

UTILIZAÇÃO DE REDE NEURO-FUZZY PARA PREDIÇÃO DA COMPOSIÇÃO QUÍMICA DO AÇO DE FIM DE SOPRO EM CONVERTEDORES LD¹

Rafael Ribeiro Marques²

Waldir Cardoso Martins³

Alexandre Antônio Guimarães Vieira⁴

Iara Campolina Dias Duarte⁵

Walmir Matos Caminhas⁶

Resumo

Com a grande competição no mercado de fabricação de aço e a crescente demanda por um aço de alta qualidade, a aplicação de inteligência computacional em Aciarias LD vem despertando uma nova área de aplicação tecnológica ainda pouco explorada. O presente trabalho refere-se ao desenvolvimento de um sistema inteligente híbrido, Rede Neuro-Fuzzy, para predição da composição química fim de sopro. Com base nesta técnica foi desenvolvida uma ferramenta capaz de disponibilizar a estimativa da composição química do aço no fim de sopro (fósforo, enxofre e manganês) para os operadores da planta. Essa informação mostrou-se um guia excelente para os operadores, tanto como auxílio no processo de tomada de decisão quanto como suporte na utilização da prática de vazamento rápido da corrida, tornando desnecessária a espera por resultados de laboratório o que, por sua vez, reflete numa redução do tempo de corrida, possibilitando o aumento da disponibilidade da Aciaria.

Palavras-chave: Convertedores LD; Inteligência computacional; Rede neuro-Fuzzy.

APPLICATION OF NEURO-FUZZY NETWORK TO PREDICT THE CHEMISTRY COMPOSITION OF END POINT AT LD CONVERTER

Abstract

Where as the high competition at steel making industry and the rising demand for a high-performace steel, the application of computer intelligence at LD Steel Plants is reviving a new area of technological application that is still few explored. This paper refers to the development of an intelligent hybrid system, named Neuro-Fuzzy Network, to predict the chemistry composition of basic oxygen steel. Based on this technique it was developed a tool able to offer an estimate of the chemistry composition of basic oxygen steel (phosphorus, sulfur and manganese) for the plant operators. This information turned out to be an excellent guide to the operators, considering it as an assistance for the decision-making process as much as a support in using of speed tapping heat practical, rendering unnecessary the wait for the laboratory results which reflects in a reduction of the heat time, making possible the increase of Steel Plant availability.

Key words: LD Converter; Intelligence Computer; Neuro-Fuzzy Network

¹ *Contribuição técnica ao XI Seminário de Automação de Processos, 3 a 5 de outubro, Porto Alegre-RS*

² *Especialista em Automação Industrial. Analista de Sistemas Industriais da Gerdau Açominas.*

³ *Tecnólogo em Processamento de Dados. Analista de Sistemas Industriais da Gerdau Açominas.*

⁴ *Bacharel em Sistemas de Informação. Analista de Sistemas - PSV Engenharia de Sistemas*

⁵ *Engenheira Química. Analista de Sistemas - PSV Engenharia de Sistemas*

⁶ *Doutor em engenharia elétrica. UFMG*

1 INTRODUÇÃO

A Aciaria da Gerdau Açominas possui atualmente dois convertedores a oxigênio tipo LD, equipados com sub-lança, com capacidade para 220 toneladas de aço líquido por corrida e uma produção anual de três milhões de toneladas de aço líquido (a usina está atualmente em expansão e passará a produzir 4,5 milhões de toneladas anualmente). A Aciaria utiliza processos de metalurgia secundária de última geração tais como o forno panela e a desgaseificação a vácuo, segundo Alves.⁽¹⁾

O processo de fabricação de aço em convertedores LD se caracteriza por soprar oxigênio puro sobre a superfície de um banho metálico, composto de gusa líquido e sucata de ferro e de aço, transformando-o em aço líquido.

Para o vazamento do aço líquido na panela é necessário que a composição química e a temperatura desejada no final de sopro sejam atingidas e que o nível de oxidação esteja sob controle.

Em caso de qualquer desvio em relação à composição química e/ou temperatura desejada, devem ser tomadas ações corretivas como resopro ou resfriamento. Esse re-processamento deve ser minimizado para que se reduza o tempo desta etapa e para que não se comprometa a qualidade do aço.

Em aciarias dotadas de sub-lança e equipamentos para o refino secundário é possível minimizar o tempo gasto com ações corretivas, utilizando a prática de vazamento direto ou o vazamento rápido, ou seja, sem esperar os resultados de análise química de fim de sopro. Isto é possível a partir da predição de análise química fim de sopro e temperatura com a medição intermediária do sopro, desenvolvendo uma estrutura para identificação de sistemas dinâmicos não-lineares.

2 O PROCESSO DE FABRICAÇÃO DE AÇO EM ACIARIA LD

O convertedor LD recebe gusa líquido, sucata de aço e ferro e transforma-os em aço. Esse procedimento ocorre através da injeção de oxigênio puro por meio de uma lança. São adicionados também fundentes, escorificantes e, se necessário, materiais refrigerantes ou exotérmicos para correção da temperatura do banho. Conforme descrito por Pacianotto,⁽²⁾ o oxigênio reage com o Carbono e com outros elementos presentes no gusa como o Fósforo, Manganês, Silício, Enxofre, etc., formando aço, gases e escória. Ou seja, o princípio químico empregado no convertedor LD é a oxidação.

