

MODELO DE ESTIMATIVA DE FÓSFORO DE FIM DE SOPRO NA ACIARIA DA CST ARCELOR BRASIL¹

Breno Rosa²
Aparecido Tsutomu Nakamura²
Jayme Alves de Souza Júnior³
Walter Luiz Corrêa Júnior⁴
Letícia Melo Piccin⁵
Gean Kenis de Oliveira⁶

Resumo

O modelo de estimativa de fósforo de fim de sopro foi desenvolvido na aciaria da CST ARCELOR BRASIL com o objetivo de reduzir o tempo entre o fim de sopro de oxigênio no convertedor e o início do vazamento de aço na panela. A metodologia utilizada para o desenvolvimento do modelo foi a técnica de redes neurais artificiais, que vem simplificando a construção de modelos não lineares em problemas complexos de regressão baseados em análise de dados históricos. Espera-se com o desenvolvimento deste trabalho uma expressiva redução no tempo entre fim de sopro a início de vazamento do aço, da ordem de 2 minutos, com conseqüente ganho de produtividade, redução da temperatura de fim de sopro e do desgaste refratário do convertedor. Dessa forma, o desenvolvimento do modelo de estimativa de fósforo se apresenta com uma interessante solução para a redução do tempo entre fim de sopro de oxigênio e início de vazamento do aço.

Palavras-chave: Modelo; Estimativa de fósforo; Redes neurais; Aciaria.

END OF BLOW PHOSPHORUS ESTIMATION MODEL IN CST ARCELOR BRAZIL STEELMAKING PLANT

Abstract

The end of blow phosphorus estimation model was developed at CST ARCELOR BRAZIL steelmaking plant aiming to reduce the time between the end of oxygen blow in the converter and the beginning of the steel tapping in the ladle. The methodology used in this development was the Artificial Neural Networks technique that comes simplifying the construction of non linear models in complex problems of regression based in historical data analysis. A significant reduction, around 2 minutes, in the time between the end of blow and the beginning of the tapping is expected with the development of this project, with consequent productivity gains, end of blow temperature decrease and converter refractory consumption reduction. In this way, the development of the phosphorus estimation model is an interesting solution to reduce the time between the end of oxygen blow and the beginning of steel tapping in the ladle.

Key-words: Model; Phosphorus estimation; Neural networks; Steelmaking plant.

¹ *Contribuição técnica ao XXXVIII Seminário de Aciaria – Internacional, 20 a 23 de maio de 2007, Belo Horizonte, MG, Brasil.*

² *Engenheiro Metalurgista, Especialista de Controle Técnico da Aciaria da CST Arcelor Brasil*

³ *Engenheiro Metalurgista, Gerente da Área de Convertedores da Aciaria da CST Arcelor Brasil*

⁴ *Engenheiro Metalurgista, Gerente da Área de Matérias Primas da Aciaria da CST Arcelor Brasil*

⁵ *Especialista de Automação da CST Arcelor Brasil*

⁶ *Operador Especializado da Aciaria da CST Arcelor Brasil*

INTRODUÇÃO

No processo de fabricação de aço, aumentos de produtividade representam ganhos financeiros significativos. Neste contexto, a redução no tempo entre o fim de sopro de oxigênio e o início de vazamento de aço na panela, além de representar um importante ganho de produtividade traz outros benefícios relevantes no que diz respeito a redução da temperatura de vazamento com consequente redução do desgaste do refratário do convertedor, uma vez que durante esse tempo tem-se aço em elevada temperatura em contato direto com o refratário.

O tempo entre o fim de sopro de oxigênio e o início de vazamento do aço é o tempo necessário para: retirada de uma amostra do aço, envio desta amostra para o laboratório, análise química e envio dos resultados de composição química para o operador responsável pela corrida na aciaria. A amostra do aço é retirada através da sub-lança, em 2 momentos distintos, a primeira 2 minutos antes do fim de sopro (amostra intermediária), visando estimar a composição química de fim de sopro da corrida e a segunda amostra imediatamente após o fim do sopro de oxigênio no convertedor.

