

MELHORIAS NO SISTEMA DE OTIMIZAÇÃO DOS FORNOS DE REAQUECIMENTO DE PLACAS DA LINHA DE TIRAS A QUENTE DA USIMINAS¹

Marcos Henrique Teixeira²
Fábio Gonçalves Jota³
Marcelo de Souza Barros⁴
Pedro Fornari Carrião⁵

Resumo

Este trabalho apresenta as melhorias desenvolvidas no sistema de otimização dos Fornos de Reaquecimento de Placas da Linha de Tiras a Quente da Usiminas. Foi implementado um método matemático complementar baseado em redes neurais e modelos auto-regressivos para se determinar de forma contínua o valor da emissividade térmica aparente do forno. Esse método objetiva reduzir a necessidade do uso de um teste empírico para determinação dessa emissividade. Os resultados obtidos confirmaram a melhoria no desempenho do sistema de otimização e espera-se uma economia do combustível do forno.

Palavras-chave: Forno de reaquecimento; Redes neurais artificiais; Otimização do processo.

IMPROVEMENTS IN THE REHEATING FURNACES OPTIMIZATION SYSTEM OF THE HOT STRIP MILL PLANT OF USIMINAS

Abstract

This work presents the improvements done in the reheating furnaces optimization system of the hot strip mill plant of Usiminas. It was implemented a complementary mathematical method based on neural networks and self-regressive models to determine online the value of the apparent thermal emissivity of the furnace. This method aims reducing the utilization of an empirical test done to determine this emissivity. The results confirmed the improvement in the performance of the optimization system and it is expected an economy of the furnace fuel.

Key words: reheating furnace; neural networks; process optimization.

1 *Contribuição técnica ao 45º Seminário de Laminação – Processos e Produtos Laminados e Revestidos, 21 a 24 de outubro de 2008, Ipojuca - Porto de Galinhas - PE*

2 *Membro da ABM, Engenheiro Eletricista MSc., Gerência de Projetos, Instrumentação e Automação da Usiminas; Ipatinga, MG.*

3 *Professor Titular do Departamento de Engenharia Eletrônica da UFMG, PhD.*

4 *Membro da ABM, Engenheiro Metalurgico, Gerente da Laminação a Quente, Superintendência da laminação a Quente da Usiminas, Ipatinga, MG.*

5 *Membro da ABM, Engenheiro de Controle e Automação, Superintendência de Instrumentação e Automação da Usiminas; Ipatinga, MG.*

1 INTRODUÇÃO

Para o processo de laminação as placas oriundas da aciaria necessitam ser aquecidas até uma temperatura visada. O controle preciso dessa temperatura é um dos fatores que determinará a qualidade final da bobina. O aquecimento dessas placas é realizado nas indústrias siderúrgicas em fornos de reaquecimento. Através do controle da temperatura da atmosfera do forno é possível manipular o gradiente de temperatura das placas visando atingir um valor preestabelecido.^(1,2)

A Laminação de Tiras a Quente da Usiminas possui três fornos, sendo dois do tipo *walking beam* (fornos 4 e 5) e um *pusher* (forno 3). Os dois primeiros fornos, são divididos em três câmaras: pré-aquecimento, aquecimento e encharque. Cada uma dessas câmaras é subdividida em zonas, superior e inferior. Assim, cada forno é constituído por um total de 6 zonas. Esse trabalho foi desenvolvido e está implantado no forno 5.

O sistema de controle de fornos de reaquecimento é dividido em sistema de controle da temperatura dos fornos (nível 1) e sistema de controle da temperatura das placas (nível 2). O nível 1, implementado na Usiminas em um DCS (*Digital Control System*), controla a temperatura através da modulação da vazão de combustível e de ar de cada uma das zonas do forno. Esse sistema possui dois controladores ligados em cascata⁽³⁾ (Figura 1).

