

CÁLCULO DE PRESETS PARA O LAMINADOR DE TIRAS A FRIO DA COSIPA UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS⁽¹⁾

*Antonio Luiz dos Santos Filho⁽²⁾
Francisco Javier Jamirez-Fernandez⁽³⁾*

Resumo

O presente trabalho descreve o desenvolvimento de um sistema baseado em Redes Neurais Artificiais (RNAs), objetivando a geração de referências para os controladores do Laminador de Tiras a Frio da COSIPA. Esse sistema realiza a emulação do modelo matemático responsável pela geração das referências nas condições normais de operação da planta, e serve como alternativa para manter o processo produtivo na eventualidade de uma falha da unidade de processamento em que se executa o modelo matemático. O sistema, construído a partir dos dados de produção coletados ao longo de seis anos de operação do laminador, apresentou resultados que justificaram a substituição do modo alternativo de operação originalmente utilizado (que era baseado na consulta a uma tabela de referências previamente calculadas), que degradava tanto a qualidade do produto quanto a produtividade da planta. O texto caracteriza o problema abordado, apresenta as alternativas para a sua solução, justifica a opção pelo enfoque através de RNAs, descreve a metodologia de desenvolvimento e a implementação do sistema, e, finalmente, apresenta e discute os resultados obtidos.

Palavras-Chave: laminação a frio – automação – redes neurais artificiais

⁽¹⁾ *Contribuição Técnica a ser apresentada no VIII Seminário de Automação de Processos, de 6 a 8 de outubro de 2004 – Belo Horizonte – MG.*

⁽²⁾ *Analista de Automação da Companhia Siderúrgica Paulista (COSIPA). Engenheiro Eletrônico formado pela Escola de Engenharia da Universidade Federal do Rio de Janeiro (1984). Mestre em Engenharia Elétrica pela Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (2003). Membro da ABM.*

⁽³⁾ *Professor Livre-Docente da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Engenheiro Civil Eletricista, formado pela UTE (Chile - 1970). Mestre em Engenharia Elétrica (USP - 1978). Doutor em Engenharia (USP - 1986).*

Introdução

As principais características de qualidade de uma tira de aço laminado a frio são a acurácia na espessura, a planicidade e o seu acabamento superficial. A elevada interação entre essas e outras variáveis de saída, além da interação entre as variáveis correspondentes às diversas cadeiras de um laminador *tandem*, caracteriza o processo de laminação a frio como um sistema de múltiplas entradas e múltiplas saídas, que exige uma estratégia de controle bastante complexa. Com a crescente demanda por níveis de qualidade cada vez mais rigorosos, a precisão no controle desse processo é uma característica essencial, alcançável somente através de uma adequada arquitetura de automação.

O aperfeiçoamento dos computadores digitais permitiu um maior grau de sofisticação aos sistemas de controle do processo de laminação a frio, que passaram a incorporar a modelagem matemática para a obtenção dos valores ótimos para as referências utilizadas pelos controladores. Aos modelos matemáticos foi adicionada a capacidade de adaptação, para que eles pudessem ajustar os seus parâmetros aos valores históricos das variáveis do processo.

Cho, Cho e Yoon (1997) dividem a estratégia de controle de um laminador *tandem* em três fases, às quais denominam de pré-cálculo, controle em tempo real e pós-cálculo. Tal descrição é inteiramente compatível com o sistema de controle do laminador que é objeto deste trabalho, que é descrita em detalhes por Santos Filho, Novaes e Assis (1999). O pré-cálculo, também denominado como fase estática, compreende a determinação das referências para os controladores em tempo real, geralmente por meio de um modelo matemático que obtém os valores ótimos para as diversas variáveis manipuladas durante a operação, a partir das características da matéria-prima (bobina de aço laminado a quente e submetido a um processo de decapagem) e das características desejadas para o produto (bobina de aço laminada a frio). O conjunto calculado de referências é chamado de *preset* (esquema), sendo a aplicação desse conjunto ao Nível 1 denominado como *setup* (ajuste) do laminador. Em geral, os dois termos são utilizados como sinônimos.

