

REDES NEURAIS ARTIFICIAIS APLICADAS EM CONVERSORES LD¹

*Luciene Coelho Lopez²
Wellington José Gonzalez Garcia³
Julio César Almeida Rodrigues⁴
Antonio Malynowsky⁵*

Resumo

Atualmente o maior desafio das empresas siderúrgicas é alcançar a excelência operacional através da utilização de tecnologias que se baseiem na experiência dos processos já adquirida pelas organizações. As redes neurais artificiais (RNA) são técnicas computacionais que apresentam modelos matemáticos inspirados na capacidade do cérebro humano em adquirir conhecimento e experiência. A principal característica de uma RNA é a sua habilidade de aprender e generalizar, ou seja, extrapolar o conhecimento adquirido do ambiente de forma a tornar-se capaz de responder apropriadamente as novas situações. Uma das características do processo de fabricação do aço líquido em conversores LD é a não-linearidade, o que dificulta a obtenção de modelos fenomenológicos e torna adequada a utilização de RNA. O objetivo deste trabalho é apresentar o estudo realizado na COSIPA sobre a utilização de RNA no controle dinâmico e previsão da composição química de fim de sopro para conversores. Neste trabalho apresenta-se um comparativo entre o modelo matemático existente, a análise visual e o uso de RNAs, destacando os benefícios trazidos pela utilização deste novo método referente a questões como a possibilidade de redução do tempo de processo dos conversores, padronização da operação e redução dos índices de desvio químico.

Palavras-chave: Conversor; Rede neural artificial; Inteligência artificial.

THE APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN LD CONVERTERS

Abstract

The development of industrial automation techniques, process control instruments, and new techniques for making steel contributed to the advancement and optimization of the metallurgical processes making the efficient use of knowledge like a differential. The greatest challenge is achieving operational optimization using technologies based on the acquired experience about the processes. Artificial neural networks (ANNs) are computational tools developed by taking inspiration on the human capacity of acquiring and processing knowledge (information), thus making them suitable for solving complex real-world problems. This works presents an investigation on the use of ANNs in the BOF blow end analysis and dynamic control of a LD converter realized at COSIPA. A comparison among the existing mathematical model, a visual analysis and the proposed neural network approach is performed. Among the benefits provided by the use of the ANN in the process, it is possible to stress the possibility of reducing the charge-to-tap converter process time, process standardization and the reduction of chemical deviation of the heat.

Key words: Converter; Artificial neural network; Artificial intelligence.

¹ Trabalho técnico apresentado ao X Seminário de Automação de Processos, 4 a 6 de outubro de 2006, Belo Horizonte – MG.

² Analista de Automação da Companhia Siderúrgica Paulista (COSIPA). Bacharel em Ciências da Computação formada pela Universidade Católica de Santos. Membro da ABM.

³ Analista de Automação da Companhia Siderúrgica Paulista (COSIPA). Engenheiro Eletrônico formado pela Universidade Santa Cecília.

⁴ Analista de Automação da Companhia Siderúrgica Paulista (COSIPA). Engenheiro Elétrico formado pelo Instituto Católico de Minas Gerais.

⁵ Analista de Operação e Suporte Técnico da Aciaria da Companhia Siderúrgica Paulista (COSIPA). Engenheiro Metalúrgico Doutor em Engenharia, EPUSP, Membro da ABM

1 INTRODUÇÃO

Atualmente um dos maiores desafios das empresas siderúrgicas é alcançar a excelência operacional por meio de tecnologias que utilizam a experiência já adquirida dos processos. Durante anos a indústria siderúrgica concentrou seus esforços no desenvolvimento de tecnologias e dispositivos capazes de aumentar a produtividade das usinas. A sublança é um exemplo deste tipo de dispositivo, sendo considerada até hoje uma das ferramentas mais importantes para o controle do processo de conversores a oxigênio.

Inspirado no funcionamento deste dispositivo no processo de fabricação de aço líquido este trabalho apresenta o estudo realizado na COSIPA para otimização dos modelos de previsão da análise final de sopro e controle dinâmico.

2 O PROCESSO

A medição da sublança consiste na inserção de uma lança auxiliar durante o sopro de oxigênio no conversor com o objetivo de analisar o teor de carbono, oxigênio e a temperatura do banho instantaneamente. Durante este processo também é coletada uma amostra do aço para a realização de uma análise detalhada de sua composição química, chamada de análise da sublança (SL).

