

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS NA OTIMIZAÇÃO DE MODELO DE CONTROLE DINÂMICO EM CONVERTEDOR¹

Ana Cristina Misson²
Celso Dias Barão²
Marcos Antônio Viana Júnior³

Resumo

Este projeto visa melhorar os resultados do modelo de controle dinâmico do sopro em convertedores LD da Companhia Siderúrgica de Tubarão (CST) através da utilização da metodologia Seis Sigma e de sistemas computacionais inteligentes (Redes Neurais Artificiais). Os resultados alcançados levaram a um aumento de 6,5 pontos percentuais no acerto simultâneo de carbono e temperatura no fim do sopro de oxigênio, resultando em melhoria na confiabilidade das informações disponibilizadas aos operadores, que geraram ganhos financeiros com o aumento da produtividade e com economia de materiais para aquecimento. O uso da metodologia permitiu que as ações fossem tomadas de forma rápida e eficiente sem desperdício de tempo e recursos.

Palavras-chave: Redes neurais artificiais; Controle dinâmico de sopro; Conversor; Seis sigma.

APPLICATION OF NEURAL NETWORK IN OPTIMIZATION OF CONVERTER'S DYNAMIC CONTROL MODEL

Abstract

The objective of this project was to improve the results of dynamic control model of blowing in Companhia Siderúrgica de Tubarão (CST) through six sigma methodology and intelligent systems (Neural Network). The obtained results were an improvement in simultaneous hit of carbon and temperature at the blowing end in 6.5 percentage points, improving the reliability of information provided to operators that have generated financial gains due the rising in productivity and reducing the heating material expenses. The use of this methodology allowed the actions to be taken faster e efficient, avoiding waste of time and resources.

Key words: Artificial neural networks; Dynamic control model; Converter; Six Sigma.

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

² Engenheira Metalurgista - Especialista da Divisão Técnica da Aciaria

³ Engenheiro Químico – Especialista da Divisão de Engenharia de Automação

1 INTRODUÇÃO

1.1 Controle de Processo

A aciaria da CST dispõe de dois convertedores LD para a etapa de refino primário, IR-UT e RH para o refino secundário e duas máquinas de lingotamento contínuo de aço. Sua produção gira em torno de 5 milhões toneladas de aço por ano, sendo os principais produtos placas e bobinas laminadas a quente. Com a expansão da usina serão implantados na aciaria um terceiro convertedor, o segundo desgazeificador a vácuo RH e uma terceira máquina de lingotamento contínuo. Este trabalho situa-se na etapa de refino primário, nos convertedores LD da CST.

A eficiência da aciaria LD é avaliada pela sua capacidade produtiva, rendimento e acerto de composição química e temperatura. Todos estes parâmetros estão diretamente relacionados ao custo de produção que deve ser minimizado. Para atender este objetivo é necessário que o sistema de controle do processo apresente bom desempenho e que os padrões de sopro estabelecidos conduzam a operação de forma estável e com resultados reprodutivos.

O acerto de carbono e temperatura no final de sopro é um resultado que está ligado diretamente à produtividade. O aumento do índice de acerto reduz o tempo gasto com ações de resopro e resfriamento, diminuindo o tempo total da corrida.

Segundo Malynowskyj⁽¹⁾ os primeiros modelos a serem desenvolvidos foram os modelos estáticos, que prescreviam a combinação apropriada do material requerido para obter o carbono e temperatura desejada no final do sopro.

Estes controles não permitiam correções durante o sopro, sendo que a eficiência de controle está na precisão das informações iniciais de carregamento.

Atualmente, a temperatura do banho e a temperatura de solidificação do aço podem ser medidas pela sub-lança sem que haja a interrupção do sopro de oxigênio no convertedor, através da temperatura de solidificação medida é possível prever o teor de carbono presente no aço com elevada acurácia. Esta tecnologia possibilita controlar dinamicamente a produção de aço no convertedor LD.

O modelo de controle dinâmico da CST baseia-se em princípios metalúrgicos e estatísticos visando-se corrigir a rota de carbono e temperatura aproximadamente dois minutos antes do final do sopro, como pode ser visualizado na Figura 1.

