operação, generalizando os trabalhos desenvolvidos até então e estudados na literatura, que, até então utilizam um valor fixo para esse coeficiente.

Esse sistema, que será chamado de modelo híbrido, utilizará duas técnicas de modelagem. Uma delas é o método semi-empírico para calcular o desgaste dos cilindros baseado nas equações de Shinokura/Takai [6] e Byon/Lee [10,11], e a outra modelagem aplicará redes neurais artificiais para determinar o coeficiente de ajuste para os cálculos do desgaste, já que esse ajuste faz-se necessário devido às alterações nos parâmetros de processo do laminador. Esses, quando se modificam, e como já observado na prática, têm grande influência sobre o comportamento do desgaste dos cilindros.

Para esse propósito foram desenvolvidas duas RNA's do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP), onde uma das RNA's faz a previsão média das correntes dos motores das cadeiras de laminação, e a outra faz a previsão do coeficiente de ajuste κ .

Os dados de entrada para se proceder ao treinamento das redes são: rotação dos cilindros e carga de laminação das cadeiras 8,9 e 10 (representado pela corrente dos motores), penúltima e última corrente do motor da cadeira de posição n°.: 11 dos tarugos laminados, temperatura do tarugo, temperatura da água de refrigeração, vazão superior e inferior da água de refrigeração dos cilindros, diferença da previsão da corrente da cadeira de posição n°.: 11 e a corrente real.

Durante as medições de desgaste, foi observado que no processo de produção do vergalhão no laminador, a corrente elétrica dos motores das cadeiras varia ao longo da passagem dos tarugos entre os cilindros. Por esse motivo foi desenvolvida uma primeira rede neural para determinar o valor médio ideal de corrente elétrica do motor para um tarugo laminado. A estrutura dessa RNA é constituída de uma camada oculta com "n" neurônios, e um neurônio na camada de saída, utilizando nas duas camadas a função de ativação do tipo sigmoïdal. As entradas dessa RNA são: as rotações e a corrente dos motores das cadeiras de posição de n°s.: 8, 9, 10 e a corrente do motor da cadeira de posição n°.: 11 do penúltimo e último tarugo laminado, tendo como saída a corrente média ideal do motor da cadeira de posição de n°.: 11. No laminador nem todas as cadeiras fazem parte de toda a produção,

pois o número de cadeiras utilizadas varia conforme a bitola laminada. As cadeiras de posições n.ºs.: 8, 9, 10 e 11, participam de 95% de toda a produção do laminador, e sendo assim, esse foi o motivo de escolha dessas posições das cadeiras como piloto para este trabalho, ficando mais fácil o acompanhamento dos experimentos que seriam feitos no desenvolvimento do modelo.

Uma segunda RNA foi criada para prever o coeficiente de ajuste κ , com uma camada oculta com “n” neurônios, e uma camada de saída com um neurônio, tendo nas duas camadas a função de ativação do tipo sigmoidal e os parâmetros de entrada como: a vazão superior e inferior da refrigeração dos cilindros, a temperatura da água, a temperatura do tarugo e a diferença entre a corrente real do motor da cadeira de n.º.:11 e o resultado da previsão da primeira RNA (da corrente elétrica).

Um esquema do modelo híbrido para o cálculo do desgaste é apresentado na Figura 3. Nele é possível ver o fluxo de como os dados do processo serão utilizados para prever o desgaste. O fluxo inicia-se com uma primeira rede neural artificial (RNA), que está interligada ao sistema de controle de automação do laminador e também à segunda RNA. Essa, por sua vez, está ligada a um modelo semi-empírico para calcular o desgaste dos cilindros.

