

# SISTEMA DE SINCRONIZAÇÃO DE OPERAÇÕES EM FORNO PANELA UTILIZANDO INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL<sup>1</sup>

*Daniel Henrique Dominguete Carvalho*<sup>2</sup>

*Breno Totti Maia*<sup>3</sup>

*Alexandre Pereira Moreira*<sup>4</sup>

*Adriano Fonseca*<sup>5</sup>

*Ricardo Fortuna*<sup>6</sup>

*Kívia Carolina Fonseca Campos*<sup>7</sup>

## Resumo

O trabalho tem como objetivo apresentar um sistema de suporte à decisão para controle de temperatura em forno panela. O sistema desenvolvido auxilia o operador em sua tomada de decisões sendo capaz de prever e acompanhar o comportamento térmico do aço durante o processamento no convertedor LD, forno panela e lingotamento contínuo. O processamento de aço em fornos panela depende da sincronização de operações de controle de temperatura no convertedor LD e no forno panela com o objetivo de atender uma temperatura desejada para o lingotamento contínuo. O sistema desenvolvido é capaz de prever a temperatura de chegada do aço no forno panela através de redes neurais artificiais, possibilitando a otimização da temperatura de vazamento do convertedor LD além de determinar dinamicamente o valor de temperatura desejada para o lingotamento contínuo. O trabalho desenvolvido apresenta uma solução para a sincronização de operação em fornos panela, otimizando o seu processamento térmico. O sistema permitirá aumentar a produtividade (corridas/dia) através da sincronização de operações e a otimização da temperatura de vazamento permitirá processar o aço em valores mais baixos de temperatura otimizando recursos e tempo. O sistema desenvolvido já se encontra implantado em uma empresa do setor siderúrgico apresentando seus primeiros resultados.

**Palavras-chave:** Sincronização, Forno Panela, Redes Neurais Artificiais.

---

<sup>1</sup>Trabalho a ser apresentado no XXXVI Seminário de Fusão, Refino e Solidificação dos Metais – Internacional – 16 a 18 de maio de 2005 – Vitória – ES – Brasil.

<sup>2</sup>Engenheiro Eletricista, Mestre em Inteligência Computacional, Departamento de Otimização da Arte & Byte Sistemas Ltda, Sócio da ABM.

<sup>3</sup>Engenheiro Metalurgista, Assessor Técnico, Aciaria, Sócio da ABM.

<sup>4</sup>Engenheiro Eletricista, Mestre em Eletrônica de Potência, Departamento de Otimização da Arte & Byte Sistemas Ltda, Sócio da ABM.

<sup>5</sup>Engenheiro Metalurgista, Assessor Técnico, Aciaria.

<sup>6</sup>Engenheiro Eletricista, Gerente Técnico da Arte & Byte Sistemas Ltda, Sócio da ABM.

<sup>7</sup>Graduando em Engenharia de Produção, Trainee, Aciaria.

## 1 INTRODUÇÃO

O controle da temperatura durante o processamento do aço entre o conversor LD, o forno panela e o lingotamento contínuo permite sincronizar as operações nos equipamentos citados garantindo uma seqüência contínua de produção. Para um melhor aproveitamento dos recursos de controle disponíveis no processo, é necessário determinar os melhores *set-points* de operação.

Uma variável de processo importante para a otimização das operações é a perda térmica ocorrida durante a transferência de aço entre os equipamentos. Uma vez caracterizada esta perda térmica em função de condições operacionais do processo, será possível estimar o comportamento térmico do aço durante todo o seu processamento e otimizar recursos e tempo de produção.

O trabalho atual apresenta a metodologia utilizada para a modelagem do comportamento térmico durante as etapas de processamento garantindo um sincronismo de produção que será refletido em aumento de produtividade e qualidade para o processo em estudo.

Os modelos foram obtidos através de técnicas de aprendizado de máquina, onde se destacam as Redes Neurais Artificiais,<sup>(1-2)</sup> aliadas a ferramentas convencionais de regressão.

O sistema final, integrado ao sistema de supervisão da aciaria, oferece todo o suporte para o controle de temperatura durante as etapas de decisão do operador.