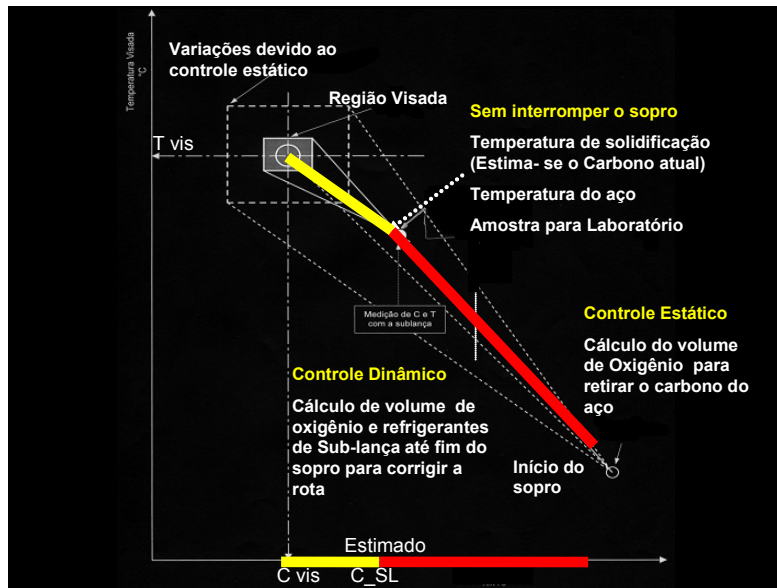


Figura 1: Visão esquemática do controle dinâmico.

1.2 Seis Sigma

A metodologia DMAIC, do programa 6 Sigma adotado pela CST, foi utilizada para o desenvolvimento deste trabalho utilizando-se ferramentas estatísticas de forma organizada visando à identificação e solução dos problemas nos sistemas de medição e no modelo. Esta metodologia consiste em cinco etapas de acordo com Werkema:⁽²⁾

D – Define (definir) → Definir com precisão o escopo do projeto.

M – Measure (Medir) → Determinar a localização ou foco do problema.

A – Analyze (Analisar) → Determinar as causas de cada problema prioritário.

I – Improve (Melhorar) → Propor, avaliar e implementar soluções para cada problema prioritário.

C – Control (Controlar) → Garantir que o alcance da meta seja mantido a longo prazo.

1.3 Redes Neurais Artificiais

A aplicação de inteligência artificial (Redes Neurais) está cada vez mais freqüente para solução de problemas que envolvem predição de variáveis por regressão através múltiplas variáveis que se correlacionam de forma linear ou não. Segundo Braga, Carvalho, Ludemir:⁽³⁾ “As redes neurais artificiais são modelos matemáticos que assemelham às estruturas neurais biológicas e que tem capacidade computacional adquiridas por meio de aprendizado e generalização”.

2 METODOLOGIA

No texto que segue serão descritas as etapas do DMAIC e também algumas ferramentas empregadas pelo método. As ferramentas que serão citadas foram usadas no contexto deste trabalho conforme sugerido por Werkema.^(2,4)

Na primeira etapa, a meta e o escopo do projeto deverão ser claramente definidos, com base nas necessidades da empresa. Deve-se responder as seguintes questões:

- Qual é o problema?
- Qual é meta a ser atingida?
- Quais clientes são afetados pelo problema?
- Qual é o processo relacionado ao problema?
- Qual é o impacto econômico do projeto?

As principais ferramentas usadas neste projeto na definição do problema são:

- Project Charter
- Gráfico sequencial
- Box Plot

Na segunda etapa, o problema deverá ser refinado ou focalizado. Para isso, as duas questões que seguem devem ser respondidas:

- Quais resultados devem ser medidos para obtenção de dados úteis à solução do problema ?
- Quais são os focos prioritários do problema?

As principais ferramentas usadas neste projeto para a definição do foco do problema são:

- Avaliação de sistemas de medição
- Gráfico sequencial
- Histograma
- Box Plot

Na terceira etapa, deverão ser determinadas as causas fundamentais do problema prioritário associado a cada uma das metas definidas na etapa anterior. Isto é, nesta etapa será respondida a pergunta para cada estratificação:

Porque o problema prioritário existe?