O ciclo de operação para fabricação do aço nos convertedores LD, conhecido como corrida, envolve as seguintes etapas:

- Carregamento;
- Sopro;
- amostragem e Ações corretivas;
- vazamento de Aço; e
- azamento da Escória.

Após o carregamento de gusa líquido e sucata, o convertedor é retornado para a posição vertical para o sopro de oxigênio que é feito com a introdução de uma lança refrigerada a água dentro do forno, segundo Barão.⁽³⁾

A lança de oxigênio é então abaixada e oxigênio puro é soprado no banho, promovendo a agitação do metal e oxidação das impurezas contidas no gusa líquido. Cal e outros fundentes são adicionados para combinar com as impurezas oxidadas e formar escória, materiais refrigerantes e exotérmicos também são adicionados para correção da temperatura do banho. As reações químicas de

descarburização, dessiliciação, desfosforação, dessulfuração e oxidação do Manganês e do Ferro ocorrem em taxas que variam com o tempo de sopro.⁽³⁾

Após o final do sopro, é feita a medição de temperatura e retirada de amostras de aço e escória, as quais são enviadas ao laboratório para análise química. Se a composição e a temperatura do aço estiverem de acordo com as especificações, é realizado o vazamento do aço para a panela de lingotamento. Se o teor de algum elemento estiver acima do especificado ou a temperatura estiver abaixo do especificado é iniciada a operação de resopro. Caso a temperatura esteja acima da prevista, o banho é resfriado pela adição de materiais refrigerantes. Estas ações corretivas aumentam o tempo total de corrida e, portanto, devem ser evitadas.

O equipamento denominado sub-lança, dotado de um sensor descartável de múltiplas funções, é utilizado para medição da temperatura, teor de Carbono/Oxigênio e coleta de amostra do aço durante e após o término do sopro, sem a necessidade de basculamento do convertedor.

Então o aço é vazado em painéis, por um furo de vazamento. Durante o vazamento, são adicionadas ligas para ajuste da composição química dentro da faixa especificada, conforme dito por Barão.⁽³⁾

A escória é vazada em pote, para ser processada ou colocada a disposição.⁽³⁾

3 SISTEMAS INTELIGENTES

A utilização de sistemas inteligentes em controle tem despertado grande interesse nos últimos anos. Dentre as técnicas mais utilizadas estão as Redes Neurais Artificiais (RNAs), os Sistemas Fuzzy e os Algoritmos Genéticos.

As RNAs apresentam boa generalização, robustez e possuem capacidade de aprendizado, ou seja, podem aprender através de dados. Entretanto, o conhecimento contido na rede treinada é de difícil extração.

Os Sistemas Fuzzy usam termos lingüísticos e podem utilizar conhecimento de especialistas.

Cada uma destas técnicas possui vantagens atrativas que podem ser combinadas, gerando os chamados Sistemas Inteligentes Híbridos, os quais fornecem métodos eficientes para aplicações práticas. Ao se compensar as deficiências de uma técnica com os benefícios de outra, criam-se estruturas de enorme potencial.

3.1 Sistema Neuro-Fuzzy

Atualmente já se reconhece que os sistemas fuzzy oferecem um ambiente muito poderoso para aproximar o raciocínio, num esforço para modelar o pensamento humano. Sistemas fuzzy adquirem o conhecimento de especialistas e o codificam em termos de regras se...então..., empregando tais regras num método de interpolação, simulando o raciocínio, e assim responder novas questões.

Em contraste, as RNAs oferecem uma arquitetura altamente estruturada, com capacidades de aprendizado e generalização, que tentam imitar os mecanismos neurológicos do cérebro. Uma RNA armazena conhecimento de uma forma distribuída dentro de seus pesos, os quais são ajustados durante a fase de treinamento (aprendizagem) com amostras conhecidas.

A idéia principal é extrair alguma espécie de conhecimento útil da RNA, cuja estrutura é muitas vezes chamada de “caixa preta”. Tal conhecimento é representado por regras fuzzy, possivelmente rotuladas com pesos indicando seu grau de confiança.

Ao se projetar um sistema neurofuzzy, agrega-se as características de transparência de raciocínio dos sistemas fuzzy à capacidade de aprendizado e generalização das redes neurais. A rede neurofuzzy é um modelo conexionista para implementação de regras nebulosas e inferência.

4 CONTEXTUALIZAÇÃO DO PROBLEMA

Em processos que utilizam convertedores LD existem muitos fatores que influenciam na composição química de fim de sopro e, as condições de fabricação do aço flutuam muito. Portanto, é muito difícil estabelecer um modelo matemático preciso para predição e controle da composição química de fim de sopro.