## 2 METODOLOGIA

Com a intenção de atender o objetivo principal do processo, que é manter o fornecimento de aço ao lingotamento contínuo sem interrupções e dentro das especificações de temperatura desejadas, foi possível desenvolver módulos de operação que auxiliam todo o controle de temperatura em todas as etapas de processamento do aço.

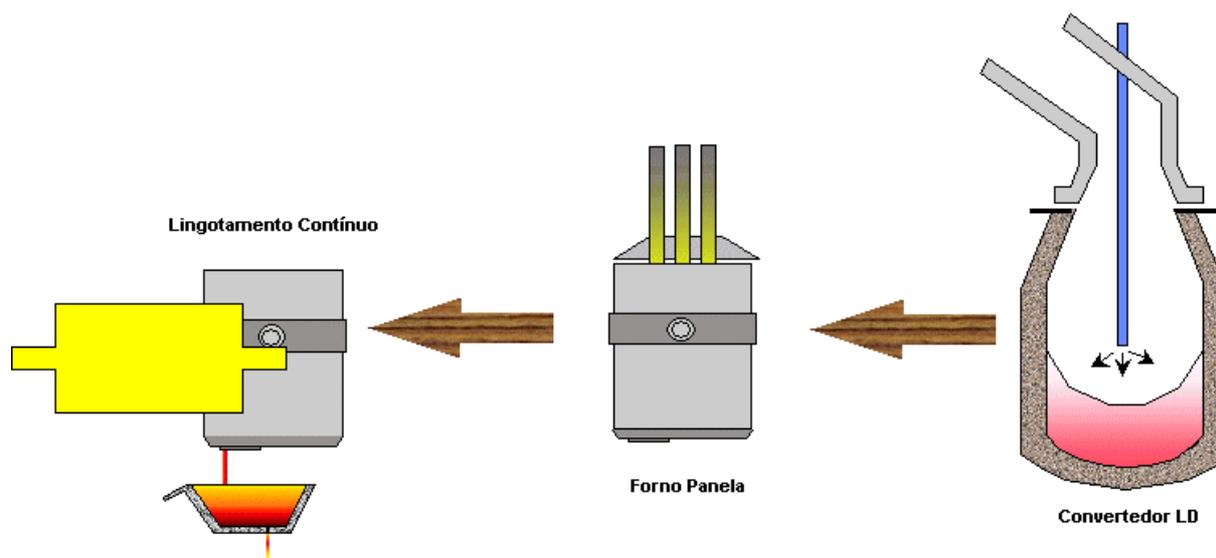
Primeiramente, o texto apresenta uma descrição geral do processo de operações em forno panela. Em seguida é apresentada a metodologia utilizada para a construção dos módulos de operação utilizados na sincronização de operações de uma aciaria composta de conversor LD, forno panela e lingotamento contínuo.

### 2.1 Descrição do Processo de Operação em Forno Panela

O processo em estudo consiste de uma seqüência em linha, composta pelo conversor LD, forno panela e lingotamento contínuo conforme ilustra a Figura 1.

O aço presente no conversor é submetido a um tratamento térmico de modo a fornecer um aço apropriado para o refino secundário. Quando a temperatura do aço presente no conversor atinge o valor desejado de temperatura de vazamento, o material é vazado para uma panela, que será submetida a um processamento com o objetivo de atender a um valor de temperatura apropriado para o lingotamento.

No forno panela, o aço é submetido a um processo de homogeneização por três minutos. A temperatura do aço é medida. O operador, de posse do tempo disponível para processamento e a temperatura de lingotamento a ser atingida, deve decidir como processar a panela para garantir o sincronismo do processo.



