

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

Daniel Henrique Dominguete ¹
 Leandro Peixoto Almeida ²
 Alexandre Pereira Moreira ³
 Paulo Miranda Gonçalves ⁴
 Sanderson Vanucci Carvalho ⁵

Resumo

Este trabalho apresenta um novo modelo para a estimativa do teor de fósforo para o Convertedor LD da V&M do Brasil. O modelo obtido, em trabalho anterior, por meio de regressão múltipla é avaliado perante uma nova regressão, desta vez, não-linear, representada por uma Rede Neural Artificial. É apresentada uma nova metodologia para a minimização do teor de fósforo a partir de variáveis de processo disponíveis em tempo hábil de utilização, uma vez que a análise química da escória só é realizada após o término do sopro. Os resultados foram obtidos através de um conjunto de amostras reais de condições de operação do Convertedor LD da V&M do Brasil, coletadas no período de janeiro a outubro de 2003 e demonstram que é possível estabelecer novas metodologias para a otimização do processo de desfosforação de aço em convertedores LD.

Palavras-chave: Desfosforação; Convertedor LD; Redes neurais artificiais.

AVALIATION OF REGRESSION TECHNIQUES AND A NEW APPROACH TO THE OPTIMIZATION OF THE LD CONVERTER STEEL DEPHOSPHORIZATION PROCESS

Abstract

This paper demonstrates a new model to the phosphorus forecasting content to LD converter from V&M do Brasil. The model from the previous work, through multiple regression, is evaluated with a new regression, in this time, nonlinear, represented by an Artificial Neural Network. It is demonstrated a new methodology to the phosphorus minimization grade from the process variables available at the moment, knowing that the slag chemical analysis is only executed after the blowing ends. The results were obtained from a set of real operation conditions samples of the LD converter from V&M do Brasil collected in the period of January to October of the year 2003. The results demonstrate that it is possible to establish new methodologies to the optimization of the LD converter steel dephosphorization process.

Key words: Dephosphorization; LD converter; Artificial neural networks.

1 INTRODUÇÃO

De acordo com estudos realizados no Convertedor LD da V&M do Brasil,⁽¹⁾ foram analisadas diversas correlações que descrevem a distribuição de fósforo entre metal e escória. A partir da técnica de regressão linear múltipla foi possível determinar as principais variáveis correlacionadas com a partição de fósforo. O trabalho realizado, bem como outros modelos matemáticos,⁽²⁻⁴⁾ indicam que a partição de fósforo é função da composição química da escória, do teor de oxidação do banho metálico e da temperatura de fim de sopro.

A primeira parte do presente trabalho apresenta uma nova ferramenta para a modelagem do comportamento da partição de fósforo entre metal e escória. Como alternativa para a regressão

linear múltipla apresenta-se a tecnologia de Redes Neurais Artificiais.^(5,6) Sendo aproximadores universais de funções, as Redes Neurais Artificiais se apresentam como ferramentas muito eficientes para problemas de regressão de múltiplas variáveis.

Na segunda parte do trabalho, é apresentada uma alternativa para a otimização do processo de desfosforação baseando-se em modelos neurais preditivos. Não se utilizam, neste caso, variáveis de análise de escória e algumas variáveis medidas são substituídas por valores calculados de modelos matemáticos quando não disponíveis no tempo hábil de utilização.

¹ Engenheiro Eletricista, MSc - Coordenador Técnico, Departamento de Otimização da Arte & Byte Sistemas Ltda.

² Engenheiro Metalurgista, Pós-graduando em Engenharia Metalúrgica, Gerência de Produção de Aço da V&M do Brasil.

³ Engenheiro Eletricista, MSc, Departamento de Otimização da Arte & Byte Sistemas Ltda.

⁴ Engenheiro Metalurgista, Gerente de Produção de Aços da V&M do Brasil.

⁵ Engenheiro Eletricista, Gerente Comercial e Administrativo da Arte & Byte Sistemas Ltda.

2 METODOLOGIA

2.1 Modelagem de Partição de Fósforo entre Escória e Banho Metálico a partir de Análise Química da Escória

Com o objetivo de demonstrar o ganho obtido ao se utilizar Redes Neurais Artificiais como técnica de regressão, apresenta-se nesta seção uma comparação dos resultados obtidos para a modelagem da partição de fósforo a partir de variáveis relacionadas à análise química da escória. O conjunto de dados utilizado para este experimento é o mesmo utilizado no trabalho anterior⁽¹⁾ coletado na V&M do Brasil no período de janeiro a outubro de 2003, sendo constituído de 618 corridas.

