UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ

CENTRO DE TECNOLOGIA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA METALÚRGICA E DE MATERIAIS

CURSO DE ENGENHARIA METALÚRGICA

LUCAS LOPES DE CASTRO

CRIAÇÃO DE MODELO ATRAVÉS DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA PARA PREDIÇÃO DA %C E TEMPERATURA DE AÇOS EM FORNO ELÉTRICO À ARCO CONSTEEL® NA FASE DE REFINO PRIMÁRIO

FORTALEZA – CE

2014

LUCAS LOPES DE CASTRO

CRIAÇÃO DE MODELO ATRAVÉS DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA PARA PREDIÇÃO DA %C E TEMPERATURA DE AÇOS EM FORNO ELÉTRICO À ARCO CONSTEEL® NA FASE DE REFINO PRIMÁRIO

Monografia apresentada ao curso de Engenharia Metalúrgica do Departamento de Engenharia Metalúrgica e de Materiais da Universidade Federal do Ceará como requisito parcial para a obtenção do Título de Engenheiro Metalúrgico.

Orientador: Prof. Dr. –Ing. Jeferson Leandro Klug

FORTALEZA - CE

2014

LUCAS LOPES DE CASTRO

CRIAÇÃO DE MODELO ATRAVÉS DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA PARA PREDIÇÃO DA %C E TEMPERATURA DE AÇOS EM FORNO ELÉTRICO À ARCO CONSTEEL® NA FASE DE REFINO PRIMÁRIO

Monografia apresentada ao curso de Engenharia Metalúrgica do Departamento de Engenharia Metalúrgica e de Materiais da Universidade Federal do Ceará como requisito parcial para a obtenção do Título de Engenheiro Metalúrgico.

Orientador: Prof. Dr. –Ing. Jeferson Leandro Klug

Aprovada em: ____/____/____

BANCA EXAMINADORA

_____

Prof. Dr. –Ing. Jeferson Leandro Klug (Orientador)

Universidade Federal do Ceará (UFC)

_____

Prof. Dr. Elineudo Pinho de Moura

Universidade Federal do Ceará (UFC)

_____

Prof. Dr. Marcelo J. Gomes da Silva

Universidade Federal do Ceará (UFC)

A Deus.

Aos meus pais, Edivaldo e Maria Hilma.

A minha namorada Katiana.

Aos meus verdadeiros amigos.

AGRADECIMENTOS

A Deus pela oportunidade de viver e por estar sempre presente em todos os momentos da minha vida.

Aos meus pais, Edivaldo Moreira de Castro e Maria Hilma Lopes de Castro, pelos ensinamentos, apoio, motivação e construção de toda a estrutura para a realização desse momento.

A minha amada namorada, companheira e amiga Katiana da Silva Moreira, por todo o incentivo, conselhos, carinho e compreensão nos momentos em que mais precisei.

A todos os meu familiares, em especial, minha Tia Laurivane Moreira, meus Avós Assis, Laura, (asasa pegar nomes avós maternos) por todo o apoio e por sempre acreditar que esse momento chegaria.

À Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil, pela oportunidade de crescimento e fomentação das qualidades básicas para um engenheiro, em especial ao Gerente de Aciaria, Laurent Chesseret, por acreditar nas minhas habilidades, garantir o início e conclusão do meu estágio e ser uma figura cativante e inspiradora para minha vida.

Ao engenheiro Thiago Oliveira, por ser um dos principais responsáveis pela realização deste trabalho e por ter me concedido uma fantástica experiência para meu crescimento profissional.

Ao MSc Engenheiro Antônio Barreto, que após seus mais de 50 anos de experiência em aciaria, ainda tinha disposição em ensinar-me, pela motivação e confiança direcionada a mim para realização de todas as minhas atividades, e acima de tudo, pelo incentivo em exercer à função de engenheiro com dignidade e honra.

Ao meu professor orientador Dr. –Ing Jeferson Klug pelos momentos compartilhados de grandes ensinamentos e direcionamentos não só para a parte profissional, mas também para o cotidiano de nossas vidas.

Ao professor Dr. Elineudo Pinho de Moura, pela compreensão, paciência e assistência profissional e pessoal, por sempre estar presente nos momentos em que mais precisei e pela fantástica experiência na Bélgica em 2013.

Ao professor Dr. Marcelo Motta, por todo o conhecimento e experiência de vida repassada em toda a jornada a qual trabalhamos juntos no grupo PET Metalúrgica.

Ao professor Helio Miranda e ao magnífico reitor Jesualdo Pereira(asasasa verificar) , pela confiança, incentivo e apoio para sermos vice-campeões mundiais no 7º Virtual Steelmaking Challenge.

A todos os professor do nosso departamento, Lindberg Gonçalves, Igor Frota, Walney Silva, Ricardo Emílio, Marcelo José, Carlos Almir, Francisco Marcondes, Raimundo Leite, Cleiton Carvalho, Hamilton Ferreira, Ênio Pontes e Sônia – asasad(faltando) pelos ensinamentos, conselhos e experiências compartilhadas.

Aos amigos e colaboradores do departamento, Francisco Júnior e Camila Muniz, pela paciência e prestatividade em todos esses anos de engenharia.

Aos meus amigos Francisco Leonardo, Davi Ribeiro e Emanuel Seixas pela extraordinária experiência compartilhada que tivemos na ULB, em Bruxelas 2013. Vocês sempre farão parte da minha vida.

Aos meu colegas de trabalho na VSB, engenheiros: José Luiz, Adachi (sasa faltando) e Hudison (sasa faltando), engenheira Mariana Modesto, técnicos Joel (sasa faltando) e Pablo (sasa faltando), e toda a equipe de operadores do FEA que me ajudaram a concluir este trabalho, bem como a iniciar e fechar um novo ciclo na minha vida, com orientações profissionais, pessoais e experiências de vida, e também pelas brincadeiras e descontração que fazem da equipe de processos uma grande família e extraordinário ambiente de trabalho.

Aos meu colegas Henrique Alencar, Eudes Rodrigues, Francisco Ribeiro, Pablo Leão, Bruno Mynelly, Francisco Diego e Emanuel Seixas pela experiência no Centro Acadêmico – CA Metal e por todas as alegrias e dificuldades compartilhadas

Aos meus grandes amigos Fernando José e sua esposa Simone que me receberam como um filho em sua residência e me ajudaram nos momentos mais difíceis que passei no estágio em Conselheiro Lafaiete, muito obrigado.

RESUMO

A predição das condições do fim da fase refino primário é de essencial importância para a realização de práticas sustentáveis e econômicas tanto em fornos LD como em FEA. É nesta fase que ocorre a descarburação final do refino primário bem como obtenção da temperatura mínima para sequência do processo. Neste trabalho, foram desenvolvidas equações lineares para prever a porcentagem de carbono e a temperatura, ideal para a fase de refino do aço em FEA com sistema Consteel®, na usina da Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil – VSB. Para tal, foi necessário levantamento de dados nos meses de fevereiro a março de 2014, para elaboração do modelo (definição das principais variáveis que fariam parte do modelo, eliminação dos dados não condizentes com o processo e elaboração da equação a ser utilizada para previsão) e de abril a maio também de 2014, para validação e ajuste final da equação. Os resultados obtidos até o momento foram satisfatórios, e justificaram a implementação do modelo junto ao sistema de controle de processo, bem como treinamento da operação para a utilização do modelo produzido. As melhorias são inúmeras e podemos listar a economia na quantidade de energia elétrica utilizada na fase refino, diminuição na quantidade de CO_2 produzida no processo, diminuição no *tap-to-tap* das corridas e prevenção de oxidação desnecessária do banho metálico. Estima-se que com a utilização de tal modelo, os ganhos financeiros girem em torno de R$ 1.270.000,00 à R$ 2.697.012,00 ao ano, com as melhorias nos padrões atuais e maior entendimento sobre o processo, que é pioneiro aqui no Brasil.

Palavras-chave: FEA. Consteel®. Predição das condições de fim de refino.

ABSTRACT

The prediction of end conditions in primary refining stage is essential importance for sustainable and economics practices, both in LD furnaces as for EAF. Is at this stage that occurs the end decarburization of primary refining as well obtaining the minimum temperature for following the process. In this work, were developed linear regressions to predict the percentage of carbon and temperature throughout the stage of steel refining in a FEA Consteel® system, the plant of Vallourec & Sumitomo Tubos do Brazil - VSB. For this it was necessary to survey data from February and March 2014 to construct the model (definition of key variables that would be part of the model, elimination of inconsistent data with the process and drafting of the equation to be used for prediction) and April-May 2014 also for validation and tuning of the final equation. The results obtained so far have been satisfactory, and justified the implementation of the model with the process control system as well as training operation for the use of the model produced. The improvements are numerous and we can list the savings in the amount of electricity used in the refining phase, decrease in the amount of CO2 produced in the process, decrease in tap-to-tap the heats and prevent needless oxidation of the metal bath. It is estimated that the use of such a model, the financial gains revolve around R$ 1,270,000.00 to R$ 3,800,000.00 per year, with improvements in the current standards and greater understanding of the process, which is a pioneer in Brazil.

Key-Words: EAF, Consteel®, Prediction of conditions to refining.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Representação Esquemática do Interior do FEA com sistema Consteel®.....1
Figura 2 - Fluxograma Geral de Produção da VSB.....3
Figura 3 - Fluxograma de Produção da Aciaria VSB.....3
Figura 4 - Características do FEA Consteel® da VSB.....4
Figura 5 - Representação Esquemática de um Forno à Arco Elétrico.....7
Figura 6 - Carregmento de Sucata e Pig Iron no sistema Consteel®..... 9
Figura 7 - FEA e câmara de pré-aquecimento do Sistema Consteel® 10
Figura 8 - Visão Geral do Sistema Consteel® 11
Figura 9 - Carregamento com Cesto de sucata e *Pig Iron* no FEA Consteel® 11
Figura 10 - Influência do carregamento de Gusa Líquido no tempo de *Tap-to-Tap*..... 13
Figura 11 - Utilização de Gusa Líquido no Carregamento de FEA Consteel®.....14
Figura 12 - Nível de Ruído para Carregamento pelo topo x Consteel® 15
Figura 13 - Menu de Acesso a Tela de Validação do Modelo 34
Figura 14 - Tela de Testes do Modelo..... 34

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Ganhos energéticos médios com diferentes fontes de Energia Química..... 8
Tabela 2 - Análise de Variância da Regressão 18
Tabela 3 - Estratificação das Possíveis Correlações entre Variáveis 21
Tabela 4 - Organização dos Principais Dados Coletados..... 23
Tabela 5 - Cronograma de Desenvolvimento da Atividade 24
Tabela 6 - Dados Gerais Utilizados para Criação e Validação dos Modelos..... 25
Tabela 7 - Coeficientes do Modelo de Predição da Temperatura 27
Tabela 8 – Coeficientes do Modelo de Predição da [%C] 29
Tabela 9 - Parâmetros cadastrados no sistem QTS utilizados pelo modelo..... 32
Tabela 10 - Armazenamento dos dados da corrida e dos valores preditos de Temperatura..... 32
Tabela 11 - Armazenamento dos dados da corrida e dos valores preditos de [%C] 33

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

FEA	Forno à Arco Elétrico
CELOX®	Sensor de Medição da Temperatura e atividade do oxigênio
DRI	Direct Reduction Iron
HBI	Hot Briquetted Iron
OLS	Ordinary Least Square
STQ	Soma Total dos Quadrados
SQE	Soma dos Quadrados Entre Grupos
MQE	Média dos Quadrados Entre Grupos
MQD	Média dos Quadrados Dentro do Grupo
MTQ	Média Total dos Quadrados
SQR	Soma dos Quadrados Médios Residuais
QMR	Quadrado Médio Residual
QTS	Quality and Traceability System
CLP	Controlador Lógico Progamável
EBT	*Excentric Botton Tapping* (Vazamento Excêntrico pelo Fundo)

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....**1**

2. OBJETIVOS.....**5**

2.1. Geral.....**5**

2.2. Específicos.....**5**

3. INTRODUÇÃO TEÓRICA.....**6**

3.1. FEA Convencional.....**6**

3.2. FEA com sistema Consteel®.....**8**

3.2.1. ***Carregamento de Gusa Líquido***.....**12**

3.2.1.1 *Vantagens da utilização de gusa líquido no carregamento*.....**12**

3.2.1.2 *Impactos na Produtividade*.....**13**

3.2.2. Energia Elétrica – Principais Vantagens.....**14**

3.3. Regressão Linear Simples.....**16**

3.4. Regressão Linear Múltipla.....**16**

3.4.1. Verificação das hipóteses básicas para uma regressão.....**17**

3.4.2. Análise da Variância da Regressão.....**17**

3.4.3. Poder de Explicação do Modelo.....**19**

3.4.4. Relação entre as Variáveis.....**20**

3.4.5. Método "Passo a Frente" (Forward) **21**

3.4.6. Método "Todas as regressões possíveis" **21**

4. MATERIAIS E MÉTODOS.....**23**

4.1. Materiais.....**23**

4.2. Métodos.....**24**

4.2.1. Cronograma da Atividade.....**24**

4.2.2. Coleta, Análise e Organização dos Dados.....**25**

4.2.3. Criação e Validação dos Modelos.....**26**

4.2.3.1 *Modelo de Predição da Temperatura*.....**27**

4.2.3.2 *Modelo de Predição da [%C]* **29**

4.2.4. Implementação Junto ao Sistema de Controle do FEA.....**31**

4.2.5. Treinamento dos Operadores para Utilização do Modelo.....**36**

5. RESULTADOS.....**37**

5.1. Predição da Temperatura.....**37**

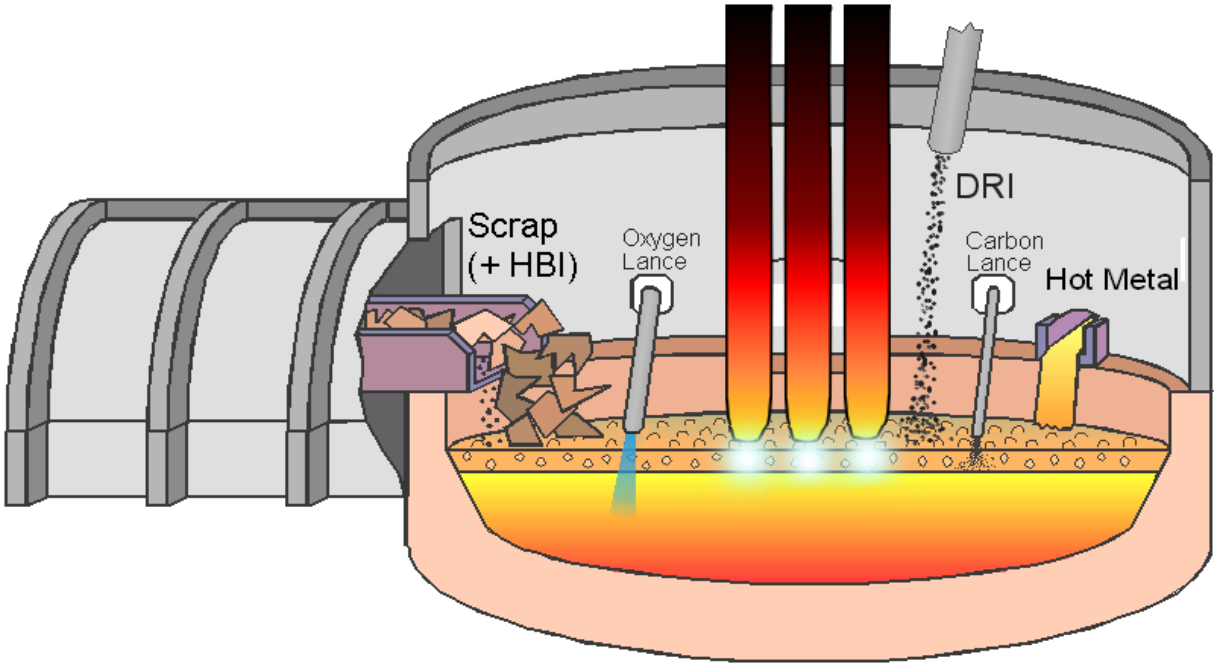
5.2. Predição da %C no aço.....**38**

6. CONCLUSÃO.....40
7. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....41
8. REFERÊNCIAS.....42
9. ANEXO 1.....44
10. ANEXO 2.....45

1. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento de um modelo para predição da Temperatura e Teor de Carbono do aço durante a fase de Refino do Forno Elétrico a Arco – FEA – com sistema Consteel® da Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil (VSB) surgiu à partir da necessidade de melhorar o acerto da Temperatura e Teor de Carbono ao final do Refino. O sistema Consteel® consiste de um sistema de reaproveitamento dos gases gerados pelas reações no FEA para promover um pré-aquecimento da carga metálica (sucata + gusa sólido), juntamente com a manutenção de um "pé-líquido" de aproximadamente 60 toneladas que mantém um banho em toda a corrida a ser produzida. A melhoria deste acerto proporciona redução do tempo de processo (*Tap-to-Tap*) com consequente aumento da produtividade, redução do consumo de energia e redução da oxidação do aço líquido. Tal modelo está sendo utilizado em substituição à um anterior, fornecido pela própria empresa responsável pela implantação do FEA e seu sistema de controle.

Figura 1 - Representação Esquemática do Interior do FEA com sistema Consteel®



Fonte: Grasselli A.; Consteel® Process – VSB/15.04.2011/Tenova Internal Report

O modelo para predição da temperatura e %C do aço na fase de refino primário do FEA com sistema Consteel® da usina estudada, surgiu com a necessidade de melhoria contínua do

processo, requerida para atingirem-se altos níveis de qualidade e competitividade aos produtos, além de garantir maior segurança, estabilidade, conhecimento sobre o procedimento atual e diminuição dos custos, principalmente com energia elétrica.

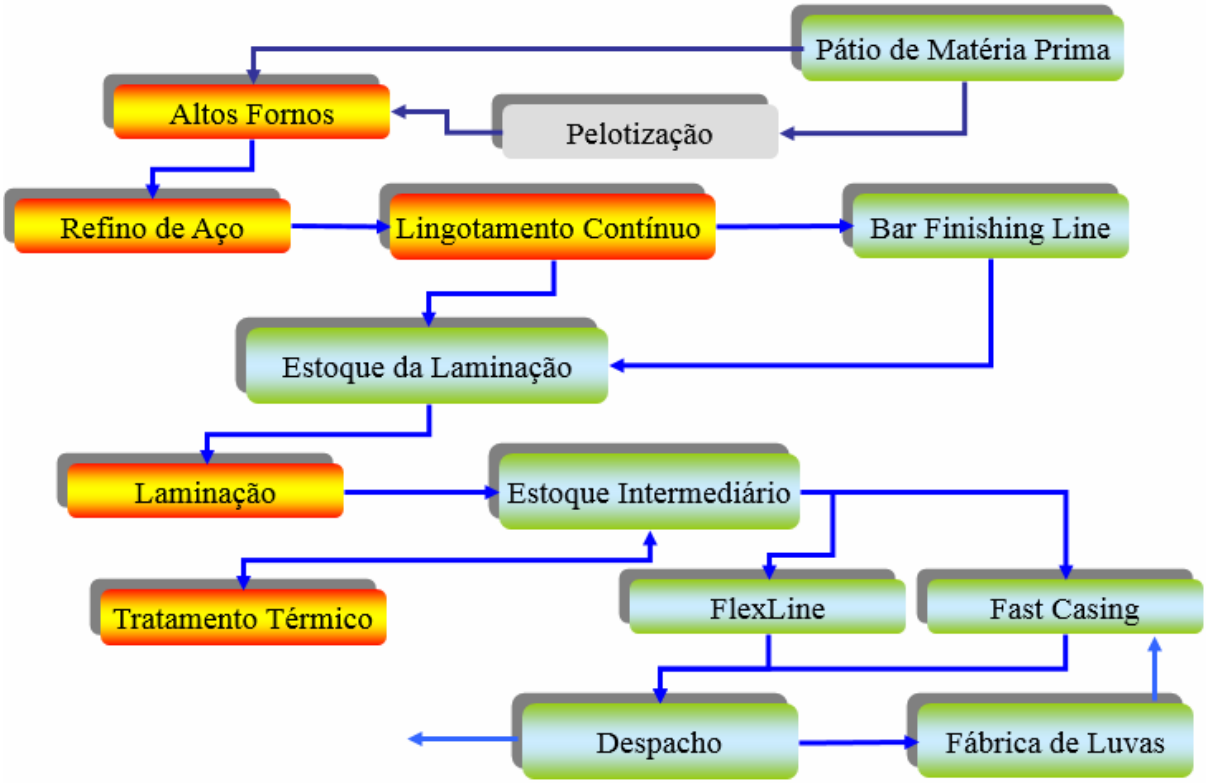
Com o início da operação do alto forno 2 da aciaria desta usina, previu-se essa possível demanda de controle do processo, permanecendo com a política de produção com segurança, pois mesmo antes da implementação do uso de gusa líquido, existe a preocupação com os novos riscos e como minimizá-los/combatê-los e eliminar condições inseguras de trabalho para os funcionários da aciaria, tais como, possível furo do revestimento refratário do forno, rompimento do canal EBT, etc.

O projeto foi desenvolvido entre os meses de março à junho, com mobilização da equipe de processos responsável pela operação no FEA com sistema Consteel® e sua implementação contou com a colaboração de membros da automação, controle de sistemas e operação, que também colaboraram com a coleta dos dados utilizados para criação do modelo. Devido ao curto período de tempo para realização da atividade, decidiu-se partir para uma solução que obtivesse bons resultados num curto período tempo, e que fosse de fácil implementação junto ao nível de controle da operação.

A solução encontrada foi desenvolver um modelo através de regressão linear múltipla devido suas principais características se assemelharem as necessidades presentes. Para que o objetivo fosse alcançado, era fundamental que tivéssemos dados em quantidade expressiva e que os mesmos representassem a situação à qual desejava-se modelar. Organização e classificação de tais dados foi o principal desafio da atividade, mas que ao final do prazo, conseguiu atingir as metas estipuladas no seu desenvolvimento.

A empresa em que este trabalho foi realizado situa-se na cidade de Jeceaba-MG e chama-se VSB – Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil. É uma *Joint-Venture* entre o grupo francês Vallourec e o grupo japonês Sumitomo, atual Nippon Steel and Sumitomo Metals Corporation – NSSMC. É uma usina siderúrgica integrada que fabrica produtos tubulares sem costura (barras redondas que são usadas para laminação de tubos sem costura OCTG – Oil Country Tubular Goods e Line pipes) e que entrou em operação em agosto de 2011. A empresa é certificada para a API (API5L e API5CT) e ISO 9001. Com capacidade de produção de 1 milhão de toneladas por ano, é uma das principais siderúrgicas nacionais e da América Latina.

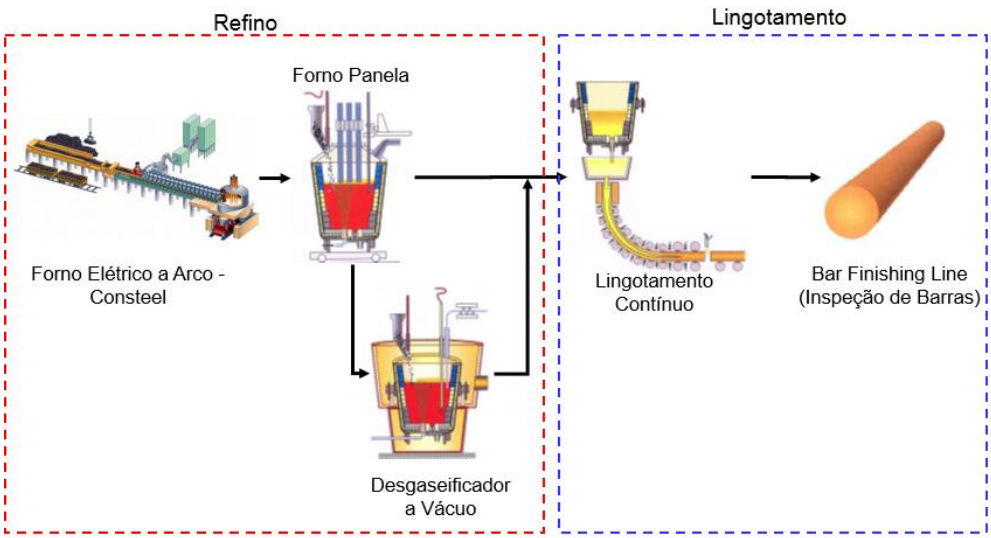
Figura 2 - Fluxograma Geral de Produção da VSB



Fonte: Internal Presentation/Apresentação Completa da Usina (VSB - Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil)

A área siderúrgica é constituída de uma pelotização, dois altos-fornos, uma aciaria equipada com um forno elétrico à arco, um forno panela, um desgaseificador à vácuo, um lingotamento contínuo de 5 veios para barras redondas e uma linha de inspeção de barras [15].

Figura 3 - Fluxograma de Produção da Aciaria VSB



Fonte: Internal Presentation/Apresentação FEA Consteel (VSB - Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil)

O forno elétrico com sistema Consteel®, fornecido pela Tenova, é o primeiro forno em operação desta tecnologia no Brasil e na América Latina. Suas características garantem alta qualidade aos produtos, com baixíssimos níveis de impurezas, e ainda possui uma alta flexibilidade de carregamento, podendo trabalhar com 100% de carga sólida em seu carregamento, até misturas de 80% de gusa líquido + sólido e 20% de sucata.

Figura 4 - Características do FEA Consteel® da VSB

Tabela 1.Caracteristicas do Forno Elétrico da VSB

Descrição	Unidade	Valor
Capacidade Nominal de Vazamento	[t]	140
Pé liquido	[t]	60
Capacidade do Transformador	[MVA]	70
Número de Injetoras de Oxigênio x Vazão	[#] x [Nm³/h]	4 x 4.000
Injetoras de Carbono x Vazão	[#] x [kg/min]	2 x 30
Injetora de Cal x Vazão	[#] x [kg/min]	1 x 60
Diâmetro de Eletrodo	[mm]	550

Fonte: Internal Report (VSB - Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil)

2. OBJETIVOS

2.1. Geral

- ✓ Evitar superaquecimento e/ou descarburação/oxidação desnecessárias, garantindo maior qualidade na operação, economia de energia e ganhos em produtividade.

2.2. Específicos

- ✓ Garantir a segurança dos operadores e equipamentos do FEA na prática de produção atual e no início da utilização de gusa líquido e carga sólida no carregamento, com o controle da temperatura e %C da fase refino;
- ✓ Diminuir o consumo de Oxigênio, Carbono e Energia elétrica;
- ✓ Diminuir a quantidade de análises com o CELOX por corrida.

3. INTRODUÇÃO TEÓRICA

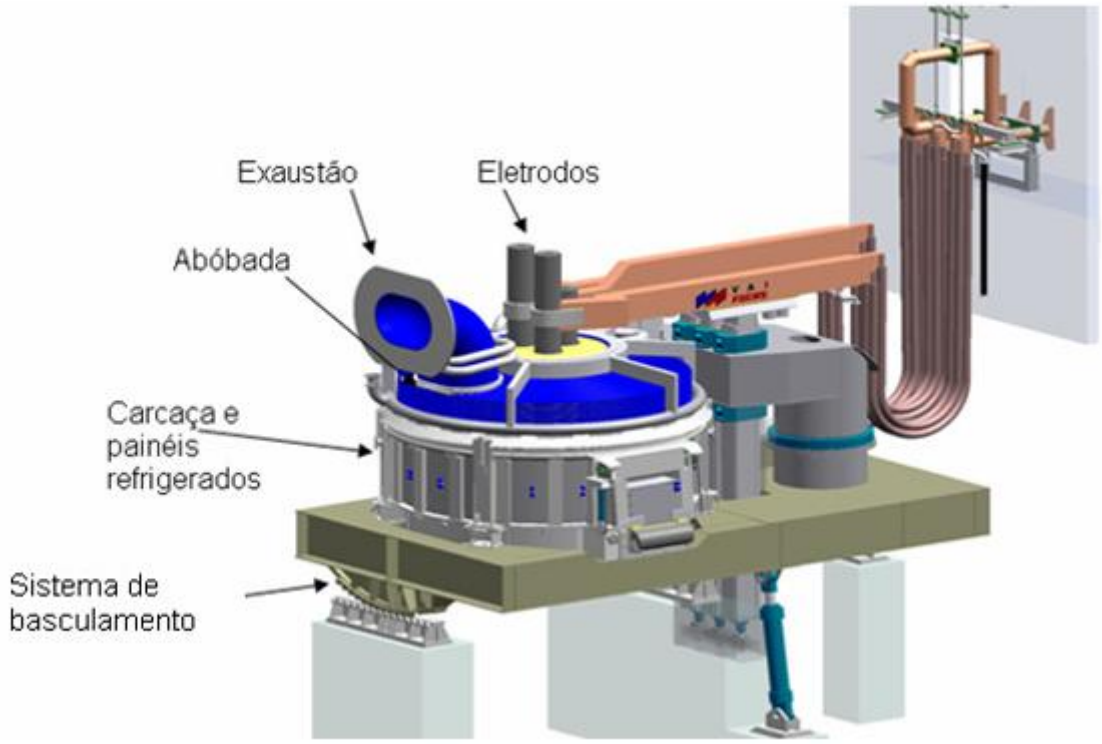
3.1 FEA Convencional

A primeira patente de FEA foi concedida ao Sir William Siemens em 1878. A primeira planta industrial foi instalada por Paul Héroult nos Estados Unidos em 1907, e todas as plantas até à II Guerra Mundial fabricavam somente aços especiais [8].