As ferramentas usadas neste projeto para identificação do problema são:

- Fluxograma
- Mapa de processo
- Box Plot
- Brainstorming
- Diagrama de relações
- Análise de regressão
- Redes neurais artificiais

Na quarta etapa, devem ser geradas idéias sobre soluções potenciais para a eliminação das causas fundamentais detectadas na etapa anterior. As principais ferramentas usadas neste projeto na implantação das melhorias são:

- Simulação
- Testes na Operação
- Plano de ação - 5W2H

Na quinta etapa, deve-se avaliar o alcance da meta em larga escala. Com este objetivo, os resultados obtidos após a ampla implementação das soluções devem ser monitorados para confirmação do alcance do sucesso. As principais ferramentas usadas para controle das melhorias são:

- Cartas de controle
- Treinamento da operação
- Palestras
- Histograma
- Relatórios

Existem diversas ferramentas estatísticas que podem ser usadas em cada uma das etapas citadas acima, deve-se escolher as mais adequadas para a solução dos problemas operacionais. A metodologia seis sigma organiza e agrupa as ferramentas para que sejam usadas adequadamente.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Definição do Problema

Foi realizado um levantamento do comportamento histórico das estimativas de volume de oxigênio calculadas pelo modelo de controle dinâmico e observou-se que estes valores superestimavam os valores usados pelos operadores durante o tratamento das corridas e apresentam uma grande variabilidade, como pode ser visualizado na Figura 2. Os pontos azuis do gráfico representam o delta de oxigênio (O_2 fim de sopro – O_2 no momento da medição da sub-lança) estimado pelo modelo e os vermelhos representam os valores reais usados pelos operadores naquelas corridas.

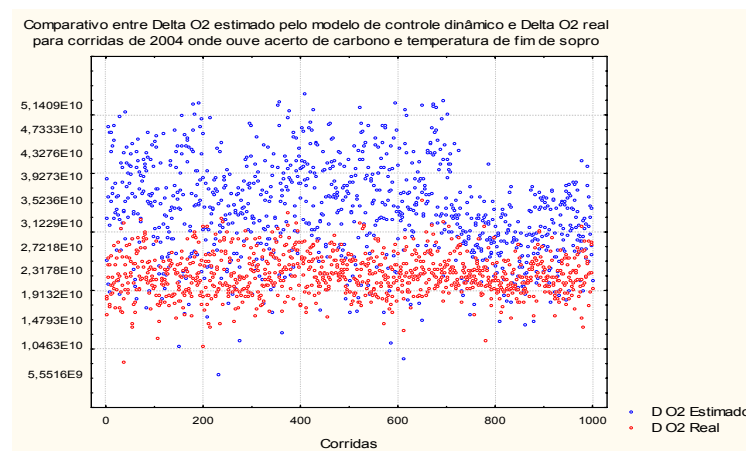


Figura 2: Desempenho histórico do modelo de controle dinâmico.

As estimativas são calculadas através de um modelo matemático fornecido à CST pela Kawasaki Steel Corporation. Este modelo se baseia em bases teóricas e estatísticas do processo de descarburização e elevação de temperatura em convertedores LD.

O modelo ajusta os parâmetros que definem a velocidade de descarburização da corrida, baseando-se em informações “on-line” coletadas nos sistemas de automação.

$$O_2 = f(Csl, Cfs, \text{Peso de aço}, CTP,)$$

Sendo que:

Csl = Carbono estimado a partir da temperatura de solidificação do aço.

Cfs = Carbono visado no fim do sopro

CTP = Definido através de regressão múltipla a partir dos dados operacionais disponíveis no momento da medição que caracteriza o formato da curva de descarburação.

3.2 Determinação da Localização ou Foco do Problema

Um comparativo dos desvios nos dois convertedores LD da CST foi feito para o mesmo período de vida, com o objetivo de verificar se estes desvios estavam concentrados em algum dos convertedores, como pode ser visualizado na figura 3. Foi identificado um comportamento semelhante para os dois convertedores, fato que não leva à estratificação do problema. Observou-se também uma tendência de crescimento dos desvios com o aumento da vida do convertedor.