Para melhor exemplificar, é mostrado na Figura 3 como é o fluxo de dados para prever o desgaste da cadeira de laminação de n.º.: 11. A primeira RNA recebe como parâmetros de entrada as rotações dos cilindros e as correntes dos motores (que representam a carga de laminação) das cadeiras de posição n.º.: 8 a 10, e a corrente do motor do penúltimo e último tarugo laminada na cadeira de posição n.º.: 11. De posse dessas informações a RNA tem como saída a corrente média ideal de trabalho do motor da cadeira n.º.: 11. O parâmetro de saída da primeira RNA é comparado com a corrente real do motor da cadeira e a diferença entre elas se torna um dos parâmetros de entrada da segunda RNA. Essa também recebe como entrada os parâmetros de processo. O resultado de saída dessa rede é o valor do coeficiente de ajuste κ , que é passado para o modelo semi-empírico para que o cálculo do desgaste seja ajustado a cada tarugo laminado.

Para elaborar uma RNA e solucionar um determinado problema, uma das tarefas mais difíceis é a de determinar o número de neurônios das camadas ocultas, bem como o número de camadas ocultas (camadas intermediárias ou ocultas são as camadas onde é feita a maior parte do processamento), pois não há regras para isso. Entretanto, pode-se criar uma RNA com uma camada oculta e realizar testes variando o número de neurônios nessa camada e o número de camadas ocultas a fim de obter a estrutura que tiver o melhor resultado esperado.

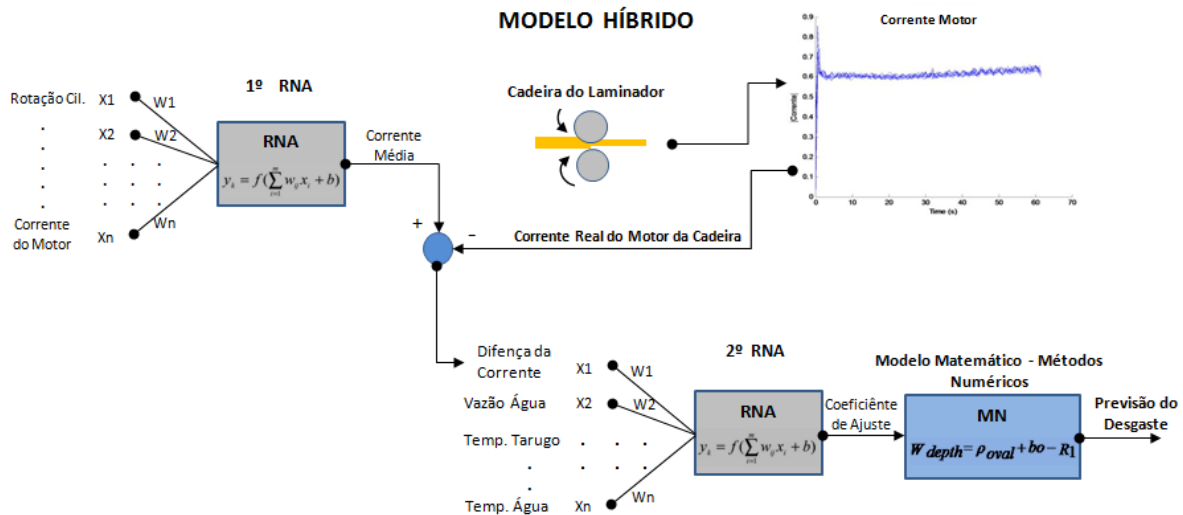


Figura 3 - Vista esquemática do modelo híbrido para cálculo do desgaste.

O modelo híbrido possui duas redes neurais, onde a primeira faz a previsão da corrente média ideal e a segunda RNA faz a previsão do valor do coeficiente de ajuste “kappa”. Para definir a estrutura das redes neurais, foi elaborado no MatLab um algoritmo contendo os parâmetros de entrada, constituindo uma rede neural de duas camadas, sendo uma oculta com 3 neurônios e uma de saída com um neurônio. O objetivo foi treinar a rede neural com várias estruturas e comparar os resultados. Para essa simulação foram utilizados 1200 dados para o treinamento e 800 dados para validação dos resultados, sendo que todos os dados foram extraídos do processo real.