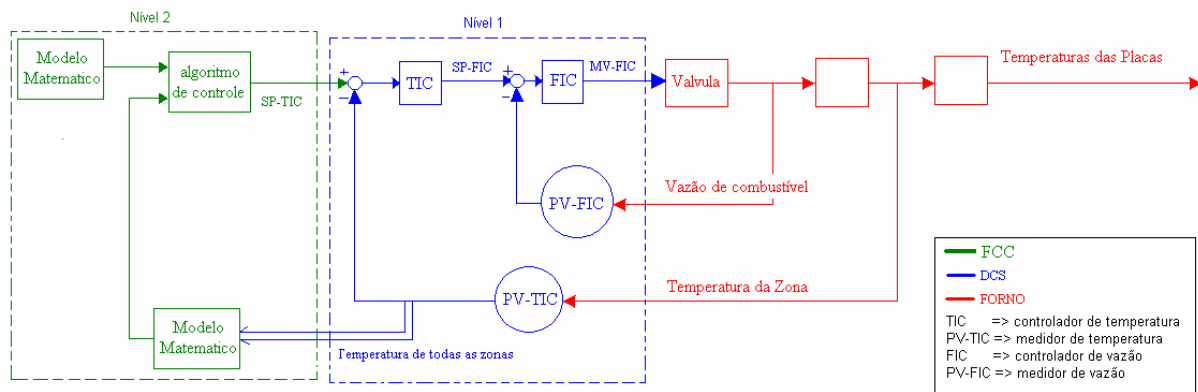


Figura 1. Arquitetura de Controle do Forno de Reaquecimento

O sistema de nível 2, ou sistema de otimização (FCC – *Furnace Computer Control*), tem como objetivo controlar a temperatura das placas. Para tanto, é utilizado como variável manipulada, MV, o *set point* de temperatura de cada uma das zonas. Para esse sistema funcionar de forma correta, é fundamental conhecer a temperatura das placas no interior do forno. Como a medição direta da temperatura das placas no processo não é possível, é necessário seu cálculo através de um modelo matemático. Esse modelo consiste na resolução numérica da equação de difusão do calor⁽²⁾ no interior de cada placa. A partir dos valores calculados de temperatura, é aplicado um algoritmo de controle preditivo para se determinar o *set point* de temperatura das zonas. Uma revisão bibliográfica sobre o sistema de otimização de fornos de reaquecimento pode ser encontrada em Carrião⁽¹⁾ e Teixeira.⁽³⁾

A maioria dos parâmetros do modelo matemático é obtida através de tabelas das propriedades termo-físicas dos materiais. No entanto, a emissividade térmica aparente, Φ_{cg} ,⁽¹⁾ é determinada apenas empiricamente. Para tanto, é feita uma experiência de medição da temperatura que consiste em aquecer, em um dos fornos, uma placa especial com diversos sensores instalados. Essa experiência é

realizada com as condições de contorno e de operação dos fornos mais estáveis possíveis. Ao longo deste texto esse procedimento de coleta de dados será chamado de experiência de “caixa-preta”.

Este trabalho apresenta os resultados da implementação de um método matemático complementar, baseado em redes neurais⁽⁴⁾ e modelos auto-regressivos, para se determinar de forma contínua o valor da emissividade térmica aparente do forno 5. Referências à aplicação de redes neurais em fornos de reaquecimento de placas podem ser encontradas em Carrião⁽¹⁾ e Sugita.⁽⁵⁾

2 METODOLOGIA

O mecanismo desenvolvido para cálculo do Φ_{cg} do forno pôde ser dividido em três etapas. Primeiramente, uma rede neural foi usada para se determinar, a partir de variáveis medidas do forno, a curva média de aquecimento de uma dada placa. Em seguida, aplicando-se um método de cálculo fundamentado em balanço térmico, determinou-se um Φ_{cg} para a placa. Esse processo ocorre a cada desenformamento de placa. Na terceira etapa, após “x” placas desenformadas, os valores calculados são submetidos a um filtro de média móvel, sendo esse valor atualizado no sistema para as próximas placas dentro do forno.

A descrição das duas etapas principais bem como de suas ferramentas é feita em seguida, sendo iniciada pela descrição do cálculo do Φ_{cg} a partir da temperatura média de uma placa.

2.1 Cálculo do Φ_{cg}

Ao se fazer um balanço de energia e considerando apenas os principais aspectos de transferência de calor é possível expressar o Φ_{cg} como o mostrado na equação 1.^(1,6)

$$\phi_{cg} = \frac{\Delta T}{\sigma \cdot A \cdot \int_0^{t_f} \left(\frac{T_f^4 - T_s^4}{C(\tau)} \right) d\tau} \quad (1)$$

onde ΔT : variação de temperatura entre os instantes 0 e t_f (K)

A: área da placa (m^2)

C: capacidade térmica da placa ($kcal.K^{-1}$)

t_f : tempo de permanência da placa em uma dada zona (h).

σ : constante de Stefan-Boltzman = $4,88 \cdot 10^{-8} kcal.h^{-1}m^{-2}.K^{-4}$

Φ_{cg} : emissividade térmica aparente da zona em que a placa está.