O processo com FEA iniciou sua expansão na Europa após a II Guerra Mundial, onde havia na época uma grande demanda por aço para a reconstrução, e por outro lado uma grande disponibilidade de sucata gerada durante a guerra [9]. Outro ponto que talvez tenha favorecido esta expansão foi a menor necessidade de capital investido neste tipo de planta, quando comparado com às usinas siderúrgicas integradas [10].

Na figura 5 há uma representação esquemática de um forno à arco elétrico (FEA) que consiste em um equipamento composto basicamente por uma carcaça metálica revestida por material refratário e painéis refrigerados à água. Esta carcaça é coberta por uma abóboda, através da qual descem eletrodos de grafita, que são os condutores de eletricidade responsáveis pela formação do arco elétrico, e pela transferência da principal fonte de energia para aquecimento da sucata, objetivando promover sua fusão, e para aquecimento do aço líquido na fase de refino primário, para as etapas subsequentes na produção de aço.

Figura 5 - Representação Esquemática de um Forno à Arco Elétrico



Fonte: Curso de Aciaria Elétrica da ABM (2007)

Nos últimos anos, o uso do forno elétrico à arco (FEA) para produção de aço cresceu consideravelmente. Houve muitas razões para esse acontecimento, sendo que todas elas estão diretamente relacionadas ao custo primário do produto e aos avanços tecnológicos alcançados durante todo esse tempo. Como consequência desses avanços, a redução nos custos de produção move gradualmente as operações baseadas em FEA para as áreas onde a produção anteriormente era dominada e realizada pelos processos de redução dos minérios de ferro.

Modernas Operações de FEA objetivam atingir curtos tempos de "*tap-to-tap*" (tempo total para produção de uma corrida), no qual nos dias atuais são menores do que 60 minutos, pela diminuição do tempo de *power on* e maximização das entradas de energia elétrica e química no interior dos fornos e redução dos tempos de *power off* diminuindo o número de cestões requeridos para completar a carga do forno e planejar toda a operação para minimizar os atrasos.

Dentre as melhorias no processo que tem sido empregadas para aumentar a eficiência do FEA, podemos citar:

- ✓ Aumento no tamanho do forno (tipicamente 130 t para longos e 150 t para planos);

- ✓ Aumento no uso de energias fósseis para complementar a energia elétrica e providenciar entrada de energia específica para acelerar a fusão (C: 20 – 40 kg/t e O_2: 30 – 40 Nm^3/t);
- ✓ Uso sistemático de escória espumante para aumentar a eficiência da energia do arco elétrico para o aço durante a operação de banho plano;
- ✓ Implementação da tecnologia de pós-combustão no forno para recuperar mais energia pela oxidação de CO em CO_2;
- ✓ Redução das entradas de ar pelo desenvolvimento de tecnologias de vedação dos fornos;
- ✓ Agitação inferior através de plugs porosos para que o equilíbrio entre metal e escória seja atingido mais rapidamente;
- ✓ Operações com pé líquido e vazamento excêntrico por um furo na parte inferior para ganhos no tempo e evitar que escória passe para a panela de aço;
- ✓ Preaquecimento de sucata em um compartimento adjacente ao forno também diminuindo tempo de operação ou através de um longo túnel (sistema Consteel®).

Em aciarias elétricas atuais, a quantidade de energia vinda das reações químicas é constantemente aumentada no esforço de reduzir o consumo de energia elétrica e maximizar a produtividade. Essa energia química vem do uso de queimadores oxi-combustíveis, sistemas de pós-combustão e lanças de oxigênio. Por essas razões é bem comum ver processos FEA caracterizados pelo consumo específico de oxigênio na faixa de 30 – 40 Nm^3/t de aço líquido.

A tabela abaixo mostra os ganhos médios me kWh/ Nm^3 de O_2 para diferentes fontes de energia química[11]

Tabela 1 - Ganhos energéticos médios com diferentes fontes de Energia Química

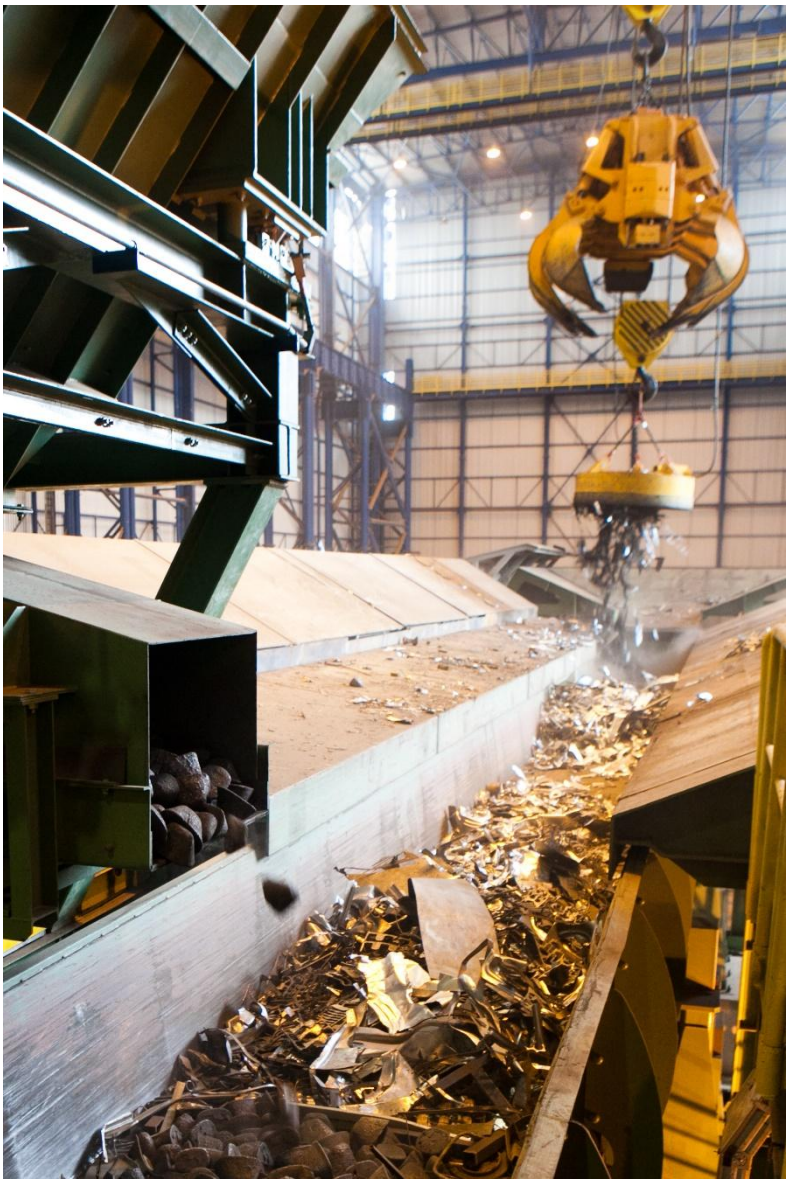
Fonte	kWh/ Nm^3 de O_2
Queimadores Oxi-combustível (gás natural)	3,51
Lanças de Oxigênio (O_2)	3,67
Pós-Combustão ($CO + 1/2O_2 = CO_2$)	2,47

3.2 FEA com sistema Consteel®

Algumas operações com FEA iniciam-se pelo carregamento de um cesto de sucata e prosseguem com o resto do carregamento continuamente por uma abertura no forno dedicada exclusivamente para esta função. Se a corrida for designada para manter um "pé líquido" suficiente após o vazamento, as corridas seguintes podem iniciar sem carregamento de

nenhum cesto. Nesse caso, é possível abrir o arco diretamente no líquido remanescente e imediatamente iniciar-se o carregamento contínuo da carga metálica requerida. Este tipo de operação é usado em fornos carregados com altas quantidades de DRI – *Direct Reduction Iron* e/ou HBI – *Hot Briquetted Iron* (Até 100% da carga metálica) e em fornos carregados principalmente com sucata por meio do sistema Consteel (no qual também trabalha com um sistema de pré-aquecimento).

Figura 6 - Carregamento de Sucata e Pig Iron no sistema Consteel®



Fonte: Internal Report (VSB - Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil)

O sistema Consteel® foi desenvolvido pela *Intersteel Tecnology Inc*. em Charlote na Carolina do Norte e baseia-se na alimentação contínua de sucata através de uma abertura lateral feita na carcaça do FEA [9]. Sucata e outros materiais podem ser continuamente alimentados dentro

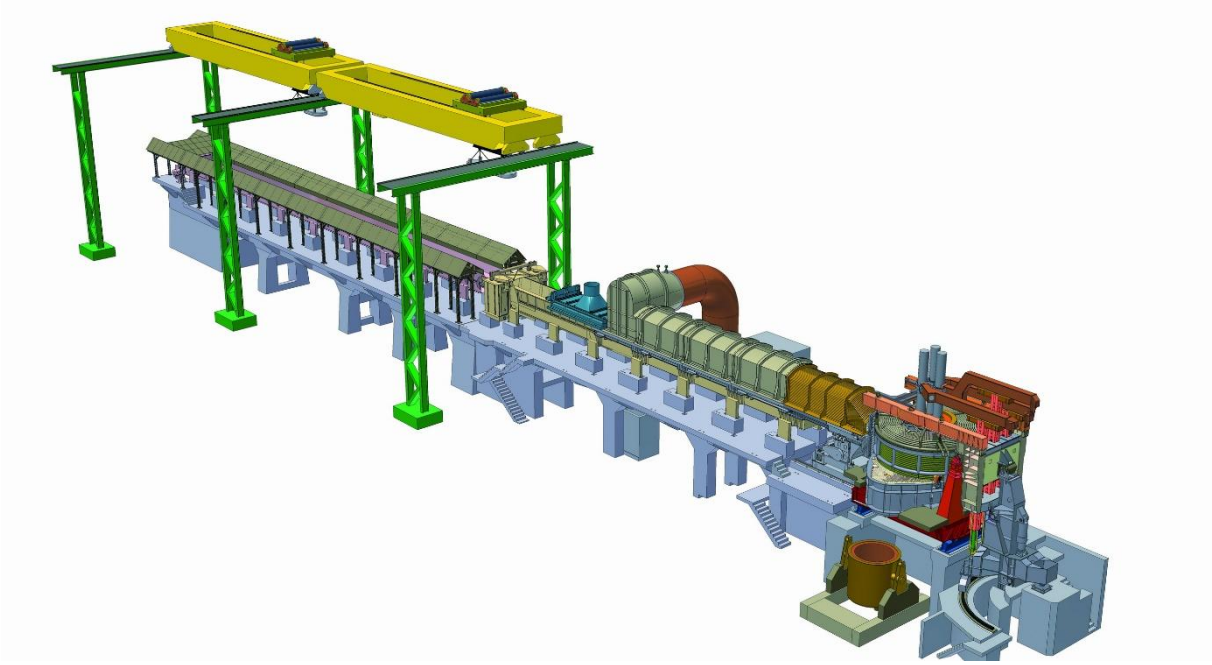
do forno por essa abertura por meio dessa tecnologia. A movimentação dos materiais carregados dentro do sistema Consteel® é dada por uma ação de “desliza e cola” (*slip-stick* como alguns dizem) devido a uma oscilação diferencial horizontal do forno, forçado por um sistema de rotação de massa excêntrico (também chamados de carros). A velocidade de locomoção dessa esteira é ajustada de 0 – 6 m/min pela variação das frequências de oscilação. Dessa forma é possível atingir a taxa de alimentação desejada pela medição no aumento do peso do forno por completo durante o carregamento. Por esse motivo, fornos usando o sistema Consteel® são normalmente suportados por células de carga.

Figura 7 - FEA e câmara de pré-aquecimento do Sistema Consteel®

Fonte: Internal Report (VSB - Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil)

Em operações de carregamento contínuo, o arco elétrico e as fontes primárias de energia química tem o objetivo principal de transferir calor para o “pé líquido”. A taxa de carregamento dos materiais é ajustada de modo a manter a temperatura do banho dentro dos limites requeridos (30 – 50 °C acima da temperatura *líquidus* do aço) [12]. Abaixo, a figura 8 representa a visão geral do sistema Consteel® e a figura 8 resume o conceito de carregamento contínuo à operação de fusão da carga, com práticas de escória espumante, usada para aperfeiçoar a eficiência energética do processo.

Figura 8 - Visão Geral do Sistema Consteel®



Fonte: Grasselli A.; Consteel® General Descriptions – VSB/15.04.2011/Tenova Internal Report

Como regra geral, carregamento contínuo é usado do início do banho plano até completar toda a carga. Próximo do tempo onde a carga estará completa, a taxa de alimentação dos materiais é sempre reduzida para fazer com que a temperatura do banho aumente gradualmente, promovendo homogeneização térmica de todo o líquido fundido antes do início do superaquecimento final.

Figura 1 - Carregamento com Cesto de sucata e Pig Iron no FEA Consteel®

Fonte: Internal Report (VSB - Vallourec & Sumitomo Tubos do Brasil)

3.2.1 *Carregamento de Gusa Líquido*

3.2.1.1 *Vantagens da utilização de gusa líquido no carregamento*

Substituição de parte da carga de sucata com gusa líquido. Quando esse fornecimento é possível, aumenta a produtividade do FEA e diminui os residuais e a quantidade de nitrogênio no aço vazado. Esta prática também leva a redução dos custos de conversão, especialmente onde os custos com sucata de primeira qualidade são relativamente elevados [12].