Foram feitas 21 execuções para cada número de neurônios na camada oculta e número de épocas (ou iterações). O número de neurônios na camada oculta variou com valores de 3, 5, 7 e 10 mantendo um neurônio na camada de saída. Quanto ao número de épocas, que é o número máximo de iterações executadas no treinamento, assumiu valores de 100, 1000 a 15000 iterações. Após as simulações, foram analisados os resultados para encontrar a estrutura com melhor resultado.

Na Figura 4 pode-se observar o formato do desgaste a até o final da vida útil do canal.

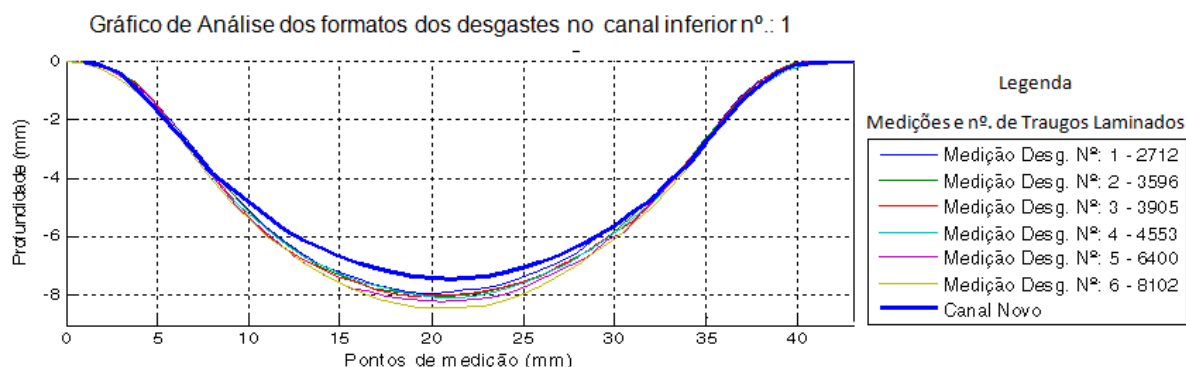


Figura 4 - Gráfico da geometria das medições do canal nº.:1 do cilindro inferior.

O modelo híbrido foi treinado com dados reais de produção e ajustados para prever o desgaste ocorrido no canal dos cilindros, levando em consideração a variabilidade dos parâmetros de processo. O alvo do modelo híbrido é o coeficiente ajuste κ . Com

esse valor em mãos, é possível aplicar as equações de Shinokura e Takai [6] para calcular o *spread* máximo e as equações de Byon e Lee [10,11] para calcular a profundidade do desgaste e sua geometria. O modelo foi implementado em um laminador de barras para construção civil e foram realizadas medições *in loco* dos desgastes ocorrido no canal do cilindro durante sua vida útil e comparado com as previsões do modelo.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 5 mostra a comparação dos resultados obtidos entre o modelo treinado e 9422 dados reais medidos durante a vida útil de um canal da cadeira citada anteriormente.