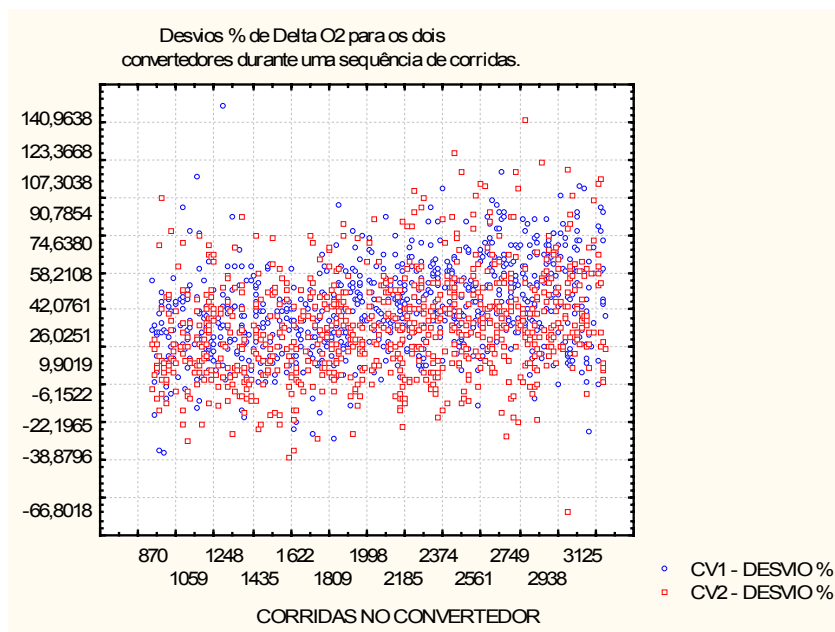


Figura 3: Comparativo entre os convertedores da CST.

3.3 Identificação das Causas do Problema e Melhorias Implementadas

Nesta etapa será analisado o processo gerador do problema com o objetivo de encontrar as causas potenciais para os desvios, e diante das causas, priorizar aquelas que sejam mais importantes para a solução.

O controle dinâmico segue o fluxo de cálculo como pode ser visualizado na Figura 4.

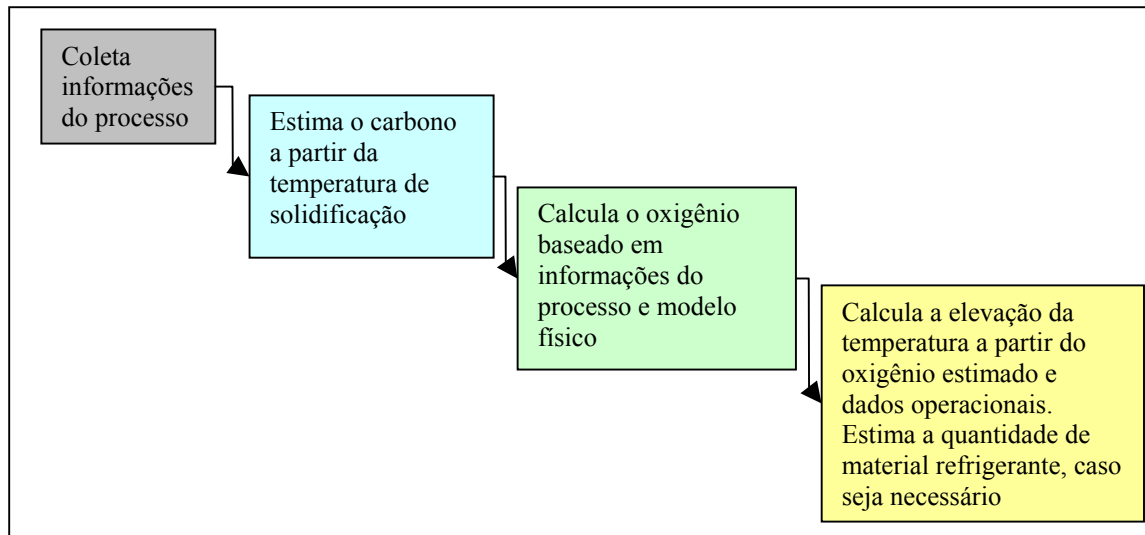


Figura 4: Etapas do cálculo dinâmico.

A estimativa do carbono é a primeira etapa do controle dinâmico, portanto, a qualidade desta está diretamente relacionada com a qualidade das informações que seguem em todo fluxo. Esta estimativa é feita através de um modelo de regressão linear que relaciona a temperatura de solidificação do aço ao teor de carbono contido no aço no momento da medição.

Comparando-se o carbono estimado pelo modelo e o carbono determinado no laboratório foi observado um desvio médio de 26,93 % , com um desvio padrão de 64,9 %. Também foram observados valores com desvios superiores a 50% como pode ser visualizado na Figura 5.