T_f : temperatura ambiente do forno (K)

T_s : temperatura da superfície da placa (K).

Desta forma, pode-se determinar uma emissividade aparente do forno a partir da curva de aquecimento da placa e da temperatura do forno. Para um cálculo mais preciso, à integral da equação 1 foi incluído o efeito sombra causado pelas vigas de sustentação existentes na parte inferior da zona.⁽¹⁾

2.2 Redes Neurais com Modelo Auto-Regressivo

O modelo matemático existente na Usiminas prevê a temperatura da placa baseado na temperatura de enformamento, nas temperaturas das zonas, no tempo de permanência da placa dentro do forno e nas propriedades do material. No entanto, outras variáveis, como a pressão da atmosfera do forno e a temperatura do ar de combustão, que podem afetar a temperatura da placa, não são consideradas no modelo matemático. Como a modelagem física de todos os processos de transferência de calor no interior do forno é praticamente impossível, pode-se alterar o parâmetro Φ_{cg} do modelo matemático com o intuito de adequá-lo à condição de operação vigente. Dadas as variáveis de entrada selecionadas, foi necessário obter a curva de aquecimento médio das placas por algum outro método que não o modelo matemático.

Redes neurais de múltiplas camadas são estruturas adequadas para se aproximarem funções com não-linearidades consideráveis e um conjunto de entrada relativamente grande e correlacionado entre si.⁽⁶⁾ Ao se usar essa técnica objetivou-se melhorar o desempenho do sistema via atualização do Φ_{cg} , equação 1, e não substituir o modelo matemático, uma vez que este é essencial para o controle preciso de algumas variáveis como o gradiente final da temperatura no interior da placa.

Com o intuito de se calcular a temperatura média das placas, foi proposta, após uma série de estudos,⁽¹⁾ uma Rede Neural com Modelo Auto-Regressivo (RNCARX) com informações da forma da curva de aquecimento. Essa rede determina quais são os parâmetros do modelo auto-regressivo (Figura 2).

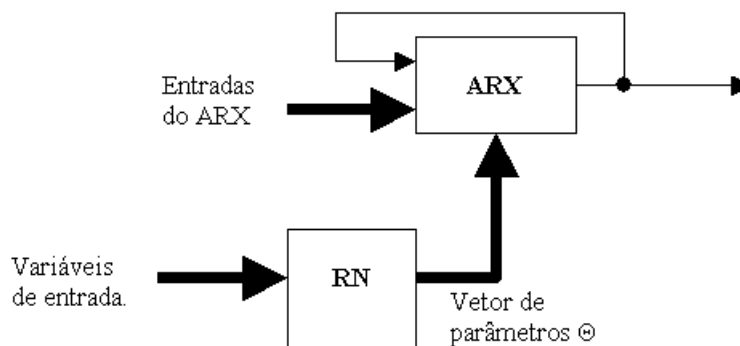


Figura 2. Estrutura do modelo RNCARX

Com essa arquitetura é possível transmitir ao sistema informação sobre a física do processo, possibilitando, assim, a diminuição da complexidade da rede e uma melhor precisão no cálculo da temperatura das placas. Um algoritmo próprio foi usado no treinamento da rede.⁽¹⁾

Como entradas da rede neural foram consideradas: a temperatura da placa no instante anterior, a zona em que a placa está, a capacidade térmica e a condutividade térmica instantâneas da placa, a vazão de combustível da zona, o PCI do combustível, a vazão e a pressão do ar da zona, a pressão do forno e a temperatura do ar de combustão. Os dados de treinamento foram coletados com o forno em operação normal e com o modelo matemático ajustado após uma experiência de “caixa-preta”.

À rede foram atribuídas duas camadas escondidas, uma vez que as variáveis de entrada apresentam descontinuidades devido a transição de zona. O tamanho de cada camada da rede foi ajustado empiricamente.

A metodologia proposta foi validada através de dados reais colhidos em um teste de “caixa-preta”. A RNCARX foi capaz de aproximar a curva de aquecimento calculada pelo sistema de otimização com um erro máximo menor do que 20°C. Maiores informações sobre a RNCARX, como estrutura da rede e forma de treinamento, podem ser obtidas em Carrião⁽¹⁾ e Teixeira.⁽⁶⁾

3 IMPLEMENTAÇÃO

O sistema de otimização dos fornos é executado em um ambiente computacional misto. Na Usiminas, o computador de processo com sistema operacional OpenVMS, processador RISC, linguagem de programação C e Fortran e um banco de dados Oracle 9i, interage com as estações de operação baseadas em microcomputadores com sistema operacional Windows 2000 e linguagem de programação Delphi. Esse computador de processo se comunica com os PLCs, que informam a movimentação das placas dentro e fora do forno, e com o DCS, que efetua o controle dinâmico das temperaturas do forno e obtém as informações de processo necessárias à otimização do mesmo.