**Figura 1.** Fluxograma do processo de operações em uma aciaria.

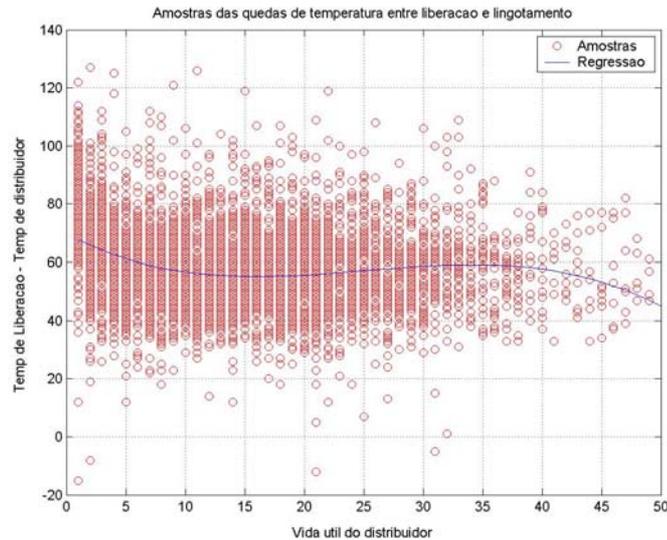
Quando a temperatura de chegada no refino secundário é inferior ao mínimo necessário para atingir a temperatura desejada no lingotamento contínuo, a corrida necessita ser processada de forma a adequar seu valor de temperatura. Caso não se obtenha um valor mínimo aceitável de temperatura, podem ocorrer solidificações prematuras nos tarugos provocando a perda do sequenciamento de produção. No outro extremo, quando a temperatura do aço entregue ao lingotamento é superior à aceitável, podem ocorrer perfurações nos moldes provocando perda de produção além de comprometer a qualidade do aço pelo aumento da probabilidade de ocorrência de inclusões.

## 2.2 Preditor de Perda Térmica Entre Forno Panela e Lingotamento Contínuo

Partindo de um estudo realizado em campo com o objetivo de aumentar a vida útil do distribuidor, foi possível desenvolver um módulo de previsão de perda térmica entre o forno panela e lingotamento contínuo com base nas informações de temperatura de distribuidor e sua vida ao longo de corridas seqüenciadas.

Após um estudo estatístico do comportamento desta perda térmica e o levantamento de uma base de dados foi possível encontrar modelos matemáticos a partir de técnicas de regressões lineares.

Para cada tipo de aço, foi identificada uma equação que caracteriza melhor o comportamento térmico para o distribuidor. Estas equações fornecem a perda térmica do aço em função da vida útil do distribuidor, conforme exemplifica a regressão obtida na Figura 2, cuja regressão encontrada atingiu um índice de correlação de 0,248.



**Figura 2.** Exemplo de regressão para predição de perda térmica entre forno panela e lingotamento contínuo.

Com a informação de perda térmica, dada pelo modelo apresentado, é possível estabelecer o valor de temperatura de liberação do forno panela. O valor desta temperatura de liberação irá determinar, em função de condições atuais da planta, como operar o forno panela. Para isto foi construído o módulo de decisão de processamento de forno panela apresentado na seção a seguir.

### 2.3 Decisor de Processamento de Forno Panela

O processamento do forno panela é realizado em função da situação atual da planta, envolvendo o tempo disponível para processamento e taxas de aquecimento disponíveis para atender as especificações de aceitação do lingotamento contínuo.

Dada uma temperatura de liberação a ser atingida, o módulo de decisor de processamento de forno panela fornece ao operador o tempo e a taxa de aquecimento necessária para atingir tal objetivo.

O algoritmo de decisão foi desenvolvido segundo alguns estudos estatísticos e de acordo com a seqüência de decisões tomadas pelos operadores. A Tabela I apresenta algumas variáveis de tempo e temperatura ( $T_p$ ) e exemplos de decisões e alarmes fornecidos pelo módulo em questão.

**Tabela 1.** Exemplos de decisões e alarmes fornecidos pelo decisor de processamento de forno panela.

Tempo disponível (min)	$T_p$ de Chegada	$T_p$ Objetivo	Saída
10	1590	1600	<i>Processar 5°C/min por 5,8 minutos.</i>
20	1690	1600	<i>Tp. de chegada muito alta!</i>
20	1620	1600	<i>Ir direto ao lingotamento contínuo.</i>
5	1580	1600	<i>Tp. de chegada insuficiente!</i>

Através do uso do decisor de processamento é possível saber se as condições de operação, em especial a temperatura de chegada do aço vindo do

convertedor LD, possibilitam realizar um processamento térmico no aço da panela que garanta alcançar as especificações do aço para o lingotamento contínuo.

## 2.4 Preditor de Perda Térmica Entre Convertedor LD e Forno Panela

Para a realização do módulo de predição de perda térmica entre o convertedor LD e o forno panela fez-se uso de ferramentas de inteligência computacional.<sup>(1)</sup> Foram obtidos três modelos, um para cada tipo de aço: baixo carbono, médio carbono e alto carbono, representados cada um por uma rede neural artificial.