As variáveis de processo utilizadas neste experimento são:

- Análise química do aço, [P];
- Temperatura de fim de sopro, T;
- Análise química da escória:
 - Teor de óxido de cálcio, CaO;
 - Teor de óxido de ferro, FeO;
 - Teor de dióxido de silício, SiO₂;
 - Teor de pentóxido de fósforo, P₂O₅;
 - Teor de óxido de magnésio, MgO;
 - Teor de óxido de manganês, MnO;
 - Teor de fósforo calculado na escória, (P);
 - Teor de ferro total calculado na escória, (Fet);

As amostras foram pré-processadas, eliminando as corridas que não possuíam todas as informações necessárias e limitando os valores aceitáveis em faixas de operação usuais da planta.

Nas seções seguintes são apresentados os resultados obtidos para cada técnica de modelagem.

2.1.1 Regressão linear múltipla

Conforme Almeida, Manetta e Parreiras,⁽¹⁾ as variáveis regressoras foram determinadas a partir de uma análise de multicolinearidade entre as variáveis de processo. Os critérios utilizados para a seleção das variáveis e a análise de multicolinearidade estão detalhados no mesmo trabalho.⁽¹⁾

O modelo obtido pela regressão linear múltipla é descrito por:

$$\log\left(\frac{(P)}{[P] \cdot (Fet)^2}\right) = 7,83 + \frac{6230}{T} + 0,0369 \cdot CaO + 0,0232 \cdot MgO + 0,0211 \cdot MnO + 0,133 \cdot P_2O_5 + 0,0290 \cdot SiO_2 \quad (1)$$

Depois de determinado o valor do termo do lado esquerdo da Equação 1, deve-se calcular

o fósforo presente no aço [P] a partir dos valores de teor de ferro total (Fet) e fósforo na escória (P) através da relação:

$$[P] = \frac{(P)}{(Fet)^2 \cdot 10^{\log\left(\frac{(P)}{[P] \cdot (Fet)^2}\right)}} \quad (2)$$

Desta forma pode-se avaliar o teor de valor de fósforo presente no banho metálico a partir do modelo de regressão. A Figura 1 apresenta a comparação da predição realizada pelo modelo de regressão e os valores reais. Na Tabela 1 estão apresentadas algumas medidas de qualidade para o modelo obtido.

O resultado obtido pela regressão linear múltipla possui um erro médio absoluto de 0,0041 e o coeficiente de correlação entre saída predita e observada foi 0,526. Tal valor é relativamente baixo, porém com grande relevância para o direcionamento do trabalho.

2.1.2 Redes neurais artificiais

Adotando o mesmo conjunto de amostras utilizado para a modelagem utilizando regressão linear múltipla, uma Rede Neural Artificial do tipo RBF⁽⁷⁾ foi treinada para prever o valor de fósforo no banho metálico [P]. Foi utilizada uma rede de topologia 9:23:1, ou seja, 9 neurônios de entrada, 23 neurônios na camada de saída e um neurônio de saída, treinada pelo algoritmo multi-objetivo para redes RBF.⁽⁸⁾

As redes neurais artificiais possibilitam aproximar qualquer função contínua com o grau de ajuste desejado, porém, sua capacidade de generalização fica comprometida. Para avaliar a generalização do modelo neural, o conjunto de dados inicial foi dividido em conjunto de treinamento (495 amostras) e teste (123

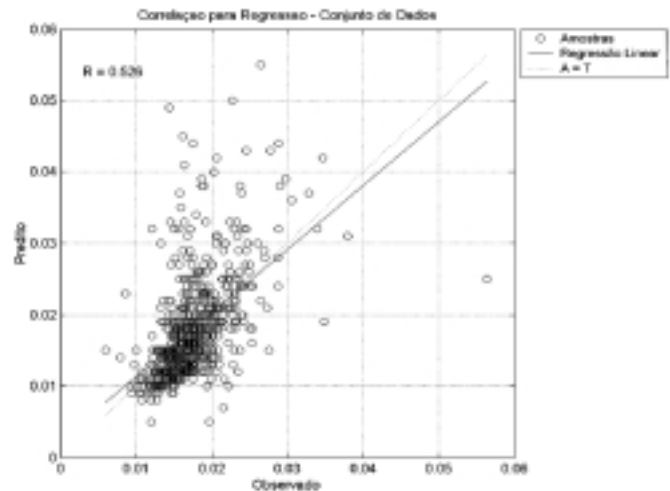


Figura 1. Relação de teor de fósforo entre o valor predito pelo modelo de regressão linear múltipla e observado no processo real.