A fase de controle em tempo real, também chamada fase dinâmica, se inicia com o processamento da tira. Essa fase consiste na manipulação das diversas variáveis de processo para manter o objetivo face aos distúrbios existentes, de modo que a espessura de saída, a forma e o acabamento superficial desejados para a tira sejam obtidos sem que ocorra sobrecarga na operação de nenhuma cadeira.

A fase de pós-cálculo consiste na adaptação dos parâmetros do modelo matemático, com base nos valores reais das variáveis, medidos durante o processamento da tira. Dentro da estrutura hierárquica de automação, os equipamentos responsáveis pela fase estática e pelo pós-cálculo se localizam no chamado nível de otimização (Nível 2), enquanto os equipamentos responsáveis pela fase dinâmica se localizam no chamado nível de controle (Nível 1).

King e Sills (1973) resumem a interação entre a fase estática e a fase dinâmica afirmando que se tratam de funções complementares, em que a primeira estabelece o padrão ótimo de reduções e a última mantém o laminador nesse padrão. Assim, as condições operacionais ideais demandam que ambas as fases sejam corretamente executadas. Visto que a produção propriamente dita é controlada pelos equipamentos de Nível 1 (fase dinâmica) e levando-se em conta a magnitude da produção de um laminador, tanto em volume quanto em valor

financeiro, não é razoável que a operação seja interrompida devido a falhas que estejam restritas ao Nível 2. Por esse motivo, deve ser previsto um método alternativo que permita a execução da fase estática durante eventuais problemas no Nível 2, garantindo a continuidade operacional da planta.

Descrição do Modo Normal de Operação

Por solicitação do operador, o nível corporativo (Nível 3) envia ao Nível 2 um ou mais programas de produção, que consistem no conjunto das informações relevantes sobre as bobinas a serem produzidas, a saber, as características do material de entrada e as características objetivadas para os produtos.

Antes do processamento da tira o modelo matemático calcula, a partir dos dados primários, o ajuste ótimo do laminador. O operador habilita o carregamento dos *presets* para o Nível 1, de modo que quando a tira chegar na posição correta, se dê início ao processo de laminação propriamente dito.

Durante a laminação, dados de processo são enviados do Nível 1 para o Nível 2 a cada 100 ms. Esses dados ficam armazenados pelo Nível 2 por algum tempo, permitindo a geração de gráficos e relatórios. Essas informações são utilizadas também para a adaptação do modelo matemático. Ao fim do processo, o Nível 2 gera o relatório de produção da tira, que é enviado ao Nível 3.

O Método Alternativo Original Para Geração dos *Presets*

No caso de falha no hardware que executa o Nível 2 (CPU DEC Alpha Server 1000–A), toda a seqüência normal de operação fica inviabilizada, pela impossibilidade de execução da fase estática da estratégia de controle, sendo então necessário utilizar a alternativa operacional de emergência.

O LTF da COSIPA utilizava como método alternativo a consulta a uma tabela de valores previamente calculados de referências. O cálculo desses valores era realizado pelo próprio modelo matemático responsável pela operação normal, sendo a tabela resultante armazenada no Nível 1 para utilização durante uma emergência. A tabela era composta de registros que continham valores de dados de entrada (que serviam como índices de consulta) e os correspondentes valores de referências (que eram os valores a ser transferidos para os controladores).

A principal limitação desse método é que, dadas as particularidades do processo de laminação a frio de aços planos, o número de receitas de produção é virtualmente ilimitado, sendo sempre possível o processamento de um material com características diferentes de qualquer outro produzido anteriormente. Assim, por mais detalhada que fosse a tabela de referências, ela jamais seria capaz de abranger toda a gama de possibilidades. Nos casos em que as características da tira a ser produzida não constavam da tabela armazenada, o operador devia escolher, dentre os vários registros armazenados, aquele que, a seu critério, mais se aproximasse do produto objetivado. Isso significa que os *presets* não eram necessariamente os mais adequados.