Esta medição é realizada após o sopro de $\cong 90\%$ do volume total de oxigênio aprovado no controle estático. Em função dos resultados da medição é executado o modelo da sublança ou controle dinâmico, que têm como objetivo recalcular a quantidade de oxigênio e sinter necessários para atingir a temperatura e o carbono final de sopro objetivado. Desta forma pode-se considerar a medição da sublança como uma “fotografia” do tratamento em um determinado instante, e o resultado do controle dinâmico, capaz de informar as correções que precisam ser realizadas sem a interrupção do processo para garantir o alcance dos objetivos. Na Figura 1 pode-se observar o instante da medição da sublança em relação aos eventos e modelos do conversor.

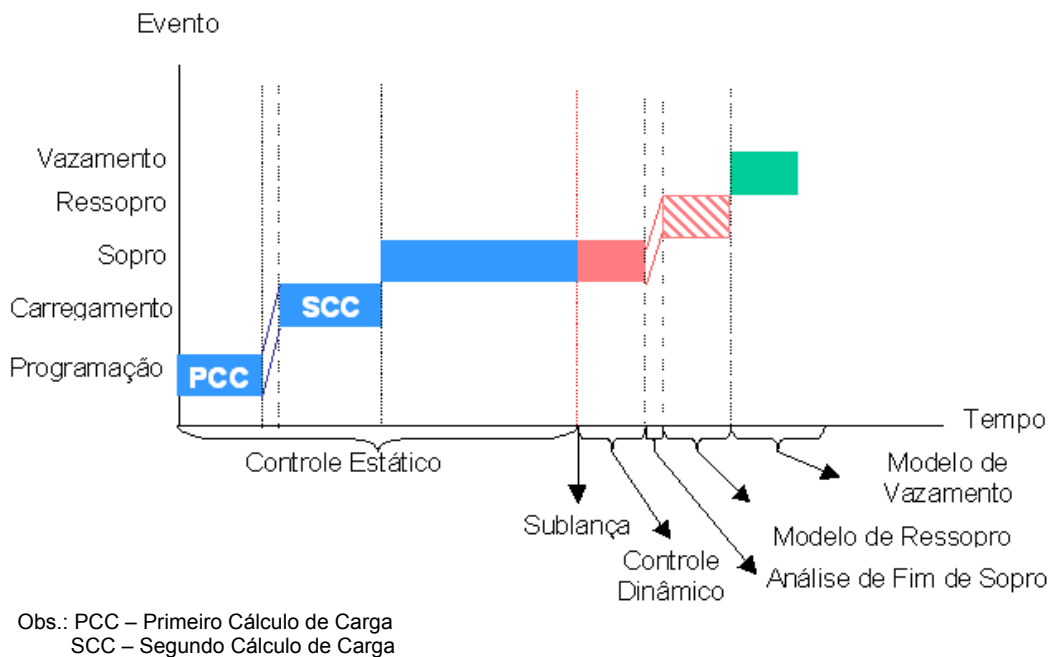


Figura 1. Modelos x eventos do conversor.

O acerto simultâneo de carbono e temperatura final de sopro é o principal indicador de desempenho do controle dinâmico que tem como objetivo garantir condições ideais do aço líquido para posterior tratamento nos equipamentos de refino secundário.

No final do sopro é realizada uma nova medição do teor de carbono, oxigênio e temperatura do banho, onde também é realizada uma nova análise do aço, chamada de análise final de sopro (AFS). O conversor aguarda o resultado desta análise, que irá determinar se os objetivos iniciais do tratamento (temperatura, teor de carbono, manganês, fósforo e enxofre) foram alcançados ou não. Se a temperatura estiver abaixo do previsto e/ou o teor de carbono ou fósforo acima do especificado, o tratamento é considerado insatisfatório, e a lança é abaixada novamente, sendo a corrida ressoprada, fazendo-se então as correções necessárias.

A análise final de sopro é o principal indicador de ajuste ou pré-ajuste de composição química nos equipamentos de refino secundário. O elevado índice de fósforo e enxofre é prejudicial à qualidade final do produto, podendo gerar trincas e deformações nas placas e bobinas durante o processo de laminação. Já o teor de carbono e manganês é responsável pela determinação da dureza do material, que deve ser parametrizado de acordo com a aplicação para qual o produto final será destinado. Desta forma um desvio de composição química pode ser facilmente detectado através desta análise, fazendo com que o material seja corrigido ou reprogramado caso não atenda as especificações mínimas de qualidade do aço.