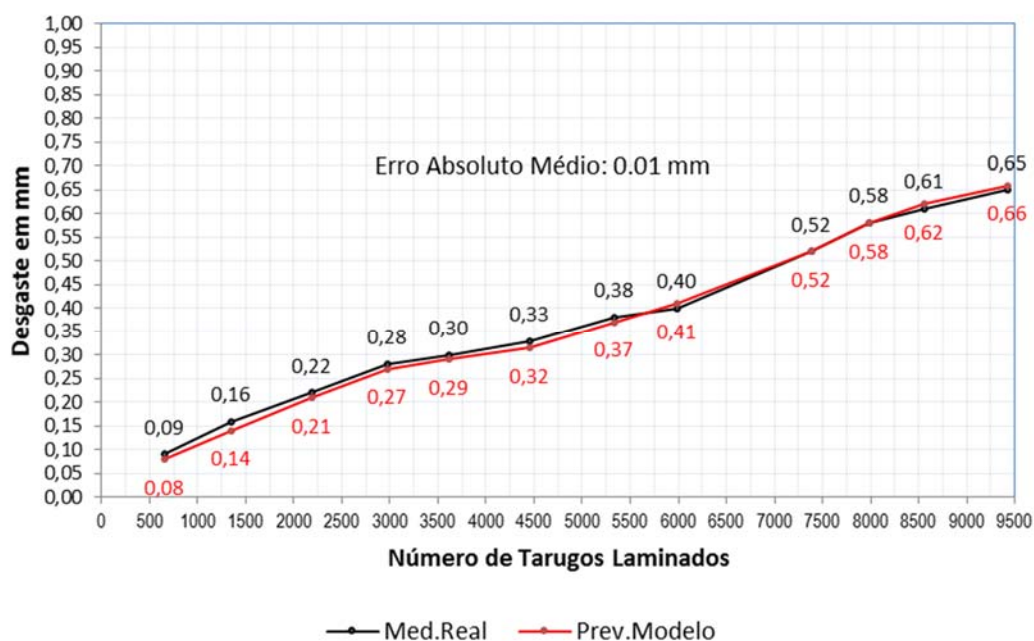


Figura 5. Gráfico de comparação entre a previsão do modelo híbrido e o desgaste real no canal do cilindro superior da cadeira nº.: 11.

Pôde-se observar no gráfico da Figura 5, que o modelo híbrido obteve um erro médio absoluto de 0,01 mm, comparado com os dados reais. Em um processo de laminação, geralmente trabalha-se com medições na casa de décimos de milímetros e o modelo híbrido obteve um erro médio absoluto na casa dos centésimos de milímetro, mostrando que esse modelo manteve seus resultados melhor do que os padrões aceitáveis pelo processo.

Também foi realizada uma comparação do novo modelo com dois modelos de desgaste encontrado na literatura que são, o modelo de Shinokura / Takai / Byon / Lee, que a partir desse ponto para facilitar a leitura, será chamado modelo de STBL e o modelo de Archard, lembrando que o maior foco desse projeto é a comparação de assertividade do modelo com os resultados das medições reais no processo. Os resultados estão mostradas na Tabela 1.

Tabela 1. Dados comparativos dos modelos de desgaste

Resultados dos dados de comparação entre os modelos - valores em milímetros								
Medição	Nº Tarugos Laminados	Desgaste Real	Previsão do Novo Modelo - RNA Coeficiente de Ajuste (Kappa) - Variando com os parâmetros de processo.	Erro Absoluto	Previsão do Modelo STBL Coeficiente de Ajuste (Kappa) - Fixo Valor 1,57E-10	Erro Absoluto	Previsão do Modelo Archard Coeficiente de Ajuste (Kappa) - Fixo Valor 1,0E-08	Erro Absoluto
1	655	0,09	0,08	0,01	0,05	0,04	0,05	0,04
2	1347	0,16	0,14	0,02	0,10	0,06	0,11	0,05
3	2189	0,22	0,21	0,01	0,16	0,06	0,18	0,04
4	2970	0,28	0,27	0,01	0,21	0,07	0,24	0,04
5	3619	0,30	0,29	0,01	0,26	0,04	0,30	0,00
6	4449	0,33	0,32	0,02	0,32	0,01	0,37	0,04
7	5333	0,38	0,37	0,01	0,39	0,01	0,44	0,06
8	5990	0,40	0,41	0,01	0,44	0,04	0,49	0,09
9	7388	0,52	0,52	0,00	0,55	0,03	0,61	0,09
10	7986	0,58	0,58	0,00	0,60	0,02	0,66	0,08
11	8561	0,61	0,62	0,01	0,64	0,03	0,70	0,09
12	9422	0,65	0,66	0,01	0,71	0,06	0,77	0,12
Erro Médio Absoluto				0,01		0,04		0,06

Pode-se observar na Tabela 1 que o menor erro médio absoluto foi obtido pelo modelo híbrido, seguido do modelo de STBL e, em sequência, o modelo de Archard em que se obteve o resultado bem próximo desse último.