Com a busca incessante por redução de custo e aumento de produtividade decidiu-se investir no desenvolvimento de um modelo de estimativa de fósforo de fim de sopro, que se mostrou uma interessante solução para a redução do tempo entre fim de sopro de oxigênio e início de vazamento do aço.

2 METODOLOGIA

A técnica de redes neurais artificiais vem simplificando a construção de modelos não lineares em problemas complexos de regressão e classificação baseados em análise de dados históricos (1). Muitos autores têm encontrado melhores resultados utilizando a técnica de redes neurais artificiais do que outros métodos estatísticos, conforme descrito por MALYNOWSKYJ (2) em “Aplicação de redes neurais artificiais ao modelo físico químico do conversor LD na fabricação de aço líquido”.

As redes neurais artificiais possibilitam aproximar qualquer função contínua com o grau de ajuste desejado, porém, sua capacidade de generalização fica comprometida (3). Visando avaliar a generalização do modelo neural, o conjunto de dados inicial foi dividido em um conjunto de treinamento (235 corridas), conjunto de seleção (235 corridas) e conjunto de teste (235 corridas). O conjunto de treinamento é utilizado para o aprendizado da rede neural e o conjunto de seleção usado para validação do desempenho da rede durante sua geração, estabelecendo parâmetros para a interrupção do treinamento. Já o conjunto de teste é utilizado para avaliar o modelo neural após o treinamento, estimando o comportamento do modelo obtido diante das condições reais de operação da planta.

Para avaliação dos resultados obtidos foram usados os parâmetros “ R^2 ” (coeficiente de determinação – quociente da variação explicada pela variação total) e “SD ratio” (razão entre o desvio padrão do erro e o desvio padrão dos dados), além da análise gráfica dos resíduos de cada modelo. O parâmetro “ R^2 ” indica o quanto as variáveis dependentes explicam a variável resposta, enquanto o parâmetro “SD ratio” indica como está a capacidade de generalização do modelo. Valores de “SD ratio” próximos a 1,0 ou um pouco menor que 1,0 realizam previsões ruins a razoáveis. Já modelos com valores de “SD ratio” no intervalo entre 0,2 a 0,1 tem usualmente desempenho muito bom (1). Utilizando-se dados industriais, valores de “SD ratio” da ordem de 0,4 já são considerados bastante satisfatórios.

Todos os modelos mostrados neste trabalho foram gerados através do módulo inteligente “Intelligent Problem Solver” do Software STATISTICA. Foram utilizadas redes MLP (Multilayer Perceptron) ou Perceptron Multicamadas, considerada a arquitetura de redes mais usada na solução de problemas de regressão.

Foram coletados dados no período de 01/11/2006 a 31/12/2006 do convertedor nº01 da aciaria da CST ARCELOR BRASIL. Os dados foram pré-analisados e foram excluídas as corridas que não apresentavam todas as informações consideradas importantes. Além disso, foram excluídas também as corridas que não apresentavam valores aceitáveis em faixas usuais de operação da aciaria. A partir daí, foi gerada uma amostra contendo 705 corridas.

As variáveis de processo utilizadas na modelagem do teor de fósforo de fim de sopro são:

- Teores de C, Mn e P (análise química sub-lança intermediária), C_sl; Mn_sl; P_sl;
- Teores de C, Mn e P (análise química sub-lança fim de sopro), C_fs; Mn_fs; P_fs;
- Teor de carbono de fim de sopro (estimado pelo oxigênio livre medido), C_fs_celox;
- Teor de carbono estimado na sub-lança intermediária, C_sl_estim;
- Teor de manganês do gusa líquido, Mn_gusa;
- Oxigênio medido no fim de sopro, O_ppm;
- Temperatura de fim de sopro, Temp_fs;
- Temperatura do banho (sub-lança intermediária), Temp_banho;
- Taxa de gusa líquido, HMR;
- Volume total de oxigênio soprado, O2_fs;
- Volume de oxigênio soprado até a sub-lança intermediária, O2_sl;
- Sucata de aço tipo B, SAT-B;
- Gusa Sólido adicionado durante o sopro, Gusa_sólido;