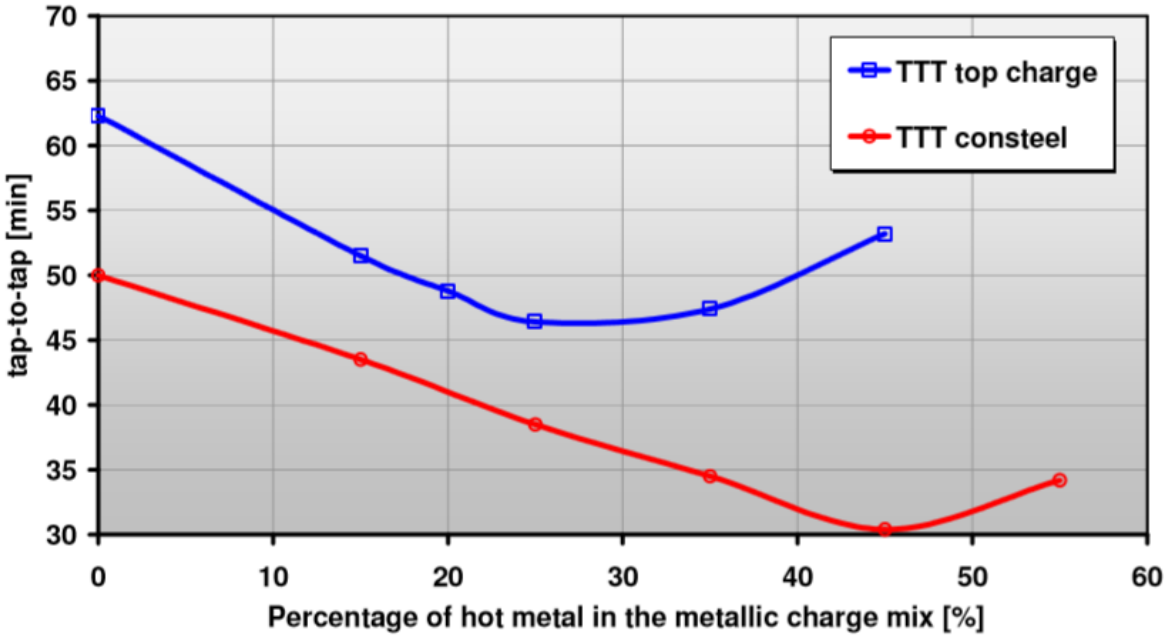
O aumento na quantidade de gusa líquido na carga também diminui a quantidade de energia elétrica requerida pelo processo e geralmente também reduz o consumo de eletrodo [12]. Pensando dessa forma, a quantidade de oxigênio injetado também deve ser maior para realizar descarburação do metal líquido. Isso significa que menos energia elétrica ainda é requerida, uma vez que mais energia química esteja presente durante a realização do processo.

3.2.1.2 *Impactos na Produtividade*

Os principais fatores limitantes para utilização de gusa líquido talvez sejam:

- ✓ A máxima taxa de descarburação atingida no FEA;
- ✓ Suprimento de oxigênio à ser injetado;
- ✓ Restrições no sistema de saída dos gases.

Figura 2 - Influência do carregamento de Gusa Líquido no tempo de Tap-to-Tap



Fonte: Memoli F. Tecnol. Metal. Mater. Miner., São Paulo, v. 6, n. 1, p. 54-60, jul.-set. 2009

3.2.2 Energia Elétrica – Principais Vantagens

O consumo elétrico médio em FEAs é tipicamente 400 kWh/t. Utilizando o sistema Consteel®, este número pode cair para aproximadamente 335 kWh/t – 355 kWh/t[13].

Assim como o efeito do pré-aquecimento, que reduz a demanda de energia, os 30% a 50% de pé líquido empregados, comparados aos mais usuais 10% a 15% em fornos com sistema convencional, geram uma inércia térmica que ajuda a fusão da sucata, sem a necessidade de queimadores óxi-combustíveis. Em regiões do mundo em que a energia elétrica é problemática, o Consteel® é particularmente benéfico porque o transformador pode ser um terço menor que o de um FEA convencional. Com o sistema Consteel®, o forno pode produzir até 2,5 t/h de aço líquido a 1.620ºC, com 1 MW de potência ativa. Um FEA

convencional de 100 t/h exigiria um transformador de cerca de 60 MW, enquanto um forno Consteel® de 100 t/h requer aproximadamente 40 MW.

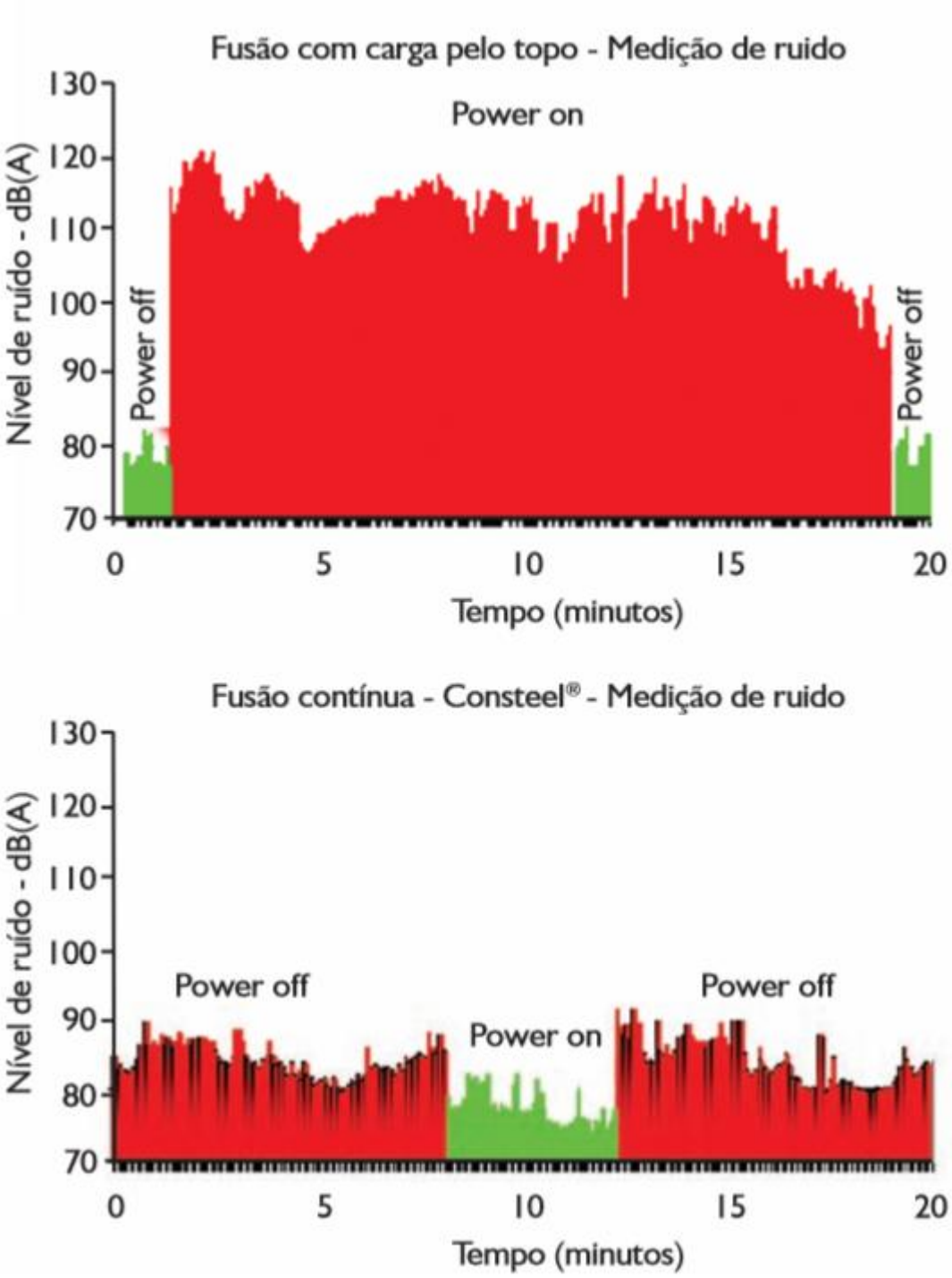
Figura 3 - Utilização de Gusa Líquido no Carregamento de FEA Consteel®

Fonte: Grasselli A.; Consteel® General Descriptions – VSB/15.04.2011/Tenova Internal Report

O perfil de distribuição da corrente elétrica pelos eletrodos, em toda a corrida, é mais uniforme, reduzindo assim os custos associados com a demanda de carga. Carregando sucata continuamente, o arco é mais estável e, estando coberto por escória espumante, reduz consideravelmente os distúrbios elétricos (*flicker* ou cintilação), harmônicas e ruídos para a rede com um custo de capital mínimo [14].

O nível de ruído é um item muito importante a resolver, às vezes até mais importante que o *flicker*. Emissões de ruído de um FEA carregado pelo topo e de um FEA de fusão contínua são comparadas na Figura 12 mostrando significativa redução de ruído.

Figura 4 - Nível de Ruído para Carregamento pelo topo x Consteel®



Fonte: Grasselli A.; Consteel® Process – VSB/15.04.2011/Tenova Internal Report

3.3 Regressão Linear Simples

É a análise da relação entre duas variáveis, em que, deseja-se conhecer e explicar a variação em uma das variáveis (variável resposta) usando a variação da outra variável (variável independente), assumindo uma relação linear entre as duas. Tais regressões são também conhecidas como regressão dos mínimos quadrados e mínimos quadrados ordinários (*Ordinary Least Squares* – OLS).

3.4 Regressão Linear Múltipla

O conceito de regressão múltipla é similar ao da regressão simples, exceto pelo fato de que agora, duas ou mais variáveis independentes são usadas simultaneamente para explicarem as variações da variável resposta.

A técnica estatística de Regressão Linear Múltipla é usada para estudar a relação entre uma variável dependente e várias variáveis independentes. Em Engenharia de Avaliações geralmente trabalha-se com modelos de regressão múltipla, tendo em vista a multiplicidade de fatores que interferem nos preços de um bem [4].

O modelo genérico é dado pela expressão abaixo [5], quando aplicado a uma amostra de tamanho n,

(1) , i=1, 2, ..., n

Onde:

: variável dependente ou explicada i = 1, 2, ..., n, também chamada de resposta;

: Intercepto ou termo independente da variável;

: Inclinação de *y* em relação à variável x_1, mantendo constante as variáveis x_2, x_3, ..., x_k;

: Inclinação de *y* em relação à variável x_2, mantendo constante as variáveis x_1, x_3, ...,x_k;

.
.
.

: Inclinação de *y* em relação à variável x_2, mantendo constante as variáveis x_2, x_3, ...,x_k;

: erro aleatório em *y* para a observação i, i = 1, 2, ..., n.

Na aplicação do modelo geral acima (equação (1)), é estritamente necessário que os 's sejam gaussianas independentes, com média zero e variância constante (~ N (0, σ^2)).

3.4.1 Verificação das hipóteses básicas para uma regressão

Primeira hipótese: As variáveis independentes correspondem a números reais que não contenham nenhuma perturbação aleatória.

Segunda hipótese: O número de observações deve ser superior ao número de parâmetros estimados pelo modelo.

Terceira hipótese: Os erros devem ser variáveis aleatórias com valor esperado nulo e variância constante (Um gráfico de resíduos versus valores previsto, apresentando pontos distribuídos aleatoriamente em torno de uma reta que passa na origem sem nenhum padrão definido, é um indicador favorável a verificação da hipótese).

Quarta hipótese: Os erros são variáveis aleatórias com distribuição normal.

Quinta hipótese: Os erros são "não correlacionados", isto é, são independentes sob a condição de normalidade (A verificação é feita com o auxílio da razão de Von Neumann, que foi tabelada por Durbin Watson para os níveis de significância de 5%, 2,5% e 1%, considerando modelos com 15 a 100 observações com até seis variáveis (Ver Anexo 1).

Sexta hipótese: Não deve haver nenhuma relação exata entre quaisquer variáveis independentes.

3.4.2 Análise da Variância da Regressão

A Análise de Variância é uma técnica estatística usada para verificar se o ajuste de regressão existe. Para isto, constrói-se um quadro de análise de variância, que para um modelo geral na forma matricial é:

(2)

Onde cada componente de *y* é:

(3)

Para p > 2 parâmetros, tem-se a tabela 2 a seguir:

Tabela 2 - Análise de Variância da Regressão

Fonte de Variação	Soma de quadrados	Graus de Liberdade	Quadrado Médio	Estatística *F*
Regressão	$SQE = \sum_{j=1}^{p} n_j \left(\overline{X}_j - \overline{\overline{X}} \right)^2$	*p*-1	$MQE = \frac{SQE}{p-1}$	$F = \frac{MQE}{MQD}$
Residual	$SQD = \sum_{j=1}^{p} \sum_{i=1}^{n_j} \left(X_{ij} - \overline{X}_j \right)^2$	n-p	$MQD = \frac{SQD}{n-p}$	
Total	$STQ = \sum_{j=1}^{p} \sum_{i=1}^{n_j} \left(X_{ij} - \overline{\overline{X}} \right)^2$	*n*-1	$MTQ = \frac{STQ}{n-1}$	

Onde:

: Média geral;

Média aritmética da amostra do grupo j;

$X_{ij:}$ Medida de um determinado elemento i do grupo j.

O teste de igualdade entre as médias aritméticas das populações é feito com a variação total nas medidas e é subdividida em duas partes: aquela devida às diferenças entre os grupos, e aquela devida à inerente variação dentro dos grupos. A variação total é representada através da soma total dos quadrados (STQ). Uma vez que as médias aritméticas da população dos p grupos são assumidas como sendo iguais no âmbito da hipótese nula, uma medida da variação total entre todas as observações foi obtida através da soma das diferenças ao quadrado entre cada observação individual e a média geral ou grande média, , que é baseada em todas as observações em todos os grupos combinados.

A variação entre grupos, usualmente chamada de soma dos quadrados entre grupos (SQE), é medida através da soma das diferenças ao quadrado entre a média aritmética da amostra de cada grupo, , e a média geral ou grande média, , ponderada com base no tamanho da amostra, n_j, em cada grupo. A variação dentro do grupo, usualmente conhecida como soma dos quadrados dentro dos grupos (STQ), mede a diferença entre cada observação e a média aritmética de seu próprio grupo, e a soma dos quadrados dessas diferenças ao longo de todos os grupos. Uma vez que p níveis do fator estão sendo comparados, existem p-1 graus de

liberdade associados à soma dos quadrados entre os grupos. Uma vez que cada um dos p níveis contribui com n_j-1 graus de liberdade, existem n-p graus de liberdade associados à soma dos quadrados dentro dos grupos. Além disso, existem n-1 graus de liberdade associados à soma total dos quadrados, uma vez que cada observação X_{ij} está sendo comparada com a média geral ou grande média, , baseada em todas as n observações [6].

Se cada uma dessas somas de quadrados for dividida pelos seus graus de liberdade associados, três variâncias, ou termos de quadrados da média – MQE (média dos quadrados entre grupos), MQD (média dos quadrados dentro dos grupos) e MTQ (média total dos quadrados) – são obtidas. O teste feito com a estatística F (última coluna do quadro 5.1) é o da hipótese nula H0: β 1 = β 2 = ... = β p-1 = 0, ou seja, se existe regressão dos X's para Y, ou melhor, se existe relação linear entre a variável resposta Y e as variáveis Xi, i = 1, 2, ..., p-1.