Além de ser considerada a principal referência para a determinação da qualidade do produto nos conversores, a análise final de sopro também é responsável por determinar o desempenho do modelo físico-químico (estático/dinâmico) dos conversores, fazendo com que os modelos sejam reajustados à medida que anormalidades são detectadas no processo.

3 SITUAÇÃO PROBLEMA

A realização completa de um tratamento no conversor pode levar de 28 a 40 minutos. Entretanto, a medição de temperatura, a amostragem e a análise do aço no final do sopro consomem um tempo bastante variável (5 a 10 minutos) que é função da velocidade de amostragem, envio da amostra ao laboratório, análise química e transmissão do resultado. Estes tempos têm sido bastante reduzidos com o advento da utilização da sublança. Na COSIPA todo o processo de retirada e análise da amostra pode levar até 6 minutos, significando que o conversor pode ficar até 6 minutos aguardando o resultado da AFS para então iniciar o procedimento de vazamento.

A adoção da prática da análise visual dos teores de carbono e manganês pode reduzir o tempo desta fase em cerca de 3 minutos. Entretanto, é importante ressaltar que esta prática consiste na realização de uma estimativa da AFS baseada na experiência individual e pessoal dos operadores, não sendo uma prática uniforme e nem sempre permitindo a obtenção de resultados precisos. Além disso, por este método não é possível estimar o teor de fósforo e enxofre.

Visando minimizar este tempo de espera e solucionar o problema dos erros da análise visual, quando o sopro é finalizado é executado o modelo de previsão da AFS. O objetivo é estimar o resultado da análise do laboratório, fazendo com que o modelo de vazamento seja executado e se possa antecipar a pesagem parcial ou

total das ferroligas que serão adicionadas e conseqüentemente antecipar o vazamento.

O principal fator prejudicial deste modelo é a dependência do resultado da análise da sublança nos cálculos de previsão da AFS. Como o conversor leva em média de dois a três minutos para soprar o volume de oxigênio restante entre a medição de sublança e o final de sopro, o que não é considerado tempo hábil para o envio do resultado da sublança comprometendo a utilização do modelo de previsão AFS.

Em função dessa dependência, o modelo mais utilizado é o visual. Observou-se que por se tratar de um método baseado na experiência dos operadores, aqueles que possuem mais de cinco anos de experiência na função de soprador obtêm um índice de acerto na análise visual 10% maior que os operadores menos experientes.

Outro fator de destaque é a avaliação do risco de desvio químico de um tratamento em relação ao modelo.

Um desvio é caracterizado quando em um tratamento, os teores da composição química especificada excedem os limites aceitáveis, não sendo possível realizar qualquer tipo de correção nos equipamentos de refino secundário, forçando assim a reprogramação ou reciclagem do material produzido.

É importante lembrar que este problema ocorre sempre que um material é adicionado em excesso no conversor, entretanto o contrário não acontece. Caso seja adicionada no conversor uma quantidade de material insuficiente, este poderá ser adicionado no refino secundário sem qualquer inconveniente.

O desvio químico, além de ser considerado prejudicial em função do consumo desnecessário de insumos, também prejudica o sincronismo da Aciaria. Isso ocorre uma vez que em função do desvio, o tratamento no refino secundário terá uma duração maior do que o normal para que as correções necessárias sejam realizadas.

Motivado por este problema foi elaborado um modelo para previsão da análise final de sopro baseado em RNA, uma vez que não é possível estabelecer matematicamente de forma clara uma relação entre as variáveis do processo para estimar a AFS sem o resultado da amostra da sublança.

De acordo com a análise de estudos realizados sobre a utilização de RNA no controle dinâmico, observou-se que era possível otimizar os resultados do acerto simultâneo através da utilização desta técnica.

4 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

A Inteligência Artificial (IA) pode ser definida como o conjunto de técnicas utilizadas para simulação da inteligência humana através do computador. A possibilidade do desenvolvimento de máquinas inteligentes, capazes de “perceber” o ambiente ao qual estão inseridas e propor soluções adequadas a cada situação, pode ser considerada uma ferramenta extremamente poderosa para a automação industrial, em função do elevado grau de complexidade dos sistemas controlados. Na área do conhecimento chamada de *soft computing*, subárea da IA destaca-se neste trabalho a técnica de Redes Neurais Artificiais (RNAs).