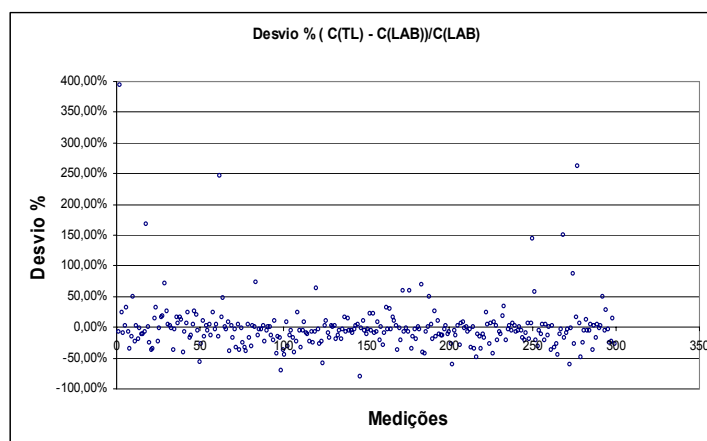


Figura 5: Avaliação do carbono estimado a partir da temperatura de solidificação.

Visando-se identificar as possíveis fontes geradoras deste desvio foi construído um diagrama de relações que pode ser visualizado na Figura 6. A partir das possíveis causas foram feitos estudos com o objetivo de identificar aquelas que exerciam maior influência.

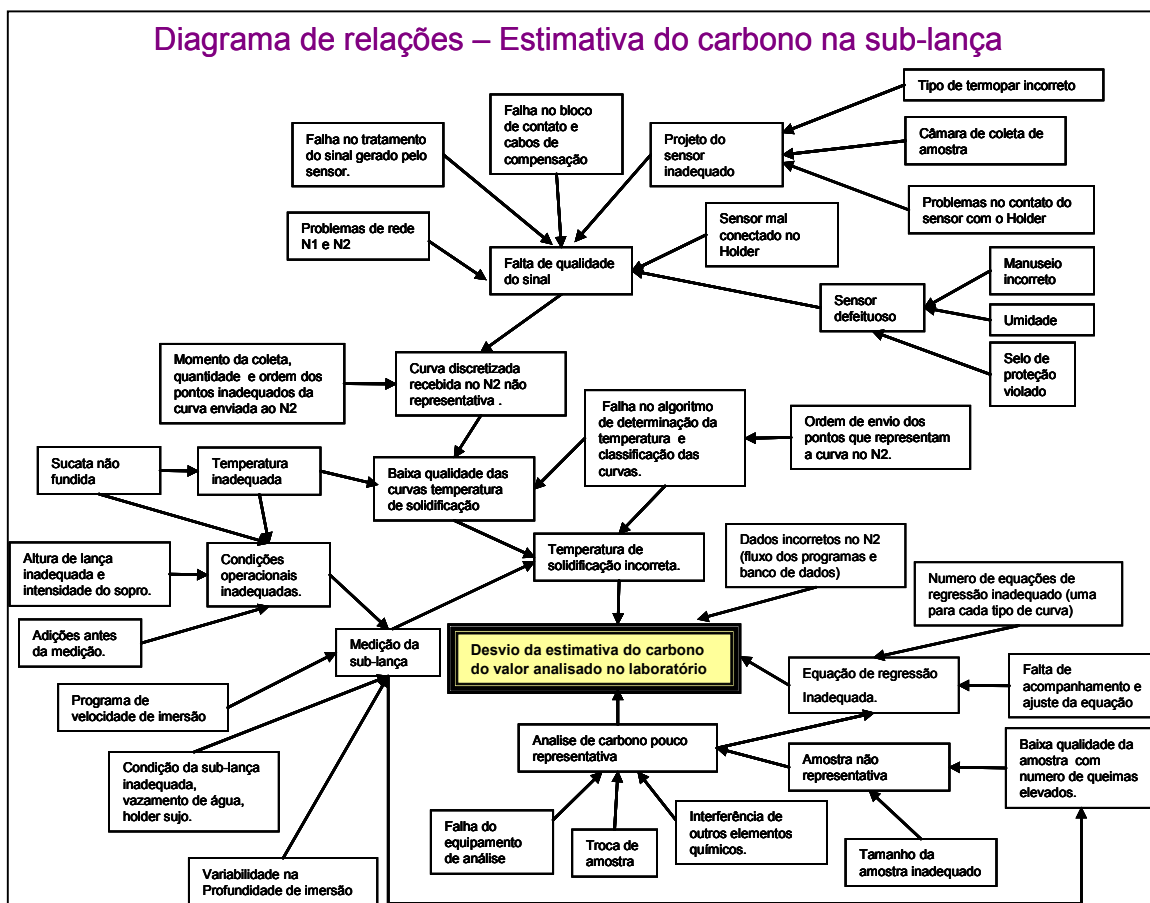


Figura 6: Diagrama de relações para o erro na estimativa de carbono a partir da temperatura de solidificação.