3.4.3 Poder de Explicação do Modelo

Uma característica importante para verificação do ajuste do modelo, que está intimamente ligado à estatística F, é o coeficiente de determinação múltipla que, informa o poder de explicação do modelo em função das p variáveis independentes consideradas [5]. Este coeficiente é obtido dividindo-se a variação explicada pela variação total do modelo, ou seja, a razão entre a parcela SQE e STQ, que resulta em:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{Y}_i - \overline{Y}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \overline{Y}\right)^2} \qquad 0 < R^2 < 1 \tag{4}$$

R^2 é conhecido como coeficiente de correlação múltipla ao quadrado ou coeficiente de determinação. Quando o ajuste é bom o modelo explica boa parte da variação total e consequentemente o valor de R^2 é próximo de 1. O coeficiente de determinação é uma medida da qualidade do ajuste.

A desvantagem deste coeficiente é que para uma mesma amostra ele cresce na medida em que aumenta o número de variáveis independentes incluídas no modelo, não levando em conta o número de graus de liberdade perdidos a cada parâmetro estimado [5]. Para corrigir esta deficiência é preferível utilizar o Coeficiente de Determinação Ajustado, que para um modelo com k variáveis independentes, ajustado a uma amostra de n elementos, é calculado através da seguinte expressão:

$$R_{aj}^2 = 1 - \left[\left(1 - R^2\right) \frac{n-1}{n-k-1} \right] \quad (5)$$

3.4.4 Relação entre as Variáveis

O grau de relação entre as variáveis, que expressa como as variáveis estão relacionadas entre si, é definido numericamente pelo Coeficiente de Correlação, representado por ρ [6]. Com base em n observações do par (X, Y) este parâmetro é estimado pela estatística:

$$\hat{\rho} = r = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left(X_i - \overline{X}\right)\left(Y_i - \overline{Y}\right)}{\sqrt{\left(X_i - \overline{X}\right)^2 \left(Y_i - \overline{Y}\right)^2}} = \frac{\hat{\sigma}_{xy}}{\hat{\sigma}_x \hat{\sigma}_y} \quad (6)$$

Onde:

$\overline{X}$: é a média da variável independente X;

$\overline{Y}$: é média da variável dependente Y;

$_{xy}$: é a covariância amostral entre X e Y.

$_{x}$: é o desvio padrão amostral em X;

$_{y}$: é o desvio padrão amostral em Y.

A expressão acima (equação (6)) é conhecida como coeficiente de correlação linear de Pearson e é uma medida usada no estudo da relação linear existente entre duas variáveis X e Y. Atualmente, existem várias técnicas para estudar o relacionamento entre um conjunto de variáveis, como: coeficientes de correlação de Pearson, de Spearman, Análise Fatorial e a Análise de Componentes Principais. Neste trabalho abordaremos apenas o coeficiente de correlação de Pearson.

O coeficiente de correlação varia entre os limites –1 e 1 podendo, portanto, ser positivo ou negativo ($-1 \leq \rho \leq 1$). Quando o coeficiente de correlação é nulo ($\rho = 0$), significa que não existe nenhum relacionamento entre as variáveis. E quando o coeficiente de correlação é igual a unidade, -1 ou +1, tem-se um relacionamento perfeito entre elas. O sinal (+) ou (-) das variáveis indica a relação direta ou indireta existente entre as variáveis. O grau de

relacionamento entre as variáveis, definido numericamente pelo valor pode ser interpretado pela tabela 3 ou pelo Anexo 2.

Tabela 3 - Estratificação das Possíveis Correlações entre Variáveis

Coeficiente	Correlação
= 0,0	Relação nula
	Relação fraca
	Relação média
	Relação forte
	Relação fortíssima
	Relação perfeita

3.4.5 Método "Passo a Frente" (Forward)

Consiste em ajustar um modelo de regressão múltipla simples incorporando como variável explicativa aquela com maior coeficiente de correlação com a variável resposta. Nas próximas etapas, uma variável por vez é adicionada ao modelo [7]. Se uma etapa não houver mais inclusões significativas, o processo é interrompido e as variáveis restantes definem o modelo final.

3.4.6 Método "Todas as regressões possíveis"

Consiste em ajustar todos os modelos envolvendo uma variável explicativa, todos os modelos envolvendo duas variáveis explicativas e assim por diante. Desse conjunto de modelos de regressão, selecione um pequeno número de modelos que sejam "bons" de acordo com algum critério de avaliação global ou de qualidade de ajuste [7].

CRITÉRIO 1 – Minimização do Quadrado Médio: escolher os subconjuntos de variáveis explicativas que minimizam o quadrado médio residual QMR (p), que é definido por:

(7)

Onde p = k + 1 é o número de parâmetros no modelo.

CRITÉRIO 2 – Maximização do Coeficiente de determinação (R^2 e R^2 ajustado).

CRITÉRIO 3 – C_p de Mallows: é desejável obter um valor próximo do número de parâmetros estimados. O C_p de Mallows é definido por:

(8)

Com isso percebeu-se que, quanto maior o número de variáveis candidatas, mais trabalhoso é o procedimento do método, pois o número de modelos a serem ajustados aumenta consideravelmente. Nesse sentido, métodos computacionais são amplamente utilizados [7].

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1. Materiais

No presente trabalho, o material utilizado para criação dos modelos, foram dados coletados do FEA Consteel® de uma usina brasileira na fase de refino primário, contendo as principais informações necessárias para tal, escolhidas com base na literatura do processo e na experiência técnica dos profissionais envolvidos. Tais dados estavam dispostos em pares, definidos pela retirada de análises com CELOX®. A cada aferição com o CELOX®, além dos dados medidos pelo sensor (temperatura e atividade de oxigênio no aço) outras informações relevantes eram armazenadas (Ver Tabela 4). Assim, cada par de dados era composto por um momento em que foi retirada uma análise com o CELOX® (pode assim ser chamado de 1º CELOX®) e em um segundo momento outra análise com o CELOX® (pode assim ser chamado de 2º CELOX®). A partir da segunda análise, o procedimento de armazenamento seguia o mesmo princípio, sendo que os dados armazenados no 2º CELOX® passariam a serem os dados do 1º, sem sobre-escrever os anteriores, e sim adicionando novos pares em cada corrida. Também contínhamos informações sobre análise química completa do aço e da escória, mas devido à dificuldade na obtenção desses resultados e do curto período de tempo para criação, validação e implementação dos modelos, eles não foram utilizados para a criação dos primeiros modelos. Existe o conhecimento sobre a importância de tais parâmetros e futuramente eles serão integrados aos modelos atuais para refinamento dos resultados obtidos até o presente momento. A %C é então calculada a partir da temperatura e atividade de oxigênio medidas pelo sensor.

Tabela 4 - Organização dos Principais Dados Coletados

1º CELOX®	2º CELOX®
Temperatura [°C]	Temperatura [°C]
%C no aço [%]	%C no aço [%]
Energia Elétrica [kWh]	Energia Elétrica [kWh]
Distorção Harmônica [#]	Distorção Harmônica [#]
O_2 Injetado [Nm^3]	O_2 Injetado [Nm^3]
C Injetado [Kg]	C Injetado [Kg]
TAP [#]	TAP [#]
%O no aço [ppm]	%O no aço [ppm]
Peso [ton]	Peso [ton]
Power On [s]	Power On [s]
Power Off [s]	Power Off [s]

Também foram utilizados dois softwares para análise estatística dos dados, criação e validação dos modelos, bem como criação dos gráficos utilizados para representar os resultados obtidos com a aplicação dos modelos. Microsoft Office Excel 2013 e Minitab 14 possuem ferramentas para utilização de regressão linear múltipla, criação de gráficos e análise estatística dos dados e resultados, que foram fundamentais para aprovação do desenvolvimento da atividade e finalização deste trabalho.

4.2. Métodos

4.2.1. Cronograma da Atividade

O Cronograma para realização deste trabalho segue abaixo e engloba as atividades gerais realizadas ao longo do período de realização da atividade.

Tabela 5 - Cronograma de Desenvolvimento da Atividade

	Março				**Abril**					**Maio**				**Junho**		
Semanas/ Atividades	**10ª**	**11ª**	**12ª**	**13ª**	**14ª**	**15ª**	**16ª**	**17ª**	**18ª**	**19ª**	**20ª**	**21ª**	**22ª**	**23ª**	**24ª**	**25ª**
A1	**x**	**X**	**X**	**x**	**x**	**x**				**x**	**x**			**x**	**x**	
A2		**X**	**X**	**x**	**x**	**x**	**x**									
A3					**x**	**x**	**x**	**x**	**x**							
A4								**x**	**x**							
A5										**x**	**x**	**x**	**x**	**x**	**x**	
A6											**x**	**x**	**x**	**x**		
A7															**x**	**x**

Onde:

A1: Coleta, Análise e Organização dos Dados;

A2: Criação e Validação dos Modelos;

A3: Implementação junto ao Sistema de Controle do FEA;

A4: Treinamento dos Operadores para Utilização do Modelo;

A5: Acompanhamento dos Resultados em Tempo Real e Últimos Ajustes;

A6: Criação do Relatório Técnico;

A7: Apresentação do Trabalho de Conclusão de Curso.

4.2.2. Coleta, Análise e Organização dos Dados

Após a definição das principais variáveis influenciadoras, definidas com base na literatura existente [1] e [2] e na experiência técnica dos profissionais envolvidos no desenvolvimento dos modelos, sobre os parâmetros de interesse (temperatura e %C finais), foi solicitado junto aos responsáveis pelo sistema de controle de processos (Níveis 1 e 2) a captura e armazenamento de tais dados, a partir do mês de fevereiro.

Para a criação do modelo, foram utilizados os dados de fevereiro e primeira quinzena de março. Já para validação, foram utilizados os dados da segunda quinzena de março. Abaixo segue uma tabela com alguns valores gerais sobre os dados utilizados para criação e validação dos modelos.

Tabela 6 - Dados Gerais Utilizados para Criação e Validação dos Modelos

Mês	Quantidade de Corridas	Quantidade de pares de CELOX
Fevereiro	293	1242
1ª Metade de Março	184	734
2ª Metade de Março	100	392
TOTAL	576	2368

Com os dados obtidos, foi verificado a grande variabilidade dos valores existentes, possíveis erros de medição e armazenamento, fazendo-se necessária a realização de filtros sobre tais dados. Sendo assim, sempre que os dados foram recebidos, foram realizados os seguintes filtros:

- ✓ **Temperaturas entre 1500 e 1660 °C**

Principais temperaturas encontradas dentro dos dados e consideradas dentro do padrão do processo atual e que melhor representam a condição de refino do aço no FEA Consteel analisado.

- ✓ **Tempo entre medições com CELOX maior ou igual a 2 minutos e menor ou iguais a 10 minutos**

O tempo da fase refino primário antes da utilização do modelo variava entre 8 e 15 minutos. Tal restrição foi feita para retirar *power off's* muito longos e medições manuais, o que não caracterizam uma situação de refino e nem contém dados com representatividade sobre o padrão operacional. Além disso, buscou-se eliminar os possíveis fenômenos metalúrgicos,

mecânicos e de processo que não são medidos ou não foram considerados parâmetros de forte influência sobre os modelos.

- ✓ **Peso do aço no FEA maior do que 140 toneladas e menor do que 210 toneladas**

No período de armazenamento, criação e validação do modelo, os dados obtidos pela medição da balança do FEA não eram confiáveis e era do nosso conhecimento que haviam erros embutidos nas medições. Os dados dentro dessa faixa, são os que tenta-se atingir na prática operacional e que melhor representam a situação de refino do aço para o forno de trabalho desta atividade.

4.2.3. Criação e Validação dos Modelos

Após o recebimento, análise e organização dos dados, deu-se início ao processo de criação dos modelos. A utilização dos softwares foi de fundamental importância para a realização dessa etapa. Seguindo todas as orientações de [1], foram obtidos vários modelos para as duas situações (predição da temperatura e %C).

O desenvolvimento do modelo foi organizado seguindo uma metodologia que minimizasse os erros em torno dos valores preditos com relação aos valores medidos. Para a temperatura, o erro considerado aceitável para o modelo foi de +/- 20°C. Já para a [%C], o erro aceitável foi de 0,02 % para [%C] entre 0,01 e 0,1, e de 0,03 % para [%C] entre 0,1 e 0,2. Para esse primeiro momento de utilização, esses foram os acertos objetivados e com o aumento da quantidade dos dados coletados e maior generalização do modelo (especificamente na fase refino), espera-se diminuir ainda mais essa variação nos valores preditos com os coletados.

Após a criação de vários modelos sem atingir os resultados esperados, decidimos dividir os dados em intervalos de temperatura e %C no aço, que representassem bem as condições em que estavam sendo medidas. Para temperatura, acreditamos que as condições de aquecimento diferem-se em intervalos, pois acredita-se na possibilidade de ainda haver material sólido (sucatas + ferro gusa sólido) no início do refino, na metade da operação o silo de carbono esvazia-se e há uma diminuição na espumação da escória, mais ele recarrega-se após um certo tempo e a espumação volta a ficar protegendo o banho de forma efetiva. Ao final do refino, a baixa concentração de carbono no aço diminui a taxa de descarburação e aumenta a oxidação do banho, aumentando a temperatura rapidamente.