O neurônio é a unidade básica do sistema nervoso, que proporciona a interligação da informação entre as partes do corpo. Esta célula recebe estímulos, processa-os e emite respostas através de impulsos elétricos de diferentes intensidades, produzidos em função dos estímulos recebidos.

Inspiradas no funcionamento do cérebro humano, as RNAs, também utilizam o neurônio como unidade básica. O neurônio artificial é composto de três partes: entrada, função de ativação e saída, como se pode observar na Figura 2.

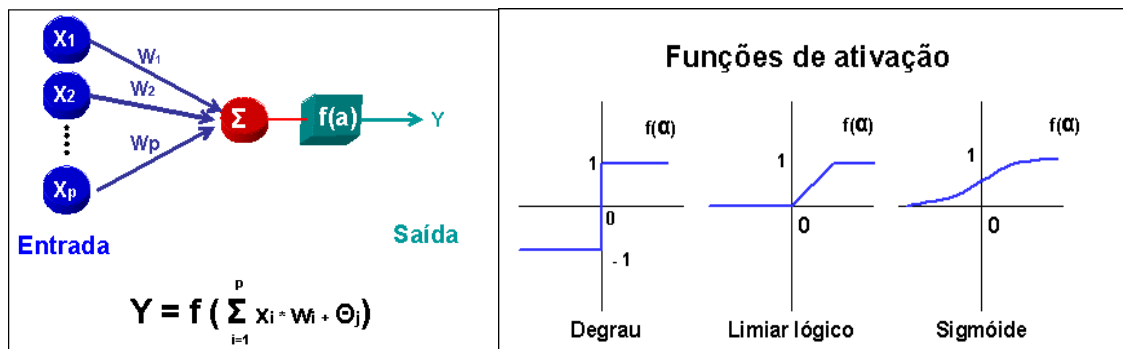


Figura 2. À esquerda neurônio artificial, à direita os tipos de funções de ativação mais comuns.

O cérebro humano e uma RNA possuem a capacidade de aprender e generalizar a partir de exemplos. Desta forma uma RNA utiliza o conhecimento adquirido sobre um dado processo para a definição dos pesos durante a fase de treinamento. Os pesos são as conexões dos neurônios que compõe uma rede e determinam a intensidade de cada conexão, como se pode observar na Figura 3.

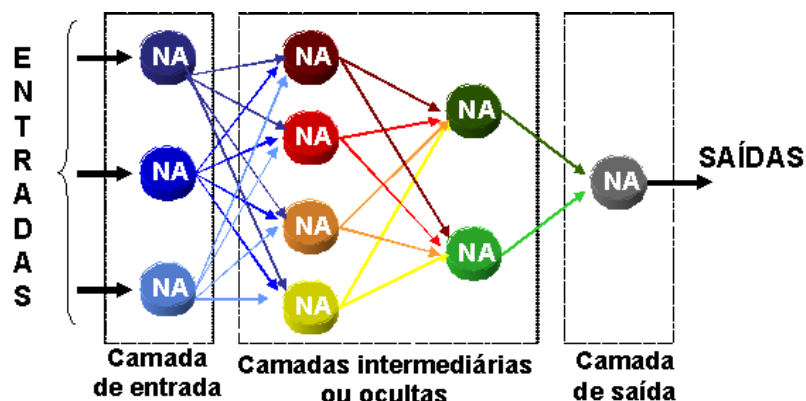


Figura 3. Estrutura de uma rede neural artificial (RNA) do tipo Multi Layer Perceptron (MLP)

5 MODELOS BASEADOS EM RNAS

Apesar da modelagem matemática necessária para obtenção de um modelo metalúrgico ser muito complexa, a experiência operacional demonstrava que o cérebro humano de alguma forma era capaz de chegar a uma solução aproximada, como foi observado na avaliação de desempenho dos operadores experientes. Inspirado nesta constatação foram desenvolvidas e aplicadas duas RNAs nos conversores da COSIPA. A primeira responsável pelo controle dinâmico, baseada no estudo realizado por Viana⁽¹⁾ e a segunda RNA para previsão da AFS elaborada de forma a não utilizar o resultado da análise da sublança.