O controle da operação do convertedor é composto por módulos de Controle Estático e Dinâmico. O Controle Estático considera os balanços de massa e energia. Esse módulo objetiva determinar a quantidade de fundentes e de materiais refrigerantes (se necessário) a serem adicionados ao banho e o volume de oxigênio a ser soprado para obtenção do teor de carbono e temperatura especificados para o aço.

O Controle Dinâmico refaz os cálculos baseado na medição intermediária por meio da sub-lança visando corrigir a ação do controle estático e garantir que as especificações do aço, principalmente teor de carbono e temperatura, sejam atingidas ao final do sopro. Ambos os módulos de controle objetivam, conjuntamente, economizar insumos e tempo a partir da redução da necessidade de resopro. Com previsões confiáveis, pode-se reduzir o tempo de corrida por meio do vazamento rápido do aço sem esperar os resultados da análise química de amostras coletadas pela sub-lança no fim do sopro.

A implementação de uma Rede Neuro-Fuzzy para predição da composição química do aço no fim de sopro (Fósforo, Manganês e Enxofre) suporta os operadores na realização do vazamento rápido, disponibilizando os resultados de tal forma que essa informação sirva como auxílio à tomada de decisão.

4.1 Desfosforação

O fósforo é um elemento indesejável na composição química do aço, devendo ter o menor teor possível. O teor de Fósforo no gusa líquido até o limite de 0,1% não constitui maiores problemas para o processo. Valores superiores, no entanto, exigem mudanças na prática operacional da aciaria para o atendimento das exigências de qualidade, em termos do teor de fósforo especificado para o produto.

4.2 Dessulfuração

O enxofre, assim como o Fósforo, deve ser restrito aos menores teores possíveis. A dessulfuração no convertedor é muito baixa, em torno de 25%, tornando-se necessária a utilização do tratamento extra-convertedor para baixar o teor de enxofre, ou seja, o teor de Enxofre deve ser o menor possível visto que o convertedor LD não é um reator apropriado para a dessulfuração. Logo, o gusa deve ser previamente dessulfurado.

4.3 Oxidação do Manganês

O manganês é um elemento importante na qualidade do aço. Um teor muito baixo de manganês proporciona a formação de uma escória grossa, favorecendo a ocorrência de projeção do aço, com o aumento da formação de cascão na lança e na boca do convertedor, o que implica em perda de tempo para remoção dos mesmos, além do decréscimo da vida da lança.

5 METODOLOGIA PARA DESENVOLVIMENTO DO SOFTWARE

Primeiramente, foi desenvolvido um algoritmo no software MatLab 6.5 que utiliza de uma estrutura desenvolvida por Caminhas,⁽⁴⁾ para identificação de sistemas dinâmicos não-lineares, denominada Yamakawa ou Rede Neuro-Fuzzy.

Com o auxílio dos especialistas do processo, engenheiros metalurgistas, foram definidas as principais variáveis e parâmetros relacionados ao problema. Após consulta ao Banco de Dados (SQL Server), a primeira base de dados foi gerada e os primeiros testes foram realizados.

Em seguida, com a mesma base de dados inicial, foram feitos testes com outros algoritmos, proprietários do MatLab, para validação e avaliação de desempenho do algoritmo implementado (Yamakawa). Foram utilizados dois algoritmos para validação:

- newff: Redes Neurais Artificiais (MLP)
- anfis e genfis2 – Sugeno: Sistema de Inferência Fuzzy (FIS)

Os resultados obtidos com todos os algoritmos (Yamakawa, newff e anfis) foram satisfatórios.

A partir daí, iniciou-se o desenvolvimento do software na plataforma Delphi 5.0, de tal forma que fosse viável a implantação no ambiente de produção devido aos recursos de licenciamento de software e portabilidade para outras áreas. Logo, o algoritmo Yamakawa foi transcrito para o Delphi 5.0, agora denominado Rede Neuro-Fuzzy (RNF).

O aplicativo da Rede Neuro-Fuzzy é dividido em dois módulos:

- Módulo de treinamento
- Módulo de cálculo da saída.

5.1 Módulo de Treinamento

No Módulo de Treinamento é feita a parametrização e o treinamento da Rede Neuro-Fuzzy. Nele determinamos o número de entradas que será utilizado na rede, o número de regras e as condições de parada do treinamento: número de épocas, erro de treinamento (epon) e taxa de aprendizado (alfa).

O algoritmo carrega os padrões (arquivo “.txt” disponibilizado no caminho de arquivo de dados) e executa o treinamento. Inicialmente os pesos recebem valores aleatórios. A partir do erro gerado durante o treinamento para cada época, o algoritmo interpola os dados e ajusta os pesos gerando ao final do treinamento a matriz de pesos. A matriz de pesos armazena o conhecimento extraído dos dados.

5.2 Módulo de Cálculo da Saída

No Módulo de Cálculo da Saída o algoritmo carrega a matriz de pesos gerada pelo módulo de treinamento e executa o cálculo da saída. Basicamente, é feita a soma

ponderada da contribuição de cada entrada multiplicada pelos seus respectivos pesos. Os resultados podem ser exibidos na própria interface, quando executada apenas uma corrida, ou, armazenados em arquivo.