4.2.3.1. *Modelo de Predição da Temperatura*

As equações que apresentaram os melhores resultados estão dispostas abaixo bem como os principais fatores analisados:

(9) — ——

Tabela 7 - Parâmetros do Modelo de Predição da Temperatura

Intervalos/ Parâmetros	**A**	**B**	**C**	**D**
1500 – 1579 °C	0,046348	0,013123	0,039558	- 0,012462
1580 – 1599 °C	0,002939	0,000884	0,089467	- 0,021340
1600 – 1619 °C	0,064398	- 0,000197	0,123751	- 0,058699
1620 – 1660 °C	0,071991	- 0,000138	0,034510	- 0,030794

Onde:

VO_2: Volume de Oxigênio Injetado [Nm^3];

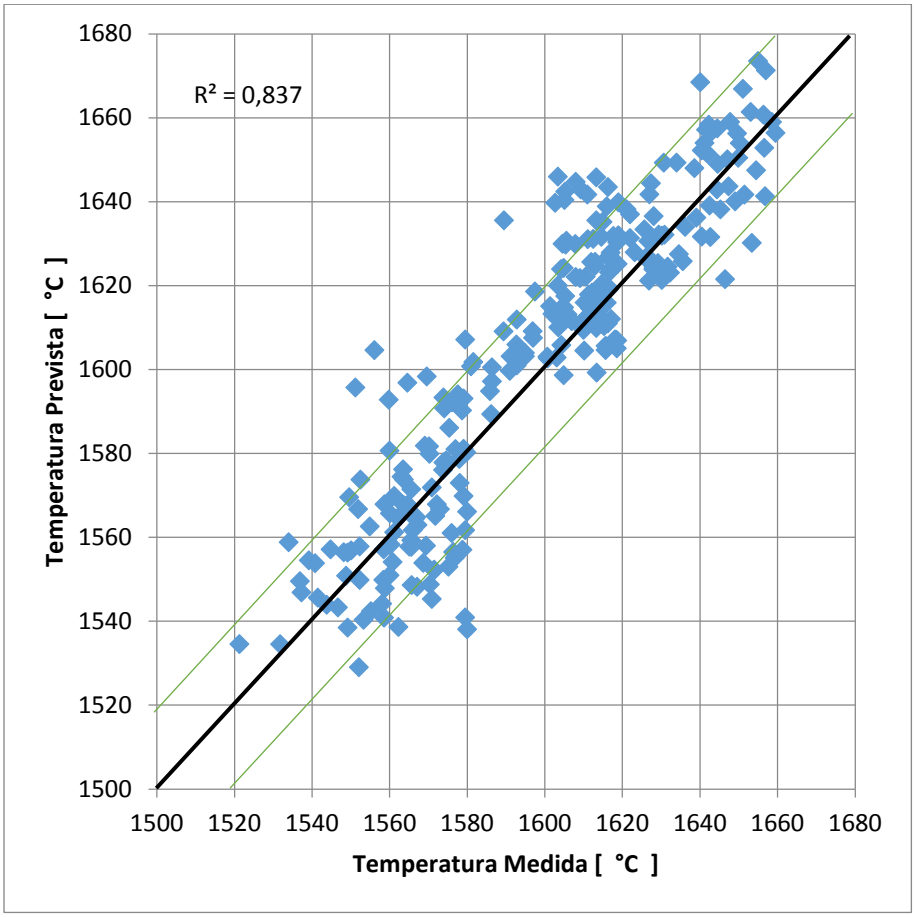
Pot/Peso: Potência/Peso [kW/ton];

P_{on}: *Power On* [s] ;

P_{off}: *Power Off* [s].

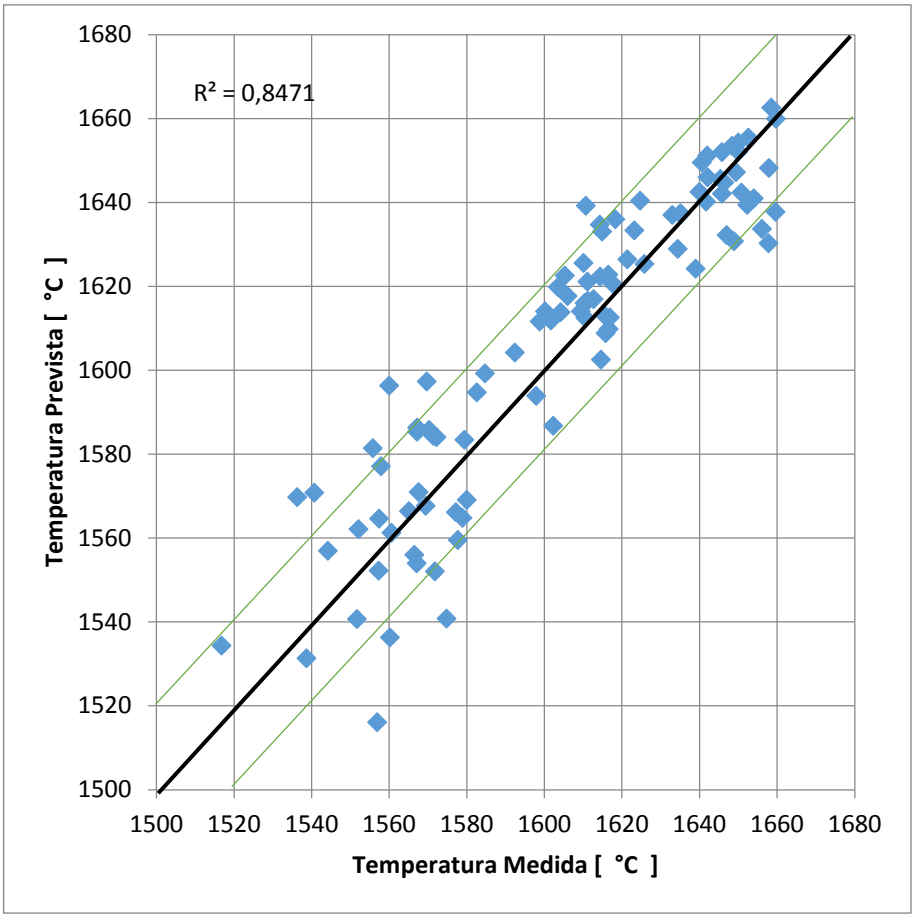
O modelo de predição de temperatura utiliza a temperatura medida inicialmente como ponto de partida. A cada execução, calcula a variação da temperatura desde a última execução e adiciona esta variação à temperatura calculada anteriormente.

Gráfico 1 - Gráfico de Temperatura Medida x Temperatura Prevista na Criação do Modelo



Através dos dados do Gráfico 1, é possível observar que a média para a diferença entre a temperatura predita pelo modelo e a temperatura medida pelo aparelho é de aproximadamente 5 °C, com desvio padrão de 10, o que nos garante que 86,92% dos valores estão dentro do intervalo de +/- 20 °C. Tais dados credenciaram as equações encontradas a serem utilizadas para validação com os dados da 2ª metade de março. A linha que corta o gráfico em duas partes iguais representa a condição ideal de acerto do modelo (diferença entre valores medidos e preditos igual a zero), já as outras duas representam os erros que são considerados aceitáveis para aplicação do modelo (no caso da temperatura, ± 20°C). O gráfico com os dados coletados na validação do modelo segue abaixo. Um bom índice de acerto também foi atingido nesse período.

Gráfico 2 - Gráfico de Temperatura Medida x Temperatura Prevista na Validação do Modelo



Analisando o gráfico 2, vemos que para temperaturas mais baixas, o modelo apresentou maior dispersão. Acredita-se que ainda havia carregamento de sucata e/ou gusa sólido dentro do FEA. Outra hipótese à ser pensada é a da presença de variações no processo (carga não fundida dentro do forno, maior desgaste dos refratários, maior injeção de cal,etc) que não foram consideradas para criação do modelo.

4.2.3.2. *Modelo de Predição da [%C]*

As equações que apresentaram os melhores resultados estão dispostas abaixo bem como os principais fatores analisados:

(10) —

Tabela 8 – Parâmetro do Modelo de Predição da [%C]

Intervalos/ Parâmetro	**A**
0,01 – 0,085 [%C]	$10{,}48*10^{-5}$

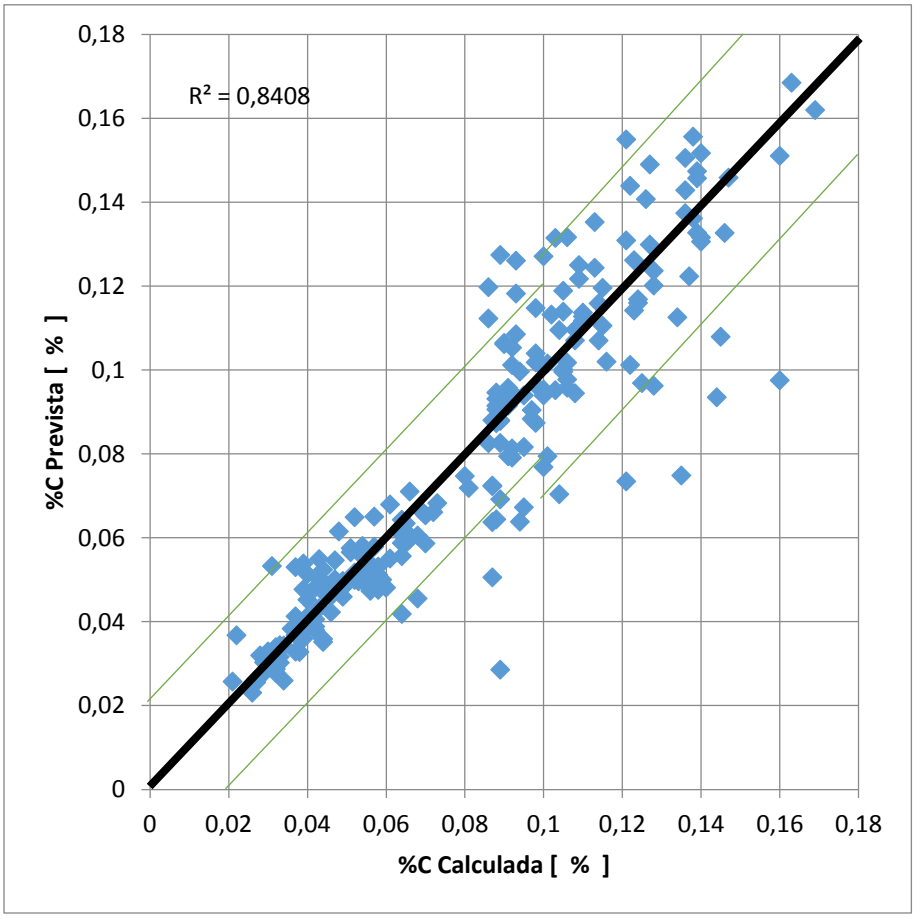
0,086 – 0,20 [%C]	$22,7*10^{-5}$

Onde:

VO_2: Volume de Oxigênio Injetado [Nm^3];

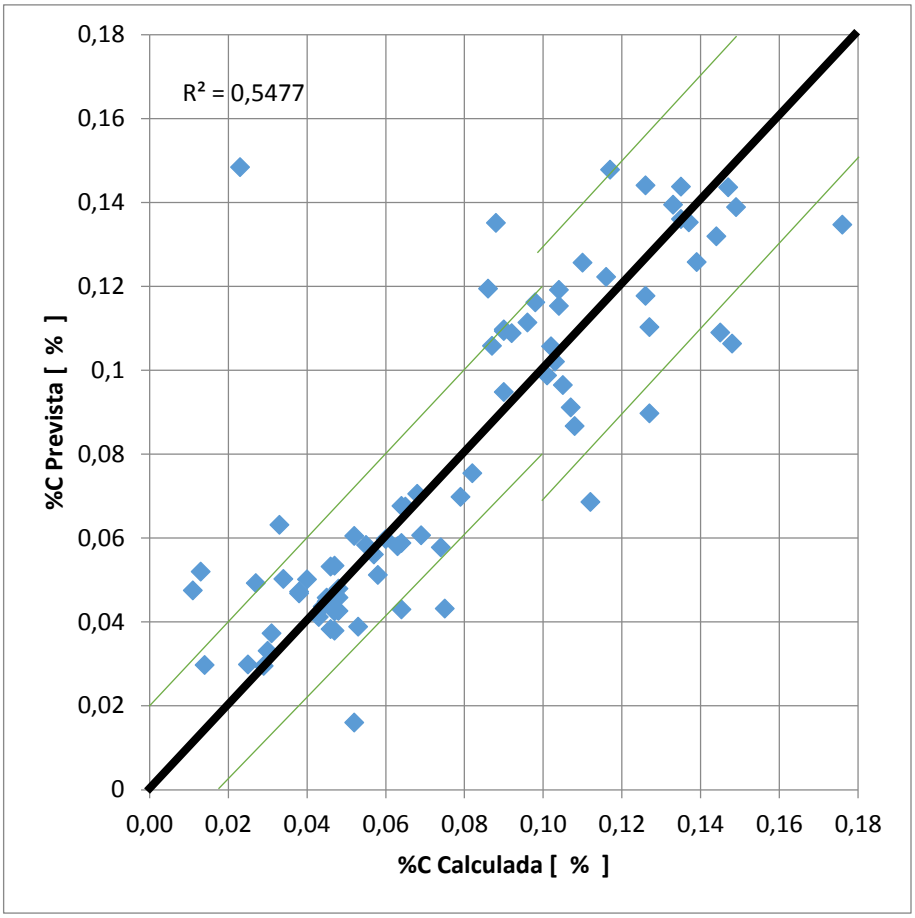
O modelo de predição de carbono utiliza o teor de carbono medido inicialmente como ponto de partida. A cada execução, calcula a variação o teor de carbono desde a última execução e subtrai esta variação do teor de carbono calculado anteriormente.

Gráfico 3 - %C Medida x %C Prevista na Criação do Modelo



Através dos dados do Gráfico 3, pudemos observar que 91,27% dos valores estão dentro do intervalo de +/- 0,02 %. Tais dados credenciaram as equações encontradas a serem utilizadas para validação com os dados da 2ª metade de março.

Gráfico 4 - %C Medida x %C Prevista na Validação do Modelo



Analisando o gráfico 4, observamos que o modelo na validação, teve comportamento semelhante ao período de criação. As dispersões encontradas nesse gráfico podem ser justificadas pela carburação do banho com alguma carga sólida (sucata e/ou gusa sólido) que tenha se desprendido da esteira ao fazer-se o basculamento para escorificação, ou ao aumento do rendimento de descarburação pela injeção de oxigênio devido as constantes mudanças de vazão de carbono injetado no banho para promover a formação de escória espumante.

4.2.4. Implementação Junto ao Sistema de Controle do FEA

Vários parâmetros foram utilizados para execução do modelo. Alguns são definidos na forma padronizada pelo QTS para definição de parâmetros; para outros, foi criada uma nova estrutura específica para este modelo. Os parâmetros que utilizaram o padrão do QTS fizeram parte do grupo ‘MODELO_TEMPERATURA’, e são listados a seguir.

Tabela 9 - Parâmetros cadastrados no sistema QTS utilizados pelo modelo

Nome	Descrição	Valor default
MTP_PES_MIN_FORNO	Peso mínimo do forno para que o modelo possa ser executado.	140 t
MTP_PES_MAX_FORNO	Peso máximo do forno para que o modelo possa ser executado.	210 t
MTP_TMO_MIN_CELOX	Tempo mínimo entre medições de Celox para considerar a medição válida.	120 s
MTP_TMO_MAX_CELOX	Tempo máximo entre medições de Celox para considerar a medição válida.	600 s
MTP_TMO_EXECUCAO	Tempo entre execuções do modelo.	2 s

Para as constantes utilizadas nas equações do modelo foram criadas duas tabelas, uma para cálculo de temperatura e outra para cálculo do carbono, conforme definido a seguir.

Tabela TB_CAD_PARAM_CALC_TEMP para conter os parâmetros do cálculo de predição de temperatura. Diferentes faixas de temperatura utilizam diferentes fatores de ajuste. Cada registro nesta tabela corresponde a uma faixa de temperatura com seus próprios fatores.