Tabela 1. Resultado da modelagem por regressão linear múltipla para predição de fósforo no aço.

Característica	Valor	
	Conjunto Total	
Erro médio absoluto (Teor)		0,0041
Coef. Correlação		0,526

amostras). O conjunto de treinamento é formado pelas amostras utilizadas para o aprendizado da rede neural enquanto que o conjunto de teste é avaliado pelo modelo neural após o treinamento com a finalidade de estimar o comportamento do modelo obtido para a operação se o modelo já estivesse em funcionamento na planta real.

O resultado obtido com a utilização da modelagem por redes neurais está ilustrado pela Figura 2 e sua qualidade de predição está apresentada na Tabela 2.

O resultado obtido para a modelagem por redes neurais obteve um erro médio absoluto de 0,0037 e um índice de correlação de 0,63 para todo o conjunto de dados.

Analisando pelos valores de erros médios absolutos, a qualidade dos resultados obtidos com cada metodologia podemos afirmar que existe realmente uma correlação entre variáveis de caracterização de escória e banho metálico, possibilitando estimar com relativa fidelidade o teor de fósforo no aço. Com relação à qualidade de predição entre os modelos, observa-se uma melhoria na modelagem do processo ao se utilizar redes neurais artificiais. Esta melhoria pode ser justificada pela natureza de ajuste não-linear disponível por esta ferramenta, uma vez que, processos industriais geralmente possuem relações não lineares entre suas variáveis.

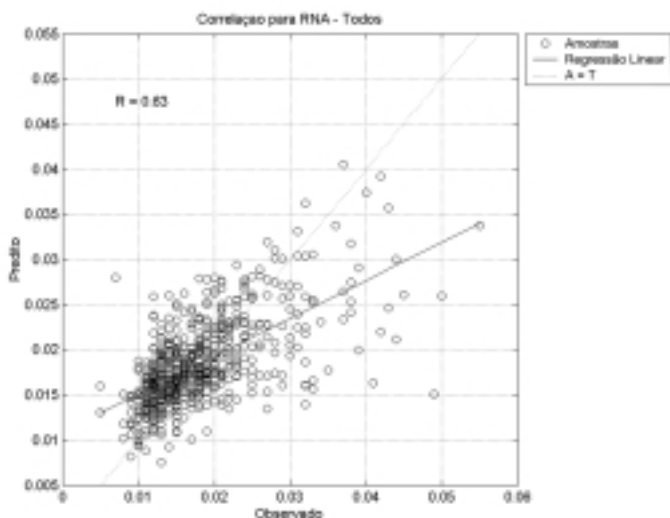


Figura 2. Relação de teor de fósforo entre o valor predito pelo modelo de redes neurais artificiais e observado no processo real.

Tabela 2. Resultado da modelagem por redes neurais artificiais para predição de fósforo no aço para valores de erro médio absoluto de predição de teores de fósforo (%).

Característica	Valor (% de teor)
Conjunto de Treinamento	
Erro médio absoluto	0,0038
Conjunto de Teste	
Erro médio absoluto	0,0035
Conjunto Total	
Erro médio absoluto	0,0037
Coefficiente de correlação	0,630

3 OTIMIZANDO O PROCESSO DE DESFOSFORAÇÃO DE AÇO

Durante a análise estatística dos dados e suas correlações com o teor de fósforo no aço, percebeu-se um comportamento muito interessante entre o teor de pentóxido de fósforo na escória (P_2O_5) e uma relação entre as quantidades em massa de fósforo no banho metálico e na escória.

Ao separar a amostragem de dados em intervalos de teor de fósforo do aço e relacionar com as quantidades acima, percebe-se uma relação entre valores baixos de teor de fósforo no aço com corridas de baixo valor de teor de P_2O_5 e baixa relação entre as quantidades de massa de fósforo do banho e da escória.