Além disso, como o processo de consulta à tabela era manual e demandava digitação por parte do operador, o tempo despendido era significativamente superior ao do cálculo normal. Eventuais equívocos na digitação podiam conduzir a erros consideráveis, a ponto de afetar a qualidade do produto, gerando rejeitos, e chegando, em casos mais extremos, à geração de sucatas, que resultam não

apenas na perda do produto, mas também na interrupção temporária da operação da planta. Em suma, o método de operação alternativo original possuía várias limitações, sendo essa a motivação para o desenvolvimento de um novo sistema.

A Figura 1 mostra a tela utilizada para a consulta à tabela.

Número da Bobina	Número do Programa	Peso Inicial (Kg)	Aço	Liga	Largura (mm)	Espessura Entrada(mm)	Espessura Saída(mm)	Tensão	Divisões
	0	0	0		0	0.00	0.00	0	0
	0	0	0		0	0.00	0.00	0	0
	0	0	0		0	0.00	0.00	0	0
	0	0	0		0	0.00	0.00	0	0
	0	0	0		0	0.00	0.00	0	0
	0	0	0		0	0.00	0.00	0	0
	0	0	0		0	0.00	0.00	0	0

	Entrada					Saída
ESPESSURA	0.00					0.00
LARGURA	0	CAD 1	CAD 2	CAD 3	CAD 4	
FORÇA DE ENCAIXE (T)		0	0	0	0	
FORÇA DE LAMINAÇÃO (T)		0	0	0	0	
FORÇA DE DESENCAIXE (T)		0	0	0	0	
COMPENS.DE COROA DE ENCAIXE (T)		0	0	0	0	
COMPENS. COROA LAMIN. (T)		0	0	0	0	
COMPENS.DE COROA DESENCAIXE (T)		0	0	0	0	
ABERTURA DE ENCAIXE (mm)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
VELOCIDADE DE LAMINAÇÃO (mpm)	0	0	0	0	0	
ESCORREGAMENTO (%)	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
ESPESSURA DE ENCAIXE (mm)		0.00	0.00	0.00	0.00	
ESPESSURA DE LAMINAÇÃO (mm)		0.00	0.00	0.00	0.00	
TENSÃO (T)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	

Figura 1 - Tela Operacional de Nível 1 Para Pesquisa na Tabela de Presets

Busca de Uma Operação Alternativa Mais Eficiente

As seguintes alternativas foram aventadas para a solução do problema:

- Maior detalhamento da tabela de referências.
- Adaptação do modelo matemático atual de modo a possibilitar sua execução em outra CPU.
- Desenvolvimento de um novo modelo matemático para ser usado em outra CPU.
- Implantação de redundância ou manutenção preditiva no *hardware* crítico.
- Utilização de Redes Neurais Artificiais (RNAs) para a geração *off-line* dos *presets*.

Analisando-se as alternativas acima, pode-se concluir que um maior detalhamento da tabela de referências, além de ainda não conseguir englobar todos os possíveis tipos de produto, teria a desvantagem adicional de aumentar o tempo de consulta. A adaptação do modelo existente para ser executado em outra CPU, além das dificuldades técnicas, esbarra no direito de propriedade do fornecedor do modelo matemático. O desenvolvimento de um modelo inteiramente novo demandaria tempo e pessoal especializado e a implantação de redundância, além do custo, exigiria adaptações na arquitetura do sistema, que é razoavelmente complexa.

A complexidade das equações, o número de variáveis envolvidas e a abundância de dados históricos sugerem a possibilidade da abordagem do problema de cálculo de referências através da utilização de RNAs, que são sistemas de processamento de dados compostos por um grande número de elementos simples e altamente interconectados, capazes de realizar uma modelagem do mundo real.