6 METODOLOGIA PARA CONSTRUÇÃO DA BASE DE DADOS

Uma das mais importantes e talvez a mais difícil tarefa para modelar o problema foi tratar com uma grande massa de dados, onde muitos parâmetros de entrada possuem ruídos e imprecisão. A maior parte do trabalho de desenvolvimento consistiu na seleção dos parâmetros de entradas relevantes, elaboração dos estudos de credibilidade dos dados e definição de uma boa estratégia para construção da base de dados. As principais etapas foram:

- a análise das variáveis operacionais disponíveis;
- o levantamento dos modelos matemáticos existentes e das suas respectivas variáveis;
- definição das variáveis iniciais;
- consulta ao banco de dados para gerar a base de dados inicial;
- filtragem da base de dados (valores nulos, células vazias e valores discrepantes);
- análise de correlação das variáveis;
- definição das variáveis de entrada;
- definição das faixas de cada variável; e
- elaboração da base de dados final (tratamento: eliminação de inconsistências, análise dos histogramas de cada variável e criação de restrições).

Inicialmente, foi feito um levantamento de todas as variáveis operacionais disponíveis no sistema, assim como o levantamento das variáveis utilizadas nos modelos matemáticos. Juntamente com os especialistas do processo, engenheiros metalurgistas, foi feita uma filtragem inicial das principais variáveis reduzindo consideravelmente o número de parâmetros de entrada.

A partir daí, deu-se início a análise de correlação dos parâmetros de entrada e saída. A ferramenta utilizada para análise de correlação das variáveis foi a função do MatLab "*corrcoef*" que leva em consideração a média, o desvio padrão e a variância dos dados apresentados. Quanto mais próximo de um for o resultado da análise, maior a correlação com a saída. Foi verificada que muitas variáveis calculadas pelo o modelo matemático obtiveram alta correlação com os parâmetros de saída, porém optamos por não utilizá-las, pois qualquer intervenção nos modelos matemáticos (manutenção/melhorias) poderia alterar o comportamento dessas variáveis e, conseqüentemente, causar influência no resultado de cálculo da Rede Neuro-Fuzzy. Logo, optamos por utilizar parâmetros provenientes de medições reais ou padrões específicos do aço.

Com os resultados encontrados a partir das análises de correlação, foram determinadas as variáveis diretamente relacionadas com a saída desejada e um novo filtro foi aplicado às variáveis, reduzindo mais uma vez o número de parâmetros de entrada da rede. Porém, ainda assim, o número de parâmetros de entrada era grande.

Após consulta ao Banco de Dados (SQL Server), a primeira base de dados foi gerada levando-se em consideração os parâmetros de entradas de maior correlação com as saídas, e os testes foram iniciados.

7 ARQUITETURA E FUNCIONAMENTO DO SISTEMA NEURO-FUZZY

Atualmente, a Rede Neuro-Fuzzy encontra-se em ambiente de produção e a arquitetura do sistema está apresentada na Figura 1.