A segunda forma de comparar os modelos foi realizada coletando medições dos desgastes de seis canais distribuídos em três cilindros com diâmetros diferentes, ou seja, com os diâmetros de 288, 292,7 e 319,8 mm. Essa situação foi criada para provocar mudanças bruscas nos parâmetros de processo e assim avaliar a eficiência dos modelos.

Na Tabela 2 são apresentados os resultados da segunda comparação entre os modelos. Pode-se observar na primeira coluna dessa Tabela que o número dos cilindros e dos canais se altera em cada linha.

Tabela 2. Dados comparativos dos modelos de desgaste

Resultados dos dados de comparação entre os modelos - valores em milímetros									
Nº do Cilindro e Nº do Canal	Medição	Nº Tarugos Laminados	Desgaste Real	Previsão do Novo Modelo - RNA Coeficiente de Ajuste (Kappa) - Variando com os parâmetros de processo.	Erro Absoluto	Previsão do Modelo STBL Coeficiente de Ajuste (Kappa) - Fixo Valor 1,57E-10	Erro Absoluto	Previsão do Modelo Archard Coeficiente de Ajuste (Kappa) - Fixo Valor 1,0E-08	Erro Absoluto
M98/97 Canal 4	1	575	0,04	0,04	0,00	0,04	0,00	0,08	0,04
M98/97 Canal 6	2	598	0,04	0,37	0,33	0,04	0,00	0,08	0,04
M15/16 Canal 4	3	649	0,05	0,40	0,35	0,05	0,00	0,09	0,04
M98/97 Canal 2	4	657	0,05	0,05	0,00	0,05	0,00	0,09	0,04
M98/97 Canal 4	5	830	0,06	0,06	0,00	0,06	0,00	0,12	0,06
M22/21 Canal 1	6	861	0,06	0,06	0,00	0,06	0,00	0,12	0,06
M98/97 Canal 2	7	884	0,06	0,06	0,00	0,06	0,00	0,12	0,06
M15/16 Canal 5	8	995	0,13	0,11	0,02	0,07	0,06	0,14	0,01
M98/97 Canal 3	9	1398	0,11	0,13	0,02	0,10	0,01	0,20	0,09
M98/97 Canal 1	10	2968	0,26	0,25	0,01	0,21	0,05	0,42	0,16
M15/16 Canal 4	11	3276	0,39	0,31	0,09	0,24	0,15	0,46	0,07
M98/97 Canal 2	12	3734	0,41	0,36	0,05	0,27	0,14	0,52	0,11
M15/16 Canal 1	13	3956	0,46	0,48	0,02	0,29	0,17	0,55	0,09
M22/21 Canal 4	14	4416	0,44	0,44	0,00	0,32	0,12	0,62	0,18
M98/97 Canal 3	15	4734	0,50	0,53	0,03	0,34	0,16	0,66	0,16
M98/97 Canal 6	16	5930	0,60	0,65	0,05	0,44	0,16	0,83	0,23
M22/21 Canal 2	17	7180	0,81	0,81	0,00	0,53	0,28	1,00	0,19
M98/97 Canal 6	18	7284	0,72	0,71	0,01	0,54	0,18	1,02	0,30
M98/97 Canal 4	19	7647	0,86	0,68	0,18	0,57	0,29	1,07	0,21
M22/21 Canal 6	20	7793	0,76	0,74	0,02	0,58	0,18	1,09	0,33
M98/97 Canal 2	21	8037	0,80	0,71	0,09	0,60	0,20	1,12	0,32
M98/97 Canal 6	22	8466	0,81	0,77	0,04	0,63	0,18	1,18	0,37
M15/16 Canal 5	23	8869	0,90	0,87	0,03	0,67	0,23	1,24	0,34
M98/97 Canal 6	24	9417	0,88	0,89	0,01	0,71	0,17	1,32	0,44
M15/16 Canal 5	25	9698	1,02	0,91	0,11	0,73	0,29	1,36	0,34
M98/97 Canal 3	26	9898	1,07	1,08	0,01	0,75	0,32	1,38	0,31
M98/97 Canal 6	27	10245	0,94	0,85	0,09	0,78	0,16	1,43	0,49
M15/16 Canal 4	28	10582	1,07	1,05	0,02	0,80	0,26	1,48	0,41
Erro Médio Absoluto					0,06		0,14		0,20

Na Tabela 2 é possível constatar que os modelos tiveram um erro médio absoluto maior se comparado com a Tabela 1.

