



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**CENTRO DE TECNOLOGIA**  
**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA METALÚRGICA E DE MATERIAIS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA E CIÊNCIA DE**  
**MATERIAIS**

**RODRIGO ALVES RAMOS**

**OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE FUSÃO E REFINO PRIMÁRIO ATRAVÉS DE**  
**ANÁLISES ESTATÍSTICAS DE PARÂMETROS ELÉTRICOS E DE PROCESSOS**  
**EM FORNO ELÉTRICO A ARCO**

**FORTALEZA**

**2019**

RODRIGO ALVES RAMOS

OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE FUSÃO E REFINO PRIMÁRIO ATRAVÉS DE  
ANÁLISES ESTATÍSTICAS DE PARÂMETROS ELÉTRICOS E DE PROCESSOS EM  
FORNO ELÉTRICO A ARCO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciência de Materiais da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia e Ciência de Materiais. Área de concentração: Propriedades Físicas e Mecânicas dos Materiais.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo José Gomes da Silva.

FORTALEZA

2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

---

- R146o Ramos, Rodrigo Alves.  
Otimização do Processo de Fusão e Refino Primário Através de Análises Estatísticas de Parâmetros Elétricos e de Processos em Forno Elétrico a Arco / Rodrigo Alves Ramos. – 2019.  
82 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciência de Materiais, Fortaleza, 2019.  
Orientação: Prof. Dr. Marcelo José Gomes da Silva.

1. Aciaria. 2. Forno Elétrico. 3. Otimização. 4. Energia. 5. Análise Estatística. I. Título.

CDD 620.11

---

RODRIGO ALVES RAMOS

OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE FUSÃO E REFINO PRIMÁRIO ATRAVÉS DE  
ANÁLISES ESTATÍSTICAS DE PARÂMETROS ELÉTRICOS E DE PROCESSOS EM  
FORNO ELÉTRICO A ARCO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciência de Materiais da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia e Ciência de Materiais. Área de concentração: Propriedades Físicas e Mecânicas dos Materiais.

Aprovada em: 26/04/2019.

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Marcelo José Gomes da Silva (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Hamilton Ferreira Gomes de Abreu  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Dr. Alex Maia do Nascimento  
Companhia Siderúrgica do Pecém (CSP)

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus pelo dom da vida e pelas oportunidades que me foram apresentadas para chegar até aqui.

A meus pais Eugênio e Mara, que são as pessoas mais importantes na minha vida, que me educaram, me prepararam, me deram estrutura, e que são os grandes responsáveis para que eu pudesse chegar até aqui. Aos meus irmãos de sangue e companheiros de batalha: Lucas e Mariana pelo seu incentivo e amizade desde sempre.

A minha noiva Beatriz Monteiro pela parceria, pelo apoio incondicional, pelo amor, carinho, paciência, força e incentivo a todo momento, acreditando e ajudando a superar as diversas dificuldades.

Ao professor e orientador Ph.D. Marcelo José Gomes da Silva, a quem tenho grande admiração e respeito, por sua disponibilidade, acompanhamento e orientação durante a execução desse trabalho. Ao Prof. Dr. Hamilton Ferreira Gomes de Abreu pela sua gentileza, disponibilidade, orientação e auxílios concedidos durante o Mestrado. Ao Dr. Alex Maia do Nascimento por aceitar o convite para ser membro da banca desse trabalho, que ele tanto incentivou e inspirou.

Aos meus colegas de Pós-Graduação Laudenor, Gastão, Artur e Rivelino que foram importantes nessa caminhada. A Gerdau Cearense, em especial ao MESc. Diego Araruna, pelo apoio, amizade e ajuda concedida durante a realização do presente trabalho e ao longo dessa experiência. Aos colegas de Gerdau: Soraia Castro, Alberto Rocha, Davila Viana, Jamil Nobre e os demais que contribuíram para a realização dessa pesquisa.

Aos meus amigos de engenharia e muitas vezes companheiros de trabalho por toda a amizade desde a época da graduação: Reinaldo Azevedo, Márcio Gazelli, Francisco Necy, Helilton Lima, Thiago Ivo, Fernando Emerson, Alfredo Leão, Mozart Queiroz. Aos amigos de longa data, desde os períodos de colégio e vizinhança, que ainda se fazem presentes: Guilherme Noronha, Felipe Guerra, Thiago Aquino, Augusto Holanda e Lucas Carneiro.

“É fazendo que se aprende a fazer aquilo que se deve aprender a fazer.”

Aristóteles

## RESUMO

Em usinas siderúrgicas semi-integradas que possuem aciarias elétricas, as nomeadas *mini-mills*, a produção de aço bruto se dá por meio do processo de fusão de uma carga sólida metálica composta por sucatas de diferentes origens e/ou gusa – sólido em regra geral (em algumas usinas, é possível encontrar adição de gusa líquido) – no reator metalúrgico conhecido como Forno Elétrico a Arco (FEA), onde também ocorre o refino primário da carga quando fundida. O processo, que teve origem no século XIX, tem aumentado sua participação significativamente na produção de aço mundial nas últimas décadas por sua flexibilidade de matérias-primas e mix de produtos, benefícios ambientais pela reciclagem de sucata e ganhos logísticos por sua compactação e investimentos necessários de menores proporções se comparado com as usinas integradas. Mesmo com as vantagens citadas, faz-se necessário um contínuo trabalho de ajustes e melhorias do processo a fim de operar com custos competitivos no mercado atual que combina sobrecapacidade de produção com um crescimento discreto da demanda. Tendo conhecimento que o processo do FEA demanda grande quantidade de energia elétrica, as otimizações a partir de balanços de massa e de energia são feitas com frequência elevada. Em geral, esses cálculos não são simples e em algumas empresas há softwares propriamente desenvolvidos para esse fim. Em contrapartida, a evolução tecnológica tem permitido aos engenheiros de processos captar e armazenar muitas variáveis em bancos de dados. Visando obter o maior número de respostas possíveis a partir dos dados, foram realizadas abordagens estatísticas aplicando os métodos de regressão linear múltipla (MLR) e dos mínimos quadrados parciais (PLS) correlacionando parâmetros de mix de sucatas, de processo e de elétrica do FEA com a quantidade necessária de energia elétrica para fundir a carga sólida – uma das maiores parcelas no custo de produção de aciarias elétricas. Os modelos foram avaliados com os valores reais de períodos diferentes e, adicionalmente, com valores obtidos pelo software oficial da empresa para balanço de massa e energia., demonstrando um bom ajuste com erros médios inferiores a 5% para todas as regressões. O modelo estatístico demonstrou, portanto, uma boa acurácia para a prática industrial de otimização energética e a vantagem da obtenção de resultados a partir de equações lineares, além de incluir fatores como as distorções harmônicas que são importantes medidas do comportamento da carga no FEA.

**Palavras-chave:** Aciaria. Forno elétrico. Otimização. Energia. Análise Estatística. PLS. MLR.

## ABSTRACT

In semi-integrated steel plants that have electric steelmaking processes, called mini-mills, the production of crude steel occurs through the process of melting a metallic solid load composed of scrap from different origins and/or solid pig iron as a general rule (in some plants, it is possible to find the addition of molten pig iron) - in the metallurgical reactor known as Electric Arc Furnace (EAF), where the primary refining of the melted load also occurs. The process, which originated in the XIX century, has significantly increased its participation on world's steel production in the last decades due to its flexibility of raw materials and product mix, environmental benefits from the recycling of scrap and logistic gains due to its compaction and necessary investments of smaller proportions if compared to the integrated steel mills. Even with the aforementioned advantages, it is necessary to continuously adjust and improve the process in order to operate at competitive costs in the current market, which combines production overcapacity with a slightly growth in demand. Knowing that the EAF process requires a large amount of electricity, optimizations of mass and energy balances are done with high frequency. In general, these calculations are not simple and in some companies there are softwares developed specifically for this purpose. On the other hand, technological evolution has allowed process engineers to capture and store many variables in databases. Aiming to obtain the greatest number of possible responses from the data, it was applied a statistical approach using the multiple linear regression (MLR) and partial least squares (PLS) methods correlating scrap mix, process and electrical parameters of the EAF with the required amount of electrical energy to melt the solid load - one of the largest installments in the production cost of electric steelmakings. The models were evaluated with the actual data of different periods and, in addition, with data obtained by the company's official software for mass and energy balance, showing a good fit with mean errors of less than 5% for all regressions. The statistical model demonstrated a good accuracy for the industrial practice of energy optimization and the advantage of obtaining results from linear equations, besides including factors such as the harmonic distortions that are important measures of load behavior in EAF.

**Keywords:** Meltshop. Electric Arc Furnace. Optimization. Energy. Statistical Analysis. PLS. MLR.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Fluxograma simplificado dos principais processos siderúrgicos .....	18
Figura 2 –	Contribuição do processo em FEA na produção do aço bruto .....	20
Figura 3 –	Inovações e melhorias básicas na performance de um FEA de 120t de capacidade .....	20
Figura 4 –	Sucata de obsolescência .....	22
Figura 5 –	Projeto de um FEA moderno. (1) Transformador, (2) conjunto de cabos flexíveis, (3) condutores de alta corrente elétrica, (4) garras dos eletrodos, (5) braços, (6) duto refrigerado para o gás de exaustão, (7) carcaça superior (painéis refrigerados a água), (8) superestrutura, (9) carcaça inferior, (10) rack, (11) abóboda refrigerada a água, (12) mecanismo de basculamento e (13) central hidráulica .....	23
Figura 6 –	Vazamento do aço para a panela (fim do processo em FEA): a) convencional (bica) e b) EBT .....	24
Figura 7 –	Operação de um FEA que emprega dois carregamentos e possui vazamento do tipo EBT .....	25
Figura 8 –	Desenho esquemático das etapas da fusão da carga em um FEA .....	27
Figura 9 –	Reações do Refino Primário .....	29
Figura 10 –	Relação entre índice de espumação e viscosidade efetiva .....	30
Figura 11 –	Influência do FeO, MgO e basicidade ternária na efetividade da espumação da escória .....	30
Figura 12 –	Solubilidade do MgO para escórias com dupla saturação (CaO e MgO) a 1600 °C .....	31
Figura 13 –	Esquema simplificado de uma máquina de lingotamento contínuo .....	33
Figura 14 –	Balanco Energético do FEA .....	35
Figura 15 –	Sistema Elétrico FEA .....	36
Figura 16 –	Formação de Pontos Quentes e Frios FEA .....	37

Figura 17 –	Distorção harmônica total durante o processo de fusão e refino .....	38
Figura 18 –	Desvio padrão do THD com a energia consumida no refino .....	38
Figura 19 –	Reações Químicas Exotérmicas Durante o Refino no FEA .....	41
Figura 20 –	Diagrama de Ellingham .....	42
Figura 21 –	Esquema do progresso da descarburização em função do teor de carbono dissolvido .....	43
Figura 22 –	Conjunto de gráficos MODEL1: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados .....	56
Figura 23 –	Conjunto de gráficos MODEL2: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados .....	58
Figura 24 –	Análise de variância para o modelo de predição MODEL3 .....	60
Figura 25 –	Gráfico de seleção de modelo .....	60
Figura 26 –	Gráfico de dispersão das respostas ajustadas .....	61
Figura 27 –	Gráfico de dispersão projetado dos coeficientes de regressão padronizados .....	62
Figura 28 –	Gráfico de dispersão da distância de cada observação do modelo x e distância do modelo y para o MODEL3 .....	62
Figura 29 –	Conjunto de gráficos MODEL3: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados .....	63
Figura 30 –	Gráfico de dispersão conectado dos carregamentos x do primeiro e segundo componente para o MODEL3 .....	64
Figura 31 –	Análise de variância para o modelo de predição MODEL3 .....	66

Figura 32 –	Gráfico de seleção de modelo: gráfico de dispersão dos valores $R^2$ e $R^2$ preditos como uma função do número de componentes .....	66
Figura 33 –	Gráfico de dispersão das respostas ajustadas e de validação cruzada versus as respostas reais .....	67
Figura 34 –	Gráfico de dispersão projetado dos coeficientes de regressão padronizados .....	67
Figura 35 –	Gráfico de dispersão da distância de cada observação do modelo x e distância do modelo y para o MODEL4 .....	68
Figura 36 –	Conjunto de gráficos MODEL3: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados .....	68
Figura 37 –	Gráfico de dispersão conectado dos carregamentos x do primeiro e segundo componente para o MODEL4 .....	69
Figura 38 –	Histograma dos resultados estimados dos modelos e dos resultados reais	71
Figura 39 –	Gráfico de dispersão dos resultados estimados pelo MODEL1 x Resultados reais .....	71
Figura 40 –	Gráfico de dispersão dos resultados estimados pelo MODEL2 x Resultados reais.....	72
Figura 41 –	Gráfico de dispersão dos resultados estimados pelo MODEL3 x Resultados reais .....	72
Figura 42 –	Gráfico de dispersão dos resultados estimados pelo MODEL4 x Resultados reais .....	73
Figura 43 –	Histograma da energia específica por tonelada de sucata dos diferentes períodos .....	73
Figura 44 –	Histograma da energia específica por tonelada de sucata estimada pelos modelos .....	74

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Informações do FEA utilizado .....	46
Tabela 2 –	Parâmetros de dados utilizado .....	47
Tabela 3 –	Variáveis secundárias para modelo de predição do consumo específico de energia elétrica do FEA .....	49
Tabela 4 –	Intervalos de P-value onde $H_0$ representa a hipótese nula .....	51
Tabela 5 –	Avaliação Qualitativa da equação de regressão do MODEL1 .....	55
Tabela 6 –	Avaliação Qualitativa da equação de regressão do MODEL2 .....	57
Tabela 7 –	Avaliação Qualitativa da equação de regressão do MODEL3 .....	59
Tabela 8 –	Avaliação Qualitativa da equação de regressão do MODEL4 .....	65
Tabela 9 –	Resumo da avaliação dos resultados reais x estimados pelos modelos .....	70
Tabela 10 –	Resumo da avaliação dos resultados reais x estimados pelos modelos, excluindo 4 corridas identificadas como potenciais outliers .....	70

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC	Corrente Alternada
DC	Corrente Contínua
DRI	Direct reduced iron (ferro-esponja)
EBT	Eccentric Bottom Tapping
FEA	Forno Elétrico a Arco
FP	Forno-Panela
HBI	Hot briquetted iron (ferro-esponja)
LC	Lingotamento Contínuo
LD	Linz-Donawitz
MQP	Mínimos Quadrados Parciais
RLM	Regressão Linear Múltipla
MVDA	<i>Multi Variate Data Analysis</i>
NIPALS	Nonlinear Iterative Partial Least Squares
PCR	<i>Post Combustion Ratio</i>
PS	Pátio de Sucata
THD	<i>Total Distortion Harmonic</i>
TTT	Tap to tap

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>16</b>
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS .....</b>	<b>16</b>
<b>2.1</b>	<b>Objetivo Geral .....</b>	<b>16</b>
<b>2.2</b>	<b>Objetivos Específicos .....</b>	<b>17</b>
<b>3</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....</b>	<b>17</b>
<b>3.1</b>	<b>Processo Siderúrgico .....</b>	<b>17</b>
<b>3.2</b>	<b>Produção de Aço em Aciarias Elétricas.....</b>	<b>18</b>
<b>3.2.1</b>	<b><i>Pátio de Sucatas .....</i></b>	<b>21</b>
<b>3.2.2</b>	<b><i>Forno Elétrico a Arco (FEA).....</i></b>	<b>22</b>
<b>3.2.3</b>	<b><i>Preparação do Cestão e Carregamento .....</i></b>	<b>25</b>
<b>3.2.4</b>	<b><i>Fusão .....</i></b>	<b>26</b>
<b>3.2.5</b>	<b><i>Refino Primário .....</i></b>	<b>28</b>
<b>3.2.6</b>	<b><i>Refino Secundário .....</i></b>	<b>32</b>
<b>3.2.7</b>	<b><i>Lingotamento Contínuo .....</i></b>	<b>33</b>
<b>3.3</b>	<b>Balanco Energético no Forno Elétrico a Arco .....</b>	<b>34</b>
<b>3.3.1</b>	<b><i>Energia Elétrica.....</i></b>	<b>36</b>
<b>3.3.2</b>	<b><i>Parâmetros Elétricos: Distorções Harmônicas .....</i></b>	<b>37</b>
<b>3.3.3</b>	<b><i>Energia Química.....</i></b>	<b>39</b>
<b>3.3.4</b>	<b><i>Queimadores .....</i></b>	<b>39</b>
<b>3.3.5</b>	<b><i>Redução.....</i></b>	<b>39</b>
<b>3.3.6</b>	<b><i>Oxidação de Componentes do Banho .....</i></b>	<b>39</b>
<b>3.3.7</b>	<b><i>Pós Combustão .....</i></b>	<b>43</b>
<b>4</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS.....</b>	<b>46</b>
<b>4.1</b>	<b>Equipamentos Utilizados .....</b>	<b>46</b>
<b>4.2</b>	<b>Coleta de Dados .....</b>	<b>47</b>
<b>4.3</b>	<b>Disponibilidade e Qualidade dos Dados .....</b>	<b>48</b>
<b>4.4</b>	<b>Processamento de Dados .....</b>	<b>48</b>
<b>4.5</b>	<b>Desenvolvimento dos Modelos de Predição.....</b>	<b>50</b>
<b>4.5.1</b>	<b><i>Método RLM .....</i></b>	<b>50</b>
<b>4.5.2</b>	<b><i>Método MQP.....</i></b>	<b>51</b>

<b>4.6</b>	<b>Acurácia do Modelo.....</b>	<b>52</b>
<b>5</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>54</b>
<b>5.1</b>	<b>Modelo 1 .....</b>	<b>54</b>
<b>5.2</b>	<b>Modelo 2 .....</b>	<b>56</b>
<b>5.3</b>	<b>Modelo 3 .....</b>	<b>58</b>
<b>5.4</b>	<b>Modelo 4 .....</b>	<b>64</b>
<b>5.5</b>	<b>Avaliação dos Modelos como Otimizadores .....</b>	<b>69</b>
<b>6</b>	<b>CONCLUSÕES.....</b>	<b>75</b>
<b>7</b>	<b>TRABALHOS FUTUROS .....</b>	<b>78</b>
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>79</b>

## **1 INTRODUÇÃO**

Uma das maiores dificuldades que as indústrias siderúrgicas enfrentam nos últimos anos consiste em aliar a máxima produtividade com um menor custo. Para que isso possa ser alcançado, o conhecimento da metalurgia do processo é de suma importância.

O processo do forno elétrico a arco (FEA), amplamente usado – 28% da produção mundial (World Steel in Figures, 2018), consome uma quantidade muito grande de recursos, tais como, energia elétrica, energia química (oxigênio, gás natural, materiais carbonosos e óleos) e altos volumes de água de refrigeração para fundir a carga metálica e aquecê-la até a temperatura ideal de fim de processo. Sendo um processo que demanda grande consumo de energia, um dos maiores desafios dentro de aciarias elétricas é o estudo de características deste processo a fim de que, dentro de determinadas condições, consiga-se um equacionamento de alta produtividade e baixo custo, utilizando a menor quantidade possível de recursos.

Opfermann (2008) afirma que é possível atingir a máxima produtividade utilizando a parcela total disponível de energia (elétrica e química) tendo em vista que a potência de um forno está diretamente relacionado com a velocidade de fusão do metal. No entanto, essa equação não é trivial na prática, tendo em vista que há muitas variáveis envolvidas com a energia a ser fornecida ao aço no forno: composição química da carga metálica a ser fundida, perdas energéticas, potência do sistema elétrico, fontes de energias químicas (lanças, injetores, queimadores), perdas metálicas de ferro para escória e de processo, dentre outras tantas.

É notória a evolução na operação dos fornos elétricos ao longo do último século e grandes avanços em produtividade e balanços energéticos foram alcançados. Entretanto, ainda há oportunidades a serem estudadas e implantadas, levando em conta que a eficiência energética média de um FEA normalmente está entre 55 a 65%. No mundo atual, onde o armazenamento de dados de processos torna-se uma ferramenta cada vez mais poderosa, é possível afirmar que o conhecimento da metalurgia do processo tem um alicerce reforçado com o uso de análises estatísticas de dados para alavancar resultados de eficiências.

## **2 OBJETIVOS**

### **2.1 Objetivo Geral**

Propor modelos de predição com função de otimização da energia elétrica consumida no processo de fusão e refino primário de um forno elétrico a arco (FEA) através de análises estatísticas de parâmetros elétricos e de processos.



## 2.2 Objetivos Específicos

Obter modelos com função otimização a partir da aplicação dos métodos estatísticos RLM e MQP, avaliando a influência dos seguintes itens, nos parâmetros de processo do forno, observando o consumo de energia elétrica necessário para fundir a massa de sucata adicionada por corrida:

- Tipos de sucatas utilizadas na montagem da carga metálica de cada cestão;
- Quantidade de sucata utilizada por corrida;
- Quantidade de oxigênio injetado via lanças;
- Gás natural e o oxigênio utilizado em queimadores;
- Injeção de grafite;
- Tempo de forno desligado entre o início e o fim de uma corrida;
- Potência elétrica;
- Distorções harmônicas na fusão e no refino.