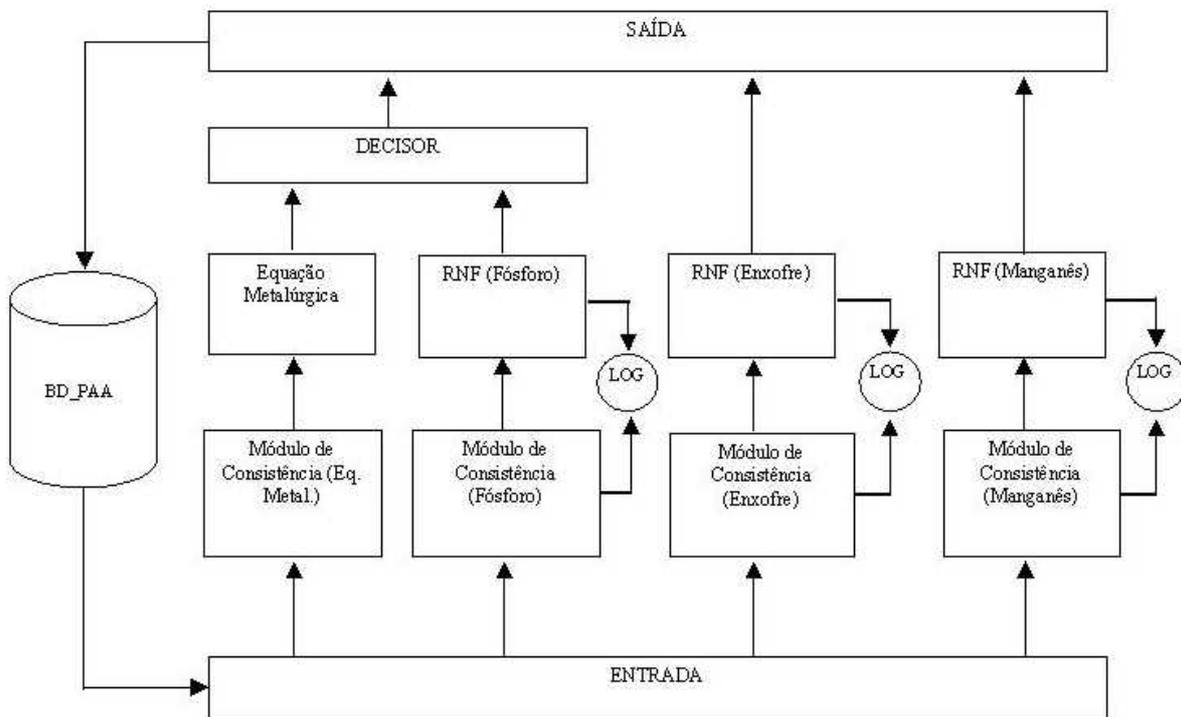


Figura 1 – Arquitetura do sistema neuro-fuzzy

O sistema é constituído, basicamente, por quatro camadas, no caso do Enxofre e Manganês, e por cinco camadas no caso do Fósforo:

- camada de entrada;
- módulo de consistência;
- rede neuro-Fuzzy;
- módulo decisor; e
- camada de saída.

A camada de entrada é responsável pela coleta dos parâmetros no banco de dados de produção da Aciaria, que é gerada quando o evento de fim de sopro ocorre. Esta camada disponibiliza os parâmetros de entrada de cada rede para o módulo de consistência, que analisa a consistência e as restrições dos parâmetros de entrada para cada rede. Caso algum dos parâmetros não obedeça aos critérios de consistência e às restrições implementadas o resultado da predição não poderá ser calculado. Todas as informações relevantes à não-execução da Rede Neuro-Fuzzy são registrados em um arquivo de Log para posterior análise. Por último, a camada de saída trata e disponibiliza a informação nas estações de operação do convertedor LD.

No caso do Fósforo, existe ainda o Módulo Decisor. Atualmente, a Rede Neuro-Fuzzy do Fósforo trabalha em paralelo com a equação metalúrgica (equação de regressão linear) elaborada pelos metalurgistas, por se tratar de um elemento crítico na composição final do aço. O Módulo Decisor analisa a qualidade e a confiabilidade de cada resultado (Resultado da Rede Neuro-Fuzzy X Resultado da Equação

Metalúrgica) e decide qual é a melhor informação a ser disponibilizada para a camada de saída.

A aplicação de equações de regressão linear em processos como o da Aciaria é de grande utilidade e tem demonstrado um bom resultado em muitas situações, porém, essas equações devem ser monitoradas constantemente e ajustes periódicos são necessários.

8 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para que a rede neuro-fuzzy consiga extrair o conhecimento contido na base de dados, é necessário apresentar a ela padrões de treinamento considerados como ideais. Dessa forma, para que a Rede “aprenda” a identificar sistemas dinâmicos não-lineares será necessário ensiná-la de forma correta, ou seja, os dados devem representar a realidade operacional da planta.

Inicialmente, um tratamento básico foi aplicado na base de dados excluindo as corridas que possuíam parâmetros de entrada zerados, nulos ou vazios, oriundos de problemas ocorridos com medições ou falhas durante o armazenamento da informação.

Corridas que tiveram re-processamento (ressopro) devido à composição química fora de faixa ou outro motivo, foram excluídas da base de dados de treinamento.

A partir da base de dados inicial, um minucioso trabalho de investigação das variáveis foi feito, conforme citado na etapa de construção da base de dados.

Com base no conhecimento dos especialistas do processo, que forneceram informações a respeito de situações que não são possíveis ou prováveis de ocorrerem, consistências foram feitas analisando as variáveis contidas na base de dados. Por exemplo, o volume de oxigênio de fim de sopro deve ser maior do que o volume de oxigênio da medição intermediária, que ocorre a aproximadamente 85% do sopro, logo, uma corrida que apresente o delta de oxigênio negativo indica que algo errado aconteceu. A análise de consistência possibilitou a eliminação de corridas que seriam prejudiciais para o treinamento da Rede Neuro-Fuzzy.

A análise dos histogramas de cada parâmetro de entrada possibilitou a verificação da distribuição dos dados e determinou as restrições dos mesmos, isto é, a partir da análise dos histogramas foi possível verificar se as variáveis estavam distribuídas uniformemente e determinar a faixa de cada parâmetro de entrada.

A seguir serão apresentados os resultados obtidos para cada elemento (Fósforo, Enxofre e Manganês).