Esse aumento provocado nas previsões de desgaste dos modelos é justamente devido à variação dos parâmetros de processo que foram provocadas alternando as medições em diferentes canais e nos diferentes diâmetros de cilindros. Mas, mesmo com as variações nos parâmetros do processo, a previsão do desgaste do modelo híbrido ainda manteve-se com o melhor resultado, mostrando que esse novo modelo adapta os cálculos às novas condições que o processo assumiu. Isso ocorre porque, quando os parâmetros alteram, as RNA's do modelo híbrido fazem uma nova previsão para o coeficiente de ajuste κ e esse novo coeficiente corrige o cálculo do desgaste. Isto não acontece com os outros modelos, uma vez que os coeficientes de ajuste desses são fixos para os cálculos.

4 CONCLUSÃO

No meio siderúrgico existem diversos equipamentos que sofrem desgaste, seja pelo tempo, seja pelo uso. O importante é que esse fenômeno é muito prejudicial ao processo e, caso não seja adequadamente tratado, pode causar grandes perdas às empresas.

Esse trabalho teve como objetivo estudar o desgaste em cilindros de laminação de barras e desenvolver um modelo híbrido baseado em modelos analíticos e em redes neurais artificiais para previsão desse desgaste.

Em seu desenvolvimento foram constatados diversos fatores operacionais no processo de laminação de barras.

Foi verificado, por exemplo, que a corrente do motor da cadeira é fortemente influenciada pelo desgaste do canal, sendo um motivo para estudos futuros em utilizar esse único parâmetro de processo para prever o desgaste.

Também foi observado que os parâmetros de processo variam durante a passagem do tarugo na cadeira de laminação e que alguns parâmetros influenciam em outros, e essa relação entre eles aumenta ou reduz o desgaste. O nível de influência de cada parâmetro sobre outros, e o efeito disso no desgaste, é mais um motivo de estudos mais profundos.

Algumas deficiências nos sistemas ou equipamentos do processo de laminação podem aumentar ou reduzir o desgaste dos cilindros. A refrigeração dos cilindros de laminação é uma delas e tem um impacto muito grande no desgaste, onde uma redução na vazão de água de refrigeração durante o processo de conformação aumenta significativamente o desgaste, e sua falta pode levar à quebra dos cilindros. Nos experimentos foi constatada uma diferença de desgaste maior no canal do cilindro inferior comparada com o canal do cilindro superior. Essa tal diferença ocorre devido à posição que a coroa de refrigeração lança a água sobre o canal do cilindro inferior, de baixo para cima, enquanto que no cilindro superior a água é lançada de cima para baixo. A primeira tem maior dificuldade para refrigerar o cilindro, pois ela deve vencer a gravidade, sendo necessária uma maior vazão e pressão de água nesse canal do cilindro inferior. Porém, raramente os laminadores possuem controle sobre isso.

Devido às alterações que os parâmetros de processo da laminação sofrem durante a fabricação de barras, o desgaste atua de formas diferentes e em intensidades diferentes, em uma mesma cadeira de laminação. Isso foi demonstrado experimentalmente nesse trabalho.

O modelo desenvolvido apresentou uma assertividade na casa dos centésimos de milímetros, sendo possível utilizá-lo para auxiliar na previsão do desgaste do canal dos cilindros (Tabela 2). Os modelos anteriores mostraram-se não muito eficazes nas comparações desse trabalho, quando há alterações nos parâmetros de processo, fazendo com que os modelos comparados aumentem o erro médio absoluto, saído da casa dos centésimos para a casa dos décimos, e isso não ocorre com o modelo híbrido, que se mantém dentro da casa dos centésimos. Isso demonstrou que adotar um único valor de coeficiente de ajuste dos cálculos nas equações matemáticas para previsão do desgaste que possa ser usado para todas as situações leva a uma maior imprecisão, para o processo da laminação de barras.