A base de dados utilizada para o aprendizado das Redes Neurais Artificiais foi constituída de 3213 amostras de 14 variáveis do processo em estudo. As variáveis utilizadas para a modelagem em questão foram:

- temperatura de vazamento do Convertedor LD;
- temperatura de chegada na panela, após três minutos de homogeneização;
- quantidade de carga metálica;
- quantidade de aço líquido;
- quantidade de sucata;
- quantidade de gusa líquida;
- quantidade de gusa sólida;
- quantidade de cal calcítica;
- quantidade de cal dolomítica;
- quantidade de coque;
- quantidade de ferro silício;
- temperatura de panela vazia;
- vida do canal de corrida;
- tempo previsto para vazamento de aço;

Os dados foram submetidos a um pré-processamento para formatação e filtragem de amostras fora de intervalos de operação e registros inválidos.

As redes neurais artificiais são capazes de aproximar qualquer função contínua com o grau de ajuste desejado, porém sua capacidade de generalização fica comprometida. A capacidade de generalização de uma rede neural artificial é representada pelo bom comportamento de predição para valores de variáveis de entrada não apresentadas à rede neural durante sua fase de treinamento. Para atender ao critério de generalização, a base de dados utilizada foi dividida em três subconjuntos onde 80% das amostras foram utilizadas para o aprendizado (60% dos dados originais para treinamento e 20% para validação) e 20% das amostras foram utilizadas para teste do modelo obtido, de forma a avaliar sua capacidade de generalização.

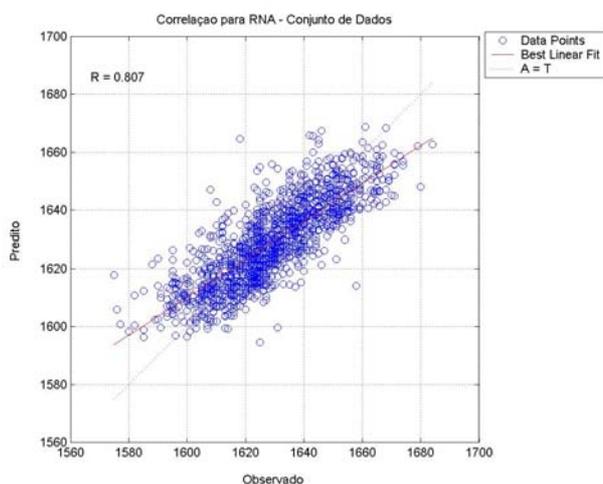
Os modelos neurais obtidos são representados por redes neurais artificiais do tipo MLP (perceptrons multi-camadas) com a topologia de 10 nodos na camada escondida. Como algoritmo de aprendizado para a rede neural foi utilizado o método multi-objetivo para redes MLP.<sup>(3)</sup> A Tabela 2 apresenta os erros de predição para os modelos obtidos para cada família de aço.

**Tabela 2.** Resultado da modelagem por redes neurais artificiais da perda térmica entre convertedor LD e forno panela.

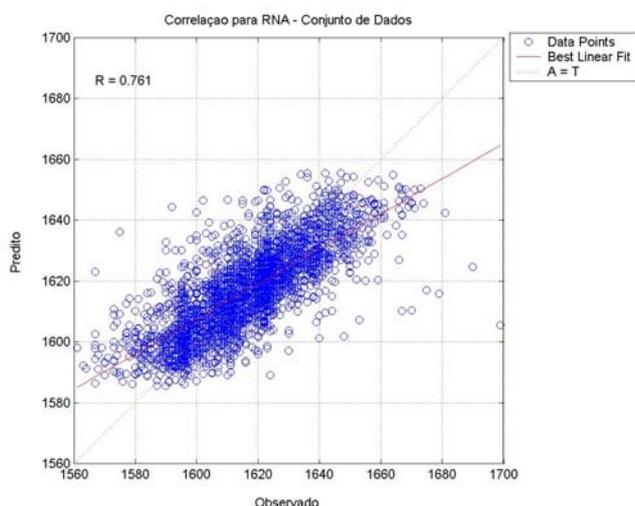
	<b>Baixo Carbono</b>	<b>Médio Carbono</b>	<b>Alto Carbono</b>
<b>Conjunto de Treinamento</b>			
Erro médio absoluto	7,83 °C	9,11 °C	9,07 °C
<b>Conjunto de Teste</b>			
Erro médio absoluto	9,02 °C	10,34 °C	9,88 °C
<b>Conjunto de Total</b>			
Erro médio absoluto	8,19 °C	9,20 °C	9,26 °C
Coef. Correlação	0,807	0,761	0,786