A Figura 3 ilustra este comportamento para o conjunto de amostras de corridas em questão. Desta forma, a política de otimização é encontrar o conjunto de valores das variáveis de entrada ou algumas delas que sejam capazes de produzir simultaneamente valores mínimos para as duas grandezas relacionadas. Um exemplo é apresentado na Figura 4. Mantendo todas as variáveis em seus valores médios e variando a quanti-

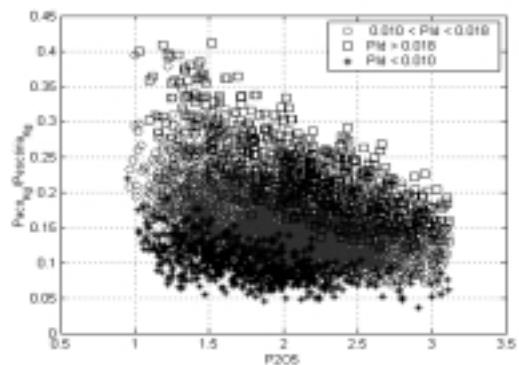


Figura 3. Relação entre teor de fósforo no banho metálico [P] e quantidades de P_2O_5 na escória e relação entre massas de fósforo para valores de teores de fósforo no banho (PI_D).

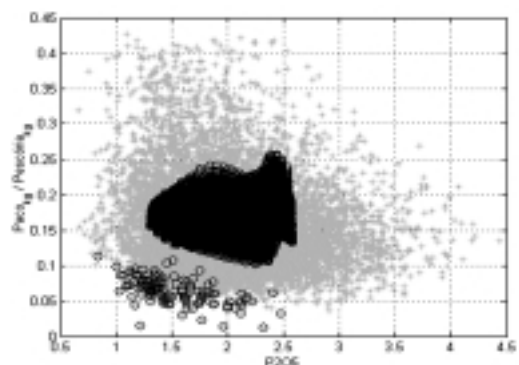


Figura 4. Exemplo de otimização de variáveis de oxigênio soprado e fundentes com caracterização das possíveis soluções e escolha da solução que se aproxima da região de baixo fósforo no aço.

dade de oxigênio a ser soprado e as quantidades de fundentes é possível mapear as possíveis soluções no espaço caracterizado por estas duas quantidades.

Em um procedimento de otimização deve-se escolher as quantidades de fundentes e oxigênio soprado que relacionem com soluções que minimizem os valores de P_2O_5 e a relação de massas de fósforo. Neste caso, adota-se como melhor solução àquela que estiver mais próxima do ponto médio entre as soluções com valores de fósforo abaixo de 0,007%. Na Figura 4, a melhor solução está assinalada com um quadrado, as soluções geradas estão representadas por círculos e soluções com fósforo abaixo de 0,007% estão representadas pelo símbolo (+) com um círculo ao redor.

Para cada avaliação das funções objetivo, foram gerados dois modelos neurais. Os modelos são constituídos de redes RBF de topologia 17:100:1. Primeiramente é necessário caracterizar a quantidade de teor de pentóxido de fósforo (P_2O_5) e da relação das massas de fósforo. Os resultados da geração do modelo de predição para as quantidades citadas estão ilustradas nas Figuras 5 e 6 e seus valores de erro de predição estão apresentados na Tabela 3.

4 CONCLUSÕES

Ao final deste trabalho pode-se concluir que a modelagem de processos utilizando Redes Neurais Artificiais é capaz de proporcionar melhores resultados em comparação as técnicas de regressão lineares.

Foi possível projetar, com o uso de Redes Neurais, modelos capazes de estimar com relativa qualidade o teor de fósforo no aço a partir de variáveis de processo relativas à operação do convertedor LD da V&M do Brasil.

Fazendo uso de modelos neurais de predição de P_2O_5 e relação de massas de fósforo foi possível determinar uma metodologia de otimização do teor de fósforo no aço, uma vez que o modelo de predição direto possui um baixo coeficiente de correlação entre o valor predito e observado para as amostras de projeto.

A utilização da metodologia de otimização apresentada neste trabalho pode trazer ganhos de produção consideráveis para o processo de desfosforação em convertedores LD, uma vez que se estima o valor ótimo de variáveis de controle para garantir o valor mínimo possível de teor de fósforo no produto final.