Basheer e Hajmeer (2000) dividem os problemas solucionáveis por intermédio de RNA em sete categorias: reconhecimento de padrões, agrupamento, aproximação de funções, predição de séries temporais, otimização, associação e controle. Segundo Tsoukalas e Uhrig (1997), as RNAs e as demais técnicas do campo denominado de *soft computing* (lógica difusa, sistemas especialistas, algoritmos genéticos e outras), utilizadas isoladamente ou em conjunto, são especialmente adequadas para a solução de problemas complexos de engenharia em que estejam envolvidas imprecisões, incertezas e não-linearidades.

Observaram-se diversos pontos de convergência entre as particularidades do problema abordado neste trabalho e as características das RNAs, entre os quais:

- Disponibilidade de dados históricos para servir de padrões de treinamento: o laminador já se encontra em operação há mais de seis anos, período no qual as informações relevantes para o desenvolvimento de um sistema baseado em RNA têm sido registradas e armazenadas.
- Capacidade de modelagem de funções contínuas, que é o caso das funções envolvidas no processo de geração de *presets*.
- Capacidade de generalização a partir dos padrões de treinamento, podendo assim responder corretamente a produtos de características “inéditas”.
- Registro de diversas aplicações de Redes Neurais em áreas correlatas, como, por exemplo, os trabalhos de Cho, Cho e Yoon (1997) e de Larkiola et al. (1998).
- Possibilidade de extensão dos resultados do trabalho a outros laminadores da empresa que operam exclusivamente por meio de tabelas.
- Dispensa do pagamento de *royalties* e necessidade mínima de envolvimento de especialistas em processo.

Metodologia de Desenvolvimento

Dados são essenciais para um sistema baseado em RNAs. Segundo Zhang, Patuwo e Hu (1998), RNAs são adequadas para problemas cujas soluções requeiram conhecimento de difícil explicitação mas para os quais existam suficientes dados ou observações. A quantidade e a qualidade desses dados são determinantes na viabilidade da abordagem de um problema através de RNAs, bem como na escolha da topologia mais adequada.

Entre as funções do Nível 2 do sistema de automação do laminador se encontra o armazenamento de dados históricos de produção. A base de dados armazena as informações sobre as bobinas produzidas nos últimos dois anos (algo em torno de 100.000 bobinas). A experiência operacional indica que a cada três meses, em média, o laminador processa todo o *mix* possível de produtos.

Para o levantamento desses dados, foi incluído no Nível 2 um programa para extrair da base de dados histórica as informações relevantes. Os dados obtidos representavam situações reais de produção, ou seja, são respostas geradas pelo modelo e validadas pelos operadores, o que se constituía numa vantagem em

relação ao modelo *off-line* que alimenta as tabelas de consulta utilizadas originalmente. Por meio desse programa, foram obtidos os dados referentes às bobinas produzidas entre junho e agosto de 2003, num total de 13084 registros.

Conforme observado acima, o modelo matemático calcula um total de 125 valores de referências, a partir de um conjunto de 30 valores de entrada. O tratamento de todas essas entradas e saída por meio de uma única RNA implicaria numa rede de dimensões inviáveis. Assim, foi necessária uma análise mais profunda do problema, para permitir a redução de sua dimensionalidade. A primeira observação foi de que apenas 9 das variáveis de entrada possuem influência direta sobre os cálculos do modelo, sendo que as demais servem primordialmente para a orientação dos operadores.

Em relação à velocidade das cadeiras, optou-se por incluir entre as saídas da rede apenas o valor referente à Cadeira 2 (cadeira pivô), devido à correlação entre a velocidade dessa cadeira e as velocidades das demais cadeiras. Assim, a partir do valor da velocidade da Cadeira 2, dos valores de escorregamento obtidos pelo sistema e do balanço do fluxo de massa, são obtidos os valores das velocidades das demais cadeiras. Outra característica percebida é que, para a fase de desencaixe, os valores dos *presets* da deflexão dos cilindros (*bending*) são exatamente iguais para as quatro cadeiras. Logo, o sistema precisa calcular o valor para apenas uma delas. Por fim, a tensão de bobinamento foi obtida por meio do mesmo algoritmo utilizado pelo modelo matemático, levando-se em conta as características da tira.