## 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 3.1 Processo Siderúrgico

O aço é a liga metálica mais utilizada pelo homem por possuir grande versatilidade e custo relativamente baixo em relação às demais ligas metálicas, isso possibilita que esse possa ser aplicado de diversas formas tanto na indústria de bens de consumo quanto na construção civil. As aplicações vão desde pequenas peças até grandes estruturas como pontes, edifícios e navios (RIZZO, 2005).

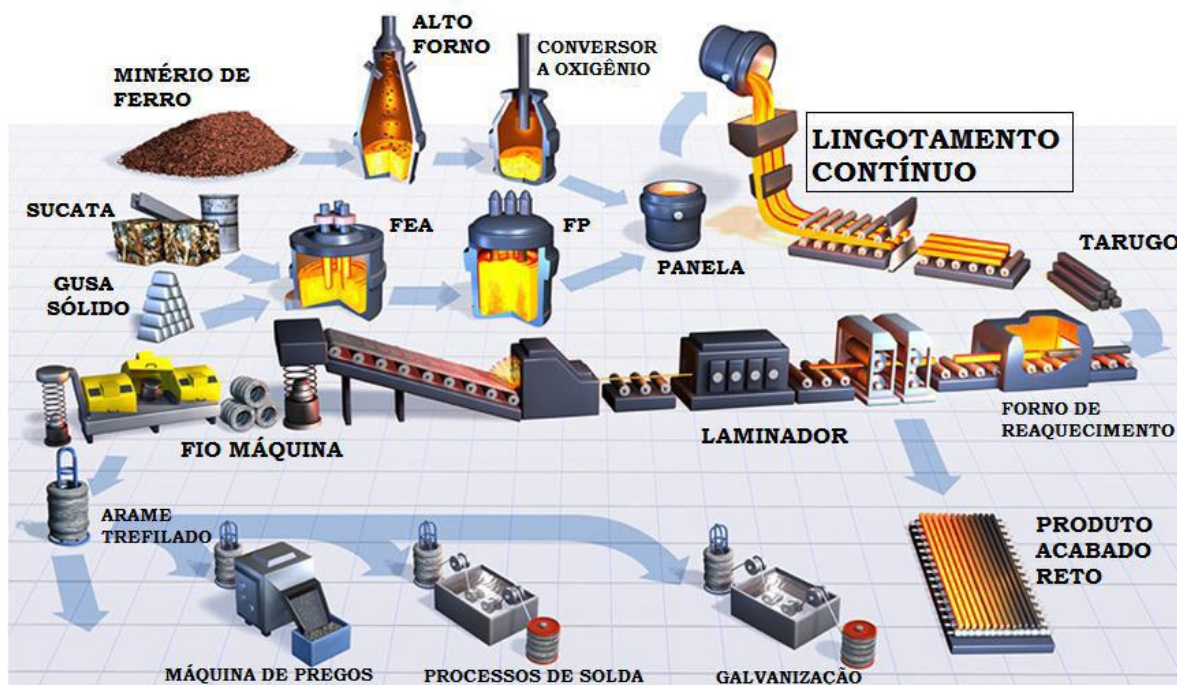
Na rota da produção de aço existem três tipos de usinas siderúrgicas, classificadas em integradas, semi-integradas e não-integradas. Já o processo produtivo do aço é classificado em três etapas principais: redução, refino e laminação (RIZZO, 2005; MOURÃO, *et al.*, 2007).

A usina integrada é aquela cujo aço é obtido diretamente do minério de ferro, que é beneficiado na própria usina, através de processos em alto-forno (processo de redução). O produto dos alto-fornos, chamado ferro gusa, é transformado em aço através da operação de refino oxidante ou primário, ou processo Linz-Donawitz (LD), no qual o gusa é oxidado, controladamente, por um fluxo de oxigênio lançado diretamente à superfície do banho, através de uma lança supersônica (fluxo de oxigênio atinge velocidade acima do som) (MOURÃO, *et al.*, 2007).

Só então o aço é solidificado e posteriormente passa por algum processo de conformação mecânica, como laminação, para adquirir sua forma final. Já a usina semi-integrada ou *mini-mills*, possui uma característica mais compacta de produção. A principal matéria-prima é a sucata ferrosa, não possuindo alto-fornos para produção de ferro gusa. Essas usinas utilizam apenas as últimas duas etapas, ou seja, refino e laminação, tendo a energia elétrica como fonte principal de energia.

Nas usinas não-integradas, a operação é realizada apenas em uma fase do processo: redução ou laminação, sendo considerado o modelo mais simplificado. A Figura 1 abaixo, representa o Fluxograma dos três tipos de usinas apresentados.

Figura 1 – Fluxograma simplificado dos principais processos siderúrgicos.



Fonte: Silva, 2015

A aciaria é o setor da usina siderúrgica onde o ferro gusa é refinado em etapas (nas usinas integradas) ou a carga metálica é fundida e refinada (nas usinas semi-integradas), obtendo-se o aço como produto. Como o objetivo deste trabalho está na produção de aço em usina semi-integrada, o foco será direcionado para a produção em Forno Elétrico a Arco.

### 3.2 Produção de Aço em Aciarias Elétricas

O Forno Elétrico a Arco (FEA) para a produção de aço foi inventado por Paul Héroult em 1889. Inicialmente, o emprego desse equipamento ocorria na produção de aços especiais, que requeriam, em seu processamento, elevadas temperaturas, fusão de ferro-ligas e tempos de refino elevados. Entretanto, com o advento do lingotamento contínuo de tarugos na década de 1960, os FEA passaram a ocupar outra função: atuar como principal unidade de fusão e refino

de usinas siderúrgicas chamadas mini-mills, alimentando o lingotamento para a produção de aços para vergalhão e fio-máquina (MADIAS, 2014). De fato, o nascimento efetivo das mini-mills está associado ao aproveitamento dos significativos ganhos de eficiência e custo decorrentes do processo de lingotamento contínuo. Este, em substituição ao lingotamento convencional, possibilitou uma operação muito mais simples, eliminando equipamentos e atividades como lingoteiras, fornos-poço e laminação de desbaste primária, além de requerer menos energia e mão de obra na produção (ANDRADE, *et al.*, 2000).

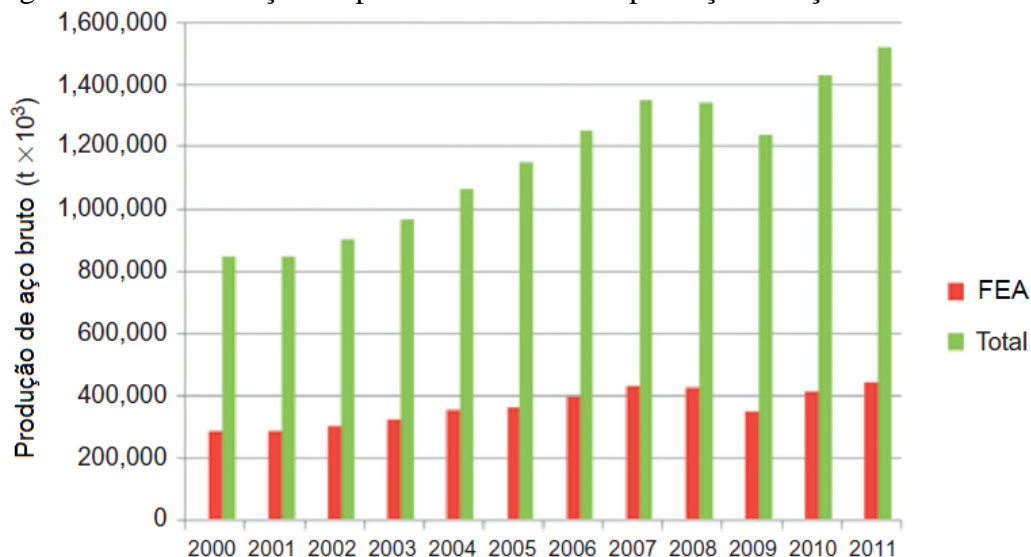
Nas duas décadas seguintes, de modo a suportar o baixo tap-to-tap (tempo entre corridas) requerido pelo processo de lingotamento contínuo, o FEA se reinventou como uma estação exclusiva de fusão. O refino do aço foi deixado para o recém-introduzido processo em Forno Panela (FP). Com a utilização de transformadores maiores, fornos de potência ultraelevada foram desenvolvidos, o que só foi possível graças ao desenvolvimento da técnica de escória espumante (MADIAS, 2014).

Desse modo, estava consolidada a estrutura básica da produção de aço em mini-mills: aciaria elétrica + lingotamento contínuo. Como insumo principal, as mini-mills utilizam fundamentalmente a sucata, que eventualmente pode ser substituída em parte por ferro gusa ou ferro esponja, na forma de direct reduced iron (DRI) ou hot briquetted iron (HBI). Possuem um fluxo de produção mais curto que as tradicionais usinas integradas, pois não realizam atividades de preparo do coque, sinterização e redução do minério, representando, desse modo, uma rota tecnológica semi-integrada. Sua escala de produção é inferior, o que determina o direcionamento ao atendimento de mercados locais. Pelo baixo grau de pureza de seu insumo básico (sucata), tais empresas inicialmente atingiam um mercado restrito, oferecendo um mix limitado de produtos longos menos elaborados. Finalmente, outro importante elemento identificador é a modificação do senso gerencial, com a introdução de maior cultura de eficiência operacional (ANDRADE, *et al.*, 2000).

Vantagens como menor custo de capital, menor impacto ambiental, maior produtividade de mão de obra e reduzido custo de operacional tem elevado a contribuição do processo em FEA na produção de aço mundial (Figura 2). Na visão do processo, também é notável a evolução das inovações em FEA. A performance atual da maioria dos fornos elétricos era praticamente impossível de se imaginar a 20-30 anos atrás. Essas inovações reduziram o *tap-to-tap* em 30-40 minutos para um FEA de 100-130 toneladas operando com sucata, elevando consequentemente a sua produtividade horária. O consumo de energia elétrica foi reduzido praticamente à metade, de 580-650 kWh/t para 320-350 kWh/t. A parcela de contribuição da energia elétrica no consumo total de energia da corrida caiu para 50%. O consumo de eletrodos

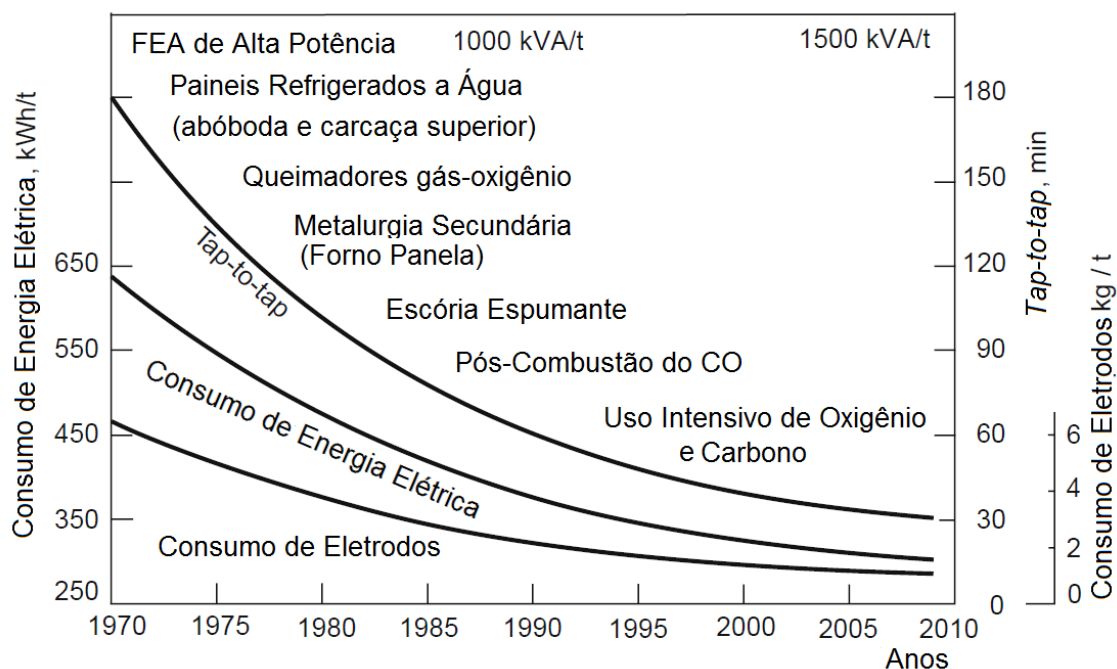
foi reduzido 4-5 vezes. A Figura 3 mostra a evolução desses indicadores em conjunto com as principais inovações básicas em FEA (TOULOUEVSKI, *et al.*, 2010). Dessa forma, tem-se o processo em FEA como uma rota importante de fabricação do aço nos dias atuais.

Figura 2 – Contribuição do processo em FEA na produção de aço bruto.



Fonte: Adaptado de World Steel Association, 2012.

Figura 3 – Inovações e melhorias básicas na performance de um FEA de 120t de capacidade.



Fonte: Toulouevski *et al.*, 2010.

Além do FEA, a aciaria elétrica geralmente é composta por pátio de sucata (PS), forno-panela (FP) e lingotamento contínuo (LC). Uma breve revisão sobre cada área é descrita abaixo.

### 3.2.1 Pátio de Sucatas

O pátio de sucatas é o local onde são armazenadas, processadas e transportadas as matérias-primas básicas da aciaria elétrica. Após o recebimento da sucata de forma bruta ou pré-beneficiada, ela é separada, classificada e processada de acordo com seu tamanho, densidade, procedência e composição química. Materiais não ferrosos e impurezas são segregados, pois não contribuem para o processo.

As sucatas podem ser classificadas segundo Rossi (2014) em três categorias principais:

- Sucata de retorno interno: é gerada pela própria usina. Nessa categoria incluem-se desde as sucatas provenientes da recuperação da escória e perdas de aço líquido durante o processo, até despontes do lingotamento, laminações e perdas em produtos acabados como barras, perfis e arames trefilados;
- Sucata industrial: proveniente da transformação do aço em produto acabado, que gera materiais como: sobras de estamparia, retalhos de chaparia, etc. O fator gerador desse tipo de sucata é altamente dependente da atividade das diversas indústrias que utilizam o aço - indústrias automobilísticas e de linha branca são exemplos;
- Sucata de obsolescência: comumente chamada de “ferro-velho”, é obtida a partir de carros antigos, demolições, máquinas descartadas e objetos domésticos.

Além de sucata, também é comum a o recebimento e manuseio de ferro-gusa sólido, para utilização em função da escassez de sucata no mercado brasileiro, além de ser uma fonte energética pelo seu alto teor de carbono. Outro material que também pode ser utilizado como carga metálica é o ferro-esponja, porém sua utilização é menos frequente.

Tendo em vista o nível de industrialização moderado do território nacional, muitas sucatas que chegam a usina necessitam de processamento para viabilizar e/ou otimizar seu uso em FEAs. Os principais métodos utilizados no processamento de sucatas nos pátios são:

- Prensa tesoura: prensa e corta a sucata através de uma tesoura do tipo guilhotina, podendo conter um sistema vibratório e/ou tambor giratório para remoção de impurezas;
- Shredder: equipamento composto por moinho e grelhas, que tritura a sucata e promove a retirada de impurezas como material orgânico e terra, além da separação de materiais não metálicos como o alumínio e cobre;
- Prensa pacote: prensa utilizada para formar pacotes de sucata;

- Oxicorte: utilizado para cortar sucatas de grandes dimensões como navios, blocos de máquinas industriais, engrenagens de grandes dimensões, etc.

Figura 4 - Sucata de obsolescência.



Fonte: Rossi, 2014.

A principal influência da sucata no rendimento metálico é a quantidade de impureza contida nela. Nascimento (2008) as classifica como intrínsecas e extrínsecas.

São impurezas intrínsecas aquelas que estão agregadas a sucata e fazem parte da sua natureza. Ferrugem e revestimentos superficiais são exemplos de impureza intrínseca. As impurezas extrínsecas são aquelas que podem estar agregadas ou soltas no meio da sucata. Terra, papel e plástico são exemplos de impureza extrínseca. As impurezas extrínsecas geram gases, poeira de aciaria, e agregam a escória do FEA.

Após processadas e prontas para o consumo interno, as sucatas de diferentes tipos são dispostas em áreas específicas denominadas baias, e quando solicitadas, são carregadas no cestão, juntamente com fundentes, como as cales calcítica e fontes de MgO (cal dolomítica em geral), e em alguns casos materiais carburantes como o coque de petróleo, por exemplo.

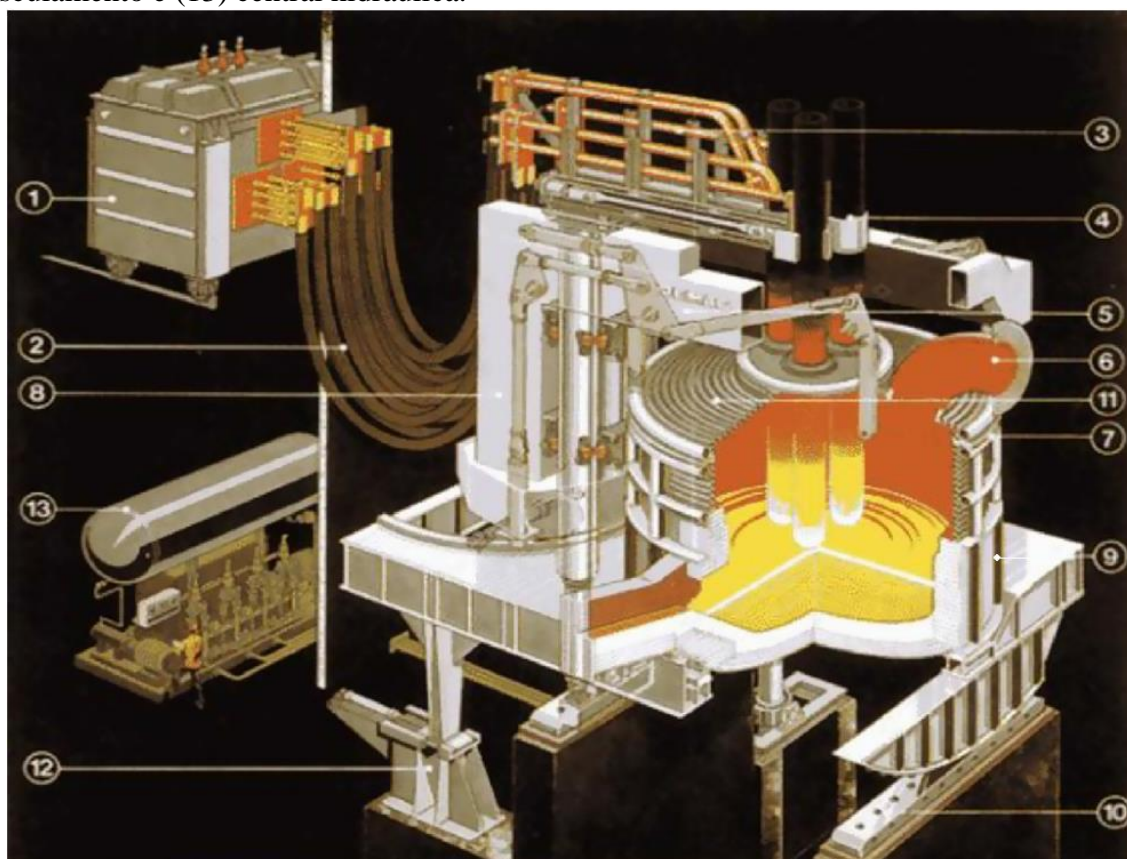
### 3.2.2 Forno Elétrico a Arco (FEA)

Os FEA são compostos por diversos componentes, conforme mostrado esquematicamente na Figura 5. Esses componentes podem ser enquadrados em grupos, de acordo com sua função: estrutura do forno para contenção da sucata, escória e aço líquido (números 7, 9 e 11 na Figura 5); componentes para o movimento do forno e de suas principais peças estruturais (números 5, 8, 10, 12 e 13 na Figura 5); componentes para o suprimento de



potência elétrica ao FEA (números 1, 2, 3 e 4 na Figura 5) e equipamentos de processos auxiliares, que podem residir no próprio forno ou em sua periferia (como por exemplo, o número 6 na Figura 5, que pertence ao sistema de despoeiramento do FEA) (Fruehan, *et al.*, 1998).

Figura 5 - Projeto de um FEA moderno. (1) Transformador, (2) conjunto de cabos flexíveis, (3) condutores de alta corrente elétrica, (4) garras dos eletrodos, (5) braços, (6) duto refrigerado para o gás de exaustão, (7) carcaça superior (painéis refrigerados a água), (8) superestrutura, (9) carcaça inferior, (10) rack, (11) abóboda refrigerada a água, (12) mecanismo de basculamento e (13) central hidráulica.