Como a análise química da sub-lança intermediária (C_sl, Mn_sl e P_sl) só está disponível para o operador em torno de 3,5 min após o fim de sopro (tempo de transporte da amostra até o laboratório + tempo de análise no laboratório), estudou-se também a possibilidade de elaboração de um modelo para estimativa do fósforo imediatamente após a retirada de amostra no fim de sopro (em torno de 40 segundos após o fim de sopro), ou seja, sem a análise da sub-lança intermediária, condição que torna a modelagem menos precisa, mas que permite um maior ganho de tempo.

Foram avaliados os resultados obtidos na modelagem do teor de fósforo de fim de sopro para cada condição pré-estabelecida (com e sem a análise da sub-lança intermediária).

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Modelagem do teor de fósforo de fim de sopro considerando o resultado da análise da sub-lança intermediária

3.1.1 Modelo de estimativa de fósforo considerando C_sl, Mn_sl, P_sl e Mn_fs.

A rede treinada para prever o teor de fósforo de fim de sopro no banho metálico tem topologia MLP 15:15-14-8-1:1. Os parâmetros “R” e “SD Ratio” para a avaliação dos resultados obtidos são mostrados na Tabela 1 a seguir. Na Figura 1 é possível avaliar a distribuição dos resíduos do modelo e na Figura 2 a relação do teor de fósforo real com os valores preditos pelo modelo acima.

Tabela 1 – Resultado da modelagem do teor de P de fim de sopro – com base na análise da sub-lança intermediária e manganês de fim de sopro real.

Coeficiente de correlação (R^2)	0,83
Razão do desvio padrão (SD ratio)	0,41

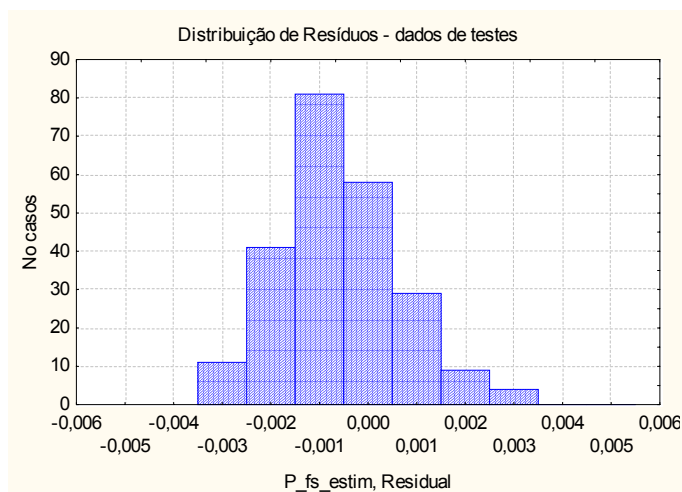


Figura 1: Distribuição dos resíduos do modelo de estimativa de P (considerando análise da sub-lança intermediária e Mn_fs).

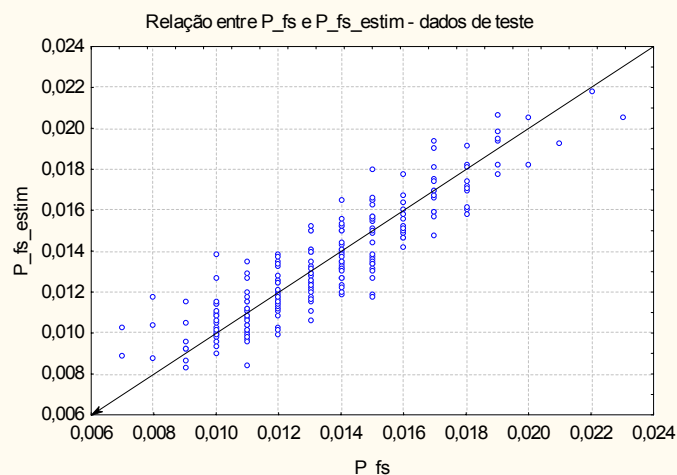


Figura 2: Relação entre os teores de P de fim de sopro real e estimado (considerando análise da sub-lança intermediária e Mn_fs).