Não tendo sido percebidas outras características que preconizassem uma redução do número de variáveis de saída, a estratégia seguinte foi particioná-las em quatro subconjuntos distintos, relacionadas com a divisão natural do processo de laminação a frio: variáveis referentes à fase de laminação propriamente dita, variáveis referentes à fase de encaixe, variáveis referentes aos ganhos do AGC e variáveis referentes à fase de desencaixe.

Todos esses conjuntos possuem as mesmas 9 variáveis de entrada mencionadas acima, e cada um deles é modelado por uma RNA distinta. A solução do problema é, portanto, obtida pela combinação das saídas de quatro RNAs, juntamente com a utilização de algumas das equações previstas pelo modelo. Com esse arranjo, o sistema fornece os mesmos 125 valores de referência calculados pelo modelo matemático, sendo 108 através das RNAs e 17 através de equações.

Decidida a forma de apresentação dos dados, o passo seguinte consistiu no pré-processamento dos mesmos, para permitir o posterior treinamento das RNAs. Essa fase inclui a remoção dos registros redundantes, conflitantes ou com dados fora da faixa permitida (*outliers*), o tratamento de registros incompletos, a transformação dos dados (para colocá-los numa escala adequada para sua utilização pela rede) e a divisão do conjunto de dados entre os subconjuntos de treinamento, teste e validação para a rede. Nessa fase, foi utilizado o utilitário *DataSculptor*®. Trata-se de um utilitário orientado a objeto que permite realizar todas as tarefas relacionadas acima, sugerindo inclusive o tipo de transformação adequada a cada uma das variáveis. Ao final do pré-processamento, restaram 6383 registros, sendo 3831 no arquivo de treinamento e 1276 nos de teste e validação.

A próxima fase foi a escolha da arquitetura e da topologia para as RNAs, seguida de seu treinamento e validação. Esse é um processo realizado basicamente através de tentativa e erro, tomando-se como referência aplicações de

objetivo e porte semelhantes. Nessa fase foi utilizado o simulador de RNA *NeuralWorks®*, que possui integração direta com o utilitário utilizado no pré-processamento. Para uma fundamentação teórica detalhada sobre as diversas arquiteturas de RNAs e seus respectivos algoritmos de treinamento, Haykin(1994) é uma boa referência.

Ao treinamento e validação das RNAs, seguiu-se a implementação do produto final deste trabalho, o utilitário denominado *NeuraLTF*, desenvolvido em linguagem C++ (compilador *C++Builder®*, Versão 4, da *Borland/Inprise*), a partir da arquitetura e dos parâmetros cuja determinação foi descrita acima. Embora a estrutura e os pesos para as 4 RNAs utilizadas sejam, a princípio, estáticos, optou-se pela utilização de programação orientada a objeto, visando a facilitar a manutenção e a flexibilidade do sistema, que, prevendo o aprofundamento da pesquisa e/ou novas condições operacionais, deve permanecer aberto a alterações.

As funções principais do utilitário são: interface com o operador, cálculo dos *presets*, verificação dos limites dos valores calculados, comunicação com o Nível 3 (de onde recebe o programa de produção), comunicação com o Nível 1 (para onde envia os *presets* calculados) e armazenagem temporária de dados. A figura 2 mostra a interface homem-máquina do aplicativo.