5.1 Desenvolvimento

Para elaboração de cada um dos modelos baseados em RNAs foram realizadas as seguintes etapas de desenvolvimento:

- Levantamento dos dados: análise e preparação de uma base de dados com as variáveis relevantes para a solução do problema, que representam situações reais de produção contemplando todo o mix de produtos fabricados.
- Pré-processamento dos dados: verificação da relevância de cada uma das variáveis levantadas na fase anterior, visando a definição das variáveis que serão utilizadas e preparação dos conjuntos de dados para treinamento, teste e validação da RNA.
- Arquitetura da RNA: foi empregada uma RNA do tipo MLP, tendo em vista o sucesso já comprovado por Malynowskyj⁽²⁾ e Viana⁽¹⁾ na utilização deste tipo de rede em aplicações semelhantes para conversores. Optou-se pela utilização de uma única camada oculta em função do teorema da aproximação universal. Este teorema afirma que *“uma única camada oculta é suficiente para um perceptron de múltiplas camadas computar uma aproximação uniforme para um dado conjunto de treinamento representado pelo conjunto de entradas”*.⁽³⁾ (p. 235)
- Treinamento: Foi utilizado o algoritmo de aprendizagem backpropagation e o software NeuralWorks na versão Professional II Plus 5.2.

Na RNA do controle dinâmico foram utilizados quatro neurônios na camada oculta e duas saídas (volume de oxigênio e sinter). Na RNA da AFS foram utilizados treze neurônios na camada oculta e quatro saídas (carbono, manganês, fósforo e enxofre).

5.2 Implantação

A implantação das RNAs no sistema dos conversores pode ser dividida em três etapas. Na primeira etapa, as redes foram incorporadas aos modelos do conversor possibilitando a avaliação de seu desempenho quando exposta a situações reais do processo. Nesta fase a existência da rede foi totalmente transparente para a operação, uma vez que os resultados propostos pela mesma não foram disponibilizados para a operação.

Na segunda fase, em função dos resultados obtidos, a equipe de operação foi treinada. Este treinamento teve como objetivo apresentar os novos modelos e conscientizá-los do objetivo que norteou o desenvolvimento das RNAs.

Na última etapa foi realizada a implantação e integração do controle dinâmico e do modelo AFS baseado em RNA com o modelo de vazamento existente. Nesta fase foram modificadas as interfaces com a operação para exibir os resultados das RNAs e o modelo de vazamento foi preparado para fazer uso destes resultados em seus cálculos.

As RNAs foram preparadas para serem executadas automaticamente em função dos eventos de final de sopro e medição da sublança, ou seja, não necessitam da intervenção do operador para disparar sua execução.

5.3 Desempenho

O modelo tradicional do controle dinâmico obtinha em média 80% de acerto simultâneo. Após a substituição pelo modelo baseado em RNA observou-se uma melhoria de 2,5% no desempenho do acerto simultâneo. Os modelo de previsão AFS também apresentou resultados significativos, como podem ser observados na Tabela 1.

Tabela 1. Comparação de desempenho do modelo de previsão AFS

Acerto (%)	C	Mn	P	S
Análise visual	76	49	-	-
Modelo tradicional	67	53	68	74
Modelo baseado em RNA	84	60	69	81

É importante destacar que com a análise visual não é possível estimar os teores de fósforo e enxofre, enquanto com a utilização da RNA, além de prever estes elementos, observou-se uma significativa redução das corridas classificadas na área de risco, como mostra a Tabela 2.

A AFS é considerada fator de risco para um possível desvio de composição química se a diferença entre a análise sugerida pelo modelo (visual, tradicional ou RNA) e a análise real do laboratório não ultrapassar o limite inferior de -1 ponto para carbono e -2 pontos para manganês, fósforo e enxofre.

Tabela 2. Corridas classificadas na área de risco

	C (%)	Mn (%)	P (%)	S (%)
Análise visual	16	32	-	-
Modelo tradicional	19	3	28	17
Modelo baseado em RNA	11	15	29	13

Desta forma supondo que o resultado da análise sugerida seja maior do que o resultado real da AFS seria adicionado no conversor uma quantidade inferior de material do que a realmente necessária. Neste caso esta diferença de material poderia ser adicionada nos equipamentos de refino secundário sem transtornos.

Entretanto, caso o resultado da análise sugerida seja menor do que a análise real é possível que seja adicionada uma quantidade inadequada de material (a mais), fazendo com que o tratamento nos equipamentos de refino secundário seja mais trabalhoso para corrigir este desvio de composição química.