Apesar dos bons resultados obtidos com a rede neural acima, o teor de manganês no fim de sopro (Mn_fs) é uma variável que não está disponível no momento da chegada da análise da sub-lança intermediária. Dessa forma, como se trata de uma variável de processo importante na estimativa do P_fs, será necessário estimar o valor de Mn_fs.

3.1.2 Modelo de estimativa de manganês considerando C_sl, Mn_sl e P_sl

Os resultados da modelagem do teor de manganês de fim de sopro podem ser vistos na Tabela 2 e Figuras 3 e 4 a seguir:

Tabela 2 – Resultado da modelagem do teor de Mn de fim de sopro – com base na análise da sub-lança intermediária.

Coeficiente de correlação (R^2)	0,86
Razão do desvio padrão (SD ratio)	0,37

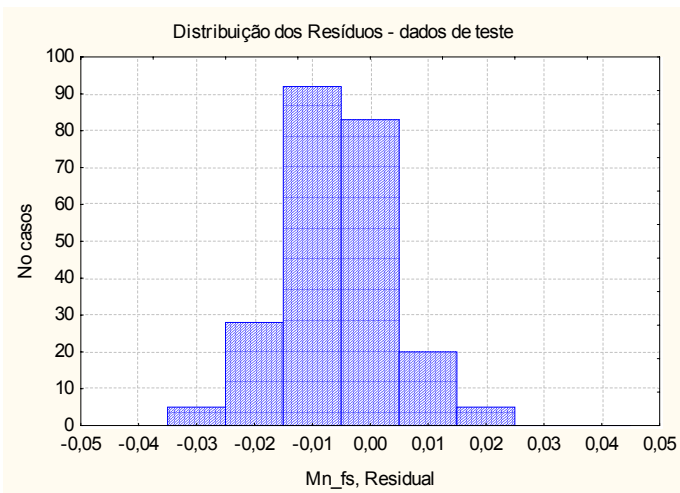


Figura 3: Distribuição dos resíduos do modelo de estimativa de Mn (considerando análise da sub-lança intermediária).

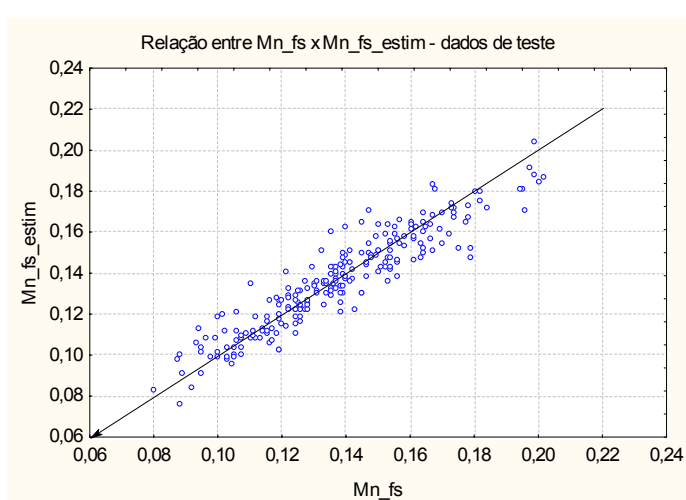


Figura 4: Relação entre os teores de Mn de fim de sopro real e estimado (considerando análise da sub-lança intermediária).

O modelo neural acima (topologia MLP 11:11-8-1:1) apresenta boa capacidade de generalização, podendo desta forma, prever de forma satisfatória os valores de manganês de fim de sopro e conseqüentemente ser utilizado na remodelagem da estimativa de fósforo.