Para cada placa, é possível realizar o cálculo do Φ_{cg} no instante da amostragem ou apenas no seu desenformamento. Como a última opção tem maior significado físico, apenas ela foi implementada no sistema de otimização. Portanto, foram criadas rotinas em C que são chamadas pelo processo executado a cada desenformamento (Figura 3).

O sistema de otimização existente na laminação de tiras a quente já continha nos seus programas em C as variáveis de entradas e saídas necessárias a execução dos trabalhos propostos. As estruturas de dados utilizadas foram as mesmas contidas no cálculo do balanço térmico.⁽⁷⁾ Apenas algumas alterações foram feitas para se colocar as variáveis desejadas em lugares onde poderiam ser acessadas no momento devido.

A cada amostragem, a função que calcula o Φ_{cg} de cada zona acessa os valores das variáveis necessárias à composição das entradas da rede neural. Quando há transição de uma zona à outra, outras variáveis deverão ser usadas. Essa é a fase de preparação dos dados para a rede.

A RNCARX é executada preditivamente e o algoritmo para cálculo do Φ_{cg} é efetuado. A Figura 3 ilustra o fluxograma e os estágios para a determinação e aplicação do Φ_{cg} .

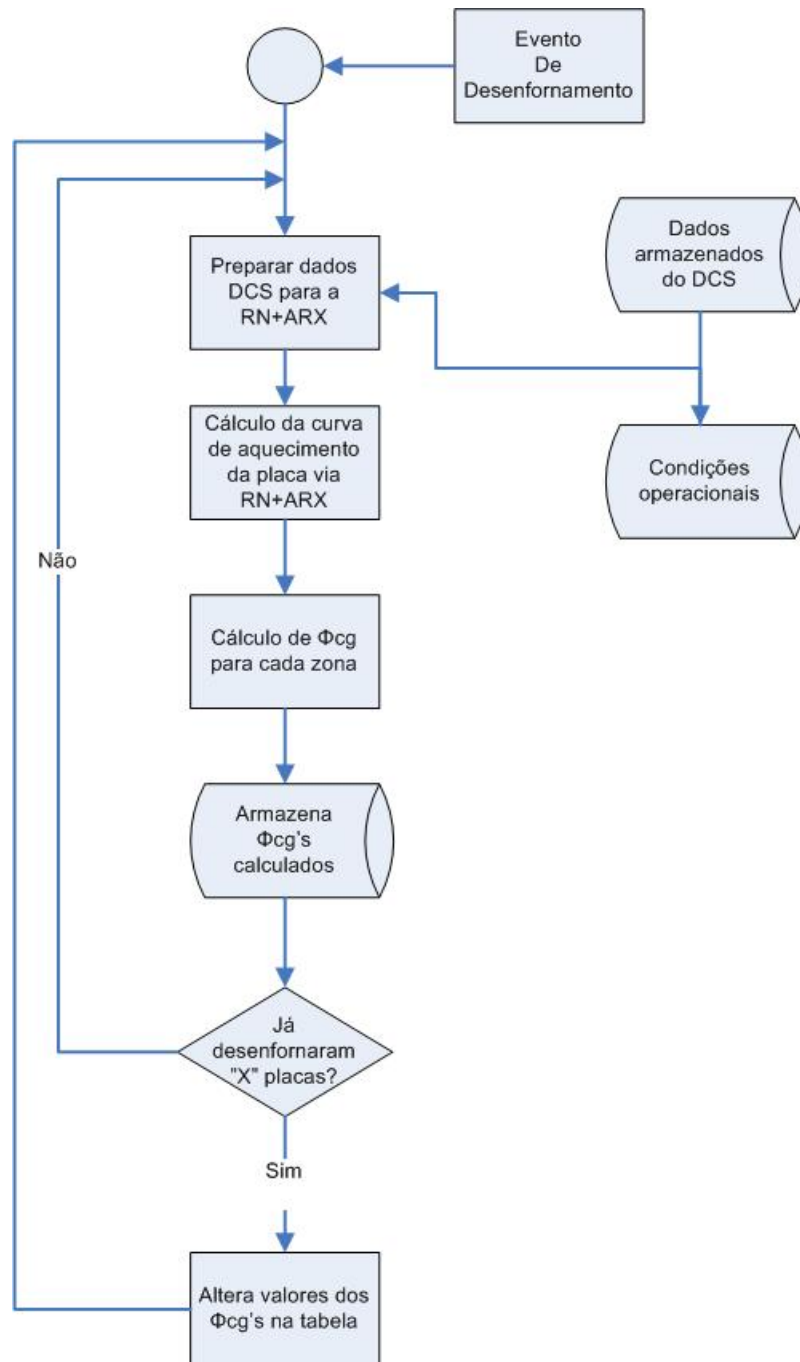


Figura 3. Fluxograma e etapas de cálculo do Φ_{cg}

4 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

A Figura 4 ilustra os valores calculados do Φ_{cg} no Forno 5 entre os dias 9/11 e 15/11. A RNCARX usada foi treinada com os dados da primeira quinzena do mês de setembro de 2007.