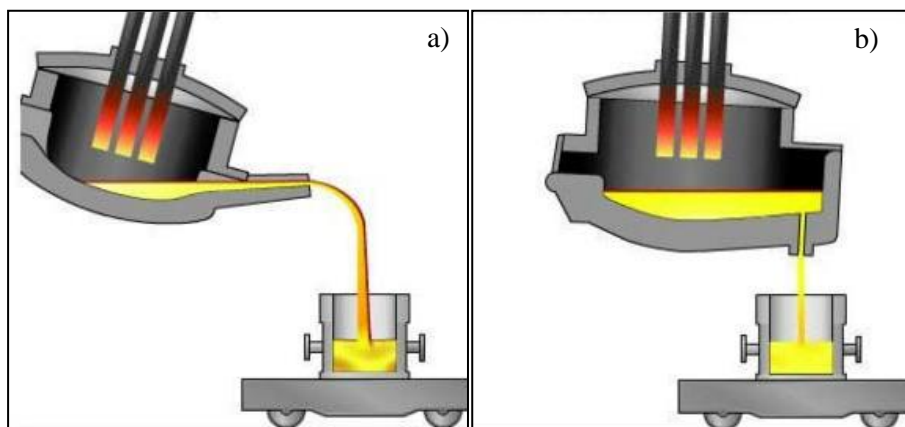
Fonte: Madias, 2014.

As paredes da carcaça superior do FEA (estrutura localizada acima do nível de aço/escória – número 7 na Figura 5) são construídas usualmente de painéis refrigerados a água. A abóboda do FEA também é refrigerada a água. A seção central da abóboda, que cerca os orifícios dos eletrodos, é chamada delta (ou miolo) e consiste em uma peça única refratária ou refrigerada a água. A parte inferior do forno (número 9 na Figura 5) consiste em uma carcaça metálica com diversas camadas de revestimento refratário, de modo a acomodar o aço e a escória líquidos no final do processo no FEA (FRUEHAN, *et al.*, 1998).

Os fornos modernos possuem vazamento do tipo EBT (Eccentric Bottom Tapping), o qual permite um jato uniforme de aço e um maior controle da passagem de escória para a panela

(MADIAS, 2014). A Figura 6 mostra esquematicamente a diferença entre o vazamento convencional (com bica) e o EBT.

Figura 6 – Vazamento do aço para a panela (fim do processo em FEA): a) convencional (bica) e b) EBT.

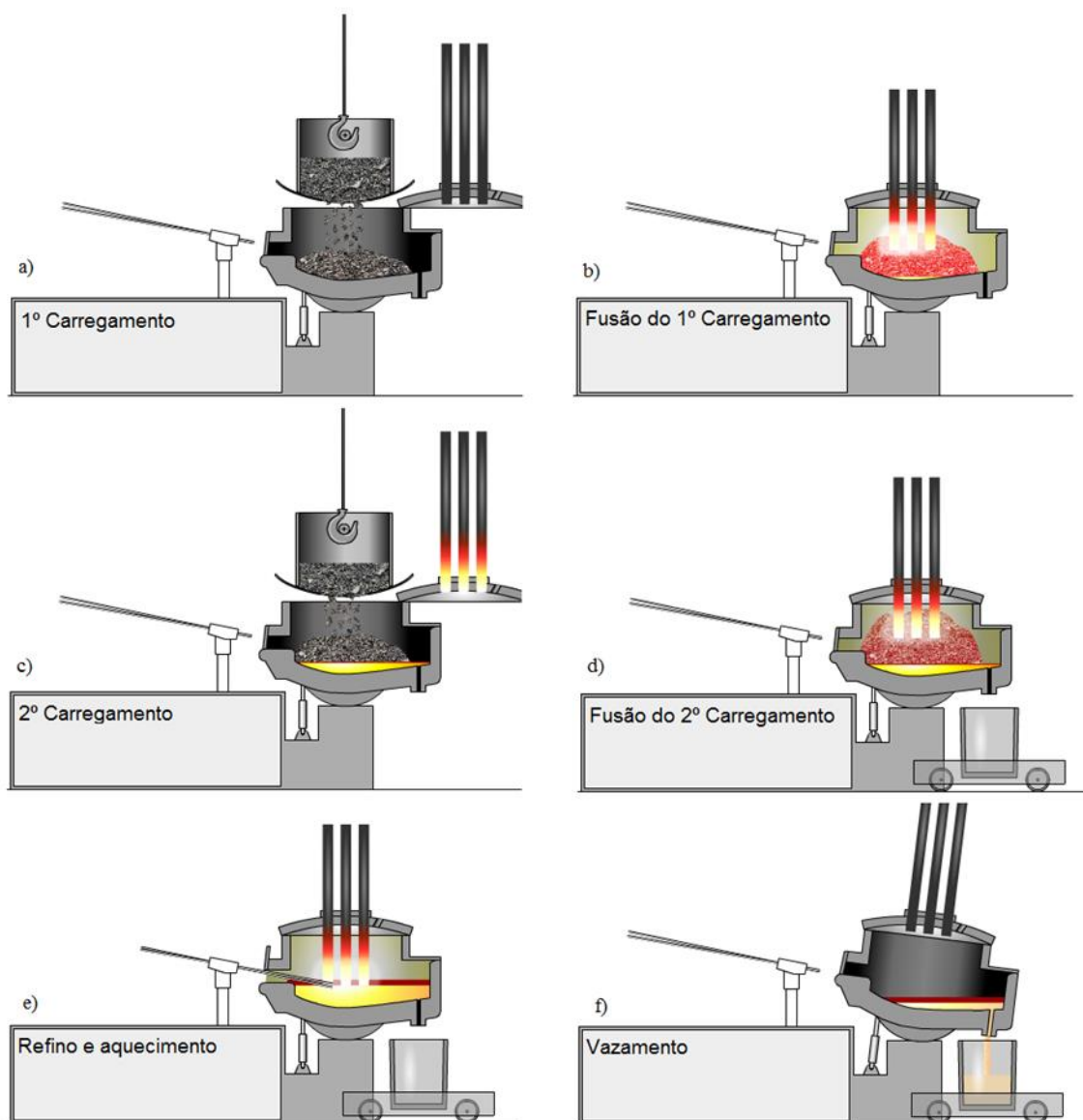


Fonte: Unamuno, 2013

O FEA opera por batelada (*batch process*). Cada batelada de aço produzida é chamada de corrida. O ciclo de operação do FEA é conhecido como tap-to-tap. Um ciclo tap-to-tap típico consiste das seguintes operações: carregamento, fusão, refino/aquecimento e vazamento. Operações modernas objetivam um tap-to-tap abaixo de 60 minutos. A Figura 7 mostra a sequência em um FEA que opera com dois carregamentos e possui vazamento do tipo EBT.



Figura 7 – Operação de um FEA que emprega dois carregamentos e possui vazamento do tipo EBT.



Fonte: Unamuno, 2013

### 3.2.3 Preparação do Cestão e Carregamento

A preparação do cestão é uma operação muito importante, não apenas para garantir a composição química do aço, mas também para proporcionar boas condições de fusão da carga e garantir maior segurança operacional e baixo custo no FEA. A sucata deve ser estratificada dentro do cestão de acordo com sua densidade e tamanho para promover uma fusão rápida no centro do forno enquanto protege os painéis e a abóbada da irradiação do arco elétrico (ROSSI, 2014).

Na camada inferior do cestão recomenda-se utilizar sucata leve (densidade entre 0,25 e 0,55 t/m<sup>3</sup>) para servir como um “colchão” para as sucatas pesadas que são colocadas acima,

protegendo o material refratário da carcaça inferior do forno e os painéis refrigerados de danos causados por impacto mecânico.

Acima dessa camada devem ser colocadas as sucatas pesadas (densidade acima de  $1,1 \text{ t/m}^3$ ), diminuindo o risco de quebra de eletrodos por queda de sucata, que podem ocorrer quando elas são colocadas na parte superior do cestão.

Na terceira camada é colocado o ferro-gusa e/ou sucatas carburantes. Acima da camada carburante recomenda-se utilizar sucatas de densidade média e pacotes envoltos nas mesmas, para que evitem seu deslocamento durante a fusão. Não se recomenda utilizar os pacotes no topo dessa camada, uma vez que apresentam risco de quebra de eletrodos.

No topo do cestão utilizam-se sucatas leves, que facilitem a rápida penetração dos eletrodos durante a perfuração, minimizando a exposição da abóbada ao arco elétrico e posteriormente, servindo como proteção para a abóbada durante o período de fusão. Nessa camada não deve haver presença de materiais isolantes, pois esses podem causar quebra de eletrodos por isolamento elétrico. Os fundentes são normalmente carregados acima da sucata leve da camada da base do cestão, para que rapidamente atinjam o fundo úmido e acelerem sua dissolução.

Essa sequência de carregamento, definida por Unamuno (2013) irá também aumentar a densidade de carga devido à penetração de pequenos pedaços de sucata leve nos interstícios da sucata média, e essa, nos interstícios da sucata pesada, favorecendo a redução do número de cestões e aumentando a estabilidade do arco elétrico.

Depois de confeccionado, o cestão é carregado por meio de pontes rolantes no FEA. O número de cestões necessários para produzir uma corrida de aço é função principalmente do volume do forno, volume do cestão e densidade da sucata.

### **3.2.4 Fusão**

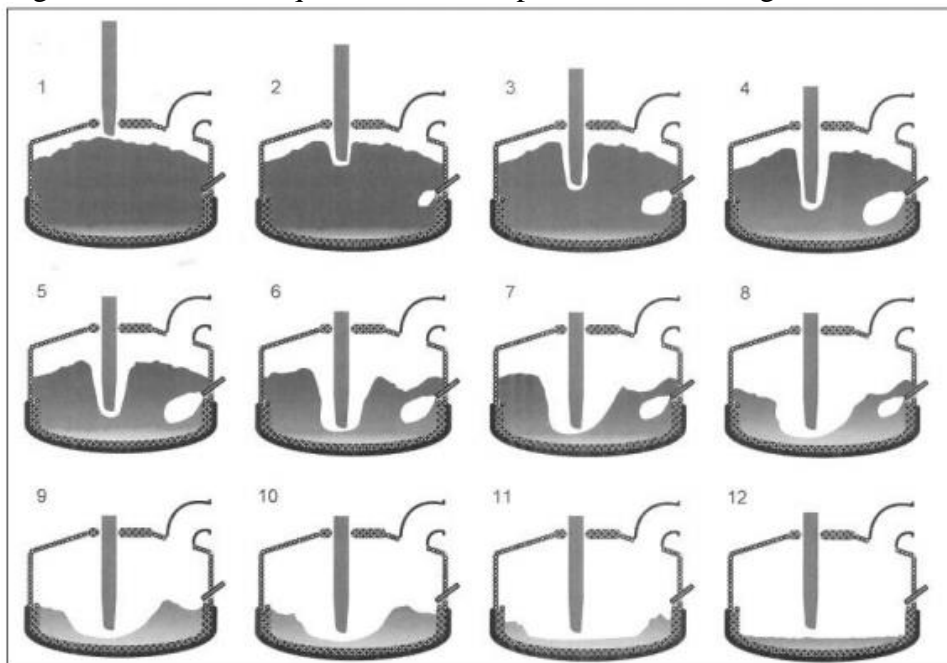
Após o carregamento, a etapa de perfuração se inicia quando os eletrodos são baixados e o arco elétrico é aberto. Essa etapa é caracterizada por intenso ruído devido à instabilidade do arco, sendo então realizada com potência reduzida e arco curto, obtido com a redução da tensão no secundário do transformador do forno e ajustando o reator para limitar a corrente (JOHN, 2009).

O período de perfuração geralmente tem duração de até três minutos e corresponde às etapas de 1 a 4 no desenho esquemático da Figura . Após suficiente penetração dos eletrodos na sucata, inicia-se o período de fusão e pode-se aumentar o comprimento do arco e sua potência sem gerar danos às paredes do forno e abóbada.

Com um arco mais longo e vertical, o calor pode ser irradiado horizontalmente e a sucata é fundida mais rapidamente. Cada um dos eletrodos forma uma pequena poça líquida, que gradativamente aumenta ao longo da fusão até que uma poça única seja formada, estabilizando o arco e aumentando a potência média. O período de fusão é mostrado entre as etapas 5 e 10 na Figura .

Uma vez que a sucata do carregamento foi suficientemente fundida para acomodar a carga do próximo cestão, o forno é carregado novamente e o processo se repete até que o último cestão seja fundido e atinja-se uma condição de banho plano, que é quando se inicia a etapa de refino, que corresponde às etapas 11 e 12 da Figura.

Figura 8 - Desenho esquemático das etapas da fusão da carga em um FEA.



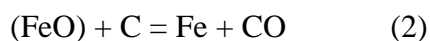
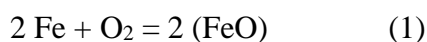
Fonte: Unamuno, 2013

Segundo John (2009), se a opção for carregar o cestão seguinte com toda a carga fundida, conforme o nível de sucata sólida vai sendo reduzido há um aumento da exposição das paredes e abóbada à irradiação do arco. Neste caso, é necessário reduzir o comprimento do arco, que leva a redução na taxa de fusão e na produtividade. Se a opção for realizar o carregamento seguinte com alguma sucata ainda não fundida, não é necessária a redução da potência e, dessa forma, podem ser obtidos ganhos importantes em produtividade.

Durante toda corrida, paralelamente à fusão gerada pelo arco elétrico, ocorre o aquecimento e fusão da carga através de aporte de energia química proveniente da injeção de gases, que pode ser feita por diversos dispositivos em um forno elétrico.

### 3.2.5 Refino Primário

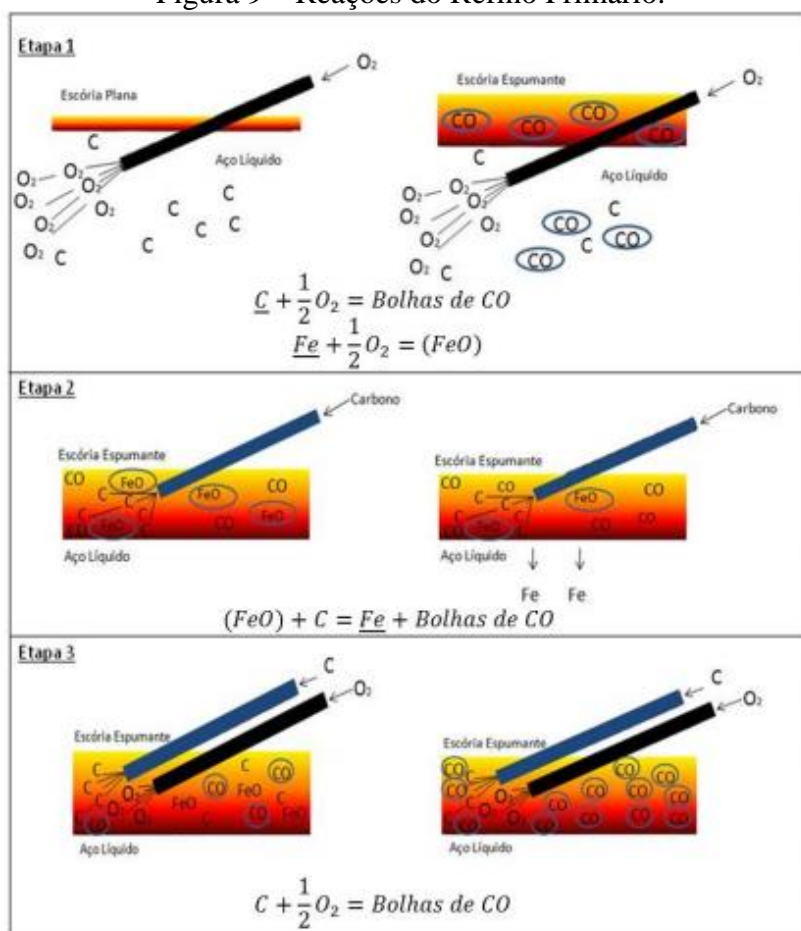
Após a etapa de fusão, teoricamente o banho se encontra no estado líquido. A prática até meados da década de 80 era diminuir o comprimento de arco reduzindo a tensão de trabalho e, conseqüentemente, a potência elétrica – gerando perda de eficiência e produtividade. A partir do desenvolvimento da prática de escória espumante essa etapa evoluiu bastante na eficiência energética. A prática consiste em criar uma escória que envolva o arco elétrico a partir da injeção de fonte carbonácea e de oxigênio, absorvendo sua irradiação e funcionando como uma barreira de proteção para os painéis refrigerados e refratários. Para a formação da escória espumante é injetado oxigênio no banho de forma a promover a reação 1. O FeO formado é incorporado pela escória juntamente com outros elementos oxidados ( $\text{SiO}_2$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{Cr}_2\text{O}_3$ ), além do CaO e MgO com as cales. Para ocorrer a espumação são injetados materiais carburantes como, por exemplo, finos de carvão, que reagem com o FeO segundo a reação 2.



Controlando a tensão superficial e a viscosidade da escória é possível reter o monóxido de carbono (CO) gerado no interior da mesma. Essa retenção de gás faz com que o volume da escória aumente, formando uma espécie de “espuma” que vai gradativamente envolvendo os eletrodos e o arco elétrico.

A expansão da escória ocorre devido à dificuldade do gás em escoar através da mesma. A velocidade com que a bolha atravessa a camada de escória depende da força de empuxo, portanto, a capacidade de formação da escória espumante está diretamente ligada a essa força. A Figura 9 representa as reações descritas nesse tópico.

Figura 9 – Reações do Refino Primário.



Fonte: Viera, 2014.

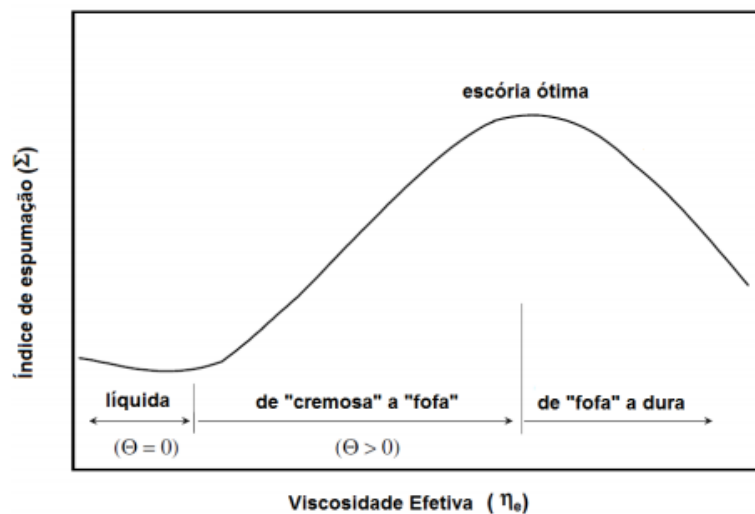
Uma indicação da capacidade de formação de espuma da escória é o índice de espumação (FRUEHAN, 1989), expresso pela equação 3.

$$\text{Índice de espumação} = \text{cte} \times \eta / (\sigma \times \rho)^{1/2} \quad (3)$$

Onde:  $\eta$  - viscosidade da escória;  $\sigma$  - tensão interfacial;  $\rho$  - densidade da escória; cte - 570 (esse valor pode variar dependendo da fonte consultada).

Na Figura 10 é possível observar a relação entre o índice de espumação e a viscosidade da escória. Conforme há o aumento da viscosidade, a escória passa de uma condição líquida para dura. Entre esses dois extremos, há um ponto ótimo onde ela possui aparência “fofa”, que é a melhor condição para realizar a espumação.

Figura 10 - Relação entre índice de espumação e viscosidade efetiva.

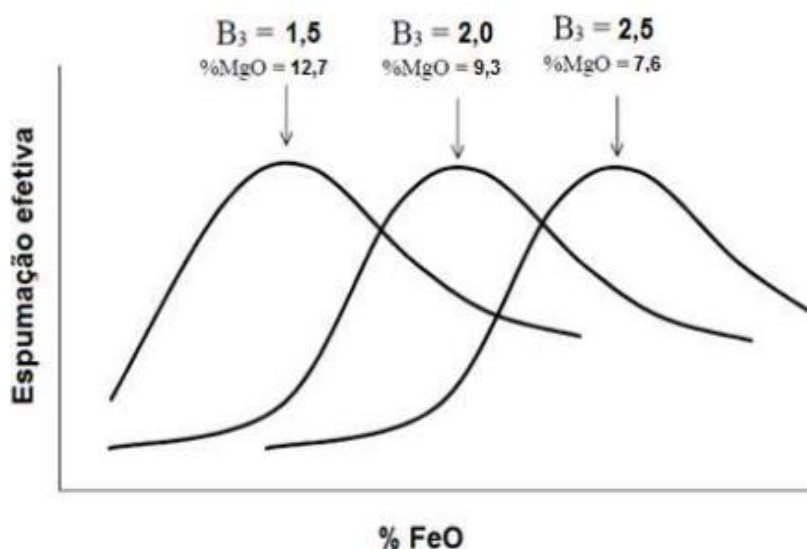


Fonte: Pretorius, 1998.

Os elementos que mais exercem influência sobre as variáveis do índice de espumação são o FeO, a basicidade ( $\text{CaO}$ ,  $\text{SiO}_2$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ) e o MgO presentes na mesma. É fundamental conhecer as concentrações desses óxidos para um bom controle do processo de espumação.

A Figura 11 mostra a efetividade da espumação como função do teor de FeO e da basicidade ternária, enquanto na Figura 12 observa-se a solubilidade do MgO em função da basicidade binária. A basicidade binária é a razão entre os teores de óxido de cálcio e de óxido de silício na escória.