A partir destas causas prioritárias, foram feitos estudos para avaliação dos sistemas de medição e armazenamento de dados, que levaram a identificação de uma falha na determinação do patamar de estabilização na curva de solidificação do aço como pode ser visto na Figura 7.

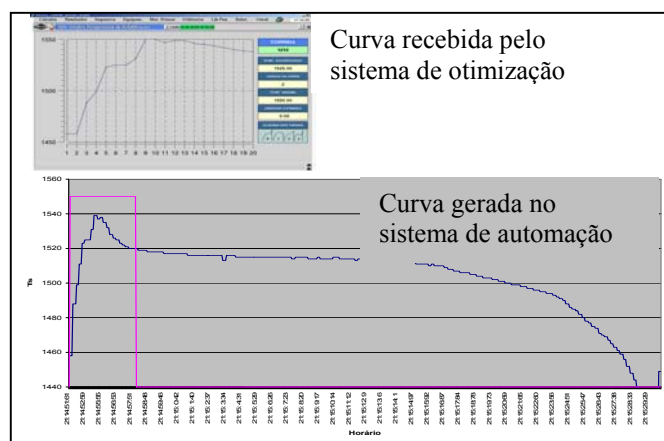


Figura 7: Falha na transferência de informação entre sistemas de automação.

Analisando-se as curvas geradas no sistema de automação de nível 1 com as recebidas no sistema de otimização de processo, foi identificado que o momento da

coleta e a quantidade de pontos eram insuficientes para representar a realidade da curva de solidificação.

A região mais importante da curva é o patamar de estabilização, que não estava sendo recebido corretamente. Alterações na coleta dos pontos foram feitas nos sistemas de automação de nível 1 (PLC) de forma que o patamar de estabilização fosse enviado ao sistema de otimização. Esta alteração gerou uma redução drástica nos desvios das estimativas de carbono como pode ser visto na Figura 8.

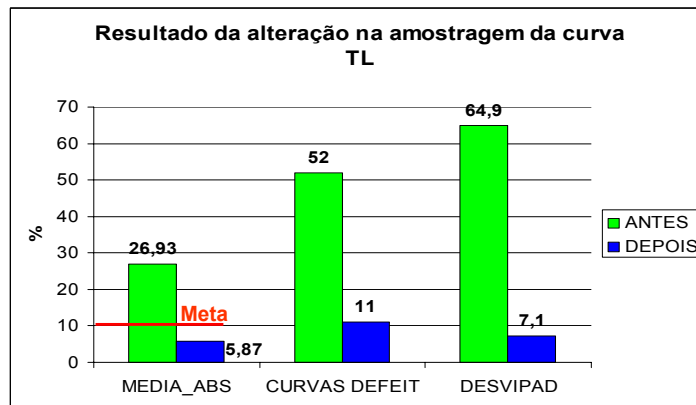


Figura 8: Melhoria na determinação da temperatura de solidificação do aço.

Os desvios médios absolutos de carbono foram reduzidos de 26,93% para 5,87% e o desvio padrão foi reduzido de 64,9% para 7,1%.

Com esta melhoria houve uma significativa redução nos desvios das estimativas de oxigênio realizadas pelo modelo de descarburização, mas não o suficiente para se recuperar a confiança dos operadores no modelo.

Foram necessários mais estudos referentes ao modelo de descarburização para melhorar as estimativas.

Segundo Viana:⁽⁵⁾ “A utilização de rede neural artificial trouxe bons resultados para a predição das variáveis do controle dinâmico e a consequente substituição dos modelos convencionais”.

Os melhores resultados alcançados na CST vieram a partir da utilização da rede neural para ajustar o parâmetro que define a velocidade de descarburização, ao invés de calcular diretamente a quantidade de oxigênio a ser soprada. Foram usadas 5000 corridas dos convertedores e os resultados obtidos podem ser visualizados na Tabela 1.