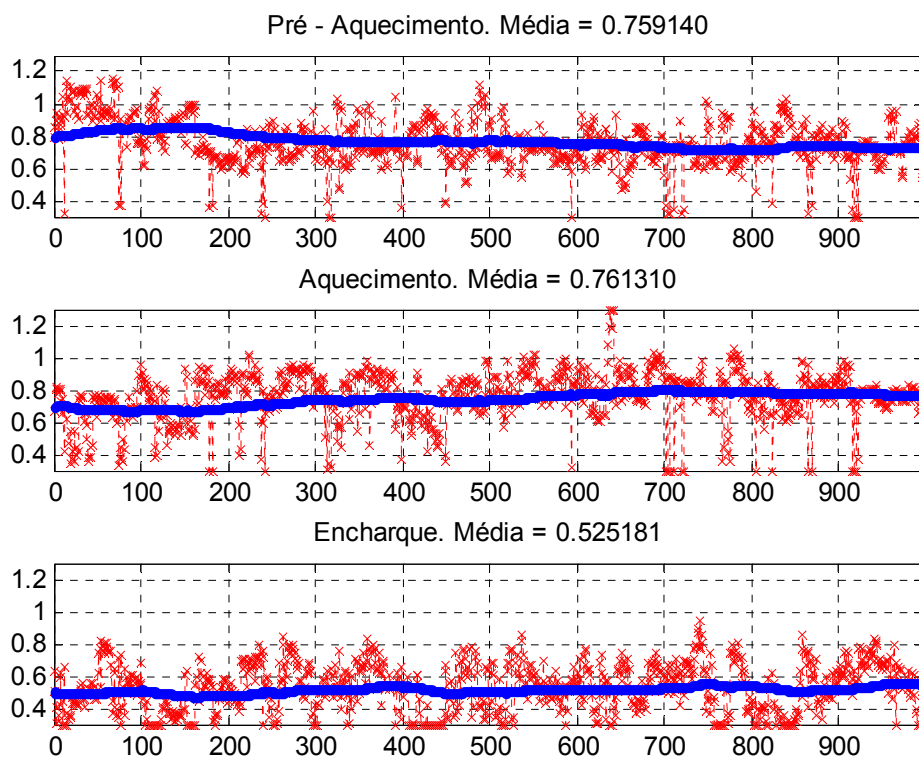


Figura 4. Evolução temporal do Φ_{cg} do forno 5 entre os dias 9/11/2007 e 15/11/2007.

Na Figura 4, os pontos representam os valores de Φ_{cg} calculados para cada placa que desenformou no forno 5. Esses cálculos foram realizados pelo sistema de nível 2, de acordo com o fluxograma da Figura 3.

Com o intuito de realimentar no sistema esses valores calculados de Φ_{cg} , foi realizada uma série de experimentos, onde o valor desse parâmetro foi alterado em uma zona de cada vez considerando a média calculada no dia anterior,⁽⁶⁾ ou seja, o Φ_{cg} usado para o cálculo das temperaturas das placas foi modificado a fim de avaliar o seu efeito na geração do *set point* das malhas de temperaturas das zonas e no desempenho geral do sistema de controle. Durante os primeiros dias dos experimentos com o Φ_{cg} alterado em uma das zonas já foi possível notar a redução no uso de correção manual do cálculo da temperatura das zonas por parte da operação. Não foi registrada também qualquer anomalia devido a problemas de temperatura nas etapas subsequentes do processo, conforme pode ser constatado, na Figura 5. Nela, são comparadas as temperaturas de acabamento no laminador acabador de materiais comuns que foram aquecidos no forno 5 com e sem alteração do Φ_{cg} . A média da temperatura de acabamento permaneceu praticamente constante, enquanto que o desvio padrão apresentou inclusive uma queda percentual de 1%.