Figura 11 - Influência do FeO, MgO e basicidade ternária na efetividade da espumação da escória.

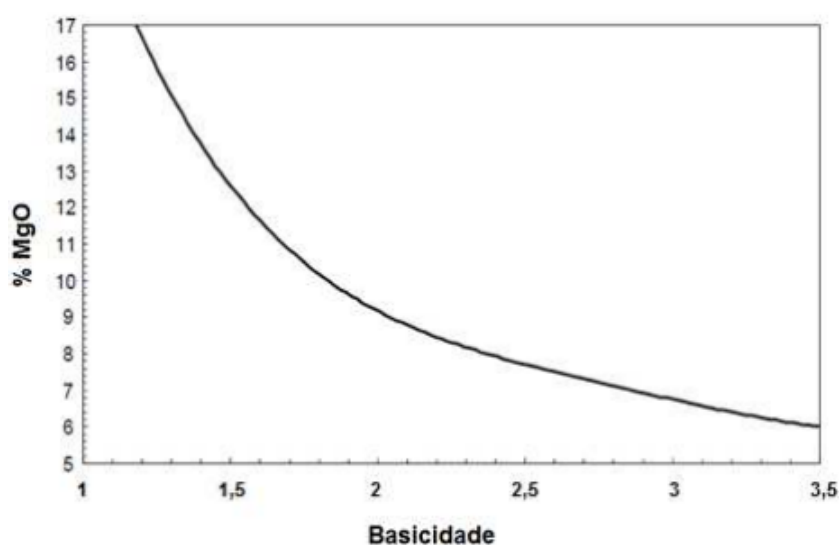


Fonte: Pretorius, 1998.

Já a basicidade ternária é a razão entre o teor de óxido de cálcio e a soma dos teores de óxido de silício e de óxido de alumínio. Quanto maior forem os dois tipos de basicidade, menor é o teor de MgO necessário a saturação, condição que é fundamental para obter uma boa espumação e compatibilidade com o material refratário do forno, evitando sua erosão química.

O teor de FeO também possui um papel muito importante na espumação, pois é determinante na geração de gás. Até certos níveis, o FeO melhora a espumação, porém, a medida que cresce, sua influência sobre a viscosidade predomina e a espumação diminui, tornando a escória com aparência líquida.

Figura 12 - Solubilidade do MgO para escórias com dupla saturação (CaO e MgO) a 1600 °C.



Fonte: Pretorius, 1998.

A escória de aciaria tem um papel fundamental nas reações de refino, influenciando tanto na cinética das reações quanto na composição final do tarugo. A evolução de sua composição ao longo de uma corrida varia e deve seguir um caminho adequado para que possibilite a correta formação de uma escória espumante e seja capaz de absorver as impurezas envolvidas no processo de fabricação do aço (GUMIERI, 2002).

Os principais objetivos da etapa de refino são a adequação dos teores de fósforo e carbono de vazamento do tipo de aço a ser fabricado, além do aquecimento do aço até sua temperatura de vazamento. Após atingir a temperatura ideal, o aço é vazado em uma panela.

Após cada vazamento, há uma quantidade de aço líquido e escória remanescentes (fundo úmido) que permanecem dentro do FEA intencionalmente. Segundo John (2009), os principais benefícios dessa prática são:

- Aceleração da oxidação do carbono;

- Aceleração da desfosforação;
- Aceleração da taxa de dissolução das cales;
- Melhora nas condições de transferência de calor durante a fusão;
- Aumento na taxa de fusão dos materiais, especialmente sucatas pesadas e ferro-gusa;
- Proteção da soleira do forno contra o impacto da sucata durante o carregamento e da irradiação do arco elétrico durante a fusão da carga.

### 3.2.6 Refino Secundário

Chama-se de refino secundário aquele que é realizado fora do equipamento de fabricação de aço bruto – produzido por LDs e FEAs, por exemplo. Ele é dito secundário, uma vez que há refino nos equipamentos anteriores, especialmente a desfosforação, que exige quantidade elevada de oxigênio dissolvida no aço e escória com altos teores de CaO.

O refino secundário concentra-se na remoção de oxigênio, remoção de enxofre, remoção de gases (hidrogênio e nitrogênio), acerto de composição química e de temperatura, remoção de carbono e alteração da morfologia das inclusões remanescentes. Possui, assim, como objetivo final o atendimento as composições químicas requeridas na especificação química do aço produzido, atendimento a faixa de temperatura ideal de lingotamento e garantia da qualidade do aço que será lingotado.

Para cada um dos processos de refino secundário do aço, existem diversas instalações que podem ser utilizadas, dependendo das necessidades específicas, da produtividade desejada, do volume de aço e do valor de investimento disponibilizado (MOURÃO, *et al.*, 2007). Dentre essas, pode-se destacar: Forno Panela, Tanque de vácuo, RH e CAS-OB.

Mourão *et al.* (2007) definiu classificações para os aços. Segundo o autor, inicialmente, os principais tipos de aço são os planos e os longos. Os aços planos são geralmente produzidos em processo LD e lingotamento contínuo de placas, enquanto aços longos em geral são produzidos via FEA e lingotamento contínuo de tarugos. Podem ainda ser classificados em:

- a) Acalmados ao Alumínio;
- b) Acalmados ao Silício;
- c) Acalmados ao Alumínio e ao Silício; e
- d) Aços inoxidáveis.

Os aços lingotados continuamente podem, ainda, ser divididos em dois grupos quando à composição química:



- a) Aços Carbono; e
- b) Aços ligados

Adicionalmente, podemos classificar em famílias em função do teor de carbono, conforme abaixo:

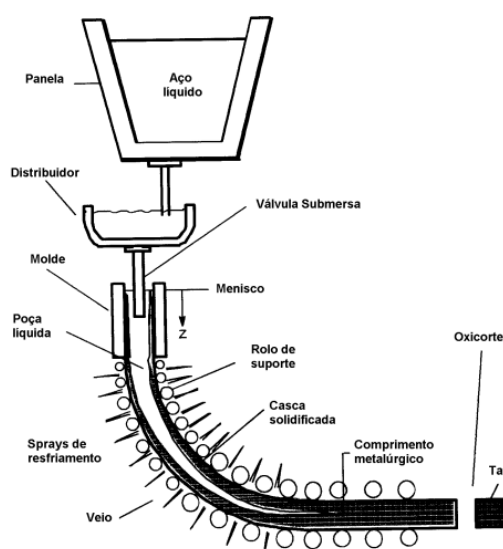
- a) ULC (Ultra-low carbon):  $C \leq 0,01\%$ ;
- b) LC (Low-carbon):  $C \leq 0,10\%$ ;
- c) MC (Medium carbon):  $0,10\% < C \leq 0,24\%$ ; e
- d) HC (High carbon):  $C \geq 0,25\%$ .

### 3.2.7 Lingotamento Contínuo

O lingotamento contínuo tem como função primordial a transformação do aço da sua forma líquida para a sólida de uma forma contínua. Trata-se do modo mais eficiente de solidificar um grande volume de metal em formas mais simples para posterior laminação (THOMAS, 2001).

É o método no qual o aço líquido é despejado a partir de uma panela, passando por um distribuidor, chegando ao molde de cobre refrigerado a água, onde se inicia o processo de solidificação do aço, formando produtos semi-acabados na forma de placas, blocos ou tarugos. O esboço solidificado é extraído a partir da parte inferior do molde enquanto o lingotamento continua (CHAUDHURI, 2010). O processo de lingotamento contínuo é mostrado esquematicamente na Figura 13.

Figura 13 - Esquema simplificado de uma máquina de lingotamento contínuo



Fonte: Thomas, 2001.

Neste processo, o aço líquido é vazado de uma panela para um reservatório denominado “*tundish*” (ou distribuidor) e deste para o molde. O distribuidor irá armazenar aço líquido suficiente para promover um fluxo contínuo de aço para o molde, mesmo durante a troca de panelas – processo dito sequenciamento de aço no lingotamento. Além desta função, o distribuidor funciona como uma estação de refino para flotar inclusões em sua escória sobrenadante.

Uma vez no molde, o aço líquido irá entrar em contato com uma lingoteira de cobre refrigerado a água. Isto irá promover seu resfriamento, formando uma casca sólida de uma espessura tal a permitir que o líquido remanescente não seja expulso rompendo esta casca. Este molde é oscilado verticalmente, de modo a não permitir que a casca solidificada se agarre à parede da lingoteira.

Para reduzir o atrito entre a lingotaria e a casca solidificada, usa-se pó fluxante ou óleo. Rolos-guia, posicionados ao longo da máquina em conjunto com uma máquina extratora irão continuamente extrair a casca solidificada a partir do molde a uma velocidade de lingotamento, que, volumetricamente, corresponde ao fluxo de entrada do aço no molde. Desta forma, o nível de aço no molde deverá permanecer constante.

O fluxo de aço é controlado por um sistema de placas deslizantes que irão restringir (ou não) a passagem do aço para o molde. Esse controle é feito a partir de um sinal eletrônico enviado por um sensor que detecta o nível de aço no molde.

Abaixo do molde, a casca solidificada terá uma espessura entre 6 e 20 mm (THOMAS, 2001), suportando o líquido remanescente na região central que será solidificado a partir de um conjunto de sprays dispostos ao longo do raio da máquina e que irão jorrar água contra a superfície do tarugo (resfriamento secundário).

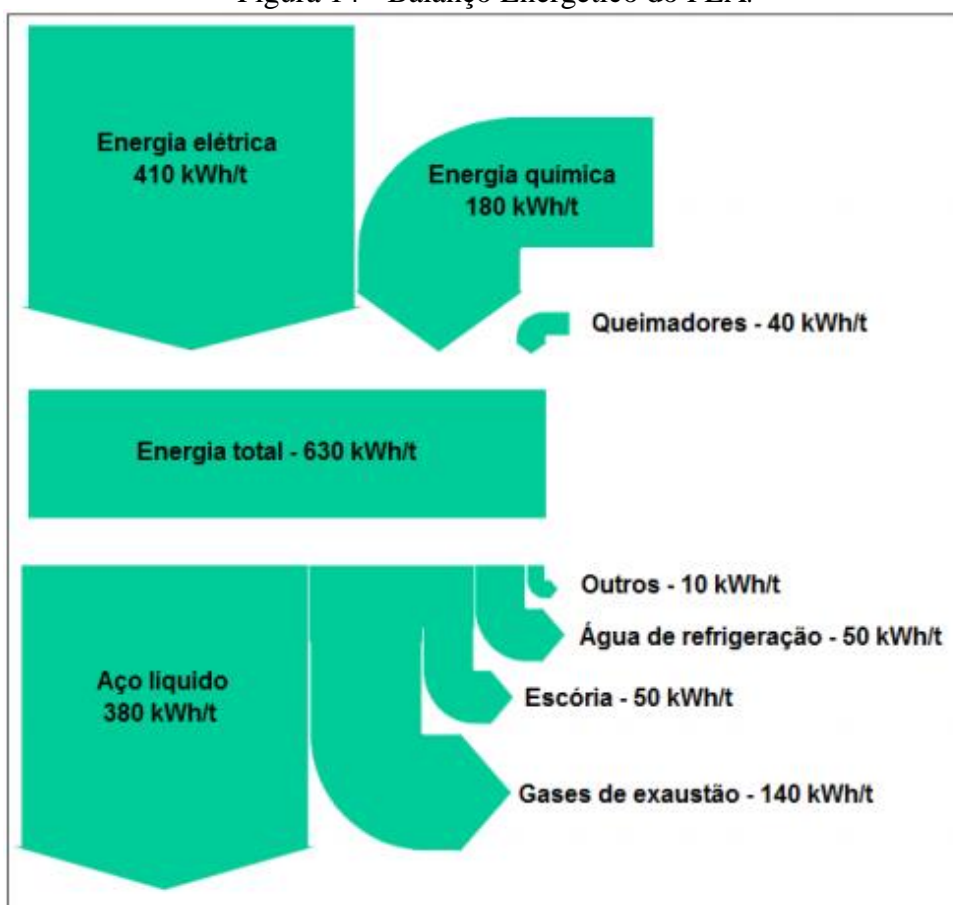
A vazão de água nos sprays deve ser ajustada para permitir a obtenção de uma temperatura superficial da placa de modo a minimizar o reaquecimento da superfície, uma vez que esse fenômeno pode gerar trincas. É importante salientar que o controle do resfriamento secundário no lingotamento contínuo também é objetivado a fim de garantir uma total solidificação da placa antes do corte pela máquina (oxicorte ou tesoura).

### **3.3 Balanço Energético no Forno Elétrico a Arco**

Para a fusão completa da carga adicionada e até atingir o superaquecimento na temperatura de vazamento do FEA é necessário fornecer uma energia teórica mínima de 350-370 KWh/ton, no entanto, considerando que a eficiência energética de um FEA está entre 55-65%, é necessário aumentar o input de energia para 560-680 KWh.

A energia consumida pelo FEA pode ser de fonte elétrica, através do arco elétrico estabelecido entre o eletrodo de grafita e a carga ou química, através de reações químicas de combustão e oxidação (FRUEHAN, 1998). Para melhor compreensão das perdas térmicas no FEA é importante realizar um balanço energético baseado na conservação da energia no FEA utilizando dados de carregamento de sucata e parâmetros de processo, assim como fez SANDBERG (2005) na Figura 14.

Figura 14 - Balanço Energético do FEA.



Fonte: Sandberg, 2005.

Atualmente emprega-se muito mais energia química no FEA e consequentemente, o consumo de energia elétrica tem sido reduzido. Isso aconteceu devido ao uso de uma vazão maior de oxigênio para promover as reações de oxidação durante a etapa de fusão da carga, e na etapa de refino, ter a vazão suficiente para proporcionar condições favoráveis à formação de escória espumante (NASCIMENTO, 2008).

A injeção de oxigênio, no entanto, deve ser objeto de estudo, pois uma vazão muito alta pode aumentar a %FeO na escória e assim reduzir o rendimento metálico do forno, e um valor

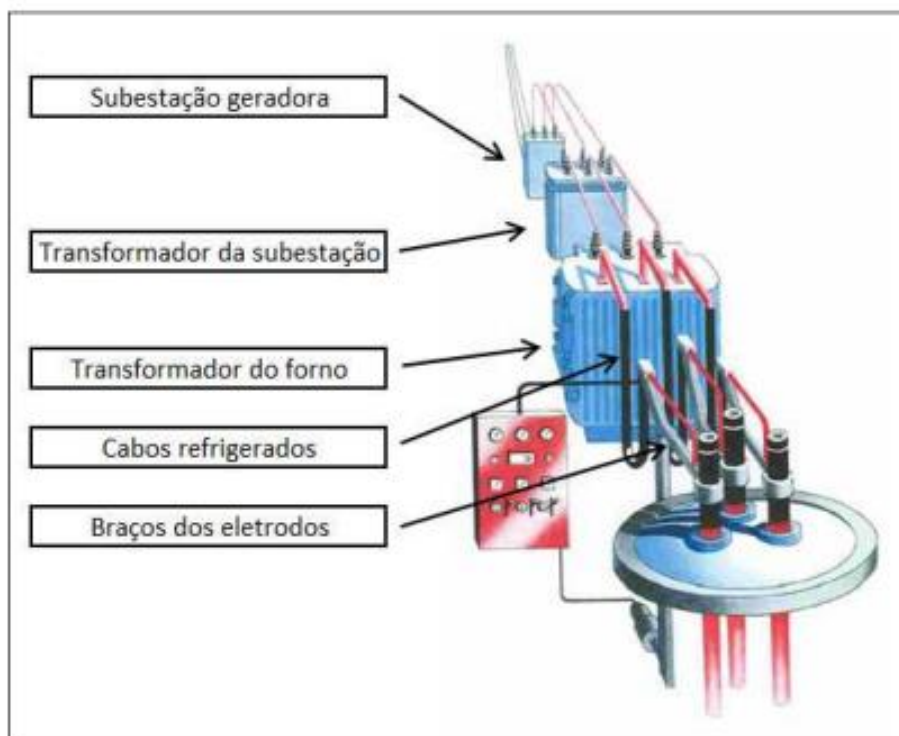
baixo pode ser insuficiente para reagir com o pó carburante adicionada na etapa de refino e na combustão do gás CO formado (KOURNETAS, 1999).

### 3.3.1 Energia Elétrica

Um FEA em operação precisa fornecer na ordem de 400 – 500 kWh por tonelada de aço produzido de energia elétrica e uma corrente que geralmente está entre 20-80A. Níveis de potência tão grandes só podem ser fornecidos pela concessionária a partir de sua rede de alta tensão, onde voltagens na faixa de 100 a 500 kV estão presentes. Por uma variedade de razões, a tarefa de transformar a energia do nível de kV na linha de entrada de energia para o nível de tensão necessário pelos arcos é geralmente feita em dois estágios (FRUEHAN, 1998).

Um primeiro transformador reduz a tensão da linha de alta tensão para um nível de média tensão que geralmente é padronizado para cada país. Como a usina siderúrgica requer energia elétrica para outros setores, haverá vários transformadores conectados no nível de 34,5 kV e, portanto, é comum ter uma pequena subestação de 34,5 kV dentro da aciaria (FRUEHAN, 1998). A Figura 15 ilustra um esquema simplificado.

Figura 15 - Sistema Elétrico FEA.



Fonte: Ucar, 2008.

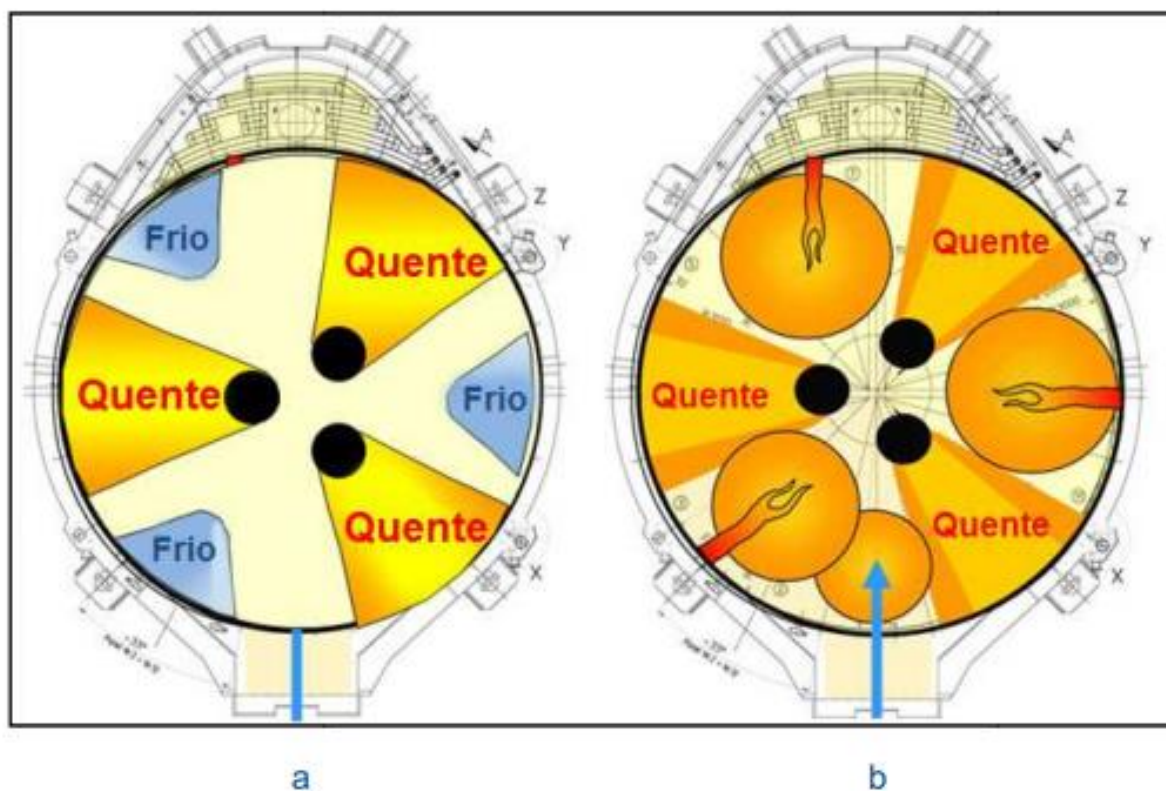
O FEA com corrente AC opera com 3 eletrodos, com geralmente 400 mm de diâmetro cada. Após cada carregamento, a abóboda é fechada e os eletrodos descem até a carga sólida

iniciando curto circuitos até que o arco elétrico seja estabilizado, formando uma coluna de plasma com temperaturas que variam entre 10000 – 15000 °C (FRUEHAN, 1998).

Em um forno trifásico de corrente alternada, a passagem da corrente produz campos eletromagnéticos que defletem o arco em direção às paredes do forno. Esse fenômeno traz vantagens ao processo, tais como evitar pontos de superaquecimento abaixo dos eletrodos, aumentar a homogeneização da temperatura, assim como promover uma maior agitação do banho líquido (UNAMUNO, 2013).