É importante ressaltar que nem sempre é possível recuperar um tratamento, fazendo com que o material produzido seja reprogramado ou reciclado. Portanto uma corrida classificada na área de risco pode se tornar uma corrida desviada, mas nem toda corrida de risco é um desvio.

5.4 Investimento x Benefícios

Foram necessárias aproximadamente 1300 homens/hora para o desenvolvimento dos modelos. É importante ressaltar que todo o desenvolvimento foi realizado pela equipe da COSIPA, utilizando os recursos internos já disponíveis na empresa. Dentre os quais destaca-se a o software utilizado no treinamento das RNAs.

Dentre os benefícios alcançados com a aplicação dos modelos baseados em RNAs obteve-se o aumento do índice de acerto simultâneo em 2,5% e conseqüentemente a redução do índice de resopro semanal também em 2,5%.

A utilização do modelo de previsão da AFS baseado em RNAs possibilitou a padronização do conhecimento entre os operadores independentemente da experiência individual e pessoal de cada um, pois tornou a operação contínua e uniforme.

Outro fator importante é a redução do número de desvios de composição química através da redução do número de corridas classificadas na área de risco. Esta melhoria trouxe como consequência o aumento do sincronismo entre o conversor e os equipamentos de refino secundário, além da redução de 75% dos desvios químicos pelo motivo de erro de avaliação de carbono e manganês no final de sopro, o que representava uma perda de aproximadamente U\$ 72.000 ao mês/conversor.

Com a utilização integrada dos modelos de previsão da AFS e controle dinâmico baseado em RNA foi reduzido o tempo médio de CTT (tempo de tratamento no conversor) em 40 segundos, o que aumentou a disponibilidade do equipamento e possibilitou uma oportunidade de receita adicional de U\$ 32.000 ao dia/conversor.

Os modelos possibilitaram o aumento da utilização da prática de vazamento direto por proporcionar à operação ferramentas confiáveis de acompanhamento do processo sem a dependência anteriormente existente nos resultados da análise da sublança, o que pode trazer resultados ainda mais significativos na medida em que a utilização desta prática for intensificada.

6 CONCLUSÃO

Face aos benefícios já comprovados, os modelos de previsão da análise de fim de sopro e controle dinâmico baseado em redes neurais artificiais, são considerados importantes ferramentas de auxílio a operação.

A utilização destes modelos foi totalmente incorporada a rotina dos conversores e atualmente já se estudam novas melhorias nestes modelos e em outras rotinas da operação que anteriormente não podiam ser alteradas, como por exemplo restringir a amostragem da sublança e a medição de atividade de oxigênio do aço líquido no final do sopro em condições especiais pré-determinadas.

REFERÊNCIAS

- 1 VIANA, José Flávio. **Utilização de rede neural na modelagem de sopro de convertedor LD**. Tese de mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais, PPGEE, Belo Horizonte, 2002.
- 2 MALYNOWSKYJ, Antonio. **Aplicação de redes neurais artificiais ao modelo físico-químico do conversor LD na fabricação de aço líquido**. Tese de doutorado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia Metalúrgica e de Materiais, São Paulo, 1997.
- 3 HAYKIN, Simon. **Redes neurais: princípios e prática**. Porto Alegre: Bookman, 2001.

BIBLIOGRAFIA

- 1 KOVÁCS, Zsolt Lászio. **Redes neurais artificiais: fundamentos e aplicações**. São Paulo: Edição acadêmica, 1996.
- 2 LOPEZ, Luciene Coelho. GARCIA, Wellington José Gonzalez. RODRIGUES, Julio César Almeida. ORNELLAS, Carlos Augusto Sanches. SANTOS, Raul Dantas dos. **Rede neural aplicada à previsão da análise de fim de sopro para conversores**. TCC de especialização em Automação Industrial, Universidade Católica de Santos, COEAE, Santos, 2005.

- 3 VALENTINI, Renzo. COLLA, Valentina. VANUCCI, Marco. **Neural predictor of the end point in a converter.** IX Congresso de Ciência y Tecnologia de Materiales, Madrid,2003. Ref.: 171/CTM2003.
- 4 YUN, S.Y., et al. Previsão dinâmica usando uma rede neural para a automatização do processo BOF na siderurgia / **Dynamic prediction using neural network for automation of BOF process in steel industry.** Iron & Steelmaker, v.23, n.8, p37-42, Sept. 1996.