Tabela 10 - Armazenamento dos dados da corrida e dos valores preditos de Temperatura

Coluna	Tipo	Descrição
idc_cad_param_calc_temp	number(10)	Chave primária da tabela
dth_criacao	Date	Data e hora de criação do registro
idc_cad_usuario_criacao	number(10)	Identificação do usuário que criou o registro
dth_alteracao	Date	Data e hora de alteração no registro
idc_cad_usuario_alteracao	number(10)	Identificação do usuário que alterou o registro
tem_min	number(8,2)	Temperatura mínima para utilização do registro
tem_max	number(8,2)	Temperatura máxima para utilização do registro
val_A_volume_o2	number(18,8)	Parâmetro de ajuste do volume de O_2
val_B_potencia	number(18,8)	Parâmetro de ajuste da potência

val_C_poweron	number(18,8)	Parâmetro de ajuste do tempo de *power on*
val_D_poweroff	number(18,8)	Parâmetro de ajuste do tempo de *power off*

Tabela TB_CAD_PARAM_CALC_CARB para conter os parâmetros do cálculo de predição do teor de carbono. Diferentes faixas de teor de carbono utilizam diferentes fatores de ajuste. Cada registro nesta tabela corresponde a uma faixa de teor de carbono com seus próprios fatores.

Tabela 11 - Armazenamento dos dados da corrida e dos valores preditos de [%C]

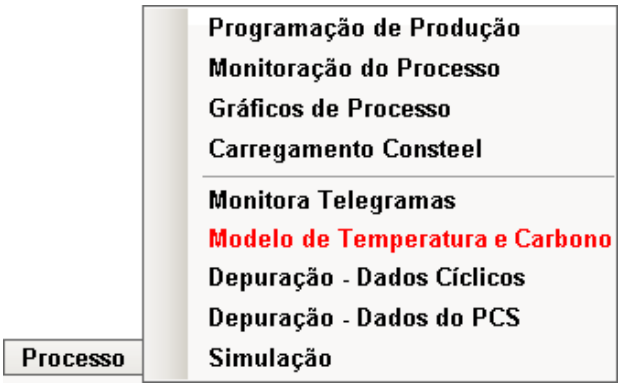
Coluna	Tipo	Descrição
idc_cad_param_calc_carb	number(10)	Chave primária da tabela
dth_criacao	date	Data e hora de criação do registro
idc_cad_usuario_criacao	number(10)	Identificação do usuário que criou o registro
dth_alteracao	date	Data e hora de alteração no registro
idc_cad_usuario_alteracao	number(10)	Identificação do usuário que alterou o registro
per_min	number(8,2)	Teor mínimo de C para utilização do registro
per_max	number(8,2)	Teor máximo de C para utilização do registro
val_A_volume_o2	number(18,8)	Parâmetro de ajuste do volume de O2

Todos os parâmetros deverão ser exibidos na tela de validação, bem como deverá ser permitida a alteração destes.

- ✓ **Tela de Testes do Modelo**

Foi criada uma opção no menu ‘Processo’ para acesso à tela de validação do modelo. Esta opção somente estará habilitada para os usuários determinados pela Engenharia de Processo da Aciaria. A linguagem utilizada para construção da tela foi C# e o modelo foi implementado sobre o sistema de controle do FEA.

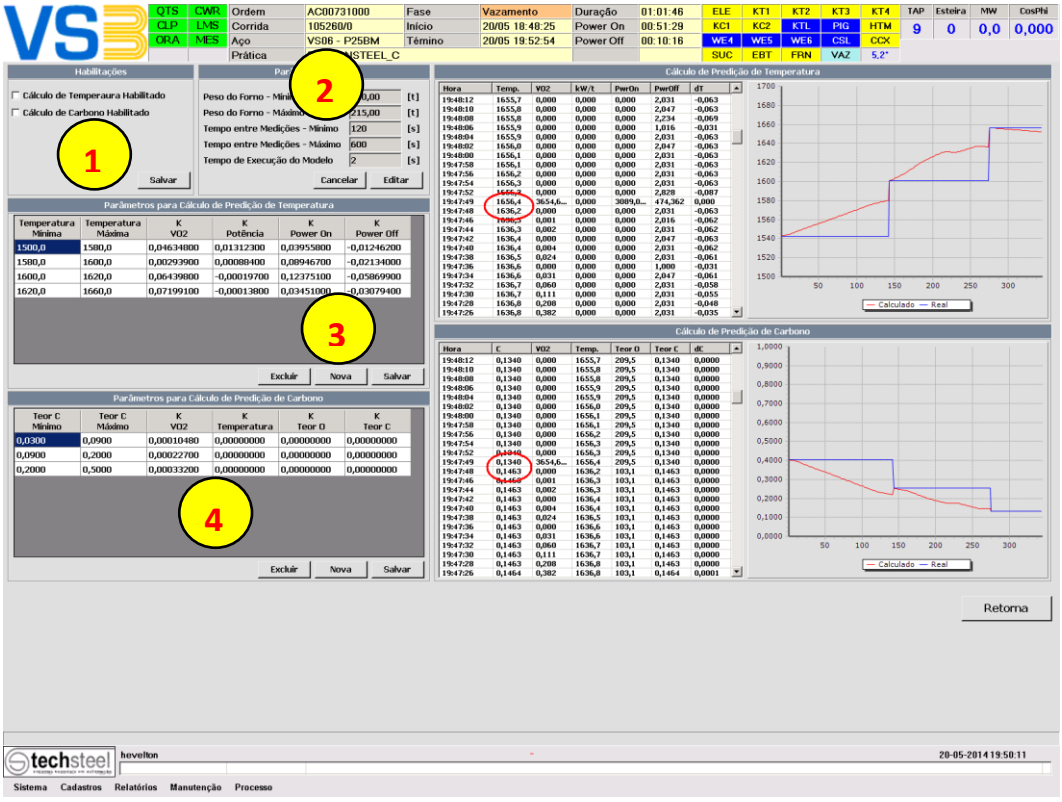
Figura 5 - Menu de Acesso a Tela de Validação do Modelo



Fonte: Techsteel - Equipe de Automação(Nível 2 FEA)

A tela é apresentada com as funcionalidades descritas a seguir.

Figura 6 - Tela de Testes do Modelo



Fonte: Techsteel - Equipe de Automação(Nível 2 FEA)

Quadro Habilitações (1) :

- **Cálculo de Temperatura**: permite habilitar ou desabilitar a execução do cálculo de predição de temperatura.
- **Cálculo de Carbono**: permite habilitar ou desabilitar a execução do cálculo de predição de carbono.

Quadro Parâmetros Gerais (2) :

- **Peso Mínimo e Máximo do Forno**: define os limites do peso do forno, para que os cálculos sejam executados. Se o peso do forno estiver fora destes limites, os cálculos não serão executados.
- **Tempo Mínimo e Máximo entre Medições**: define os limites de tempo entre as medições de Celox para execução dos cálculos. Se o tempo entre a medição atual e a medição anterior estiver fora destes limites, a medição não será considerada para os cálculos, e o modelo continuará efetuando os cálculos até que uma nova medição seja realizada e que esta esteja dentro das condições estabelecidas.
- **Tempo de Execução**: periodicidade de execução dos cálculos.

Quadro Parâmetros para Cálculo de Predição de Temperatura (3) :

- **Temperatura Mínima e Máxima**: faixa de temperatura à qual se referem os dados do registro.
- **K VO_2**: Parâmetro para ajuste do valor de volume de O_2.
- **K Potência**: Parâmetro para ajuste do valor de potência.
- **K *Power On***: Parâmetro para ajuste do valor de *Power On*.
- **K *Power Off***: Parâmetro para ajuste do valor de *Power Off*.

Quadro Parâmetros para Cálculo de Predição de Carbono (4) :

- **Teor C Mínimo e Máximo**: faixa de teor de carbono à qual se referem os dados do registro.
- **K VO_2**: Parâmetro para ajuste do valor de volume de O_2.
- **K Temperatura**: Parâmetro para ajuste do valor de temperatura.
- **K Teor O**: Parâmetro para ajuste do valor do teor de oxigênio.
- **K Teor C**: Parâmetro para ajuste do valor do teor de carbono.

À direita da tela são apresentados os dados em tempo real resultantes da execução dos cálculos. A lista apresenta a medição real na primeira linha, e os resultados de cada execução do modelo nas linhas abaixo. A cada execução o gráfico é atualizado com o valor real e o valor calculado. Duas curvas são exibidas para o valor calculado, sendo uma com o resultado do cálculo do intervalo, e outra com o resultado do cálculo 'acumulado'.

- ✓ **Implementação**

Os cálculos foram implementados no sistema QTS, numa nova partição (QTS.ModeloTemperatura), de forma a minimizar os impactos da implantação no sistema em execução. Os dados necessários para execução dos cálculos serão recebidos pelo processo através da escuta de mensagens, sendo necessário escutar as mensagens de:

- **Dados cíclicos**: contém os dados dinâmicos lidos dos CLPs. Destes dados será extraído o valor de volume de oxigênio e potência.
- **Corrida atual**: contém os dados relativos à corrida em andamento. Destes dados serão extraídos os valores de *power on* e *power off*.
- **Telegrama 2000**: contém os dados das medições de Celox.

O modelo deve fazer a leitura dos parâmetros do banco de dados na partida e mantê-los em memória; deverá escutar a mensagem de 'Alteração de Cadastro', e caso o cadastro de parâmetros seja alterado, deverá fazer a leitura novamente. Os parâmetros específicos para o modelo possuem um cadastro específico (ParametrosModeloTemperatura), que também tem o mesmo tratamento.

Para auxiliar os testes, o sistema cria um arquivo binário de *log* para armazenar todas as informações a cada execução. A partir deste arquivo, é possível executar o modelo em "modo *off-line".* Neste tipo de execução é possível utilizar um conjunto de parâmetros diferente dos utilizados na execução "*on-line"*.

4.2.5. Treinamento dos Operadores para Utilização do Modelo

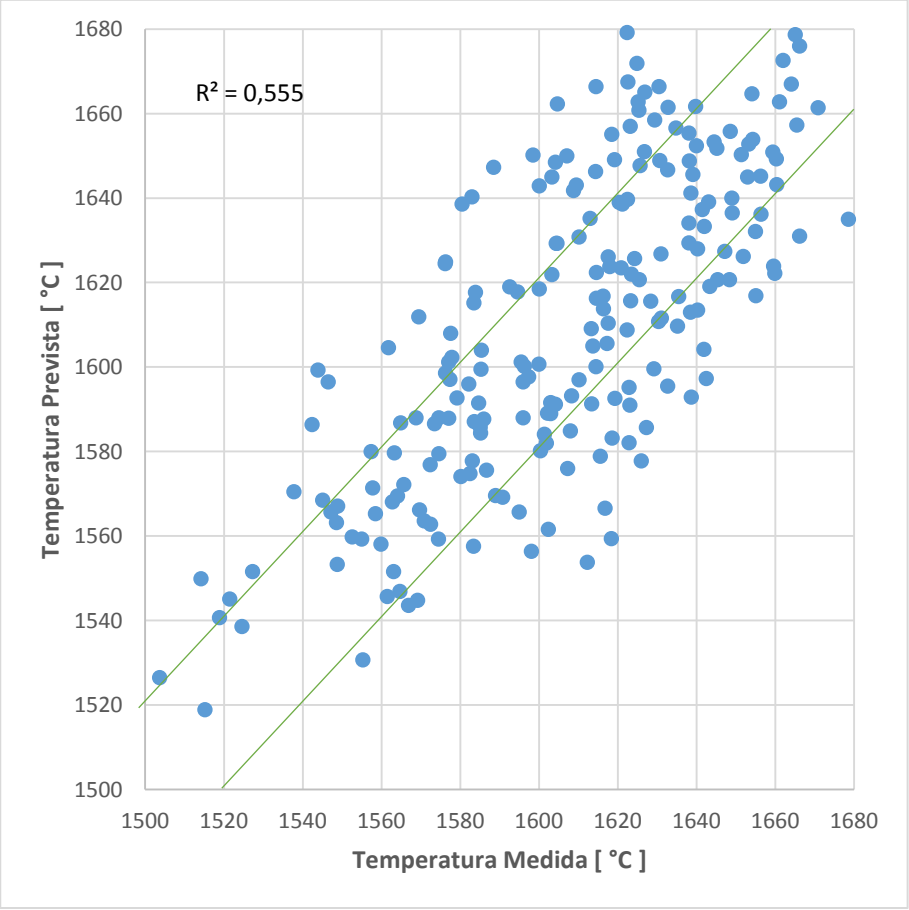
O treinamento com todos os operadores do FEA ocorreu numa parada estratégica da aciaria, para manutenção dos equipamentos e visou orientá-los sobre as principais características dessa nova ferramenta, que pretende auxiliá-los em suas tomadas de decisões para finalização do refino, bem como ensiná-los à interpretar e utilizar as informações calculadas de forma correta e assim otimizar ainda mais as ações que eram feitas antes da utilização dos modelos.

5. RESULTADOS

5.1 Predição da Temperatura

Os resultados para o modelo de predição da temperatura estão representados no gráfico abaixo, que dispõe a temperatura medida pelo CELOX®, versus à temperatura calculada pelo modelo. Ficou comprovada a grande dificuldade de obtenção dos resultados esperados devido à grande variabilidade do processo atual (quantidade de carbono injetada para formação de escória espumante, erros com a balança do forno que fazem com que mesmo na fase de refino ainda haja carregamento de sucata mais gusa sólido, variação na quantidade de cal injetada que varia a composição da escória obtida, variação na %C no aço no início da fase refino o que faz as condições de aquecimento variar consideravelmente, tempo de retirada das análises não são definidos, etc). Somam-se a isso que, os resultados foram coletados após uma grande parada para manutenção preventiva o que pode ter alterado algumas condições físicas que são sentidos sensivelmente pelo modelo estatístico, pois o mesmo se ajustou as condições anteriores à parada.