Na Figura 16, podemos observar a cor clara que ilustra as regiões de maior aquecimento devido capacidade de aquecimento do arco elétrico, com base na teoria referente aos vetores de forças eletromagnéticas (a). A região de cor azul é comumente conhecida por “pontos frios” do FEA e ilustra os locais onde geralmente há sucata remanescente após a atuação do arco elétrico. Nesses locais são normalmente são instalados queimadores, indicados por (b).

Figura 16 - Formação de Pontos Quentes e Frios FEA.



Fonte: Unamuno, 2013.

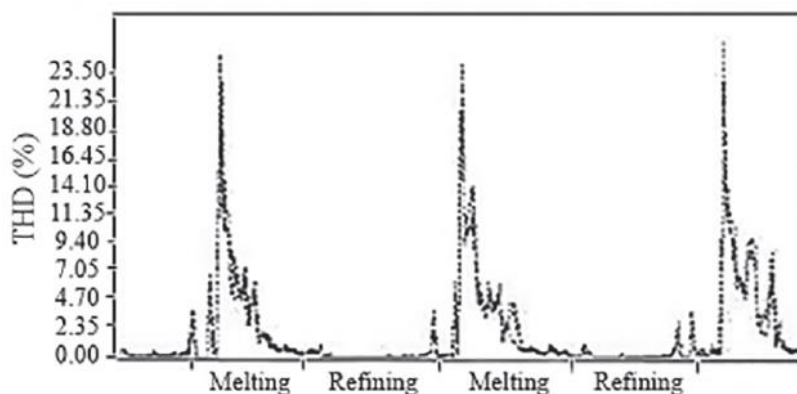
### 3.3.2 Parâmetros Elétricos: Distorções Harmônicas

O arco elétrico do FEA forma um circuito bastante complexo onde se observa uma não linearidade entre a tensão e a corrente. Este comportamento é causado pela presença de indutores no circuito de alimentação, que ao mesmo tempo em que estabilizam e limitam a

corrente de arco, também impõem uma alta potência reativa no sistema, por isso é comum encontrar baixo fator de potência em instalações com fornos a arco (DECKMANN, 2017).

As ocorrências de curtos circuitos durante a fase de fusão da sucata implicam em perturbações na rede elétrica que fazem com que a tensão sofra flutuações (efeito *Flicker*) e a corrente produza distorções harmônicas na frequência fundamental (ANDREI, 2011). A medida que a sucata vai sendo fundida, o arco se estabiliza e o nível de perturbações também diminui, atingindo a máxima estabilidade na etapa de refino (Figura 17) (VIEIRA, 2016).

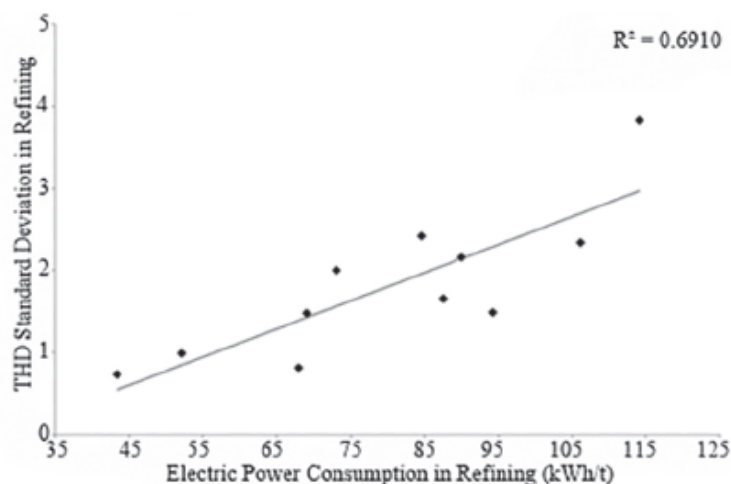
Figura 17 - Distorção harmônica total durante o processo de fusão e refino.



Fonte: Gandhare, 2007.

A Distorção Harmônica Total ou Total Distortion Harmonic (THD) é a soma de todos os harmônicos e é considerado um importante parâmetro elétrico na análise do consumo energético do FEA (GANDHARE, 2007). Segundo Almeida (2016) e VIEIRA (2016), o THD pode ser utilizado para analisar a qualidade da escória com relação a espumação e com relação ao consumo elétrico do forno. A Figura 18 relaciona os desvios padrões do THD com a energia consumida na etapa do refino.

Figura 18 - Desvio padrão do THD com a energia consumida no refino.



Fonte: Vieira, 2016.

### 3.3.3 Energia Química

Durante o processo de fusão da sucata no FEA, energia química é fornecida por meio de reações envolvendo oxigênio que são benéficas ao processo, reduzindo o tempo de fusão da carga e formando uma camada de escória que irá reduzir as perdas térmicas por radiação.

Em alguns fornos existe também o pré-aquecimento da sucata, onde a mesma pode ser aquecida através de chama direta de gás natural ou por um sistema de recirculação de gás quente proveniente do FEA antes de ser carregada no forno (PRETORIUS 2010; FRUEHAN, 1998). A energia química pode vir de várias fontes, sendo elas:

### 3.3.4 Queimadores

É a energia obtida através da queima de materiais combustíveis, que combinados com o oxigênio, geram energia. Normalmente nos queimadores são utilizados óleos ou gases. Dependendo do combustível utilizado, haverá um determinado poder calorífico associado a ele, que resultará em um potencial diferente de geração de energia no forno. Para aumentar a eficiência energética, os queimadores são posicionados nas “zonas frias” do FEA. Rossi (2014) encontrou uma razão ideal O<sub>2</sub>/GN ideal de 3,5:1 que resultou em redução do consumo de energia e economia de gás natural no trabalho apresentado.

### 3.3.5 Redução

É a energia associada às reações de redução do óxido do ferro e demais elementos e que possuem característica endotérmica. Esse tipo de energia é especialmente importante em fornos que utilizam ferro-esponja (DRI ou HBI), que é um material que possui valores significativos de óxidos na sua composição.

### 3.3.6 Oxidação de Componentes do Banho

A principal fonte de energia química no FEA são as reações exotérmicas de elementos da carga do banho que reagem com a presença de oxigênio. A quantidade de energia fornecida depende do teor de cada elemento presente no processo e da afinidade do elemento pelo oxigênio, como mostra a

Para determinado óxido, quando não há mudança de fase, a relação entre  $\Delta G$  e a temperatura é praticamente uma linha reta. Quando ocorre a mudança de estado a reação sofre

a interferência do calor latente, que provoca a alteração da entropia da fase e, consequentemente, uma mudança na inclinação da reta no gráfico.

Cada elemento contido no banho possui um perfil de oxidação próprio ao longo de uma corrida. O silício é oxidado até seus valores residuais nos primeiros minutos de injeção de oxigênio. Já no caso do fósforo, manganês, carbono e ferro, a oxidação desses elementos ocorre, em maior ou menor grau, ao longo de todo o período de injeção, com atenção especial ao último, pois o controle da formação do FeO é muito importante para o rendimento metálico e custo de um forno elétrico. Na prática industrial, o processo de oxidação está diretamente relacionado à formação da escória (ROSSI, 2014).

A oxidação do ferro não é favorecida pelas baixas temperaturas do início do processo. No entanto, a grande massa presente deste elemento faz com que sua oxidação se inicie juntamente com a do silício, gerando óxido de ferro que é agregado à escória.

A geração desse óxido na escória inicial é muito importante para a solubilização da cal e a formação do  $2\text{CaO}.\text{SiO}_2$ . A presença deste silicato reduz a atividade da sílica na escória, favorecendo a oxidação completa do silício.

. Alguns dos elementos descritos nessa tabela serão oxidados até seus valores residuais (Al, Si, P e Cr) enquanto outros elementos sofrerão apenas oxidação parcial (C, Fe e Mn).



O resultado da injeção de oxigênio no banho são óxidos que flutam até a superfície do banho e compõe a escória. Com exceção do carbono, que forma os gases CO e CO<sub>2</sub> (OPFERMANN, 2008).

Figura 19 - Reações Químicas Exotérmicas Durante o Refino no FEA.

Reações químicas no aço líquido				Entalpia de reação	
Si	+	O <sub>2</sub>	→	SiO <sub>2</sub>	- 8.94 kWh/kg <sub>Si</sub> - 11.20 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
Mn	+	0.5 O <sub>2</sub>	→	MnO	- 1.93 kWh/kg <sub>Mn</sub> - 9.48 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
2 Cr	+	1.5 O <sub>2</sub>	→	Cr <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	- 3.05 kWh/kg <sub>Cr</sub> - 9.42 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
2 Fe	+	1.5 O <sub>2</sub>	→	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	- 2.05 kWh/kg <sub>Fe</sub> - 6.80 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
Fe	+	0.5 O <sub>2</sub>	→	FeO	- 1.32 kWh/kg <sub>Fe</sub> - 5.58 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
C	+	0.5 O <sub>2</sub>	→	CO	- 2.55 kWh/kg <sub>C</sub> - 2.73 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
2 Al	+	1.5 O <sub>2</sub>	→	Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	- 5.29 kWh/kg <sub>Al</sub> - 13.84 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
Mo	+	O <sub>2</sub>	→	MoO <sub>2</sub>	- 1.70 kWh/kg <sub>Mo</sub> - 7.29 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
S	+	O <sub>2</sub>	→	SO <sub>2</sub>	- 2.75 kWh/kg <sub>S</sub> - 3.94 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
2 P	+	2.5 O <sub>2</sub>	→	P <sub>2</sub> O <sub>5</sub>	- 5.54 kWh/kg <sub>P</sub> - 8.58 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
Reações químicas na fase gás				Entalpia de reação	
C	+	O <sub>2</sub>	→	CO <sub>2</sub>	- 9.10 kWh/kg <sub>C</sub> - 4.88 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
CO	+	0.5 O <sub>2</sub>	→	CO <sub>2</sub>	- 7.01 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>
H <sub>2</sub>	+	0.5 O <sub>2</sub>	→	H <sub>2</sub> O	- 5.99 kWh/m <sup>3</sup> O <sub>2</sub>

Fonte: Opfermann, 2008.

Segundo Gaskell (1973), a afinidade de cada elemento com o oxigênio e a ordem de preferência da reação podem ser lidas no diagrama de Ellingham (Figura 20). O valor de ΔG para uma reação de oxidação é medido pela afinidade química entre o metal e o oxigênio. Quanto mais negativo for este valor, mais estável é o óxido.

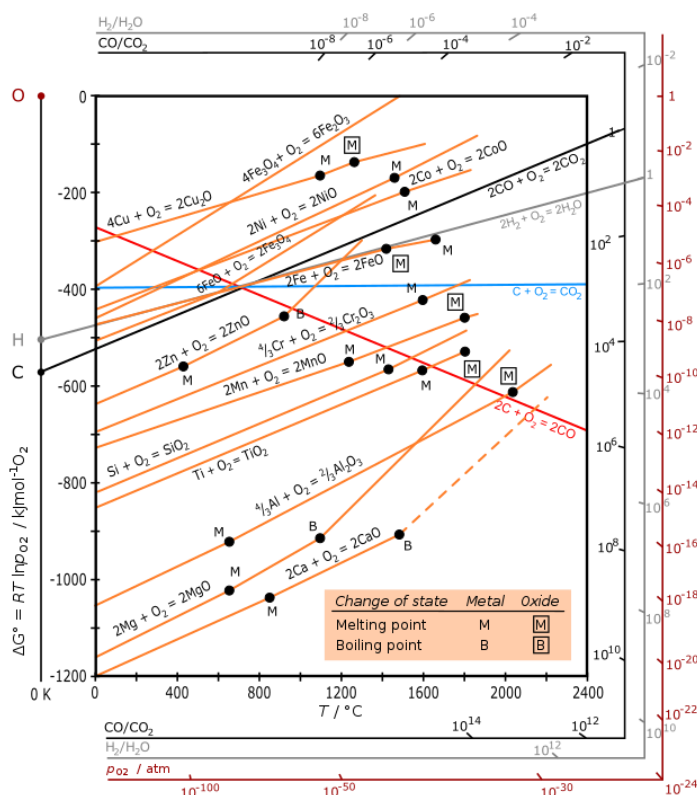
Para determinado óxido, quando não há mudança de fase, a relação entre ΔG e a temperatura é praticamente uma linha reta. Quando ocorre a mudança de estado a reação sofre a interferência do calor latente, que provoca a alteração da entropia da fase e, consequentemente, uma mudança na inclinação da reta no gráfico.

Cada elemento contido no banho possui um perfil de oxidação próprio ao longo de uma corrida. O silício é oxidado até seus valores residuais nos primeiros minutos de injeção de oxigênio. Já no caso do fósforo, manganês, carbono e ferro, a oxidação desses elementos ocorre, em maior ou menor grau, ao longo de todo o período de injeção, com atenção especial ao último, pois o controle da formação do FeO é muito importante para o rendimento metálico e custo de um forno elétrico. Na prática industrial, o processo de oxidação está diretamente relacionado à formação da escória (ROSSI, 2014).

A oxidação do ferro não é favorecida pelas baixas temperaturas do início do processo. No entanto, a grande massa presente deste elemento faz com que sua oxidação se inicie juntamente com a do silício, gerando óxido de ferro que é agregado à escória.

A geração desse óxido na escória inicial é muito importante para a solubilização da cal e a formação do  $2\text{CaO} \cdot \text{SiO}_2$ . A presença deste silicato reduz a atividade da sílica na escória, favorecendo a oxidação completa do silício.

Figura 20 - Diagrama de Ellingham



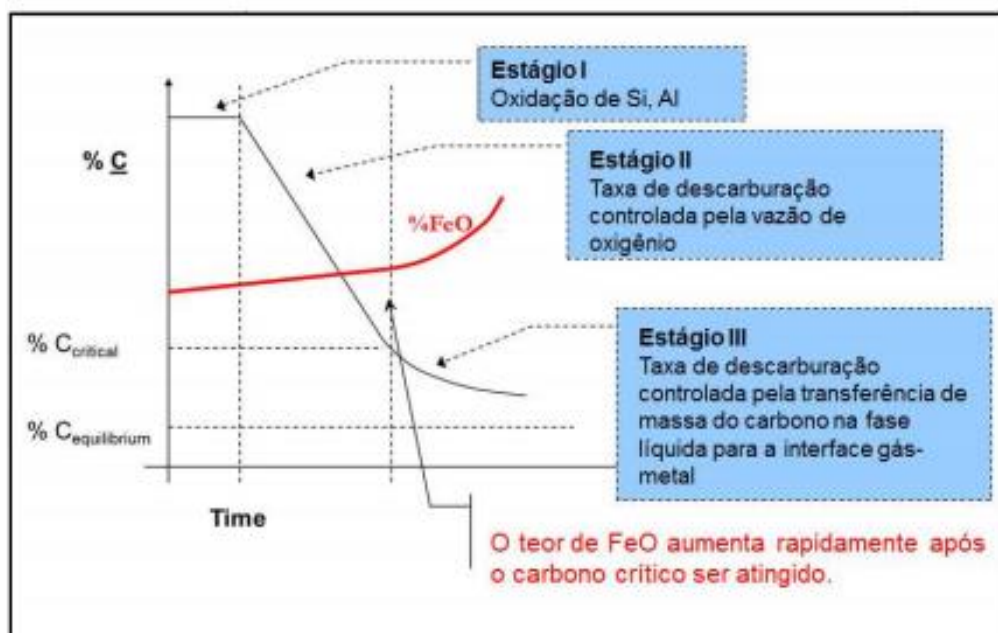
Fonte: Wikiwand, 2019.

Segundo Fortes (2008), a descarburização (oxidação do carbono) inicia com a reação direta entre carbono e oxigênio – formando CO. Entretanto, a teoria de que o oxigênio primeiramente reage com o ferro formando um óxido de ferro na escória, que por sua vez é reduzido pela difusão do carbono produzindo CO também é largamente discutida.

Fortes (2010) divide a cinética do processo de descarburização em três estágios (Figura 21). No primeiro estágio, a maior parte do oxigênio injetado no forno reage com o Al, Si, P, Fe e Mn da carga e, conseqüentemente, a taxa de descarburização é baixa; no segundo estágio, a taxa de descarburização é praticamente constante e é limitada somente pela disponibilidade de oxigênio para reagir com o carbono – nessa etapa, praticamente todo o oxigênio é consumido pela reação de descarburização; no terceiro estágio, que inicia quando o teor de carbono é

reduzido abaixo de determinado teor - denominado teor de carbono crítico ou de transição - onde o processo de descarburização começa a ser controlado pela difusão do carbono (dependente do conteúdo de carbono), reduzindo a taxa de descarburização e aumentando a oxidação do ferro. Segundo Unamuno (2013), o carbono crítico pode variar de 0,10% a 0,40%.

Figura 21 – Esquema do progresso da descarburização em função do teor de carbono dissolvido.



Fonte: Fortes, 2010.

### 3.3.7 Pós Combustão

A atmosfera interna do FEA possui gases inflamáveis parcialmente oxidados que em contato com oxigênio passam por um processo de pós combustão, gerando energia e aumentando a eficiência energética do forno. Os gases em questão são o  $H_2$ , produzido em grandes quantidades na queima de impurezas da sucata como óleos, graxas e outros combustíveis e o gás  $CO$ , predominante na atmosfera do forno e obtido através das reações de oxidação do carbono dissolvido no banho fundido ou da oxidação do carbono em pó injetado para formação da escória espumante (FRUEHAN, 1998).

O calor gerado na combustão do  $CO$  em  $CO_2$  é três vezes maior do que o calor gerado na combustão de  $C$  em  $CO$ , ressaltando o potencial energético da pós combustão (PRETORIUS, 2010).

O ganho energético da pós combustão depende principalmente da disponibilidade de oxigênio e da relação PCR – *Post Combustion Ratio* (4) na atmosfera interna do forno (FRUEHAN, 1998).

$$\text{Post combustion ratio (PCR)} = \frac{\text{CO}_2}{\text{CO} + \text{CO}_2} \quad (4)$$

Segundo KOURNETAS (1999), em elevadas temperaturas, o CO<sub>2</sub> é menos estável termodinamicamente que o CO quando em contato com C, que implica que grandes quantidades de oxigênio podem não ter impacto significativo na conversão de CO em CO<sub>2</sub>.

### 3.4 Métodos Estatísticos

A análise multivariada ou *Multi Variate Data Analysis* (MVDA) é um conjunto de ferramentas estatísticas imprescindíveis a qualquer pesquisador ou pessoa que necessite tomar decisões a partir de um conjunto de dados. A análise multivariada refere-se a todas as técnicas estatísticas que analisam simultaneamente múltiplas medições em indivíduos ou objetos sob investigação. Assim, qualquer análise simultânea de mais de duas variáveis pode ser considerada multivariada análise (HAIR, 1995).

A análise de regressão múltipla é uma técnica estatística que pode ser usada para analisar a relação entre uma única variável dependente (critério) e várias variáveis independentes (preditoras). O objetivo da análise de regressão múltipla é usar as variáveis independentes cujos valores são conhecidos por prever o valor dependente único selecionado pelo pesquisador.

Cada variável independente é ponderada pelo procedimento de análise de regressão para garantir a previsão máxima do conjunto de variáveis independentes. Os pesos denotam a contribuição relativa das variáveis independentes para a predição global e facilitam a interpretação quanto à influência de cada variável em fazendo a predição, embora a correlação entre as variáveis independentes complica o processo interpretativo.

O conjunto de variáveis independentes ponderadas forma a variável de regressão, uma combinação linear (5) das variáveis independentes que melhor prediz a variável dependente (HAIR, 1995).

$$y = b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + \dots + b_mx_m + e \quad (5)$$

Quando a previsão é o objetivo e não há necessidade prática de limitar o número de fatores medidos, o MQP é uma ferramenta útil (TOBIAS, 1995). O MQP não assume que os preditores são fixos, ao contrário da regressão múltipla. Isto significa que os preditores podem ser medidos com erro, tornando o MQP mais robusta à incerteza da medição. (MINITAB, 2019)

Este método consiste em modelar a relação entre medidas espectrais (infra-vermelho, ultra-violeta), que incluem muitas variáveis frequentemente correlacionadas entre si, e composição química ou outras propriedades físico-químicas. Na regressão MQP, a ênfase está em desenvolver modelos preditivos. Por isso ela não é muito usada para filtrar variáveis que não sejam úteis para explicar a resposta. (MINITAB, 2019)

Como em regressão linear múltipla, a principal finalidade da regressão por mínimos quadrados parciais é construir um modelo linear,  $Y = XB + G$ , em que  $Y = (y_1, \dots, y_m)$  é uma matriz  $(N \times M)$  de variáveis resposta,  $X = (x_1, \dots, x_k)$  é uma matriz  $(N \times K)$  de variáveis predictoras,  $B$  é uma matriz  $(K \times M)$  dos coeficientes da regressão, e  $G$  é a matriz de ruídos para o modelo que tem a mesma dimensão de  $Y$ . Os erros no modelo de regressão MQP têm os mesmos pressupostos que a regressão linear múltipla, exceto pela distribuição. Na regressão múltipla, para efeitos de testes de hipóteses, os erros têm distribuição normal multivariada com vetor de médias nulo e matriz de covariâncias  $\sigma^2 I$ , em que  $I$  é uma matriz identidade  $(N \times N)$ . O método MQP é uma abordagem livre de distribuição. Dessa forma, os erros da regressão possuem vetor de médias nulo e matriz de covariâncias igual a  $\sigma^2 I$ , mas sem distribuição definida. A principal consequência disso é que os estimadores dos coeficientes da regressão não possuem distribuições conhecidas (MORELLATO, 2010).