Vale ressaltar que a zona de encharque apresentou um Φ_{cg} calculado baixo em relação ao que vinha sendo usado tradicionalmente na Usiminas. No entanto, os testes diários realizados mostraram que o valor calculado através do método desenvolvido é viável, uma vez que houve redução no uso de correção manual no controle e não foram registradas alterações no processo de laminação a quente.

Após os experimentos iniciais, modificou-se o sistema implementado de modo a atualizar de forma automática o Φ_{cg} . Desta forma, o valor usado passou a ser a

média móvel do Φ_{cg} calculado nas últimas seis horas. Esses valores podem ser visualizados na curva de tendência da Figura 4.

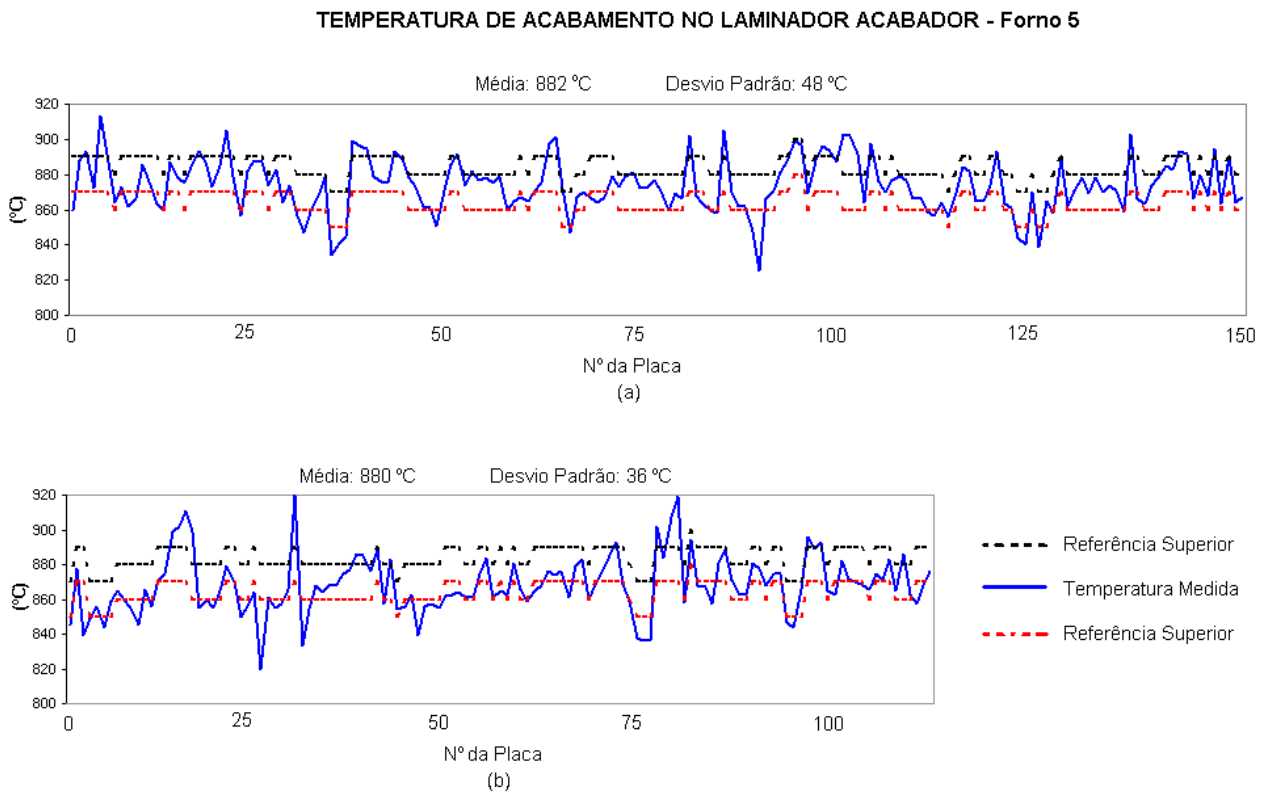


Figura 5. Temperatura de acabamento no trem acabador. (a) Sem alteração no Φ_{cg} (b) com alteração no Φ_{cg} .