3.1.3 Modelo de estimativa de fósforo considerando C_sl, Mn_sl, P_sl e Mn_fs_estim

A nova rede treinada para prever o teor de fósforo de fim de sopro utilizando valores estimados de Mn_fs tem topologia MLP 7:7-9-1:1. A análise dos resíduos e os parâmetros “R” e “SD Ratio” estão mostrados nas Figuras 5 e 6 e na Tabela 3 a seguir:

Tabela 3 – Resultado da remodelagem do teor de P de fim de sopro – com base na análise da sub-lança intermediária e valores de Mn estimados.

Coefficiente de correlação (R^2)	0,73
Razão do desvio padrão (SD ratio)	0,52

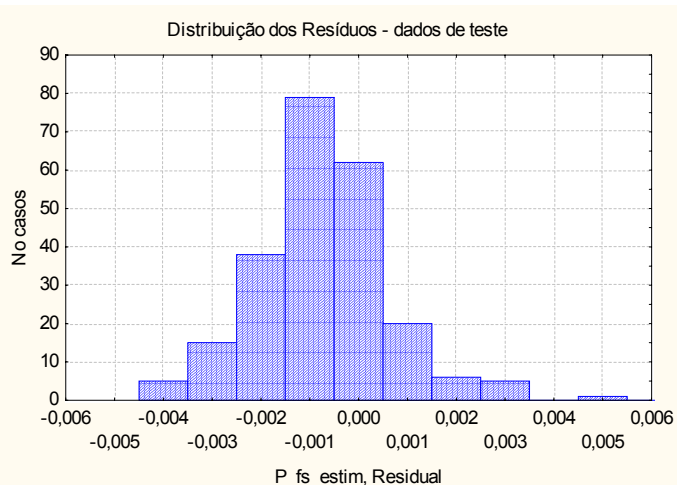


Figura 5: Distribuição dos resíduos do modelo de estimativa de P (considerando análise da sub-lança intermediária e Mn_fs_estim).

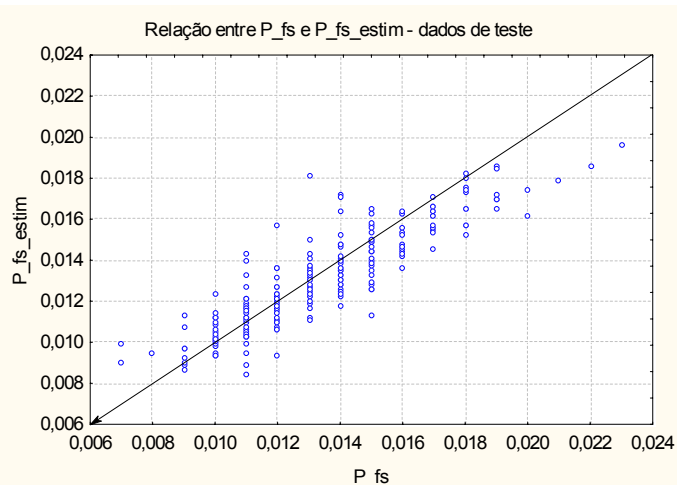


Figura 6: Relação entre os teores de P de fim de sopro real e estimado (considerando análise da sub-lança intermediária e Mn_fs_estim).

3.2 Modelagem do teor de fósforo de fim de sopro sem o resultado da análise da sub-lança intermediária

3.2.1 Modelo de estimativa de fósforo considerando C_sl_estim, Temp_banho e Mn_fs.

A rede treinada para prever neste caso apresenta topologia MLP 6:6-5-1:1. Os parâmetros “R” e “SD Ratio” e a análise de resíduos são mostradas na Tabela 4 e nas Figuras 7 e 8 a seguir.

Tabela 4 – Resultado da modelagem do teor de P de fim de sopro – sem o resultado da análise da sub-lança intermediária, mas com o manganês de fim de sopro real.