Gráfico 5 - Resultados do Modelo de Predição da Temperatura

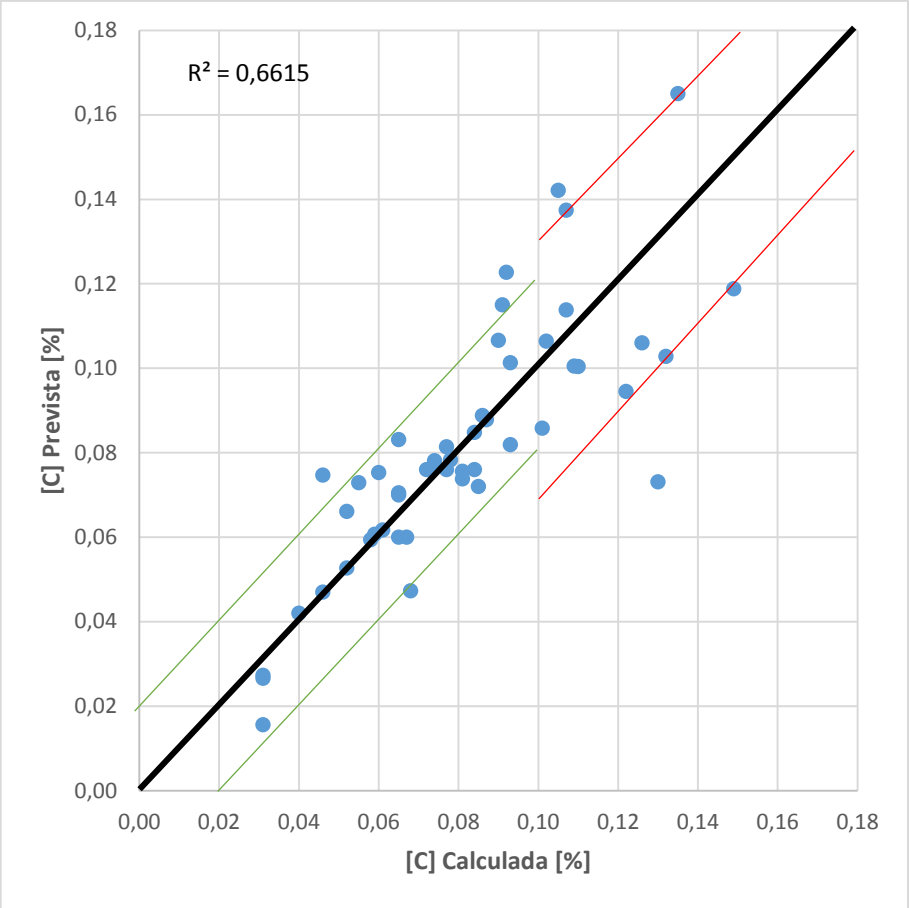


Problemas com o não salvamento da medição dos valores calculados com o CELOX® também influenciaram em alguns resultados, visto que na concepção do modelo, ele necessita das medições para se auto ajustar. Mesmo com todas as dificuldades mencionadas, o modelo foi bem aceito pela operação, que atualmente utiliza tal modelo como ferramenta de suporte a tomada de decisões dos operadores. Ainda assim, o modelo está sendo continuamente ajustado para obter melhores resultados, pois se acredita que com a melhora da contínua na padronização e no ajuste das condições (operacionais e de processo) o modelo será ainda mais preciso e contribuirá para redução de gastos e melhoria na qualidade dos produtos. Com todas as dificuldade encontradas, o modelo de predição da temperatura na fase de refino, teve 54% dos valores preditos, entre ±20 °C da temperatura medida pelo sensor, na primeira semana de utilização.

5.2 Predição da %C no aço

O modelo de predição da concentração de carbono do aço na fase de refino, foi o que obteve os melhores resultados. Os resultados estão representados abaixo com o gráfico de [C] calculada pelos CELOX®'s versus [C] predita pelo modelo.

Gráfico 6 – Resultados do Modelo de Predição da [C] no aço



Como pode ser visto no gráfico acima, o modelo atendeu bem a sua demanda, 90% dos valores preditos atenderam à demanda (erro de ±0,02% para [C] entre 0 e 0,1% e erro de ±0,03% para [C] entre 0,1 e 0,2). Ainda assim, deverá passar por alguns ajustes nos parâmetros para aumentar o índice de acertos para [C] maiores que 0,086%.

Graças aos bons resultados obtidos, conseguimos demonstrar que o modelo será uma ferramenta de grande importância para os operadores, na utilização correta da quantidade de oxigênio necessária ao processo.

Estima-se que com a utilização de tais modelos, os ganhos financeiros girem em torno de R$ 1.270.000,00 à R$ 2.697.012,00 ao ano, com as melhorias nos padrões atuais e maior entendimento sobre o processo, que é pioneiro aqui no Brasil. Tais ganhos devem-se a redução de 1 a 2 minutos de *power on* e de 1 a 3 medições com CELOX® por corrida, para a produção atual.

6. CONCLUSÃO

Diante de toda argumentação exposta anteriormente, juntamente com os resultados obtidos, conclui-se que:

- O modelo de predição da temperatura teve $R^2 = 0,837$ para criação, $R^2 = 0,847$ para validação e $R^2 = 0,555$ para os dados da utilização;
- O modelo de predição da %C do aço teve $R^2 = 0,8408$ para criação, $R^2 = 0,5477$ para validação e $R^2 = 0,6615$ para os dados da utilização;
- A utilização de modelos estatísticos para efetuar previsões é sensivelmente afetada por pequenas alterações de processo, tornando difícil o ajuste para condições onde as variações são consideravelmente elevadas. A realização de uma parada para manutenção preventiva de 3 semanas, após à criação do modelo, pode ter influenciado nas características físicas do FEA e criado à necessidade de ajustes nos parâmetros dos modelos;
- Estima-se que com a utilização de tais modelos, haja uma redução de 1 a 2 minutos de *power on* e de 1 a 3 medições com CELOX® por corrida, gerando lucros que girem em torno de R$ 1.270.000,00 à R$ 2.697.012,00 ao ano, com as melhorias nos padrões atuais e melhor entendimento sobre o processo.

7. SUGESTÃO PARA TRABALHOS FUTUROS

- ✓ De posse dos dados entre as medições com CELOX®, verificar os valores de CRE – Carbon Removal Efficiency para o FEA de tecnologia Consteel® da VSB;
- ✓ Verificar a influência da distribuição harmônica sobre o aquecimento da corrida e conhecer qual o comportamento do rendimento de transferência de calor pelo arco com essa distribuição;
- ✓ Criar um modelo Teórico para a predição da temperatura e comparar os resultados com o modelo estatístico;
- ✓ Estender a utilização dos modelos para outras fases da corrida, não mais somente na fase refino;
- ✓ Criar um modelo utilizando redes neurais para comparar com os modelos estatístico e teórico;

REFERÊNCIAS

[1] Wendelstorf J. Spitzer K. Spitzer H **A process Model for EAF Steelmaking** Clausthal University of Technology, Institute of Metallurgy.

[2] Baumert J. C. Rendueles Vigil J. L. Schaefers J. Schutz G. Gillé S. **Improved Control of Electric Arc Furnace Operations by Process Modelling** Tecnical Steel Research (European Comission , Steelmaking Process, 2005).

[3] Andreasi W. A. Azevedo A. A. P. Macinelli T. W. **Introdução as Ferramentas de Análise Estatística do Excel 2007 Aplicadas a Engenharia de Avaliações – v.09** Universidade Federal do Mato Grosso do Sul, Departamento de Estruturas e Construção Civil

[4] DANTAS, R. A. **Engenharia de Avaliações**: uma introdução à metodologia científica. 1.ª Ed. São Paulo: Pini, 2003.

[5] LEVINE, D.M; BERENSON, M.L.; STEPHAN, D. **Estatística:** Teoria e Aplicações. Rio de Janeiro: LTC, 2005.

[6] JOHNSON, R.A.; WICHERN, D.W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 5.ª ed. Nova Jersey: Prentice Hall, Inc., 2002.

[7] **Métodos Estatísticos e MINITAB para Profissionais da VSB,** DM&P, 2012.

[8] CHEVRAND, L. J. S. **Aciaria Elétrica,** São Paulo: ABM, 2007.

[9] MOURÃO M. B. **Introdução à Siderurgia,** São Paulo: Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, 2007.

[10] ADAMS W.et al. **Factors Influencing the Total Energy Consumption in Arc Furnaces.** Presented at the 59th Electric Furnace Conference and 19th Process Tecnology Conference Update, Arizona, nov, 2001.

[11] Opfermann A. **Energy Efficiency of Electric Arc Furnace,** Kehl, Badische Stahl Engineering GmbH, Germany, Dirk Riedinger.

[12]TENOVA **EAF Training Manual** VSB/21.05.2010/Tenova Internal Report **.**

[13] INTER-LABORATORY WORKING GROUP. **Scenarios for a Clean Energy Future. Berkeley**, CA: Lawrence Berkeley National Laboratory, 2000. (ORNL/CON-476 and LBNL-44029).

[14] VALLOMY, J. A.; FALLON, C. **Continuous Melting in EAF:** a way to minimise flicker and harmonics. Metallurgical Plant and Technology International, v. 20, n. 4, p. 94-101, Ago. 1997.

[15] A. O. THIAGO, C. LAURRENT **Controle do nível de nitrogênio no forno elétrico à arco com tecnologia Consteel® da Vallourec e Sumitomo Tubos do Brasil.** Presented at the 44th Steelmaking Seminar – International, Araxá-MG, Maio, 2013.

ANEXO 1

TABELA 7

Pontos de Significância de d_L e d_U: 1% (Durbin - Watson)

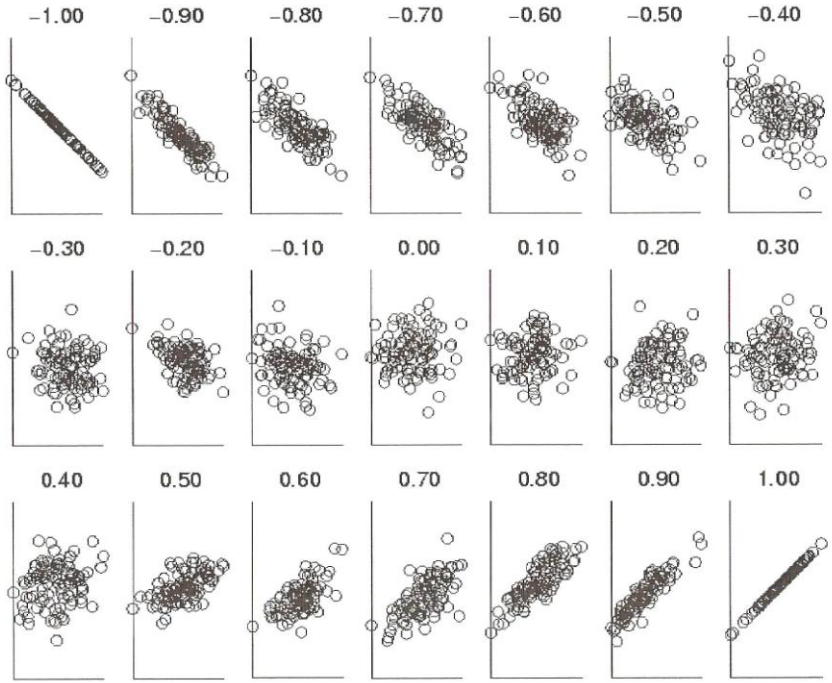
n	K' = 1		K' = 2		K' = 3		K' = 4		K' = 5	
	d_L	d_U	d_L	d_U	d_L	d_U	d_L	d_U	d_L	d_U
15	0,81	1,07	0,70	1,25	0,59	1,46	0,49	1,70	0,39	1,96
16	0,84	1,09	0,74	1,25	0,63	1,44	0,53	1,66	0,44	1,90
17	0,87	1,10	0,77	1,25	0,67	1,43	0,57	1,63	0,48	1,85
18	0,90	1,12	0,80	1,26	0,71	1,42	0,61	1,60	0,52	1,80
19	0,93	1,13	0,83	1,26	0,74	1,41	0,65	1,58	0,56	1,77
20	0,95	1,15	0,86	1,27	0,77	1,41	0,68	1,57	0,60	1,74
21	0,97	1,16	0,89	1,27	0,80	1,41	0,72	1,55	0,63	1,71
22	1,00	1,17	0,91	1,28	0,83	1,40	0,75	1,54	0,66	1,69
23	1,02	1,19	0,94	1,29	0,86	1,40	0,77	1,53	0,70	1,67
24	1,04	1,20	0,96	1,30	0,88	1,41	0,80	1,53	0,72	1,66
25	1,05	1,21	0,98	1,30	0,90	1,41	0,83	1,52	0,75	1,65
26	1,07	1,22	1,00	1,31	0,93	1,41	0,85	1,52	0,78	1,64
27	1,09	1,23	1,02	1,32	0,95	1,41	0,88	1,51	0,81	1,63
28	1,10	1,24	1,04	1,32	0,97	1,41	0,90	1,51	0,83	1,61
29	1,12	1,25	1,05	1,33	0,99	1,42	0,92	1,51	0,85	1,61
30	1,13	1,26	1,07	1,34	1,01	1,42	0,94	1,51	0,88	1,61
31	1,15	1,27	1,08	1,34	1,02	1,42	0,96	1,51	0,90	1,60
32	1,16	1,28	1,10	1,35	1,04	1,43	0,98	1,51	0,92	1,60
33	1,17	1,29	1,11	1,36	1,05	1,43	1,00	1,51	0,94	1,59
34	1,18	1,30	1,13	1,36	1,07	1,43	1,01	1,51	0,95	1,59
35	1,19	1,31	1,14	1,37	1,08	1,44	1,03	1,51	0,97	1,59
36	1,21	1,32	1,15	1,38	1,10	1,44	1,04	1,51	0,99	159
37	1,22	1,32	1,16	1,38	1,11	1,45	1,06	1,51	1,00	1,59
38	1,23	1,33	1,18	1,39	1,12	1,45	1,07	1,52	1,02	1,58
39	1,24	1,34	1,19	1,39	1,14	1,45	1,09	1,52	1,03	1,58
40	1,25	1,34	1,20	1,40	1,15	1,46	1,10	1,52	1,05	1,58
45	1,29	1,38	1,24	1,42	1,20	1,48	1,16	1,53	1,11	1,58
50	1,32	1,40	1,28	1,45	1,24	1,49	1,20	1,54	1,16	1,59
55	1,36	1,43	1,32	1,47	1,28	1,51	1,25	1,55	1,21	1,59
60	1,38	1,45	1,35	1,48	1,32	1,52	1,28	1,56	1,25	1,60
65	1,41	1,47	1,38	1,50	1,35	1,53	1,31	1,57	1,28	1,61
70	1,43	1,49	1,40	1,52	1,37	1,55	1,34	1,58	1,31	1,61
75	1,45	1,50	1,42	1,53	1,39	1,56	1,37	1,59	1,34	1,62
80	1,47	1,52	1,44	1,54	1,42	1,57	1,39	1,60	1,36	1,62
85	1,48	1,53	1,46	1,55	1,43	1,58	1,41	1,60	1,39	1,63
90	1,50	1,54	1,47	1,56	1,45	1,59	1,43	1,61	1,41	1,64
95	1,51	1,55	1,49	1,57	1,47	1,60	1,45	1,62	1,42	1,64
100	1,52	1,56	1,50	1,58	1,48	1,60	1,46	1,63	1,44	1,65

Nota: k' = número de variáveis independentes com exclusão do termo constante.

Fonte: Biometrika, Vol. 38, 1951, pp. 159-177. Reimpressão com autorização dos autores e da Biometrika.

ANEXO 2

Avaliação Visual Correlação entre dois Atributos



Gráficos mostram a variação de correlação -1 a 1

38