A Figura 6 ilustra a média diária do Φ_{cg} calculado para um período de tempo de quatro meses, correspondendo a início de janeiro até o final de maio de 2008.

O período da Figura 6 correspondeu ao final de uma campanha do forno. É possível notar que os valores calculados para o Φ_{cg} no aquecimento e no encharque apresentaram uma tendência de queda. Essa variação era esperada e pode ser explicada, dentre outros fatores, pelo desgaste do refratário e pelo acúmulo de carepa nessas zonas.

A zona de pré-aquecimento apresentou um aumento do Φ_{cg} , no entanto essa é a zona que mais sofre influências externas, como variação na velocidade da linha e média da temperatura de enformamento das placas.⁽³⁾ A Figura 7 ilustra o aumento do tempo médio de permanência ao longo do mesmo período da Figura 6. Está em avaliação a hipótese de que esse aumento seja uma das causas que justifique o crescimento do Φ_{cg} na zona de pré-aquecimento. Como essa é a zona que possui maior capacitância térmica, um aumento no tempo de permanência acarreta um maior ganho calórico proporcional no pré-aquecimento, aumento no ΔT , sendo, pois, de acordo com a equação 1, refletido em um acréscimo no Φ_{cg} dessa zona.

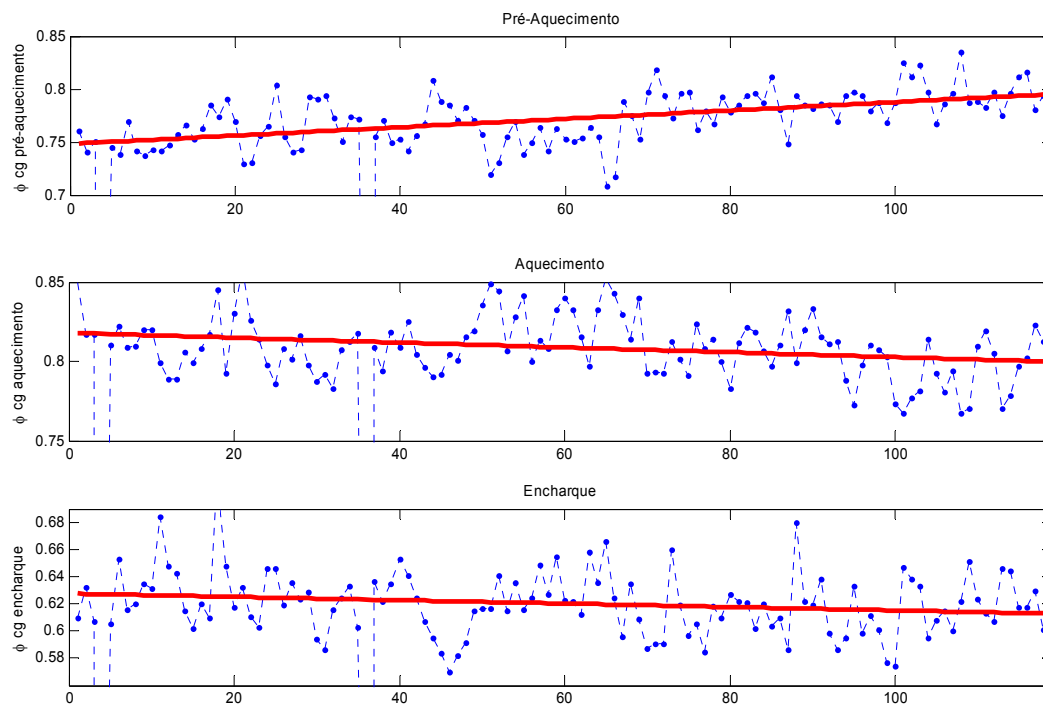


Figura 6. Evolução do Φ_{cg} diário ao longo do primeiro quadrimestre de 2008.

A implementação e os testes acima descritos foram realizados no forno 5 da linha de tiras a quente.