O método de regressão MQP extrai um pequeno número de “novas” variáveis, que são chamadas de fatores ou componentes e denotadas por  $t_a$  ( $a = 1, \dots, A$ ). Os fatores são preditores de  $Y$  e também descrevem  $X$ , isto é, tanto  $X$  como  $Y$  são, pelo menos em parte, modelados pelas mesmas variáveis latentes. A ideia do método MQP é extrair componentes que consigam capturar as variâncias das covariáveis e também obter correlações com as variáveis dependentes. Isto pode ser conseguido maximizando a covariância entre os fatores de  $X$ ,  $t_a$ , e  $Y$ , ou seja, as variáveis latentes são modificadas para que essas covariâncias sejam maximizadas (MORELLATO, 2010).

Segundo GELADI (1986) o algoritmo iterativo do MQP deve conter os seguintes passos:

- Existem relações externas da forma  $X = TP' + E$  e  $Y = UQ' + F$ .
- Existe uma relação interna (latente)  $U_h = B_h T_h$
- A relação mista é  $Y = TBQ' + F$  onde  $\|F\|$  deve ser minimizado.
- Para obter pontuações ortogonais do  $X$ , é necessário introduzir pesos ( $W$ ), a partir de  $T = XW$ .

- As matrizes  $X$  e  $Y$  são decompostas, como em uma análise fatorial, Como citado acima, na decomposição de  $X$ , as componentes,  $t_a$ , são obtidas de maneira que as covariâncias entre elas e as variáveis resposta da matriz  $Y$  sejam maximizadas. Com a dimensão de  $X$  reduzida em  $A$  componentes  $t_a$  ( $A < K$ ) pode-se efetuar a regressão de  $Y$  sobre  $T$  na forma  $Y = TQ' + G \Rightarrow Y = XWQ' + G \Rightarrow Y = XB + G$ .
- Dessa maneira, os coeficientes da regressão MQP podem ser descritos por  $B = WQ'$ .

O objetivo da decomposição das matrizes  $X$  e  $Y$  é minimizar o  $F$  mantendo os  $t$ -scores e escores- $u$  ortogonais. No MQP, a decomposição pode ser feita de várias maneiras. O algoritmo padrão usado é o Nonlinear Iterative Partial Least Squares (NIPALS), desenvolvido originalmente por Herman Wold (1966). Existem na literatura várias versões com pequenas alterações desse algoritmo e, assim como no algoritmo original, todas trabalham com as matrizes de dados originais  $X$  e  $Y$  padronizadas (escalonadas e centradas em zero).

## 4 MATERIAIS E MÉTODOS

### 4.1 Equipamentos Utilizados

As principais informações do forno elétrico a arco utilizado para obtenção de dados para análises são apresentadas na Tabela 1 Tabela 1 abaixo.

Tabela 1 - Informações do FEA utilizado

Descrição	Valor
Peso médio de vazamento	21t
Volume bruto	26m <sup>3</sup>
Potência do transformador	21,6MVA/26
Diâmetro dos Eletrodos	355mm
Área da porta de escória	35000mm <sup>2</sup>
Diâmetro da carcaça	4135mm
Diâmetro dos painéis refrigerados	3800mm
Pureza do oxigênio injetado	91%
Número de queimadores	3
Vazão de Gás Natural	Queimadores – 530 Nm <sup>3</sup> /h
Número de Injetores (Porta de escória)	1 Lança de Oxigênio
	1 Lança de Coque
Vazão de operação (oxigênio)	500 – 1500 Nm <sup>3</sup> /h
Vazão de operação (coque)	5 – 12 kg/min

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

O material utilizado na injeção via lança para espumar a escória que é o coque verde de petróleo.

## 4.2 Coleta de Dados

Foram coletadas e monitoradas 85 variáveis distintas de dados do processo de 870 corridas ao longo de quase três meses de operação do FEA em estudo – de 14/01/2019 a 31/03/2019. Um primeiro filtro leva em consideração as variáveis que são relevantes do ponto de vista energético para as condições finais do que o modelo se propõe a analisar e otimizar. Isso exige conhecimento técnico do processo para evitar de tornar o modelo com muitas variáveis que aumentem as variabilidades dos resultados e que não possuem um bom ajuste aos valores reais. Os parâmetros levados em consideração foram listados na Tabela Tabela 2 abaixo:

Tabela 2 - Parâmetros de dados utilizado.

Parâmetro	Afeta	Condição final
<b>Consumo de energia elétrica de forno por corrida em kWh;</b>		Y
<b>Consumo de gás natural dos queimadores por corrida em Nm<sup>3</sup>;</b>	X	
<b>Consumo de oxigênio dos queimadores do forno em Nm<sup>3</sup>;</b>	X	
<b>Consumo de sucata por corrida em kg;</b>	X	
<b>Consumo de sucata por tipo: SUCATA 1 (Sucata de origem predominantemente de obsolescência prensada e tesourada em equipamento próprio da usina), SUCATA 2 (Sucata de obsolescência prensado na forma de pacotes por fornecedores externos e por equipamentos próprios da empresa), SUCATA 3 (Sucata de densidade mais alta, de origem de corte por equipamento com navalhas ou maçaricos), SUCATA 4 (Sucata de origem predominantemente industrial prensado em fornecedor externo na forma de pacotes com densidade elevada) e OUTRAS SUCATAS (demais sucatas de diversas origens utilizadas na composição da carga metálica) em toneladas</b>	X	
<b>Consumo de coque injetado por corrida em kg;</b>	X	
<b>Consumo de oxigênio injetado lanças por corrida em Nm<sup>3</sup>;</b>	X	
<b>Power on (tempo de forno ligado) em minutos/corrída;</b>	X	
<b>Power off (tempo de forno desligado) em minutos/corrída.</b>	X	
<b>Distorções Harmônicas totais (THD Melt – Fusão e THD Ref – Refino)</b>	X	
<b>Número de cestões carregados</b>	X	
<b>Potência Elétrica</b>	X	
<b>Massa do aço líquido</b>	X	

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

### 4.3 Disponibilidade e Qualidade dos Dados

Dependendo dos processos e dos sistemas de registros dos dados, os parâmetros monitorados podem conter erros ou vazios em algumas corridas. De maneira geral, devido o número alto de variáveis monitoradas e captadas para bancos de dados por programas diferentes, ao cruzar todos os dados necessários, o número de corridas com disponibilidade simultânea e completa de todos os parâmetros listados reduz – representa um segundo filtro para a análise e o desenvolvimento dos modelos de predição.

Adicionalmente, as variáveis de carga metálica de sucatas carregadas no FEA são apontadas por um sistema remoto operado por um operador habilitado, porém sujeitos a falhas de comunicação e alguns erros involuntários de apontamento – corridas com erros e/ou com informações incompletas também foram excluídas.

Por outro lado, as variáveis de consumíveis no FEA, como coque, oxigênio e gás natural são registrados geralmente em todas as corridas – exceto em casos excepcionais, como falha de comunicação no sistema. A massa do aço líquido é o resultado da massa lingotada, que envolve a massa de aço vazada mais as ligas adicionadas com seus respectivos rendimentos. Devido ao número limitado de aços feitos na usina siderúrgica do presente trabalho, o uso dessa variável não corresponde a inserção de um erro considerável pela adição de ligas, e está disponível em todas as corridas.

### 4.4 Processamento de Dados

Um bom processamento de dados começa com a identificação de dados ruins e *outliers* – ou valor atípico, uma observação que apresenta um grande afastamento das demais da série. Tendo isso sob a ótica dos dados, não foram contabilizadas corridas que apresentaram algum desvio ou problema de processo atípico, tais como:

- Corridas com Power off maior que 22 minutos por corrida (média anual), independentemente do motivo;
- Corridas que apresentaram qualquer tipo de perda metálica não comum no forno-panela e/ou lingotamento contínuo (ex: perfuração de veio, perda de sequenciamento, fechamento não programado de veios do lingotamento).
- Corridas sem apontamentos de consumos de sucatas;
- Corridas após grandes períodos de paradas;
- Primeiras corridas de forno após substituição de refratários.



Tabela 3 - Variáveis secundárias para modelo de predição do consumo específico de energia elétrica do FEA.

Variável	Nome	Unidade	Fórmula
Consumo específico de energia	kWh/t	kWh/t	Energia Elétrica/Massa do Aço líquido
Consumo específico de energia por tonelada de sucata	kWh/ts	kWh/t	Energia Elétrica/Massa de sucata carregada
Porcentual da Sucata1	%SC1	%	Massa da Sucata1/Massa total das Sucatas Carregadas
Porcentual da Sucata2	%SC2	%	Massa da Sucata2/Massa total das Sucatas Carregadas
Porcentual da Sucata3	%SC3	%	Massa da Sucata3/Massa total das Sucatas Carregadas
Porcentual da Sucata4	%SC4	%	Massa da Sucata4/Massa total das Sucatas Carregadas
Porcentual das demais Sucatas	%OthersScraps	%	Massa das demais Sucatas/Massa total das Sucatas Carregadas
Consumo específico de gás natural do queimador	GNb/t	Nm <sup>3</sup> /t	Consumo de Gás Natural/Massa do Aço líquido
Consumo específico de oxigênio do queimador	Oxyb/t	Nm <sup>3</sup> /t	Consumo de Oxigênio do Queimador/Massa do Aço líquido
Consumo específico de oxigênio do queimador	Oxy/t	Nm <sup>3</sup> /t	Consumo de Oxigênio da lança/Massa do Aço líquido
Consumo específico de coque injetado	kgC/t	kg/t	Consumo de Coque da lança/Massa do Aço líquido
Consumo de sucata por corrida	ScrapTons	t	Consumo de Sucata/Massa do Aço líquido
Potência Elétrica	MW	MW	Média da Potência Elétrica do FEA
Número de cestões carregados	Baskets	-	-
Power off	Power Off	min/corr	Somatório dos minutos parados durante o processo da corrida
Distorção harmônica total da fusão	THD Melt	-	-
Distorção harmônica total do refino	THD Ref	-	-

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

O segundo passo é o cálculo de variáveis secundárias. No caso do estudo, foram realizadas transformações das variáveis absolutas para variáveis específicas, que irão aumentar a acurácia do ajuste do modelo de predição.

Dessa maneira, a concepção de um modelo de predição do consumo específico de energia elétrica do FEA por tonelada sucata (Consumo absoluto de energia elétrica em kWh da corrida da perfuração até o momento de vazamento dividido pelas toneladas de sucata carregadas por corrida, independentemente do número de cestões) foi feito através do cálculo de variáveis secundárias, exceções feitas ao número de cestões carregados, as grandezas elétricas e a potência elétrica, como pode ser observado na Tabela 3 acima.

#### **4.5 Desenvolvimento dos Modelos de Predição**

Em posse de um banco de dados robusto e devidamente processado após os filtros das corridas com todas as variáveis secundárias disponíveis e calculadas, inicia-se o desenvolvimento de modelos de predição de resultados baseados em métodos estatísticos de regressão. Como já discutido anteriormente, existem diversos métodos de regressões de multivariáveis que poderiam ser usados para modelagem estatística do forno elétrico a arco.

No presente trabalho, propõe-se modelar estatisticamente a partir da aplicação dos métodos de Regressão Linear Múltipla (RLM) e de Mínimos Quadrados Parciais (MQP) as variáveis para obter modelos capazes de estimar a quantidade de energia necessária para fundir uma quantidade específica de sucata (kWh/ts) com função de otimizar o processo quanto a atuação nos parâmetros.

Os modelos foram implementados a partir do uso do software comercial *Minitab 16*. Cada método foi realizado pelo menos duas vezes para obtenção de quatro modelamentos diferentes tendo como resultados regressões de ajustes diferentes aos resultados reais.

##### **4.5.1 Método RLM**

Utilizando o método RLM, foram obtidos dois modelos para estimar a energia específica por tonelada de sucata (kWh/ts):

- Modelo 1:

Realizou-se a aplicação do método sem restrições (MODEL1), usando como as variáveis preditoras todas disponíveis.

- Modelo 2:

Após análise dos resultados do primeiro modelo, aplicou-se uma segunda vez o método estatístico excluindo as variáveis preditoras que possuam um valor-p calculado menor

que 0,05 (probabilidade de rejeitar a hipótese nula quando ela é verdadeira). Foi aplicado o método e repetido a análise até chegar-se em uma regressão onde 100% dos valores-p calculados fossem menores que 0,05, conforme Arsham (1988) resumiu na tabela 4 e explicou em seu estudo. Esse é o aqui chamado MODEL2 de predição.

Tabela 4 - Intervalos de P-value onde H0 representa a hipótese nula.

<b>P-value</b>	<b>Interpretação</b>
<b><math>P &lt; 0,01</math></b>	Evidência muito forte contra H0
<b><math>0,01 &lt; P &lt; 0,05</math></b>	Evidência moderada contra H0
<b><math>0,05 &lt; P &lt; 0,10</math></b>	Evidência sugestiva contra H0
<b><math>0,10 &lt; P</math></b>	Pouca ou nenhuma evidência real contra H0

Fonte: Adaptado de Arsham, 1988.

#### 4.5.2 Método MQP

De maneira similar ao aplicado para o método RLM, aplicou-se o procedimento de modelagem estatística para obter a energia específica por tonelada de sucata (kWh/ts) usando o método MQP.

Nesse processo, é um passo crítico estabelecer o número correto de componentes principais a serem utilizados nos modelos de calibração, já que os valores preditos a partir desses modelos, dependem diretamente do número de componentes principais utilizados. Poucos fatores podem não ser suficientes para modelar adequadamente o sistema, enquanto muitos fatores podem introduzir ruído à calibração, o que resulta num baixo poder de predição para amostras fora do conjunto calibração (LUZ, 2004).

- Modelo 3:

Numa primeira aplicação para obter um modelo de predição ajustado, não se aplicou métodos de validação cruzada. Como padrão do programa, aplica-se o método conjunto, em que o programa *Minitab* calcula e avalia os 10 componentes principais envolvidos a fim de obter um modelo com o método MQP (MODEL3).

- Modelo 4:

A fim de obter um modelo ajustado com menor número de componentes, aplicou-se o método com validação cruzada excluindo uma observação de cada vez para identificar o conjunto menor que fornece a maior capacidade preditiva.

Esse método de validação consiste em deixar algumas amostras de calibração de fora da construção do modelo e então utilizá-las para predição e cálculo dos resíduos. O

processo é repetido com um outro subconjunto de amostras de calibração até que todas as amostras tenham sido utilizadas para predição. No passo seguinte, todos os resíduos são combinados para computar a variância residual da validação e o valor do coeficiente de determinação,  $R^2$  ou R ao quadrado, uma medida estatística de ajuste que indica quanto de variação de uma variável dependente é explicada pela (s) variável (is) independente (s) em um modelo de regressão, e uma calibração final é então calculada com todas as amostras. Dessa maneira, chegou-se à obtenção de um modelo com um menor número de componentes principais (MODEL4).

#### 4.6 Acurácia do Modelo

Todos os modelos obtidos foram analisados do ponto de vista técnico, verificando se as condições estatísticas corroboram com as condições metalúrgicas na prática. Após uma análise detalhada dos modelos e como suas funções interagem com uma otimização para redução do consumo de energia, aplicou-se aos quatro modelos preditores, observações de um período diferente do usado na obtenção dos mesmos e com aplicação de algumas ações otimizadoras baseadas no modelo e comparou-se com os resultados reais de energia específica por tonelada de sucata por corrida (kWh/ts).

A partir dos resultados esperados e reais, analisou-se para os quatro modelos, além do  $R^2$  (equação 6), o erro relativo percentual (EP – equação 7) e o raiz do erro médio quadrático (RMSE – equação 8) – verificando o quão ajustável os modelos são na prática industrial. Segue abaixo o detalhamento das medidas usadas na avaliação da acurácia dos modelos.

##### • $R^2$ :

O  $R^2$  descreve a fração da variância total nos dados observados que pode ser explicada pelo modelo. Seu valor fica entre 0 e 1, e quanto maior o valor, melhor a concordância entre modelo e observação. É calculado direto pelo programa. Nas fórmulas abaixo:  $X$  é o valor da observação,  $X_i$  é o valor estimado,  $\bar{X}$  a média das observações e  $N$  o número de observações.

$$R^2 = 1 - \frac{\text{Variação explicada}}{\text{Variação Total}} \text{ ou } R^2 = 1 - \frac{\sum (X_i - X)^2}{\sum (X - \bar{X})^2} \quad (6)$$

##### • EP

O EP representa a diferença percentual em relação ao valor calculado pelo modelo e o valor real em relação ao próprio valor real e segue a fórmula abaixo.

$$EP = \frac{\sum \frac{|Xi - X|}{X}}{N} \quad (7)$$

•RMSE

A RMSE é a raiz do erro médio quadrático da diferença entre a predição e o valor real. É uma medida análoga ao desvio padrão e tem a mesma unidade que os valores da predição. A RMSE é uma boa medida, porque geralmente ela representa explicitamente o que vários métodos tendem a minimizar.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (Xi - X)^2}{N}} \quad (8)$$

Adicionalmente, realizou-se o procedimento padrão de balanço de massa e energia com o *software* da empresa, e repetiu-se a avaliação do ponto de vista de EP e RMSE para efeitos de comparação com os valores obtidos pelos modelos estatísticos.

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 5.1 Modelo 1

Neste modelo de predição (MODEL1), que resultou da observação de 377 corridas, para energia específica por tonelada de sucata por corrida (kWh/ts) chegou-se numa equação linear (9) dependente de 14 variáveis de processo monitoradas conforme descrito abaixo.

$$\frac{kWh}{ts} = 829,16 + 12,8 \%SC1 + 61,3 \%SC2 - 73,8 \%SC3 - 56,3 \%SC4 - 10,4 \frac{GNb}{t} + 1,04 \frac{Oxyb}{t} - 2,13 \frac{Oxy}{t} + 4,14 \frac{kgC}{t} - 17,8 ScrapTons + 0,05 MW + 28,7 Baskets + 1,22 Pwr Off - 0,494 THD Melt + 3,12 THD Ref \quad (9)$$

Na própria aplicação do método, o programa usado que implementou o modelo excluiu uma das variáveis de entrada (%OthersScraps) por concluir que ela estava fortemente correlacionada com outras variáveis já incluídas no resultado da predição.

Numa análise qualitativa do modelo de predição, podemos afirmar que os coeficientes são coerentes com o que é esperado no processo metalúrgico. A tabela 5 elucida a avaliação qualitativa em função do sinal e valores do coeficiente: se positivo, contribui para aumento da energia elétrica necessária para fundir e refinar a sucata, por outro lado, se negativo, contribui para uma menor demanda de energia elétrica para a mesma carga.

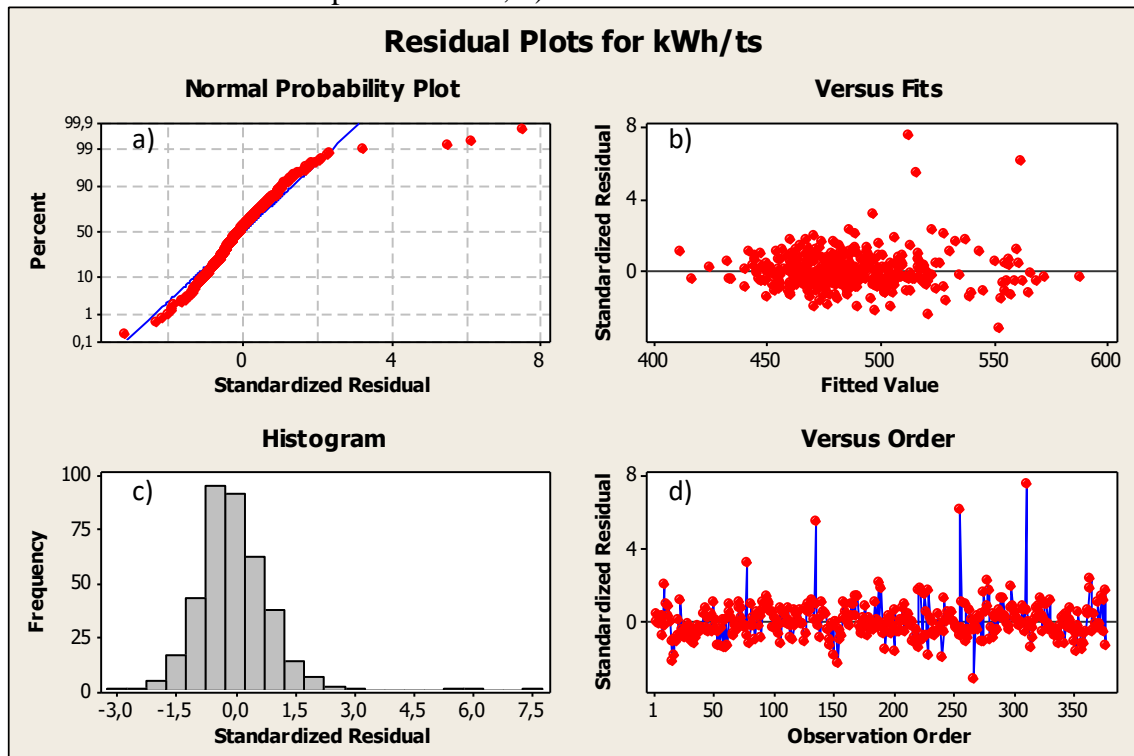
Na avaliação quantitativa do modelo, chegou-se a um  $R^2 = 56,2\%$  - um bom valor para modelos preditivos industriais, onde a correlação pode ser difícil de se identificar. Quanto aos resíduos padronizados, o conjunto de gráficos na Figura 22 abaixo mostram que apesar do valor de  $R^2$  adequado a prática industrial há ainda oportunidades, pelas identificações de *outliers* que podem estar poluindo o modelo. A distribuição dos resíduos padronizados mostra o atendimento a probabilidade normal da distribuição e mostra que os pontos mais distantes podem vir a ser alavancas que atrapalhem um bom ajuste do modelo – é a mesma interpretação para distribuição dos valores no histograma. De toda maneira, a distribuição aleatória dos resíduos em torno dos valores previstos para verificar a pressuposição de que os resíduos possuem variância constante mostra um bom ajuste do modelo especialmente de 450 a 520 kWh/t.