Coeficiente de correlação (R^2)	0,78
Razão do desvio padrão (SD ratio)	0,47

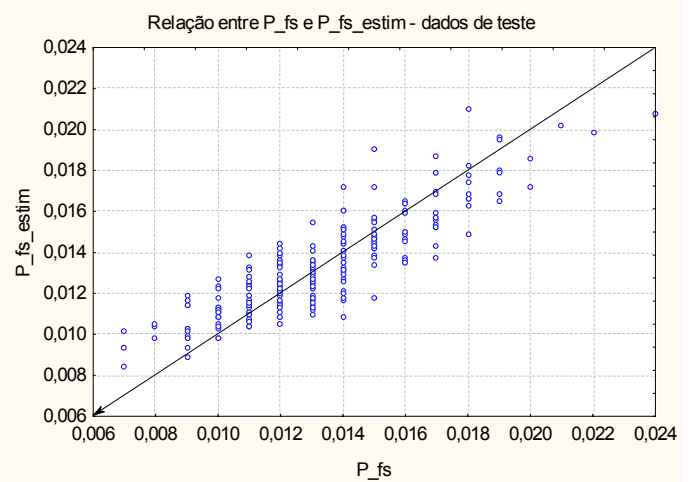
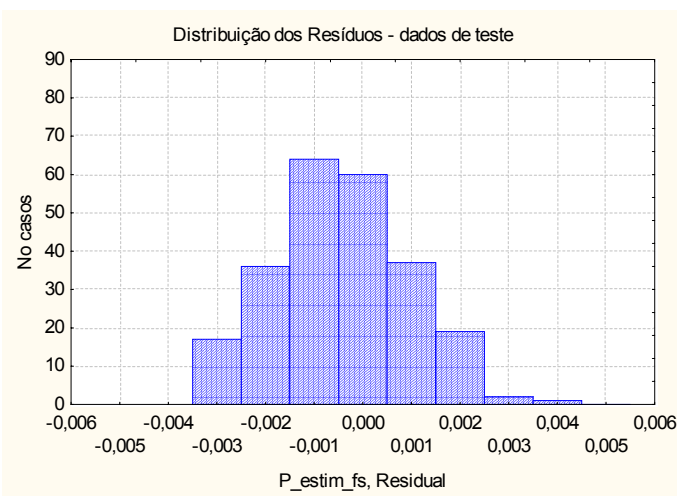


Figura 7: Distribuição dos resíduos do modelo de estimativa de P (sem a análise da sub-lança intermediária, mas com Mn_fs).

Figura 8: Relação entre os teores de P de fim de sopro real e estimado (sem a análise da sub-lança intermediária, mas com Mn_fs).

Como no caso anterior, é necessário estimar o valor de Mn_fs. Os resultados da modelagem do teor de manganês de fim de sopro estão mostrados a seguir.

3.2.2 Modelo de estimativa de manganês considerando C_sl_estim, Temp_banho

O modelo de topologia MLP 10:10-10-1:1 foi treinado para prever os teores de manganês de fim de sopro e os resultados são mostrados abaixo na Tabela 5 e Figuras 9 e 10.

Tabela 5 – Resultado da modelagem do teor de Mn de fim de sopro – com base na medição da sub-lança intermediária (Temp_banho e C_sl_estim).

Coeficiente de correlação (R^2)	0,80
Razão do desvio padrão (SD ratio)	0,45

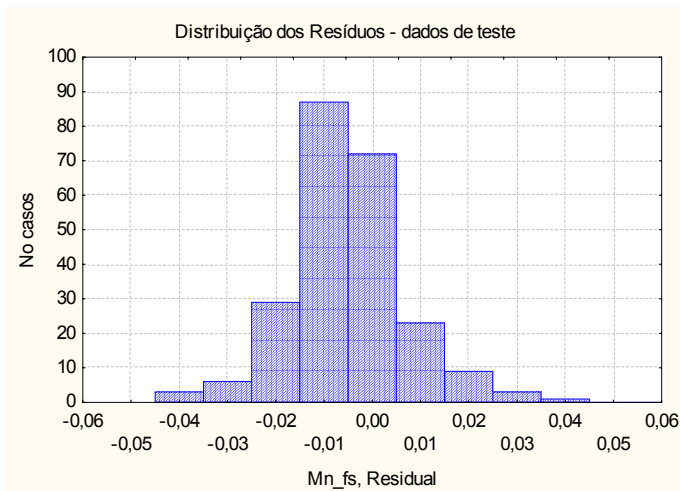


Figura 9: Distribuição dos resíduos do modelo de estimativa de Mn (considerando C_sl_estim e Temp_banho)