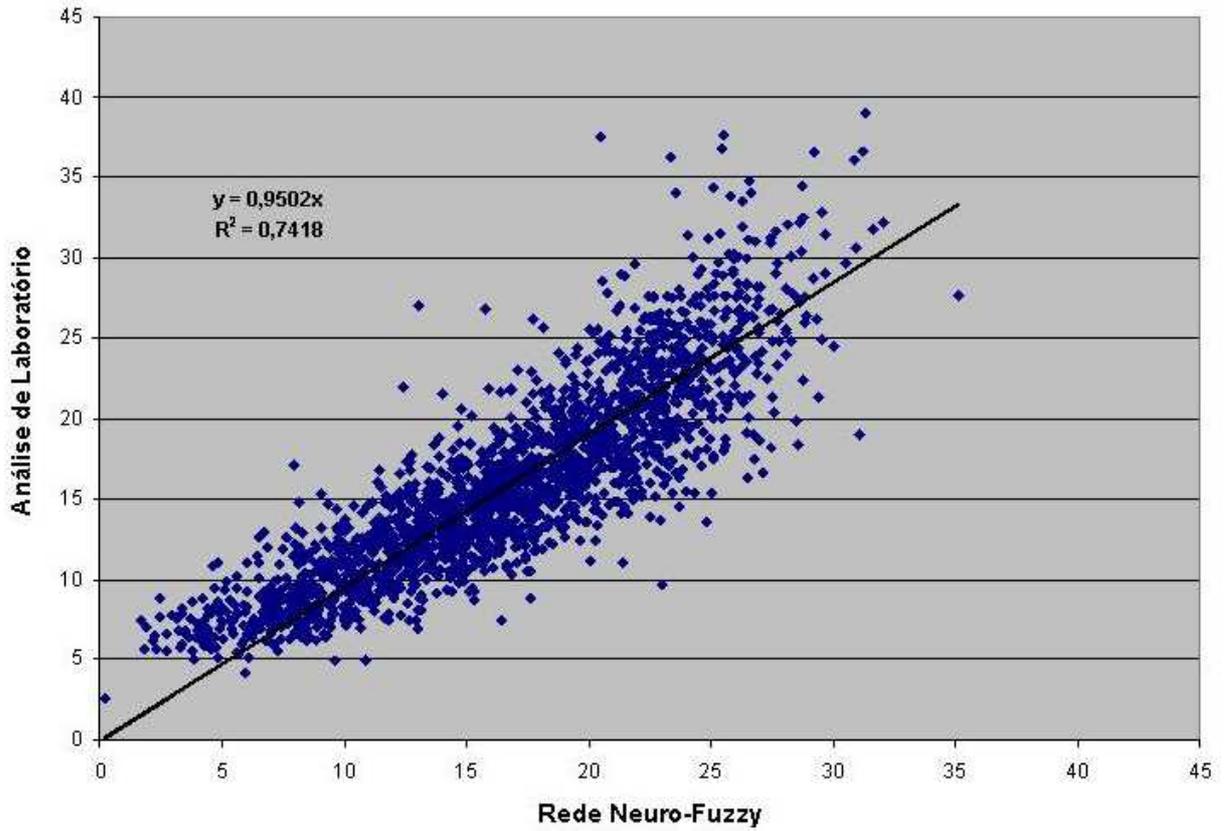


Figura 2 – Gráfico de dispersão do fósforo

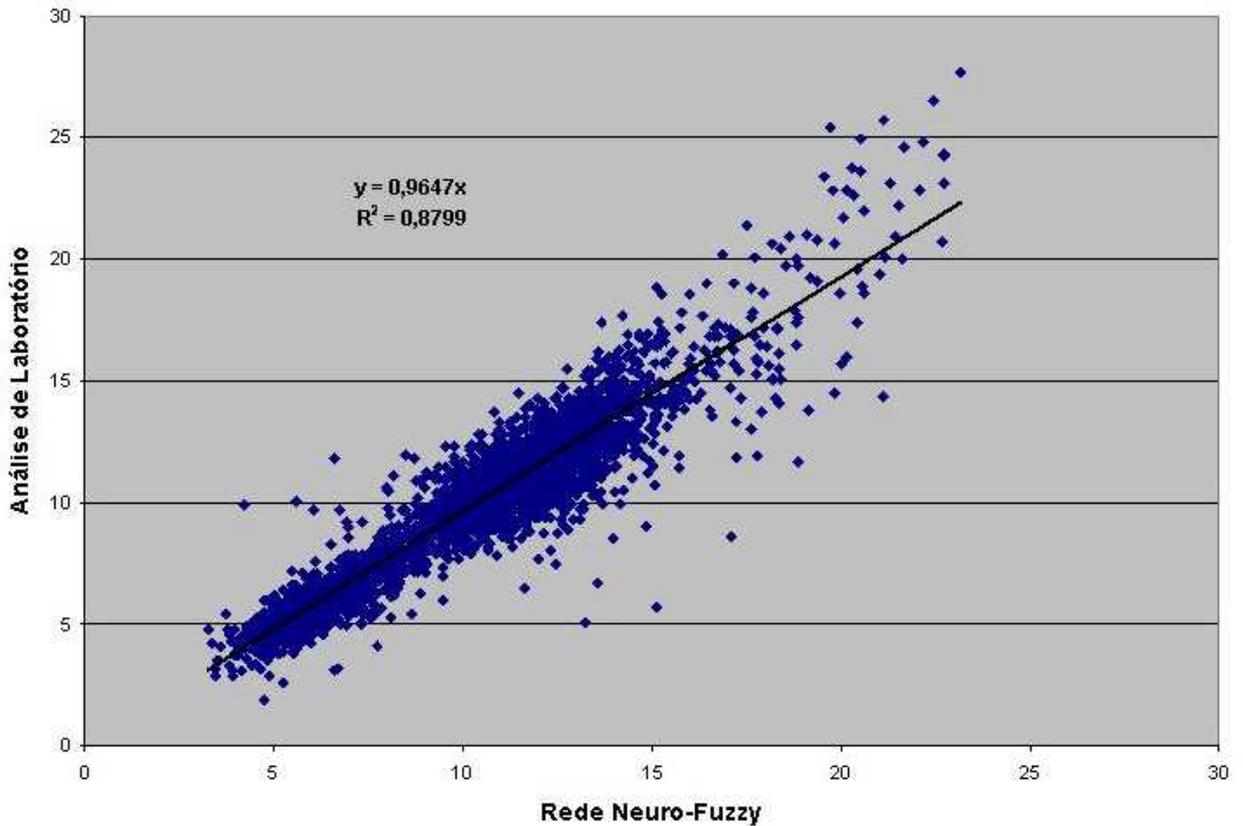


Figura 3 – Gráfico de dispersão do enxofre

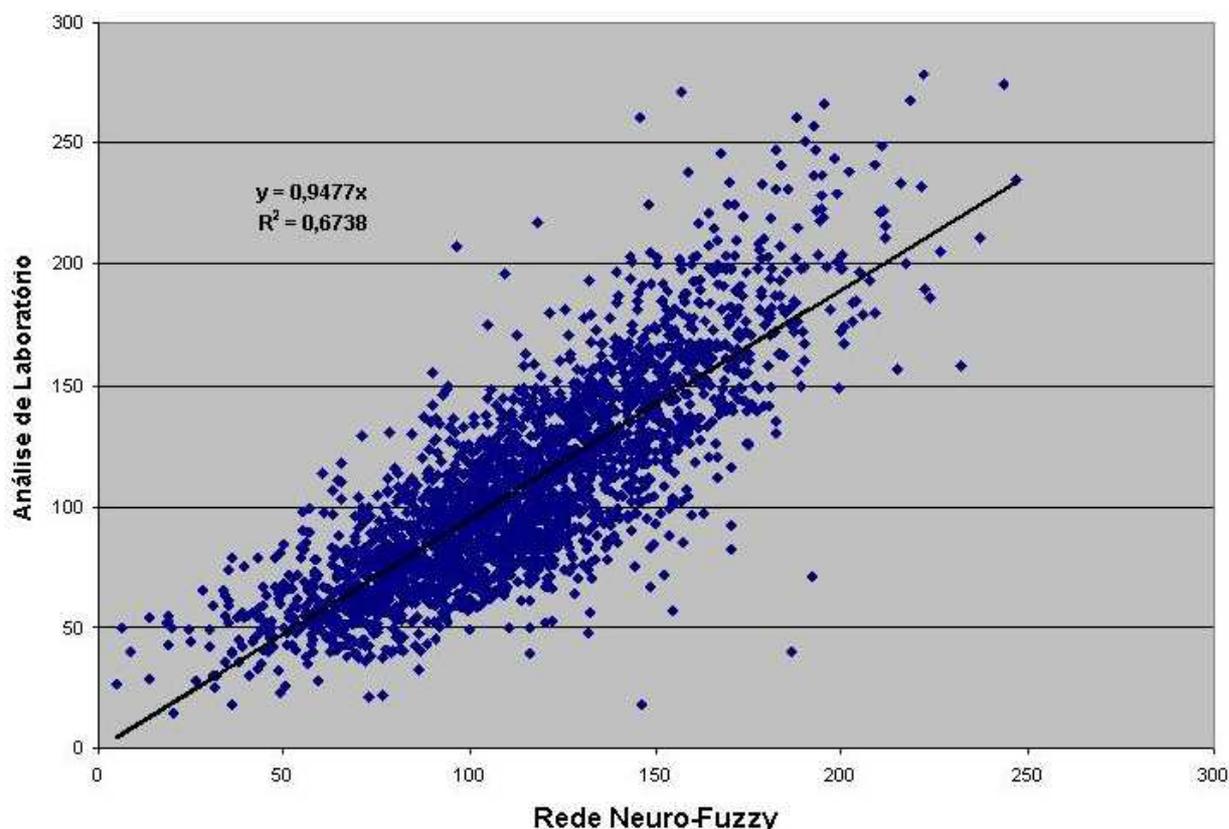


Figura 4 – Gráfico de dispersão do manganês

8.1 Análise dos Resultados

Os resultados apresentados são referentes às corridas do mês de dezembro de 2006. As corridas foram calculadas pela Rede Neuro-Fuzzy a partir de valores reais de processo.

Tabela 1: Análise dos resultados

Elemento	Rede Neuro-Fuzzy	
	R ²	Acerto (%)
Fósforo	0,7418	86,1
Enxofre	0,8799	93,8
Manganês	0,6738	82,0

De acordo com a Tabela 1, podemos observar que os resultados alcançados com a aplicação de inteligência computacional (Rede Neuro-Fuzzy) para predição da composição química fim de sopro foram muito bons.