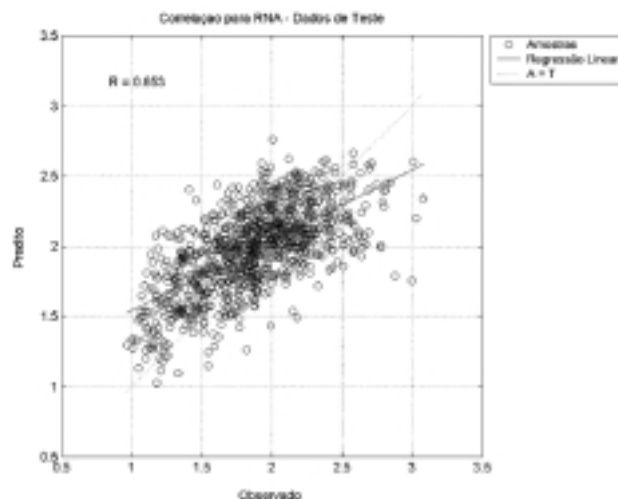


Figura 5. Relação de teor de P_2O_5 entre o valor predito pelo modelo de redes neurais artificiais e observado no processo real para otimização de teor de fósforo.

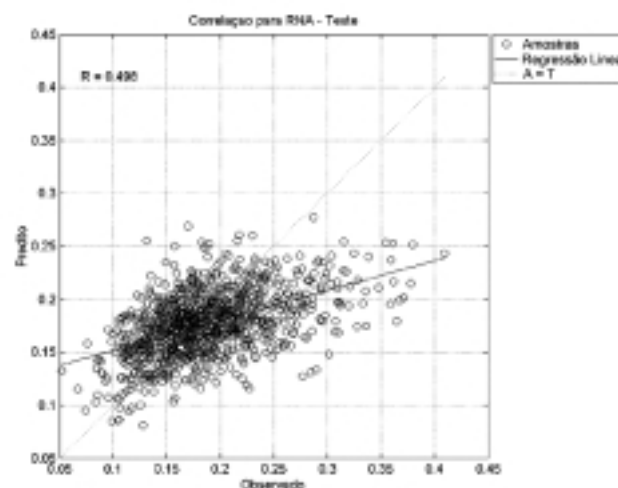


Figura 6. Relação de massas de fósforo ($P_{aço(kg)} / P_{escória(kg)}$) entre o valor predito pelo modelo de redes neurais artificiais e observado no processo real para otimização de teor de fósforo.

Tabela 3. Resultado da modelagem por redes neurais artificiais para as funções objetivo: Preditor de P_2O_5 e $P_{aço(kg)} / P_{escória(kg)}$.

Característica	Preditor de P_2O_5	Preditor de
Conjunto de Treinamento		
Erro Médio Absoluto	0,2630	0,0305
Conjunto de Teste		
Erro Médio Absoluto	0,2526	0,0364
Conjunto Total		
Erro Médio Absoluto	0,2610	0,0303
Coef. Correlação	0,653	0,498

REFERÊNCIAS

- 1 ALMEIDA, L.P., MANETTA, H. R., PARREIRAS, R.T. **Estudo da desfosforação no Convertedor LD da V&M do Brasil**, XXXV Seminário de Fusão, Refino e Solidificação dos Metais da ABM, 2004.
- 2 FRUEHAN, R. J., IDE, K. **Evaluation of phosphorus reaction equilibrium in steelmaking**. Iron & Steelmaker, Iron & Steel Society, v. 29 n.12, p. 65-70, dez. 2000.
- 3 HEALY, G. W. **A new at phosphorus distribution**. Journal of the Iron and Steel Institute, v. 208. p. 664-668, jul. 1970.
- 4 SUITO, H., INOUE, R. **Thermodynamic assessment of hot metal and steel dephosphorization with MnO-containing BOF slags**. ISIJ International, v. 35. n. 3, p. 258-265, 1995.
- 5 HAYKIN, S. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**. NY : Macmillan, 2001.
- 6 BRAGA, A.P., CARVALHO, A.C.P.L.F e LUDEMIR, T.B. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Prática**, Editora LTC, 2000.
- 7 MOODY, J., DARKEN, C. **Learning with localized receptive fields**. Research Report, Yale University, Department of Computer Science, 1988.
- 8 CARVALHO D. H. D, COSTA M. A.e BRAGA A. P, **Ajuste da generalização em redes de base radial: Uma abordagem multi-objetivo para a estimação de parâmetros**. Anais do VII Simpósio Brasileiro de Redes Neurais (SBRN 2004), São Luís, MA, Setembro de 2004.

Recebido em: 09/05/2006

Aceito em: 23/10/2006

Proveniente de: SEMINÁRIO DE FUSÃO, REFINO E SOLIDIFICAÇÃO DOS METAIS - INTERNACIONAL, 36., 2005, Vitória, ES. São Paulo : ABM, 2005.