Tabela 1 – Estatística descritiva do modelo de Redes Neurais Artificiais, julho de 2006.

Estatística	Resultados do Modelo
Média dos dados	29,67
Desvio padrão dos dados	7,96
Erro médio	0,00140
Desvio Padrão do erro	3,36
Erro médio absoluto	2,40
Razão desvio padrão dos dados e desvio padrão do erro	0,42
Correlação	0,91

A rede usada foi uma rede MLP (Multilayer Perceptron) com dados operacionais na camada de entrada e o parâmetro que define o formato da curva de descarburização como saída.

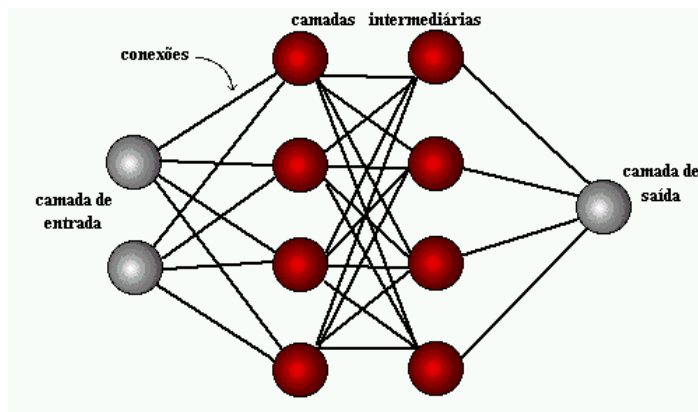


Figura 9: Visão esquemática de uma rede multilayer perceptron.

Arquiteturas neurais são tipicamente organizadas em camadas, com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada posterior como pode ser visto na Figura 9.

Testes realizados com o novo modelo mostraram que se este fosse seguido pelos operadores haveria um aumento significativo no acerto de carbono de fim de sopro, subindo de 75% para 83%, como pode ser visto na Figura 10.

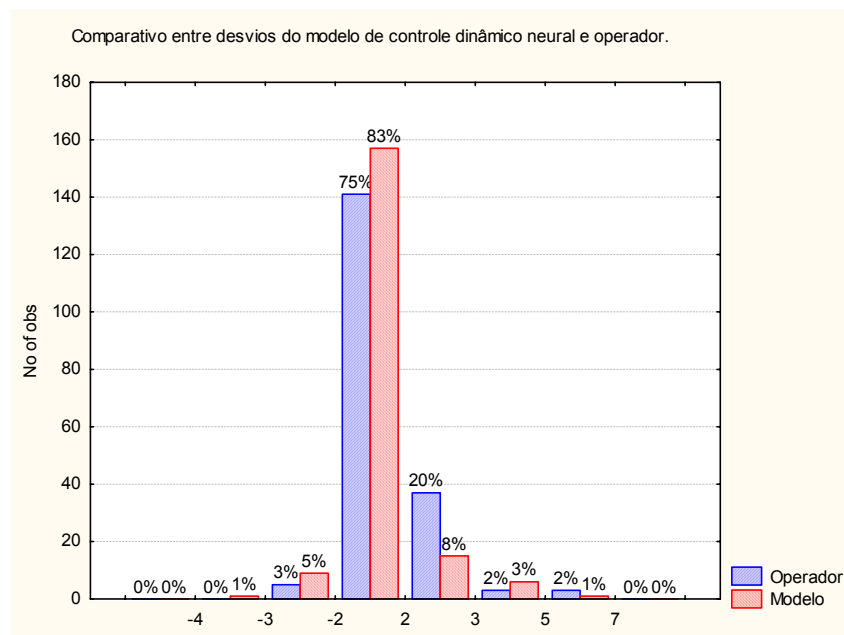


Figura 10 - Distribuição do desvio do carbono em pontos.

Seguindo o mapa de processo exibido na Figura 4, na próxima etapa deve-se ajustar o modelo de elevação de temperatura.

Ao se avaliar no banco de dados as informações necessárias para a construção do modelo de elevação de temperatura, observou-se que as informações sobre os materiais refrigerantes não eram consistentes, havendo casos em que a adição de materiais não era captada pelos sistemas de automação, este fato dificulta a

construção de um modelo de regressão. Houve também a necessidade de padronização do material usado como refrigerante. Observou-se uma melhora significativa do modelo que passou a apresentar ótimos resultados, levando a acertos de até 86% nos testes realizados, como pode ser visto na Figura 11.