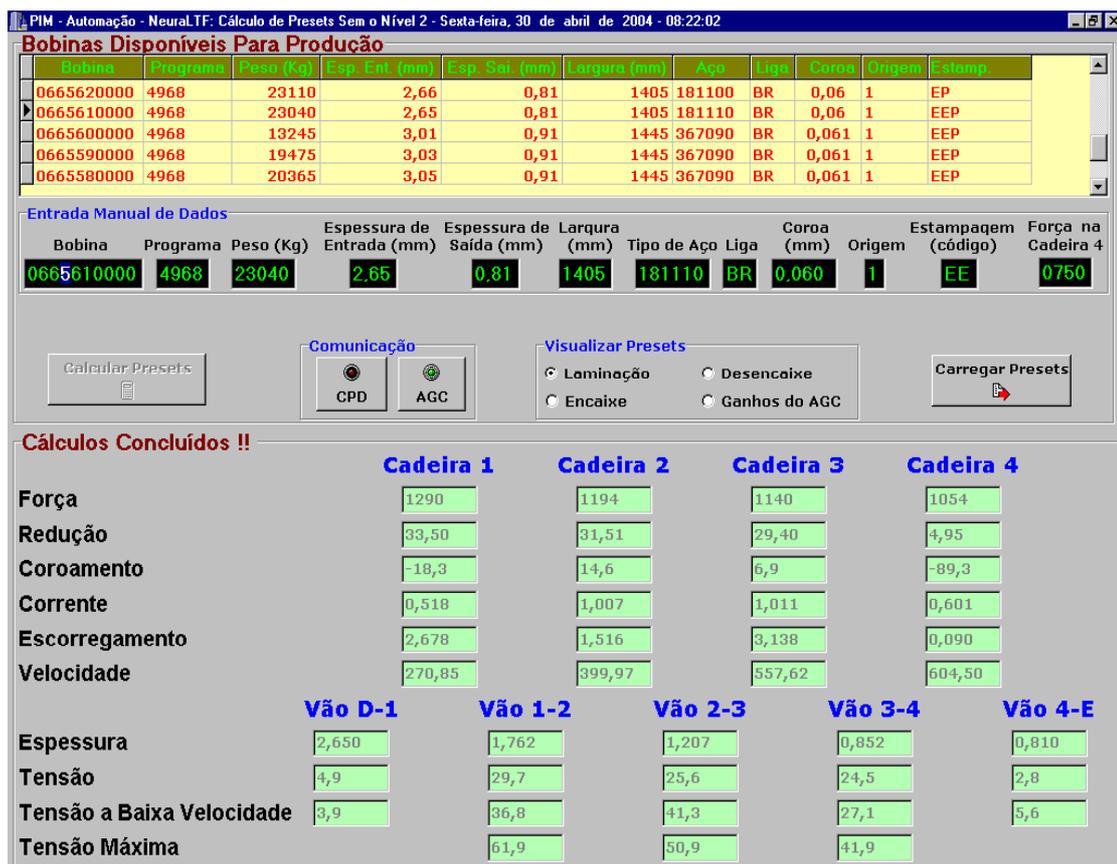


Figura 2 – Interface Homem-Máquina do Aplicativo *NeuraLTF*

Por fim, o aplicativo foi instalado numa das estações de operação de Nível 1 para ser utilizado nas situações de emergência. Essa estação foi dotada de comunicação via *socket* TCP/IP, tanto com o controlador de Nível 1 (para carregar os *presets*) como com o Nível 3 (para receber o programa de produção). A Figura 3 mostra o modo como o *NeuraLTF* se insere na arquitetura de automação da planta.