De acordo com o projeto realizado, o erro de predição para o valor de temperatura de chegada se encontra próximo de 9°C oferecendo um coeficiente de correlação (R) próximo de 0,78 para as modelagens obtidas.

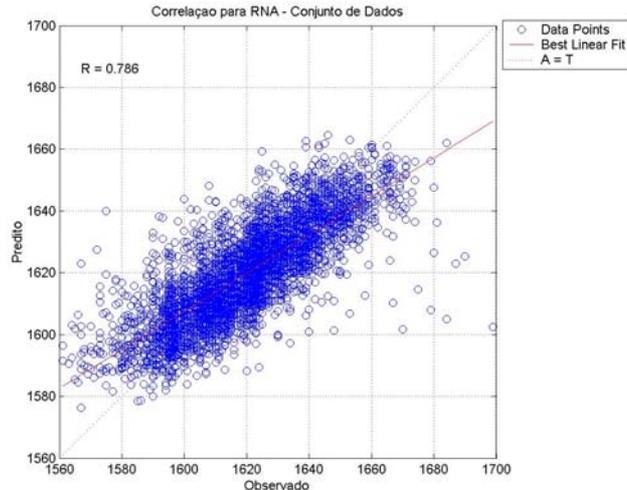
As Figuras 3 a 5 apresentam o comportamento de predição dos modelos neurais para o conjunto de teste de cada tipo de aço.



**Figura 3.** Relação de temperatura de chegada entre o valor predito pelo modelo de baixo carbono e o observado no processo real.



**Figura 4.** Relação de temperatura de chegada entre o valor predito pelo modelo de médio carbono e o observado no processo real.



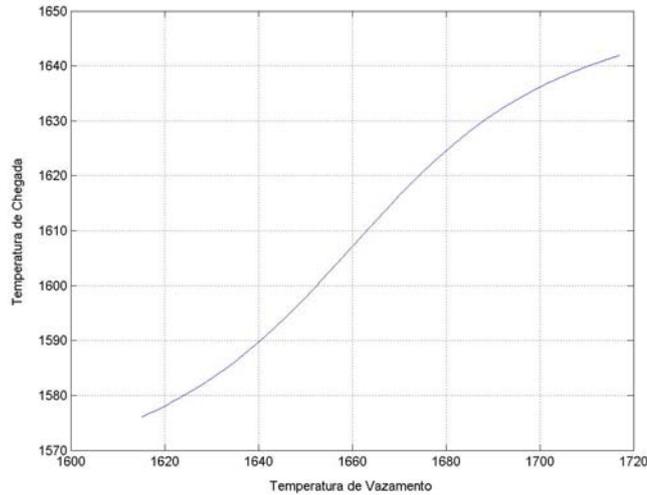
**Figura 5.** Relação de temperatura de chegada entre o valor predito pelo modelo de alto carbono e o observado no processo real.

De posse dos modelos de perda térmica entre o convertedor LD e o forno panela, é possível determinar a temperatura de vazamento do convertedor LD em função da temperatura desejada de chegada no forno panela. Estes modelos em conjunto com os outros módulos apresentados possibilitam estimar, segundo condições adversas, a temperatura de vazamento necessária para atingir a temperatura de lingotamento desejada. Esta função é representada pelo módulo de otimização da temperatura de vazamento.