O modelo proposto nesse trabalho demonstrou possuir um desempenho superior aos modelos analíticos estudados, mesmo nas situações em que os parâmetros de processo sejam alterados. O uso de redes neurais na previsão do coeficiente de ajuste mostrou ser eficiente na correlação dos parâmetros de processo. Isso fez com

que o novo modelo se adaptasse às mudanças ocorridas no processo e, assim, prever o desgaste o mais próximo do real, conforme os resultados obtidos da sua aplicação na laminação de barras na usina que forneceu os dados industriais. Em comparação com os resultados experimentais, a precisão do modelo híbrido em prever o desgaste é mais do que satisfatoriamente suficiente para ser utilizado como um instrumento de auxílio para que se possa desenhar a forma geométrica o perfil do material na saída da cadeira e, assim, não sendo necessário que o operador do laminador tenha que passar a "madeira" na barra de saída para verificar se há desgaste de canal.

Agradecimentos

Agradecemos a cooperação da empresa que se disponibilizou a ser nossa parceira nesse projeto e ao CEFET-MG pelo auxílio e incentivo ao desenvolvimento e divulgação do presente trabalho.

REFERÊNCIAS

- 1 Archard, J.F., Contacts and rubbing of flat surfaces. *J. Appl. Phys.* 24, 981–988 (1953).
- 2 Sachs, G., Latorre, J.V., Chakko, M.K. Roll wear in finishing trains of hot strip mills. *Iron Steel Eng.* v. 38, 1961, p. 71-91.
- 3 Williams R.V.; Boxall G.M. Roll surface deterioration in hot strip mills, *Journal Iron Steel Institute.* v. 203, 1965, p. 369-377.
- 4 Stevens, P.G.; Ivens, K.P.; Harper, P. Increasing work roll life by improved roll cooling practice. *Journal Iron Steel Institute.* v. 209, 1971, p.1-11.
- 5 Oike, Y. Okubo, I., Hirano, H., Umeda, K.: *Tetsu-to-Hagane* 63, S222 (in Japanese) (1977).
- 6 Shinokura, T. and Takai, K.A.: A new method for calculating *spread* in rod rolling [J], *Journal of Applied Metalworking*,2, p.94, (1982).
- 7 Spuzic, S., Strafford, K.N., Subramanian, C., Savage, G. Wear of hot rolling mill rolls: an overview., *Wear*, v.176, 1994, p. 261-271.
- 8 Lee, Y., Choi, S., Kim, Y.H.: Mathematical model and experimental validation of surface profile of workpiece in round-oval-round pass sequence, *Journal of Materials processing Technology.* 108, pp.4465-4470, (2000).
- 9 Kim, D. H., Kim, B. M., Lee, Y.: Application of ANN for the dimensional accuracy of workpiece in hot rod rolling process. *Journal of Materials Processing Technology*, Volumes 130–131, 214-218, (2002).
- 10 Byon, S. M., Lee, Y.: Experimental and semi-analytical study of wear contour of roll groove and its applications to rod mill. *ISIJ International*, Vol. 47, No 47, pp.1006–1015, (2007).
- 11 Byon, S.M., Lee, Y. A study of roll gap adjustment due to roll wear in groove rolling: experiment and modeling. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture.* v. 222, no. 7, jul., 2008, p. 875-885.
- 12 Zheng, J. and Dong, Y. A novel mathematical model for the spread prediction in alloy bar rolling by the round-oval pass sequence, *Mechanic Automation and Control Engineering (MACE), International Conference on*, 26-28, (2010).
- 13 Medeiros, F. T. Desenvolvimento de um modelo de previsão de condições operacionais de Altos-fornos Siderúrgicos com base em redes neurais artificiais. Campinas, SP: Universidade Estadual de Campinas, 2006, p. 27-31.