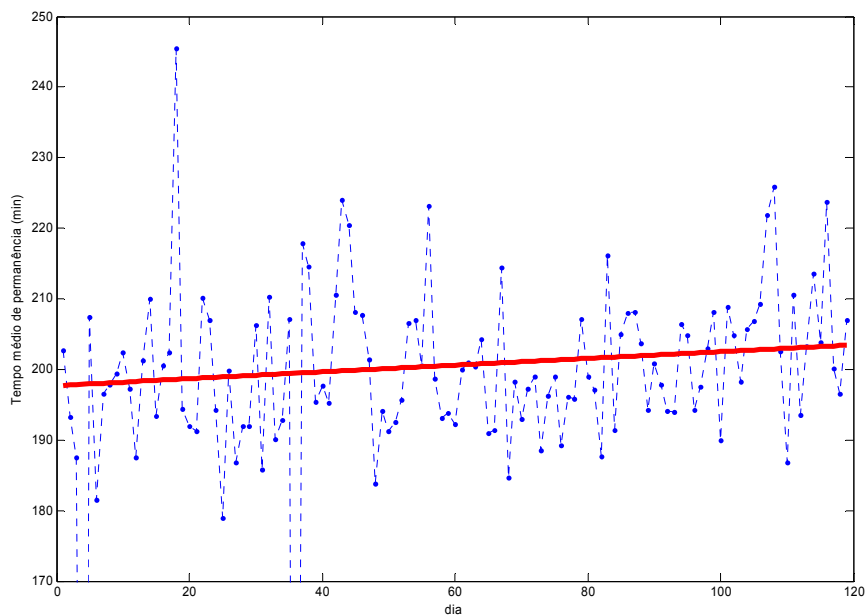


Figura 7. Média diária do tempo de permanência das placas no forno 5 ao longo do primeiro quadrimestre de 2008.

6 CONCLUSÕES

Foi desenvolvida uma técnica baseada em inteligência computacional e modelo auto-regressivo para a estimação da curva de aquecimento médio de uma placa. A partir dessa curva estimada, foi proposto um método matemático complementar para o cálculo do Φ_{cg} do modelo matemático usado na predição de temperatura de cada placa no interior do forno. A determinação do Φ_{cg} pôde ser realizada de forma dinâmica com o forno em operação normal. A metodologia desenvolvida foi também validada com medições da temperatura de uma placa que passou pelo forno 5 (testes de “caixa-preta”).

As modificações foram realizadas para o forno 5 em novembro de 2007 e estão em fase de implementação para o forno 4.

Os testes realizados com a alteração do Φ_{cg} no sistema de otimização possibilitaram de imediato a redução do uso de ajustes manuais na temperatura de *set point* pelo forneiro. Os resultados obtidos confirmaram a melhoria no desempenho do sistema de otimização e espera-se uma economia do combustível do forno. Espera-se ainda, com o cálculo em tempo real dessa emissividade, fazer uma melhor diagnose que indique possíveis problemas ou causa de queda de desempenho em conjunto com o balanço térmico do forno.⁽⁷⁾ Esse último aspecto está sendo avaliado pela equipe da Usiminas.

REFERÊNCIAS

- 1 CARRIÃO, P. F. Melhoria no Sistema de Otimização dos Fornos de Reaquecimento de Placas da Usiminas: uma Aplicação de Rede Neurais e Modelos Auto-Regressivos. Monografia de Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação, Escola de Engenharia da UFMG, 2007.
- 2 INCROPERA FRANK P., DAVID P. DeWitt (1998), Fundamentos de Transferência de Calor e Massa. Departamento de Engenharia Química – UFRJ – Livros Técnicos e Científicos Editora S.A.
- 3 TEIXEIRA, M. H. Modelagem e Controle do Forno de Reaquecimento de placas da Linha de Tiras a Quente da Usiminas. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, UFMG, 2005.
- 4 HAYKIN, S. Neural networks; a comprehensive foundation. 1999. Prentice-Hall
- 5 SUGITA, Y., KAYAMA, M. e MOROOKA, Y. (1997): Improving Tuning Capability of the Adjusting Neural Network. Conference Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, v.2 , pp. 761-766.
- 6 TEIXEIRA, M. H., JOTA, F. G., BARROS, M. S., CARMO, R. A., CARRIÃO, P. F. F. Aplicação de Redes Neurais Artificiais com Modelos Auto-Regressivos (RNCARX) nos Fornos de Reaquecimento de Placas da Linha de Tiras a Quente da Usiminas. In: XII Seminário de Automação de Processos da ABM; Vitória, ES, 01 a 08 de outubro de 2008.
- 7 SANTOS, A. A.; TEIXEIRA, M. H.; MAIA, G. A. Implementação de balanços térmicos Online nos fornos de reaquecimento de linha de tiras a quente da USIMINAS. In: 43º Seminário de Laminação; Processos e Produtos Laminação e revestidos da Associação Brasileira de Metalurgia (ABM), 17 a 20 de outubro de 2006.