## 2.5 Otimizador de Temperatura de Vazamento

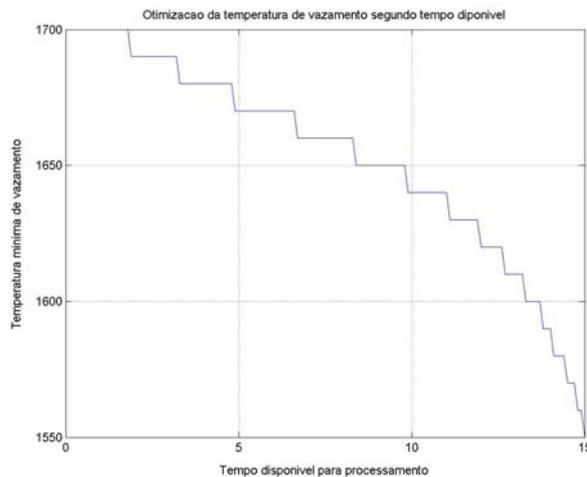
Fazendo uso dos módulos desenvolvidos anteriormente, é possível otimizar o valor de temperatura de vazamento do convertedor LD encontrando o valor mínimo de temperatura que garanta o fornecimento de aço nas condições ideais para a máquina de lingotamento contínuo.

Em função do valor de temperatura desejado para o lingotamento contínuo, realiza-se o mapeamento inverso através dos módulos de operação até que se obtenha o valor ideal de temperatura de chegada na panela. Utilizando o preditor de perda térmica entre convertedor LD e forno panela é possível avaliar a predição de temperatura de chegada em função do valor de temperatura de vazamento, conforme ilustra a Figura 6, até que se encontre a condição mínima para se garantir um sincronismo em todo o processo.



**Figura 6.** Exemplo de predição de temperatura de chegada em função da temperatura de vazamento obtida pela modelagem de redes neurais artificiais.

A otimização da temperatura de vazamento é realizada levando em consideração todas as condições de operação que foram modeladas em algum módulo de operação citado anteriormente. A Figura 7 ilustra um procedimento de otimização em função do tempo disponível para processamento de um aço de teor médio de carbono no forno panela considerando três minutos de homogeneização. Quanto menor o tempo disponível para o processamento no forno panela, maior deve ser a temperatura de vazamento do convertedor para compensar a ausência de correção de temperatura na panela.



**Figura 7.** Exemplo de otimização de temperatura de vazamento em função do tempo disponível para processamento em forno panela.

O módulo de otimização fornece ao operador, segundo condições atuais da planta, o valor mínimo de temperatura de vazamento necessária para se manter o sincronismo de fornecimento de aço ao lingotamento contínuo evitando qualquer tipo de procedimento de correção.

## 2.6 Descrição do Sistema Desenvolvido

As ferramentas desenvolvidas foram integradas ao sistema de supervisão do forno panela através de um software de aplicação. O software, desenvolvido pela Arte & Byte Sistemas e denominado de Sistema Inteligente de Suporte à Decisão para Operação de Fornos Panela (SISD-OFP), é capaz de comunicar-se com o sistema de supervisão (Fix 32 versão 3.15) por meio de um banco de dados relacional, obtendo em tempo real, todas as variáveis de processo relevantes.

O software ainda fornece relatórios de acompanhamento e possibilidade de configurações diversas de parâmetros de modelagem entre outras funções. A Figura 8 apresenta a tela principal de operação do software de aplicação desenvolvido.