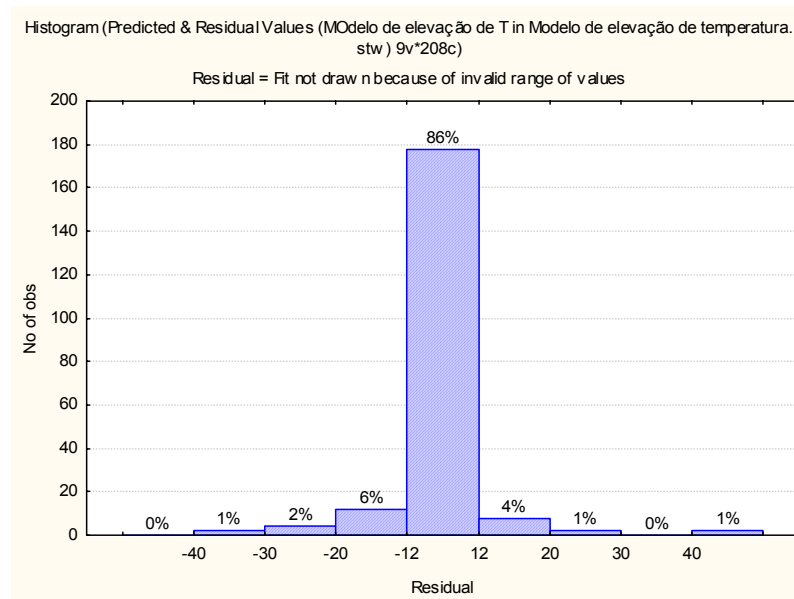


Figura 11: Distribuição do desvio da temperatura de fim de sopro em graus Celsius.

Foi realizado um teste piloto com 30 corridas em março de 2007 com o objetivo de avaliar os resultados que seriam obtidos pelo modelo, caso este fosse seguido. Para estas corridas obteve-se um acerto simultâneo de 75%, que representa um aumento de 31,5 pontos percentuais, quando se compara com os dados históricos. Desde março de 2007 vários esforços estão sendo direcionados para a implantação efetiva do modelo na área operacional. Estes esforços já elevaram o nível médio de acerto do operador de 43% para aproximadamente 50%. Segundo estimativa realizada pela unidade técnica da aciaria, ao se aumentar o acerto de 43,5% para 55% obtem-se uma economia estimada de U\$ 1.000.000,00. Para os nível de acerto atual, estima-se que o retorno seja de aproximadamente U\$565.000,00 por ano de operação.

Controle das melhorias

Quando se trabalha com a metodologia de seis sigma não é suficiente que as melhorias sejam alcançadas, mas deve-se garantir que estas melhorias vão resistir ao tempo.

Com este objetivo foram implantadas 3 cartas de controle “on-line” que permitem a avaliação rápida do desempenho do modelo e o levantamento da necessidade de ajustes.

CONCLUSÃO

O uso da metodologia seis sigma foi de extrema importância para a organização nas idéias e a utilização de forma correta das ferramentas estatísticas para identificação e solução deste problema.

A utilização de sistemas inteligentes para a predição de variáveis de processo mostrou-se mais eficiente que os métodos tradicionais de regressão múltipla, quando se trata de problemas complexos com muitas variáveis que se relacionam de forma linear ou não.

REFERÊNCIAS

- 1 MALYNOWSKYJ, A. Controle de Processos nos conversores LD In: Fabricação de Aço em Forno Básico a Oxigênio. Belo Horizonte, MG: ABM Programa de Educação Continuada, 2004. Capítulo 6.
- 2 WERKEMA, M. C. C. Criando a Cultura Seis Sigma. Nova Lima, MG : Werkema Ed, 2004.
- 3 BRAGA, A. P., A. P. L. F. CARVALHO, & T. B. LUDEMIR. Redes Neurais Artificiais, Teoria e Aplicações. Rio de Janeiro, RJ: Livros Técnicos e Científicos, 2000.
- 4 WERKEMA, M. C. C. Avaliação de Sistemas de Medição. Belo Horizonte, MG : Werkema Ed, 2006.
- 5 VIANA, J. F. Utilização de Rede Neural na Modelagem de Sopro de Conversor LD. 2002. Dissertação (Engenharia Metalúrgica e de Minas) – Escola de Engenharia, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte – MG, 2000