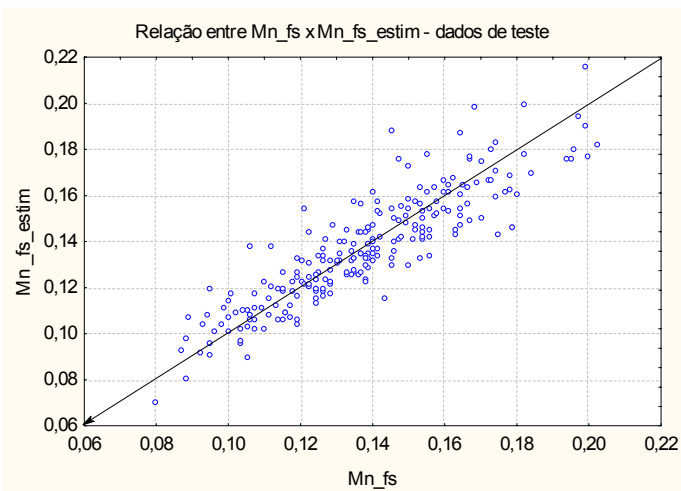


Figura 10: Relação entre os teores de Mn de fim de sopro real e estimado (considerando C_sl_estim e Temp_banho).

A partir do modelo de estimativa de Mn_fs mostrado acima foi desenvolvido um modelo neural para prever o P_fs.

3.2.3 Modelo de estimativa de fósforo considerando C_sl_estim, Temp_banho e Mn_fs_estim

O modelo de estimativa de P_fs estudado tem topologia MLP 11:11-10-1:1 e os resultados com base na medição da sub-lança intermediária (C_sl_estim e Temp_banho), são mostrados na Tabela 6 e Figuras 11 e 12 a seguir.

Tabela 6 – Resultado da remodelagem do teor de P de fim de sopro – com base na medição da sub-lança intermediária (C_sl_estim e Temp_banho) e valores de Mn estimados.

Coefficiente de correlação (R^2)	0,60
Razão do desvio padrão (SD ratio)	0,63

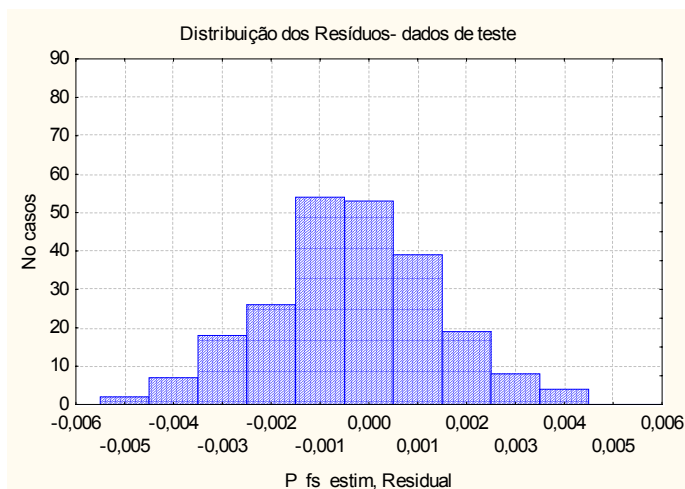


Figura 11: Distribuição dos resíduos do modelo de estimativa de P (considerando C_sl_estim e Temp_banho)