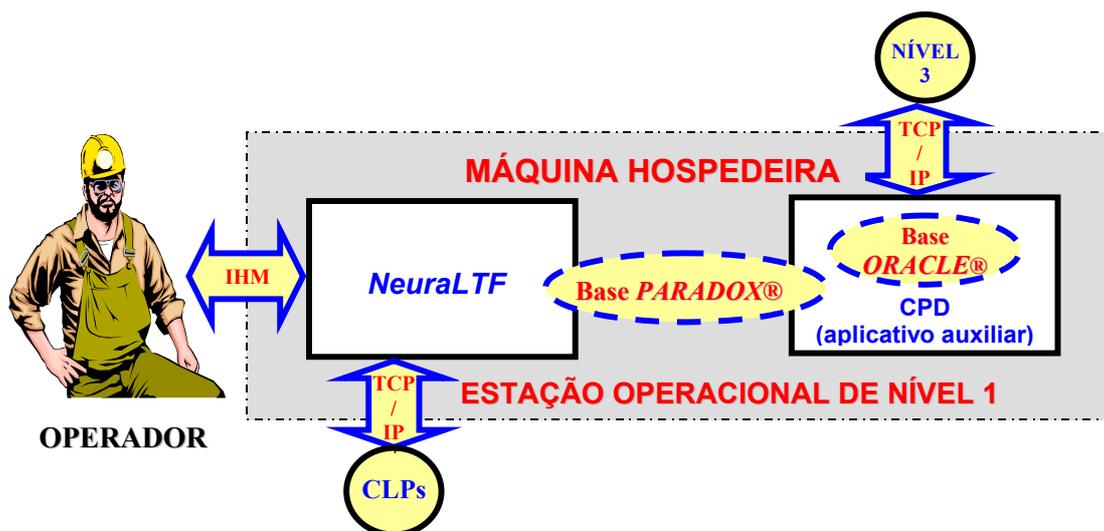


Figura 3 – Inserção do Aplicativo *NeuraLTF* na Arquitetura de Automação da Planta

Resultados

Para avaliar a eficiência do *NeuraLTF* como substituto da operação através de tabela, foi realizada uma comparação “a frio” (sem produção) entre as duas alternativas. Isso foi feito cotejando-se os valores de referências obtidos através de cada um desses métodos com aqueles obtidos a partir do método operacional normal (cálculo das referências através do modelo matemático).

Constatou-se que, em relação ao método original (tabela), o *NeuraLTF* apresentou operação mais simples e rápida e resultados mais próximos aos obtidos pelo modelo matemático. Para se ter uma idéia da melhoria em precisão proporcionada pela alternativa RNA, enquanto o *NeuraLTF* obtém (a partir de 9 variáveis de entrada) os mesmos 125 valores de referência calculados pelo modelo, o método de operação por tabela provê apenas 52 valores de referências (obtidos a partir de 5 valores de entrada), forçando os controladores de Nível 1 a um esforço adicional para compensar a ausência de 73 valores.

Outras características vantajosas do *NeuraLTF*, especialmente do ponto de vista dos operadores, foram a redução em mais de 90% na necessidade de digitação e a geração de um resultado único, eliminando a necessidade de escolha de uma dentre várias sugestões que a operação por tabela exigia. A Tabela 1 apresenta resumidamente os resultados da comparação entre as duas alternativas.

Tabela 1 – Comparação Entre o Método por Tabela e o Aplicativo *NeuraLTF*

	TABELA	NEURALTF
Variáveis de Entrada	6	9
Nº de Presets Obtidos	52	125 (108 via RNAs)
Digitação de Valores	50 toques	4 toques
Tempo da Operação	Alguns Minutos	Poucos Segundos
Responsabilidade do Operador	Alta	Baixa
Potencial de Evolução	Baixo	Alto

Os bons resultados preconizaram a implantação definitiva do *NeuraLTF* em substituição do método por tabelas. Para isso, o programa do controlador de Nível 1

foi alterado para se adaptar às novas condições operacionais de emergência. Em maio de 2004 foram laminadas, com pleno êxito, as primeiras bobinas usando o novo método. Para maiores detalhes sobre o desenvolvimento do **NeuraLTF** e os resultados obtidos, consultar Santos Filho e Ramirez-Fernandez (2003).

Conclusões

Todo o processo de desenvolvimento do sistema, bem como os resultados obtidos, confirmam o extraordinário potencial de aplicação das Redes Neurais Artificiais como abordagem alternativa a problemas complexos de Engenharia. A operação e os resultados do **NeuraLTF** foram claramente superiores aos da operação por tabela, e até mesmo comparáveis aos do modelo matemático, apesar da desvantagem de não possuir capacidade adaptativa. O ineditismo da proposta está na obtenção da quase totalidade dos *presets* através de RNAs, enquanto a pesquisa bibliográfica revelou que, aplicada ao processo de laminação *tandem* a frio, essa técnica costuma ser utilizada apenas para a determinação de poucas variáveis.