Tabela 5 - Avaliação Qualitativa da equação de regressão do MODEL2.

Variável	Coef.	Sinal Esperado	Sinal Real	Avaliação Qualitativa
<b>Cte</b>	829,16			-
<b>%SC1</b>	12,83	+	+	Oriunda de um equipamento que limpa no máximo 6% das impurezas das sucatas de obsolescência
<b>%SC2</b>	61,3	+	+	É basicamente sucatas de obsolescência em forma de pacote. Percentual de impureza altíssimo.
<b>%SC3</b>	-73,77	-	-	Sucata de alta densidade, baixa impureza. Contribui para um bom rendimento.
<b>%SC4</b>	-56,34	-	-	Sucata de alta densidade, baixa impureza. Contribui para um bom rendimento.
<b>GNb/t</b>	-10,39	-	-	Representa a injeção de energia química via gás natural.
<b>Oxyb/t</b>	1,0354	-	+	Importante resaltar o sinal +, indicando que ele contribui para aumentar o consumo de energia. Fator se explica pela necessidade de consumir também uma grande parcela de volume desse gás na forma de purga dos queimadores durante as corridas, e a entrada do mesmo à temperatura ambiente.
<b>Oxy/t</b>	-2,131	-	-	Representa a injeção de energia química via lança do oxigênio para as reações de oxidação (Exotérmicas)
<b>kgC/t</b>	4,1369	+	+	É a injeção de grafite para reações de redução, que são endotérmicas.
<b>ScrapTons</b>	-17,82	+	-	O sinal - está relacionado a usar a maior quantidade possível de sucata sem necessidade de aumentar a quantidade de cestões carregados (Variável: <i>Baskets</i> )
<b>MW</b>	0,053	+	+	Potências Elétricas mais altas representam maior aporte energético em menos tempo. Elas reduzem o Power On, mas devido a baixa eficiência dos fornos a arco, elas contribuem para um aumento no consumo de energia.
<b>Baskets</b>	28,708	+	+	Variável fortemente relacionada com a quantidade de sucata e o rendimento da mesma. Uma boa análise para concluir que 1 cestão carregado a mais representa um aumento de 28,71kWh/t de sucata.
<b>Pwr Off</b>	1,2166	+	+	As paradas do FEA representam perdas energéticas consideráveis.
<b>THD Melt</b>	-0,494	-	-	É esperado para fusão que índices THD elevados contribuam para uma fusão mais eficaz, por sua característica de instabilidade de arco nessa etapa.
<b>THD Ref</b>	3,119	+	+	Exatamente o oposto do THD Melt. Espera-se mais estabilidade do arco, o que representaria THD mais baixos para representar um refino eficiente.

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Figura 22 – Conjunto de gráficos MODEL1: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

## 5.2 Modelo 2

Este modelo surge dos resultados do MODEL1 e das subsequentes análises qualitativas e quantitativas do mesmo. Interpretando os valores-p do modelo anterior, e tendo em mente um nível de significância ( $\alpha$ ) estabelecido para a predição de 5%, excluiu-se para estabelecer um novo modelo, variáveis com valores-p maiores que  $\alpha = 0,05$ . Repetiu-se o procedimento até que todas as variáveis do modelo de predição tivessem valores-p menores que 0,05. Assim, chegou-se a uma nova regressão e estabeleceu-se o MODEL2 conforme equação de regressão multivariável abaixo.

$$\frac{kWh}{ts} = 824,55 + 64,1 \%SC2 - 8,99 \frac{GNb}{t} - 2,08 \frac{Oxy}{t} + 4,38 \frac{kgC}{t} - 17,6 ScrapTons + 27,1 Baskets + 1,37 Pwr Off + 3,14 THD Ref \quad (10)$$

Na análise qualitativa do modelo de predição, podemos afirmar que os coeficientes são coerentes com o que é esperado no processo metalúrgico assim como no MODEL1. A tabela 6 a seguir elucida de maneira similar a avaliação qualitativa em função do sinal e valores do coeficiente.



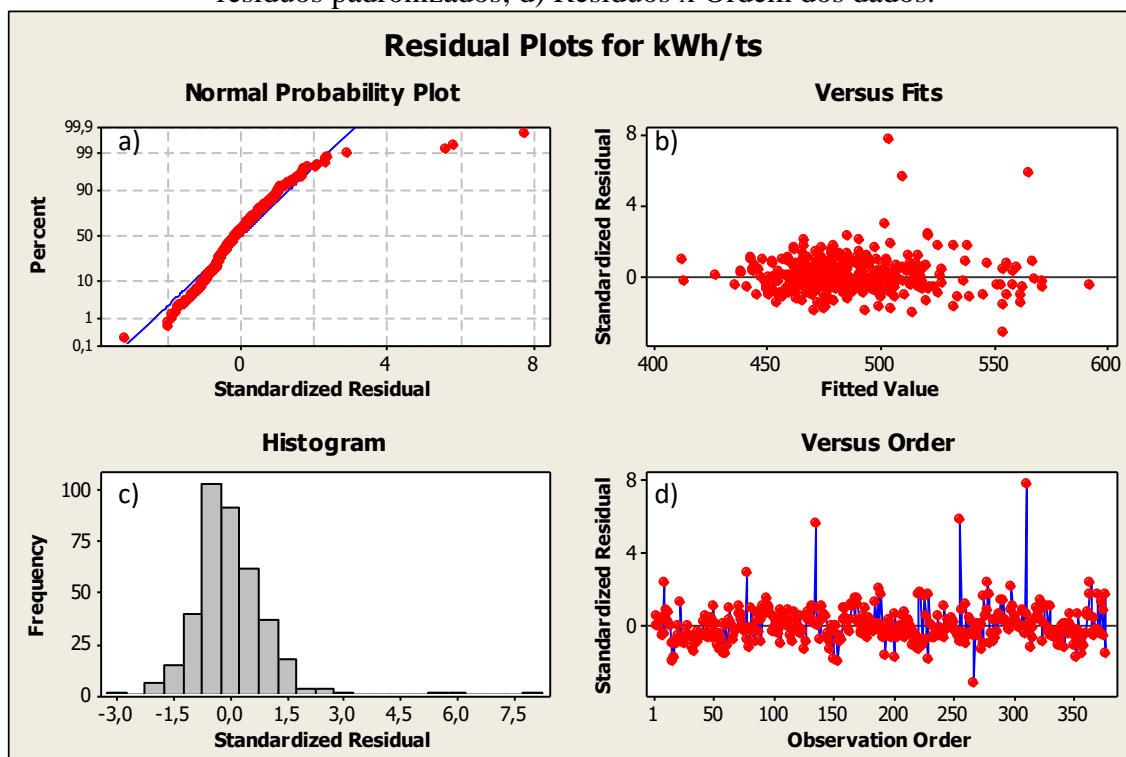
Tabela 6 - Avaliação Qualitativa da equação de regressão do MODEL2

Variável	Coef.	Sinal Esperado	Sinal Real	Avaliação Qualitativa
<b>Cte</b>	824,55		-	
<b>%SC2</b>	64,06	+	+	É a única sucata que permaneceu nesse modelo. Do ponto de vista do processo, a explicação deve residir que se percentual de impureza elevado afeta diretamente o resultado da energia em qualquer variação sua.
<b>GNb/t</b>	-8,993	-	-	Representa a injeção de energia química via gás natural - e permacene importante ao processo para reduzir a energia elétrica.
<b>Oxy/t</b>	-2,084	-	-	Idem a interpretação do MODEL1 para a variável
<b>kgC/t</b>	4,3785	+	+	Idem a interpretação do MODEL1 para a variável
<b>ScrapTons</b>	-17,61	+	-	Idem a interpretação do MODEL1 para a variável
<b>Baskets</b>	27,051	+	+	Idem a interpretação do MODEL1 para a variável
<b>Pwr Off</b>	1,3671	+	+	Idem a interpretação do MODEL1 para a variável
<b>THD Ref</b>	3,135	+	+	Idem a interpretação do MODEL1 para a variável com o detalhe de que passa a ser a distorção harmônica total fundamentalmente correlacionada com a energia. Isso reflete a importância da mesma e sua relação com o índice de espumação da escória (VIEIRA, 2016)

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Na avaliação quantitativa do modelo, chegou-se a um  $R^2 = 55,0\%$  - próximo ao obtido para o MODEL1 com praticamente o dobro de variáveis. Os resíduos padronizados, mostrados no conjunto de gráficos da Figura 23 abaixo possuem enorme semelhança, e, há apenas pequenos distanciamentos de *outliers*. As demais interpretações seguem as interpretações do modelo anterior.

Figura 23 - Conjunto de gráficos MODEL2: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

### 5.3 Modelo 3

O MODEL3 é o primeiro modelo aplicando o método estatístico MQP no presente trabalho. Assim como os modelos anteriores, para as mesmas observações - que equivaleram a 377 corridas, o método modelou uma regressão para prever a energia específica por tonelada de sucata (kWh/ts) necessária para fundir e refinar completamente.

Diferente do MODEL1 e do MODEL2, no MODEL3, que é obtido a partir da decomposição dos componentes principais nas direções de maior variabilidade, não há exclusão de variáveis pelo próprio programa na implementação do modelo. Como dito anteriormente, no MODEL3 não há aplicação de validação cruzada, e, portanto, utiliza-se o método conjunto, em que o programa *Minitab* calcula e avalia os 10 componentes principais envolvidos. Os coeficientes calculados são usados com os termos para calcular o valor ajustado das variáveis de resposta. No MQP, os coeficientes padronizados indicam a importância de cada termo no modelo e correspondem às variáveis x- e y- padronizadas. São esses valores usados para construir a equação de regressão do modelo (11).

$$\begin{aligned}
\frac{kWh}{ts} = & 854,28 - 12,3 \%SC1 + 36,2 \%SC2 - 98,9 \%SC3 - 81,5 \%SC4 - \\
& 25,1\%OthersScraps - 10,4 \frac{GNb}{t} + 1,04 \frac{Oxyb}{t} - 2,13 \frac{Oxy}{t} + 4,14 \frac{kgC}{t} - \\
& 17,8 ScrapTons + 0,05 MW + 28,7 Baskets + 1,22 Pwr Off - \\
& 0,494 THD Melt + 3,12 THD Ref
\end{aligned}
\tag{11}$$

Tabela 7 – Avaliação Qualitativa da equação de regressão do MODEL3.

Variável	Coef.	Sinal Esperado	Sinal Real	Avaliação Qualitativa
<b>Cte</b>	854,28			-
<b>%SC1</b>	-12,292	+	-	Oriunda de um equipamento que limpa no máximo 6% das impurezas das sucatas de obsolescência. Diferente da RLM, na abordagem MQP, o uso dessa sucata passa a contribuir para reduzir a quantidade de energia necessária - porem em ordens bem menores que as variáveis de sucatas de melhores densidades e percentuais de impurezas menores.
<b>%SC2</b>	36,179	+	+	O percentual de impureza elevado dessa sucata corrobora com a contribuição aqui demonstrada estatisticamente.
<b>%SC3</b>	-98,894	-	-	Sucata de alta densidade, baixa impureza. Contribui para um bom rendimento.
<b>%SC4</b>	-81,469	-	-	Sucata de alta densidade, baixa impureza. Contribui para um bom rendimento.
<b>%OthersScraps</b>	-25,125	-	-	Em geral, é o somatório de sucatas de boa densidade e de origem industrial que são usadas com frequência menores que as outras quatro acima.
<b>GNb/t</b>	-10,388	-	-	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>Oxyb/t</b>	1,035	-	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>Oxy/t</b>	-2,131	-	-	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>kgC/t</b>	4,137	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>ScrapTons</b>	-17,82	+	-	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>MW</b>	0,053	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>Baskets</b>	28,708	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável

<b>Pwr Off</b>	1,217	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>THD Melt</b>	-0,494	-	-	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>THD Ref</b>	3,119	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

A avaliação quantitativa começa a análise do  $R^2 = 56,17\%$ , praticamente o mesmo obtido a partir da RLM no MODEL1. A vantagem de usar o método MQP está na análise dos dados e gráficos gerados a partir do processo de obtenção do modelo de predição. Um primeiro olhar sobre o valor-p calculado para o modelo demonstra que o modelo explica a variação na resposta (valor-p=0), conforme figura 24 extraída diretamente do programa abaixo.

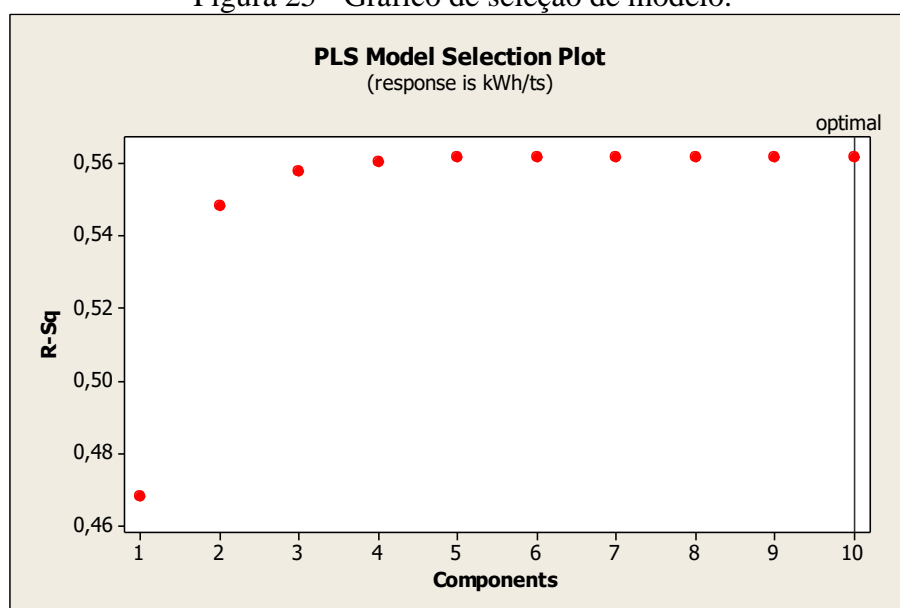
Figura 24 – Análise de variância para o modelo de predição MODEL3.

Analysis of Variance for kWh/ts					
Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	10	298050	29805,0	46,91	0,000
Residual Error	366	232547	635,4		
Total	376	530597			

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Quanto a seleção do número de componentes, utilizou-se o padrão do *Minitab 16* e não se aplicou validação cruzada. Isso explica o gráfico abaixo (Figura 25) que indica o número de componentes ideal para construção do modelo – 10 como o padrão do programa.

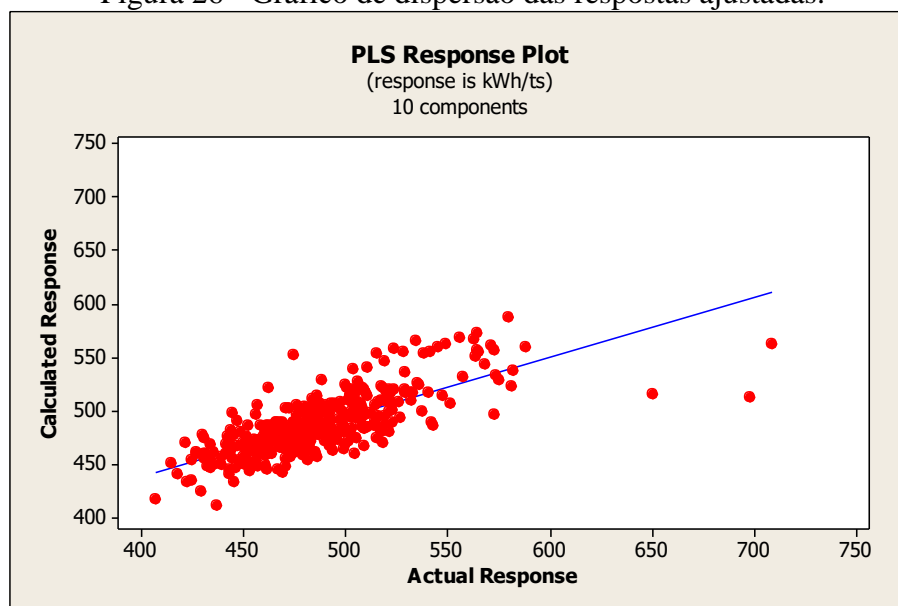
Figura 25 - Gráfico de seleção de modelo.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

O gráfico de dispersão das respostas (Figura 26) é um gráfico de dispersão dos valores ajustados versus as respostas atuais. este gráfico determina o quão bem o modelo se ajusta e prediz cada observação. Como pode-se observar, os pontos seguem um padrão linear, especialmente indicando que o modelo se ajusta aos dados bem e prediz a resposta com bom ajuste.

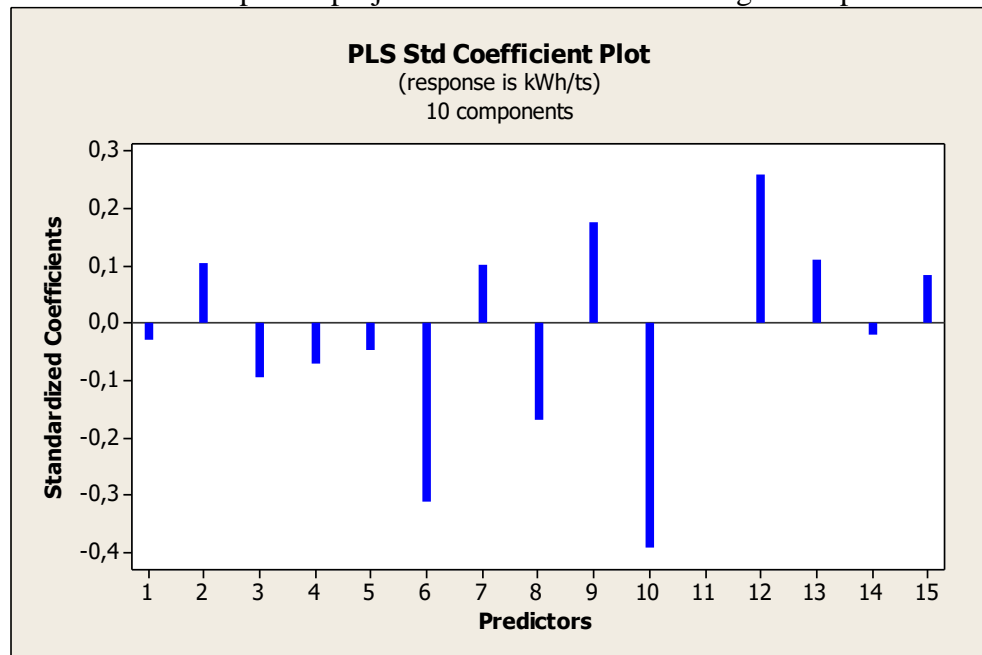
Figura 26 - Gráfico de dispersão das respostas ajustadas.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

O gráfico de coeficientes auxilia na análise junto com a saída dos coeficientes de regressão para comparar o sinal e a magnitude dos coeficientes de cada preditora. O gráfico facilita identificar rapidamente as preditoras que são mais ou menos importantes no modelo. Uma vez que a resposta das preditoras não estão na mesma escala, faz-se ideal o uso do gráfico de coeficientes padronizados (Figura 27). Pode-se notar abaixo que os preditores mais relevantes são o 6 (GNb/t) e 10 (ScrapTons) no sentido de reduzir o valor da resposta e 12 (Baskets) em aumentar.