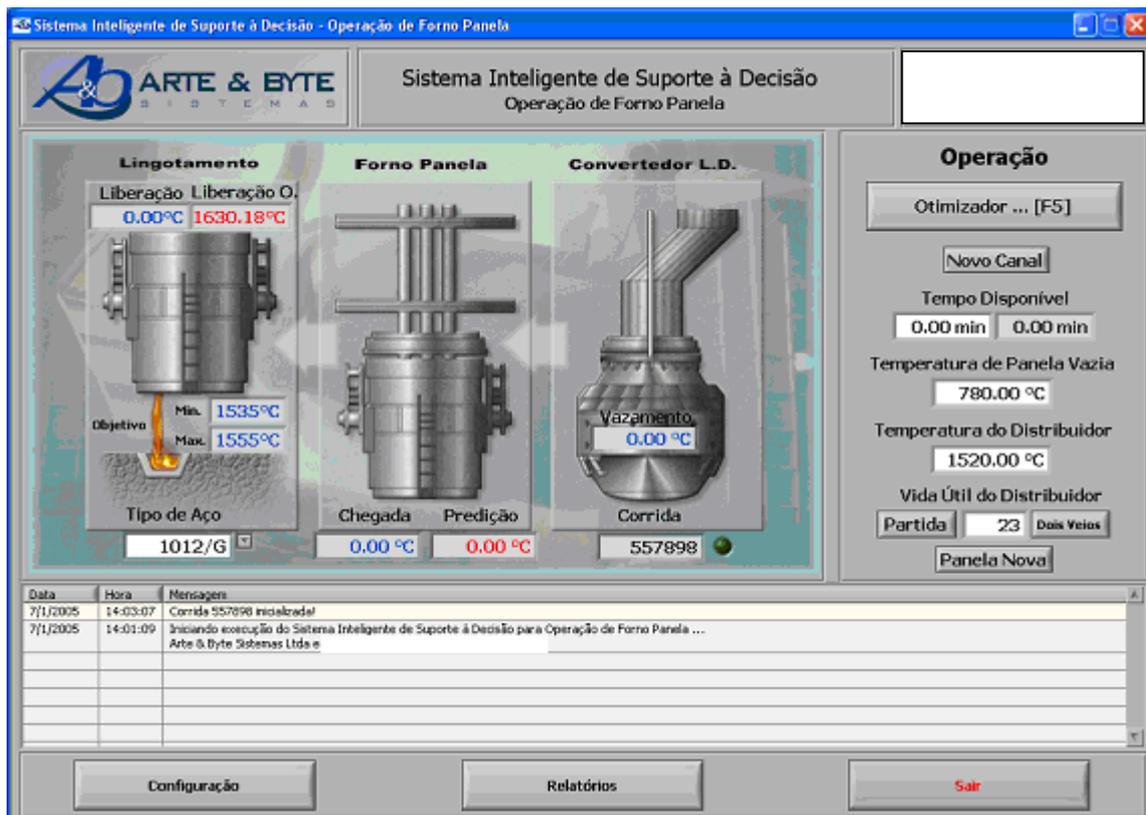


Figura 8. Tela principal de operação do software SISD-OFP para otimização e modelagem do processo de sincronismo de operações em forno panela.

## 3 -CONCLUSÕES

O sistema proposto permite a sincronização de operações em fornos panela, otimizando o processo de abastecimento da máquina de lingotamento contínuo, através de um suporte à decisão para o operador.

A eficiência de um sistema preditor, projetado a partir de amostras de processo, está relacionada com a representatividade estatística dos dados coletados. A grande parte das variáveis utilizadas na modelagem do processo são originadas de registros manuais cujo procedimento de medição está exposto a fontes de ruídos externos. A ausência de medição de certas grandezas também pode deteriorar o resultado do modelo. No caso atual, a medição de encharque de panela vazia seria um exemplo de informação relevante para a modelagem, uma vez, que o valor utilizado é uma medida pontual não refletindo a condição geral da

panela. Desta forma, o erro de predição relacionado à qualquer técnica de modelagem baseada em dados de processo pode ser minimizado ao se construir uma base sólida de instrumentação.

Atualmente o sistema se encontra iniciando sua fase de utilização em campo. Ainda não foi realizado um número razoável de corridas para cada tipo de aço para uma avaliação mais detalhada dos resultados obtidos. Como ilustração pode-se destacar as corridas com o aço SAE 1012. O erro médio para a predição de temperatura de chegada foi de 2,35 °C com um desvio padrão de 12,03 °C, onde ocorreram algumas interferências não previstas no sistema, interferindo no processo de predição nesta etapa de andamento do projeto.

Com a consolidação do sistema apresentado no trabalho, o controle e a otimização dos valores de temperatura proporcionará ganhos de produção. Pode-se citar, por exemplo, a diminuição da temperatura de vazamento, aumento do rendimento das ligas, aumento da qualidade dos tarugos, diminuição do consumo de O<sub>2</sub>, diminuição do tempo de processo e diminuição do número de isolamento de veios no lingotamento contínuo.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 1 REZENDE, S.O. **Sistemas inteligentes**: fundamentos e aplicações. São Paulo:a Manole, 2002.
- 2 HAYKIN, S. **Neural networks**: a comprehensive foundation. New York: Macmillan, 2001.
- 3 TEIXEIRA, R. A.; BRAGA, A. P.; TAKAHASHI, R. H. C.; SALDANHA, R. R. Improving generalization of MLP's with multi-objetive optimization. **Neurocomputing**, v. 35, p. 318-362, 2000.