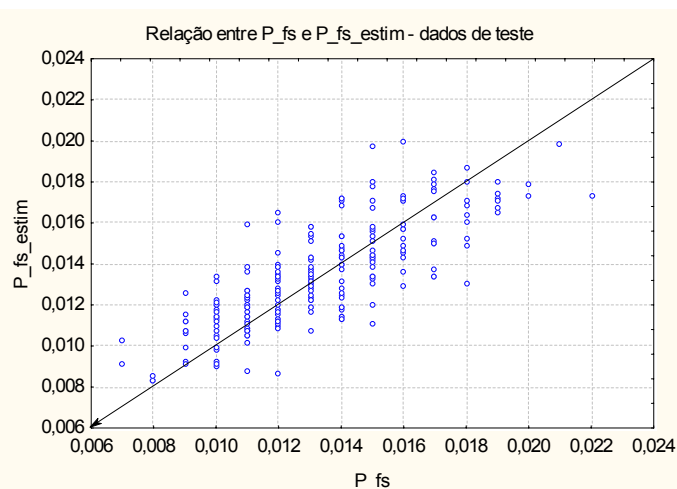


Figura 12: Relação entre os teores de P de fim de sopro real e estimado (considerando C_sl_estim e Temp_banho)

Segue abaixo resumo dos modelos de estimativa de fósforo e manganês mostrados acima:

Tabela 7 – Resumo dos resultados obtidos na modelagem da estimativa de fósforo e manganês mostrados acima

	P_fs_estim		Mn_fs_estim	
	Com análise da sub-lança	Sem análise da sub-lança	Com análise da sub-lança	Sem análise da sub-lança
R ²	0,73	0,60	0,86	0,80
Razão “SD”	0,52	0,63	0,37	0,45

Os modelos acima, desenvolvidos neste trabalho, possuem valores de “R²” considerados satisfatórios para dados industriais. Da mesma forma, valores da razão “SD” próximos, ou pouco superiores a 0,4 também são considerados satisfatórios.

A partir dos modelos de predição de fósforo desenvolvidos neste trabalho, foi realizada simulação com 1401 corridas produzidas nos 2 convertedores da CST ARCELOR BRASIL, no período de 01/01/2007 a 31/01/2007 e os resultados obtidos indicam a redução de 2,3 minutos no tempo entre fim de sopro de oxigênio no convertedor e início de vazamento de aço na panela, sem a ocorrência de desvios de composição química.

3 CONCLUSÃO

A técnica de redes neurais foi aplicada com sucesso, permitindo a obtenção de modelos neurais que podem prever com satisfatória precisão o teor de fósforo do aço no fim de sopro.

Com este trabalho foi possível estabelecer modelos de previsão do teor de fósforo no aço que permitam o vazamento mais rápido da corrida, o que significa maior produtividade e menor desgaste refratário, sem afetar o atendimento da composição química estabelecida pelo cliente. Com a simulação realizada constatou-se a possibilidade de redução de até 2,3 minutos no tempo decorrente entre o fim de sopro de oxigênio e o início do vazamento do aço na panela sem nenhuma ocorrência de desvio de composição química.

Apesar dos bons resultados obtidos neste trabalho, pôde-se observar que ainda é possível melhorar a precisão dos modelos obtidos, através do estudo de algumas variáveis importantes na previsão do fósforo: peso de escória retida no convertedor, peso de escória nova, quantidade de material refrigerante utilizado, teor de óxido de ferro na escória, dentre outras. Outras condições que serão alvo de estudos futuros são: vida do revestimento refratário e influência da utilização do sopro pelo fundo na predição do fósforo de fim de sopro.

REFERÊNCIAS

- 1 STATSOFT. Redes Neurais - Statistica. Treinamento da versão 6.1 do STATISTICA, São Caetano do Sul, SP, p .02, 2003.
- 2 MALYNOWSKYJ, A. Aplicação de redes neurais artificiais ao modelo físico-químico do conversor LD na fabricação de aço líquido. Tese de Doutorado apresentada a Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 1997.
- 3 DOMINGUETE, D.H.; ALMEIDA, L. P.; MOREIRA, A, P.; GONÇALVES, P, M.; CARVALHO, S. V. Avaliação de técnicas de regressão e de uma nova abordagem para a otimização do processo de desfosforação de aço no convertedor LD da V&M do Brasil. In: SEMINÁRIO DE ACIARIA, 36., 2005, Vitória, ES. São Paulo: ABM, 2005. p. 31-35.