Por fim, mas não menos importante, o desenvolvimento do **NeuraLTF** gerou a necessidade de um aprofundamento no estudo sobre os princípios e características do modelo matemático, o que proporcionou aos engenheiros de processo e automação uma compreensão mais ampla sobre esse modelo. Isso levou inclusive a alterações visando o aperfeiçoamento do processo, o que vem ao encontro da filosofia de melhoria contínua que caracteriza a Política de Qualidade da COSIPA.

Referências Bibliográficas

- CHO, S.; CHO, Y.; YOON, S. Reliable Roll Force Prediction in Cold Mill Using Multiple Neural Networks. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 8, n. 4, p. 874-882, abr. 1997.
- SANTOS FILHO, A. L.; NOVAES, G. O.; ASSIS, C. F. A Automação na Modernização do Laminador de Tiras a Frio da COSIPA. In: ENCONTRO DE ESPECIALISTAS EM AUTOMAÇÃO, 3, 1999, São Paulo, **Anais...**, 1999, 1 CD.
- KING, W. D.; SILLS, R. M. New Approaches To Cold Mill Gage Control. **Iron and Steel Engineer**, p. 40-51, mai. 1973.
- BASHEER, I. A.; HAJMEER, M. Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing, Design and Application. **Journal of Microbiological Methods**, v. 43, p. 3-31, 2000.
- TSOUKALAS, L. H.; UHRIG, R. E. **Fuzzy and Neural Approaches in Engineering**. New York: Wiley-Interscience, 1997. 600 p.
- J. LARKIOLA ET AL. The Role of Neural Networks in the Optimization of Rolling Process. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 80-81, p. 16-23, 1998.
- ZHANG, G.; PATUWO, B.E.; HU, M.Y. Forecasting With Artificial Neural Networks: The State of the Art. **International Journal of Forecasting**, v.14, p.35-62, 1998.
- HAYKIN, S. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**. London: MacMillan, 1994. 700 p.
- SANTOS FILHO, A. L.; RAMIREZ-FERNANDEZ, F. J. Controle do Processo de Laminação a Frio com Referências de Segurança Definidas por Meio de Redes Neurais Artificiais. **InTech Brasil**, n. 58, p. 24-38, dez. 2003.

PRESET GENERATION FOR COSIPA TANDEM COLD MILL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS⁽¹⁾

Antonio Luiz dos Santos Filho ⁽²⁾
Francisco Javier Ramirez-Fernandez ⁽³⁾

Abstract

This work describes the development of an Artificial Neural Network (ANN) system designed to the preset generation for the controllers of COSIPA Steel Works' Tandem Cold Mill. This system emulates the mathematical model responsible for preset generation under normal operational conditions, serving as an option to maintain plant operation in the event of a failure in the processing unit that executes the mathematical model. The system, built from the production data collected over six years of plant operation, showed results in order to justify the replacement of the former backup operation mode (based in a lookup table), which degraded both product quality and plant productivity. The text characterizes the problem, shows the possible solutions, justifies the choice of the ANN approach, describes the methodology and system implementation and, finally, shows and discusses the attained results.

Keywords: cold rolling – automation – artificial neural networks

(1) Technical paper to be presented in the VIII Process Automation Seminar, October 6th to 8th, 2004 – Belo Horizonte – MG.

(2) Automation Analyst at COSIPA Steel Works. Electronic Engineer (Engineering School of Rio de Janeiro Federal University - 1984). Master in Electrical Engineering (São Paulo State University Politechnical School – 2003). ABM Member.

(3) Senior Lecturer at São Paulo State University Politechnical School. Civil and Electrical Engineer (Chile UTE University - 1970). Master in Electrical Engineering (USP - 1978). Doctor of Engineering (USP - 1986).