Os resultados dos cálculos de cada Rede Neuro-Fuzzy (Fósforo, Enxofre e Manganês) são disponibilizados na estação de controle e supervisão para os operadores da planta. Essa informação é utilizada para o auxílio à tomada de decisão, sendo que uma margem de segurança é utilizada de forma a minimizar os riscos de vazamento de corrida fora de faixa.

Nos processos de fabricação de aço atuais, aços com diferentes fósforos visados são produzidos, sendo necessária a mudança dos padrões de adições de materiais, mudança nos padrões de altura de lança para que haja uma boa formação de escória e realização de uma boa desfosforação no momento do sopro. Portanto, o processo e os fatores operacionais devem ser levados em consideração para predição do fósforo fim de sopro. Na produção do aço, o fósforo fim de sopro deve ser menor do que o fósforo visado da sigla do aço.

9 CONCLUSÃO

Considerando os atuais modelos estatísticos e os modelos dinâmicos existentes para o controle fim de sopro nos convertedores LD, Controles Estático e Dinâmico, não existe nenhum modelo consolidado para o controle preditivo do fim de sopro. Com a grande competição no mercado de fabricação de aço e a crescente demanda por um aço de alta qualidade, a necessidade de um controle preditivo do fim de sopro cresce rapidamente.

Este trabalho apresentou a utilização de uma Rede Neuro-Fuzzy para predição de análise química do aço no fim de sopro.

A implementação do modelo de predição de análise química fim de sopro tem como principal objetivo reduzir o tempo de corrida, dispensando a espera do resultado do laboratório na medição de fim de sopro, podendo assim, utilizar a prática de vazamento rápido da corrida.

Atualmente, a Usina Presidente Arthur Bernardes, Gerdau Açominas, encontra-se em expansão e passará a produzir 4,5 milhões de toneladas anualmente. Logo, a utilização da prática de vazamento rápido da corrida será de suma importância para garantirmos a meta de produção e, a predição de análise química fim de sopro será uma poderosa ferramenta para execução dessa prática.

Com isso, pode-se observar que a aplicação de inteligência computacional em processo dinâmicos vem se tornando uma tendência tecnológica. Com o desenvolvimento de poderosas ferramentas surge a possibilidade de ganhos expressivos para as empresas que investem em tecnologia de ponta. Cabe ressaltar, entretanto, que muitos esforços e pesquisas se fazem necessários para o desenvolvimento dessas ferramentas e a aplicação dessas tecnologias em ambiente de produção.

REFERÊNCIAS

- 1 ALVES, Leandro Webster. Processo de fabricação de aço em Aciaria LD e os fundamentos da produção de aços no forno panela e na desgaseificação a vácuo. Relatório de Estágio, Gerdau Açominas, 2003.
- 2 PACIANOTTO, Tatiana A. Aplicação de redes neurais para o ajuste operacional final de sopro de um processo de aciaria a oxigênio. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2003.
- 3 BARÃO, Celso Dias (org). Fabricação de aço em forno básico a oxigênio. Programa de Educação Continuada - Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, Agosto 2006.
- 4 CAMINHAS, Walmir M.; PEREIRA, Guilherme A. S.; TAVARES, Hermano M. F.; GOMIDE, Fernando A. A. Identificação de Sistemas Dinâmicos: Abordagem Baseada em Neurônio Nebuloso. Artigo, UNICAMP, São Paulo.

BIBLIOGRAFIA

- 1 BERÉNYI, P.; HORVÁTH, G.; PATAKI, B. et al. Hybrid neural Modeling of a complex industrial process. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Budapest, pp. 1424-1429, maio 2001.
- 2 BRAGA, Antônio de Pádua; CARVALHO, André Ponce de Leon F.; LUDERMIR, Teresa Bernarda. Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações. [s. l.: s. ed.], 2006.
- 3 FILETI, A. M. Frattini; PACIANOTTO, T. A.; CUNHA, A. Pitasse. Neural modeling helps the BOS process to achieve aimed end-point conditions in liquid steel. Engineering Applications of Artificial Intelligence, v.19, pp. 9-17, 2006.
- 4 HORVÁTH, G.; PATAKI, B.; STRAUSZ, G. Black-box modeling of a complex industrial process. Technical University of Budapest, Dept. of Measurement and Information Systems.
- 5 JANG, Jyh-Shing Roger; SUN, Chuen-Tsai; MIZUTANI, Eiji. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Prentice Hall, 1996. 614 p.
- 6 MALYNOWSKYJ, Antonio. Curso de Refino Primário – Controle Estático e Dinâmico – Introdução aos Controles de Processo nos Conversores LD. Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, Maio 2004.
- 7 YANG, Lihong; LIU, Liu; HE, Ping. [%P] prediction and control model for oxygen-converter process at the end point based on adaptive neuro-fuzzy system. Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, pp.1901-1905, junho 2002.