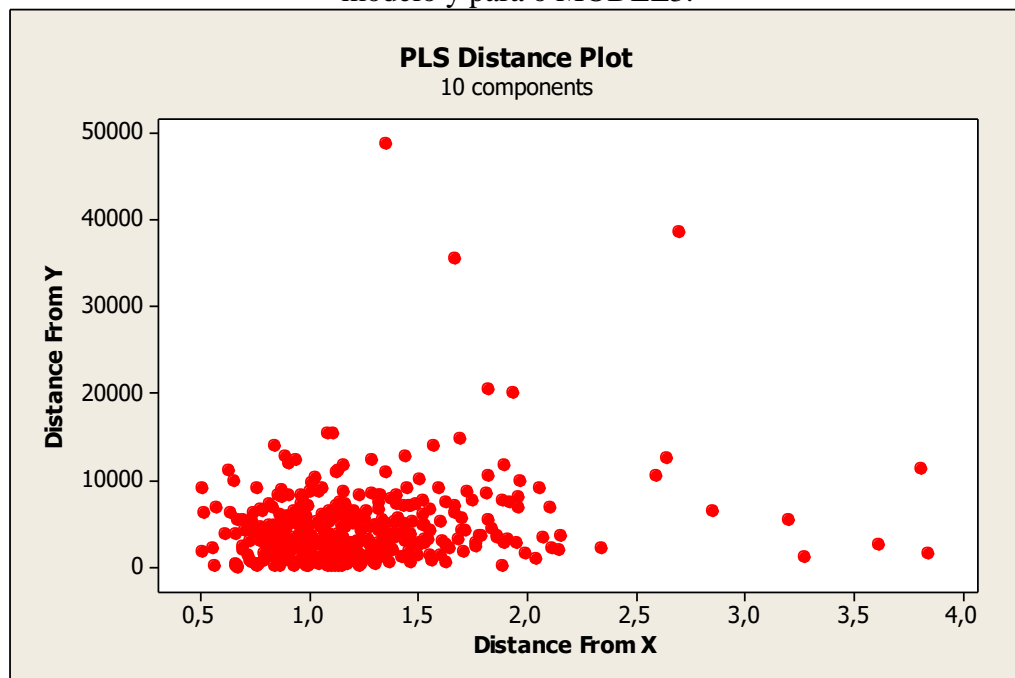
Figura 27 - Gráfico de dispersão projetado dos coeficientes de regressão padronizados.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Ao examinar o gráfico de distância (Figura 28), podemos analisar os pontos com distâncias maiores do que outros pontos no eixo-x ou no eixo-y. As observações com maiores distâncias do modelo-y podem ser outliers e observações com maiores distâncias do modelo-x podem ser pontos de leverage.

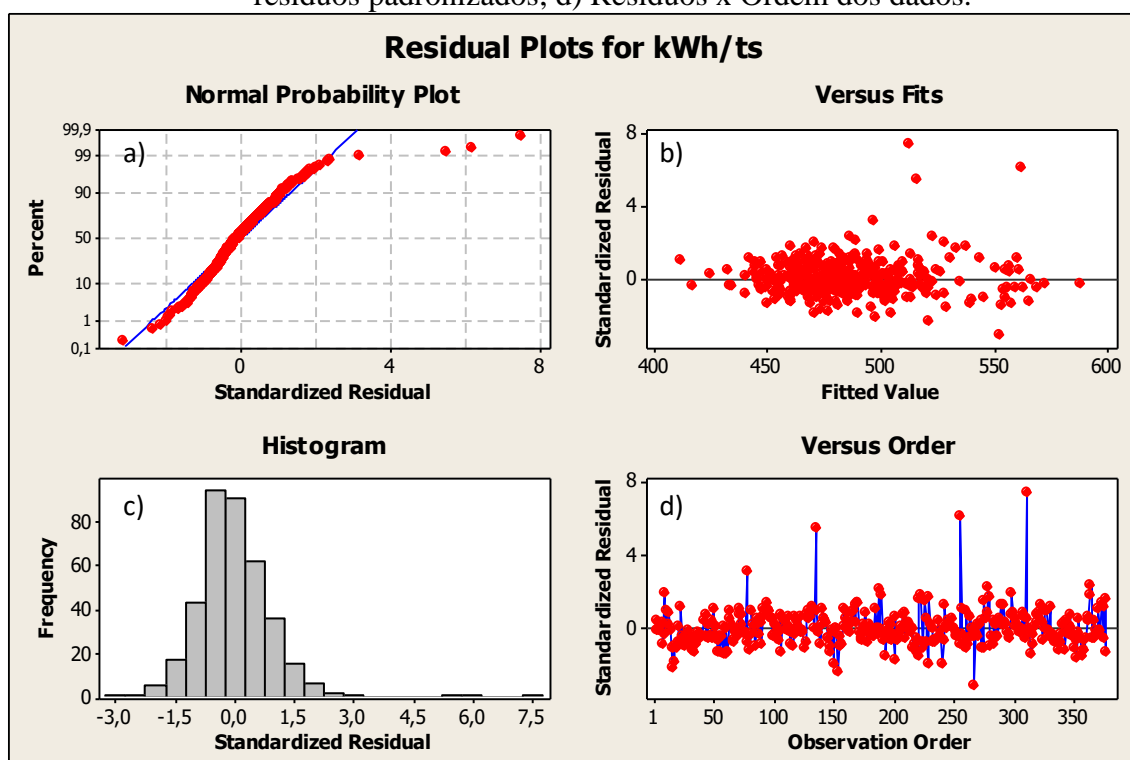
Figura 28 - Gráfico de dispersão da distância de cada observação do modelo x e distância do modelo y para o MODEL3.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Os resíduos padronizados, assim como nos resultados dos modelos anteriores, são apresentados no conjunto de gráficos da Figura abaixo concordando com as análises acima já apresentadas pelas identificações de *outliers* que podem estar poluindo o modelo de um melhor ajuste. Apresenta atendimento a probabilidade normal da distribuição. A distribuição aleatória dos resíduos em torno dos valores previstos para verificar a pressuposição de que os resíduos possuem variância constante mostra um bom ajuste do modelo especialmente de 450 a 520 kWh/t – similar aos modelos anteriores.

Figura 29 – Conjunto de gráficos MODEL3: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados.



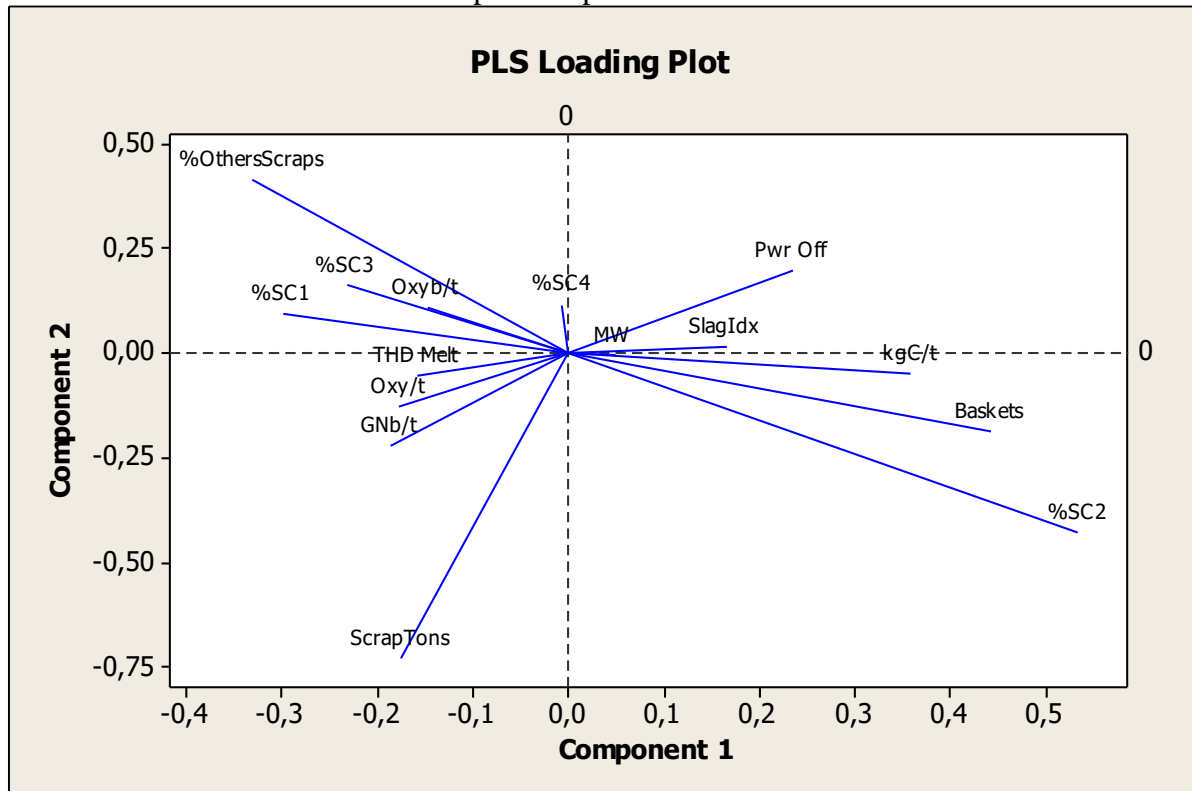
Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

O gráfico de cargas fatoriais é um gráfico de dispersão das preditoras projetadas para o primeiro e o segundo componentes do modelo (componentes que explicam as direções onde há a maior variância). Ele mostra as cargas fatoriais-x do segundo componente representadas contra as cargas fatoriais-x do primeiro componente. Cada ponto, representa uma preditora, está conectado a (0,0) no gráfico.

O gráfico de cargas fatoriais mostra quão importante são as preditoras para os primeiros dois componentes e é particularmente útil quando suas preditoras estão em diferentes escalas. Se os componentes explicarem a maioria da variância-x, que é mostrada na tabela Seleção do modelo e validação, o gráfico de cargas fatoriais indica quão importantes são as

preditoras no espaço-x. Os ângulos entre as linhas, que representam a correlação entre as preditoras. Ângulos menores indicam que as preditoras estão altamente correlacionadas. As preditoras com linhas mais longas são as que têm maiores cargas fatoriais no primeiro e segundo componentes e são mais importantes no modelo.

Figura 30 - Gráfico de dispersão conectado dos carregamentos x do primeiro e segundo componente para o MODEL3.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

#### 5.4 Modelo 4

O MODEL4 é obtido a partir do método estatístico MQP e assim como no MODEL3 não há exclusão de variáveis pelo próprio programa na implementação do modelo. Diferentemente do outro modelo aqui discutido e obtido a partir do mesmo método, no MODEL4 há aplicação de validação cruzada, onde o programa calcula a capacidade preditiva dos modelos potenciais para determinar o número apropriado de componentes a reter no modelo. Os coeficientes são usados para construir a equação de regressão do modelo, descrita abaixo.

$$\begin{aligned} \frac{kWh}{ts} = & 869,94 - 9,7 \%SC1 + 35,2 \%SC2 - 106,3 \%SC3 - 88,2 \%SC4 - \\ & 23,9\%OthersScraps - 9,4 \frac{GNb}{t} + 0,62 \frac{Oxyb}{t} - 2,2 \frac{Oxy}{t} + 4,3 \frac{kgC}{t} - 18,3 ScrapTons + \\ & 0,16 MW + 27,5 Baskets + 1,2 Pwr Off - 0,466 THD Melt + 3,38 THD Ref \quad (12) \end{aligned}$$



Tabela 8 – Avaliação Qualitativa da equação de regressão do MODEL3.

Variável	Coef.	Sinal Esperado	Sinal Real	Avaliação Qualitativa
<b>Cte</b>	869,94			-
<b>%SC1</b>	-9,708	+	-	Se comparada ao modelo anterior, o peso do coeficiente dessa sucata é reduzido. Isso é relevante tendo em vista que é a principal sucata utilizada na usina em questão.
<b>%SC2</b>	35,346	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>%SC3</b>	-106,34	-	-	O peso do coeficiente das sucatas de maiores densidades foi elevado nesse modelo.
<b>%SC4</b>	-88,211	-	-	
<b>%OthersScraps</b>	-23,882	-	-	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>GNb/t</b>	-9,413	-	-	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>Oxyb/t</b>	0,62	-	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>Oxy/t</b>	-2,243	-	-	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>kgC/t</b>	4,29	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>ScrapTons</b>	-18,286	+	-	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>MW</b>	0,161	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>Pwr Off</b>	1,202	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>Baskets</b>	27,51	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>THD Melt</b>	-0,466	-	-	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável
<b>THD Ref</b>	3,381	+	+	Idem a interpretação dos modelos anteriores para a variável

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Com o uso de apenas 4 componentes principais (frente a 10 no modelo anterior), atingiu-se um  $R^2 = 56,02\%$ . Avaliamos o valor-p calculado para o modelo demonstra que o modelo explica a variação na resposta (valor-p=0), assim como foi feito no MODEL3 conforme figura 31 abaixo.

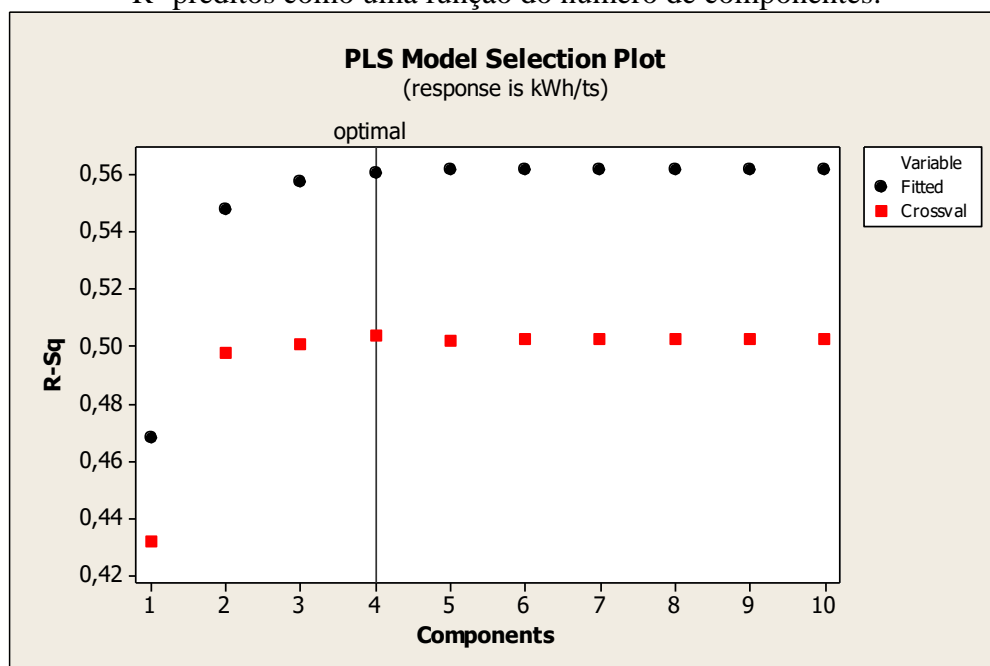
Figura 31 – Análise de variância para o modelo de predição MODEL4.

Analysis of Variance for kWh/ts						
Source	DF	SS	MS	F	P	
Regression	4	297256	74313,9	118,47	0,000	
Residual Error	372	233341	627,3			
Total	376	530597				

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Para a seleção do número de componentes, utilizou-se da validação cruzada (modo: *leave one out* – deixando uma observação de fora por vez. O gráfico na Figura 32 abaixo indica o número de componentes ideal para construção do modelo.

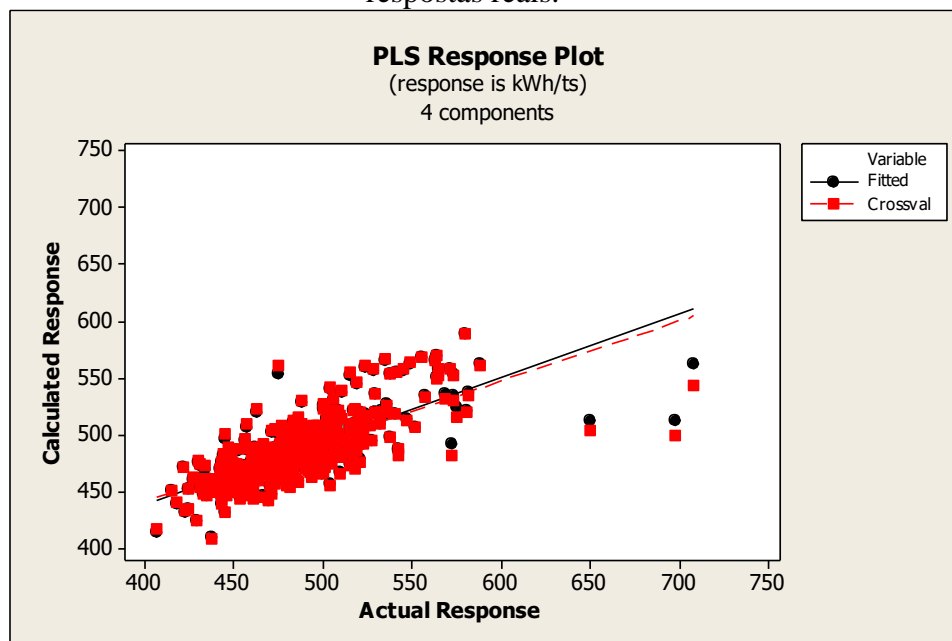
Figura 32 - Gráfico de seleção de modelo usando MQP: gráfico de dispersão dos valores  $R^2$  e  $R^2$  preditos como uma função do número de componentes.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

O gráfico de resposta é avaliado para determinar o quão bem o modelo se ajusta e prediz cada observação. Como pode-se observar, os pontos ajustados e os pontos utilizados na validação seguem um padrão linear e bem próximos (Figura 33).

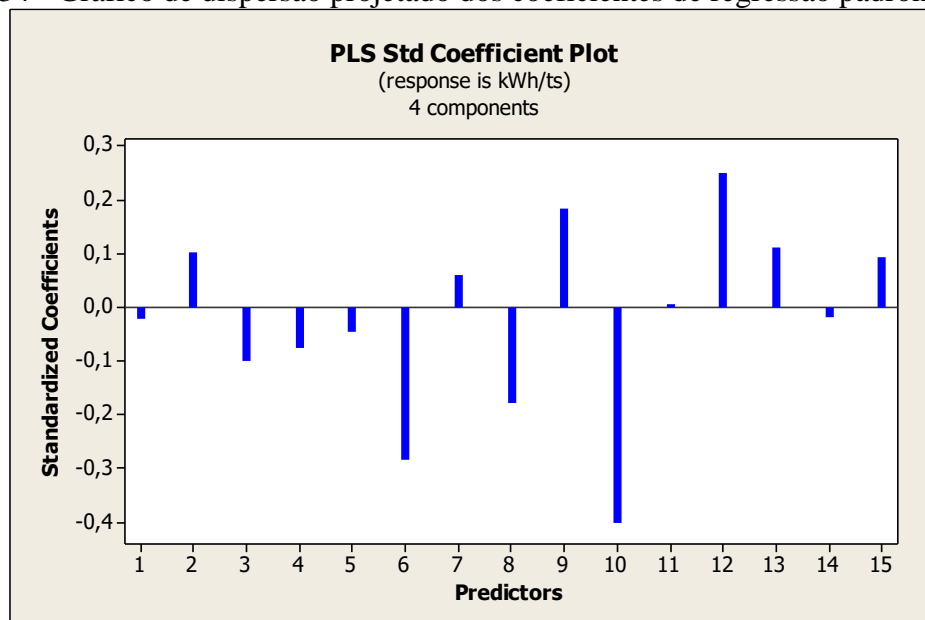
Figura 33 - Gráfico de dispersão das respostas ajustadas e de validação cruzada versus as respostas reais.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

No gráfico de coeficientes (Figura 34), podemos notar abaixo que os preditores mais relevantes permanecem sendo o 6 (GNb/t) e 10 (ScrapTons) no sentido de reduzir o valor da resposta e 12 (Baskets) em aumentar.

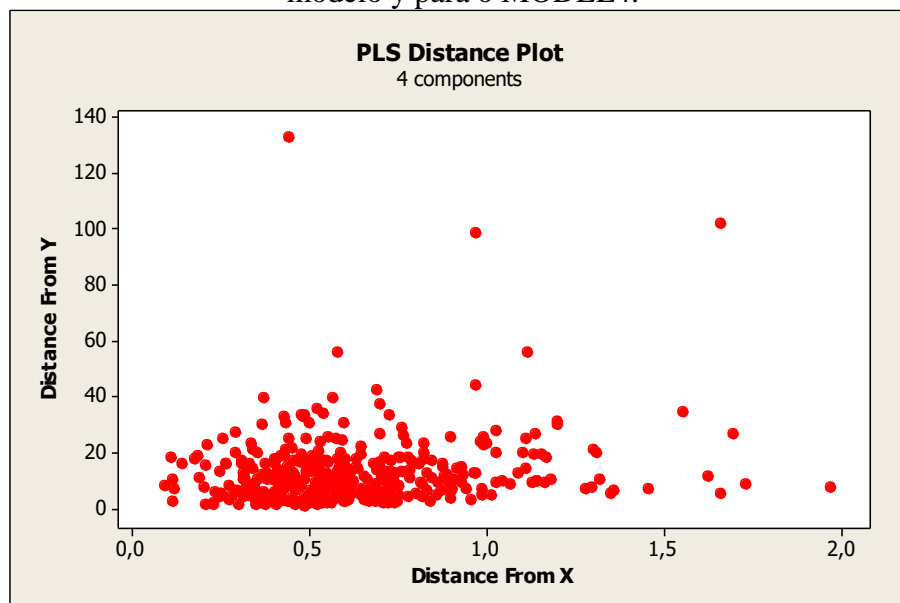
Figura 34 - Gráfico de dispersão projetado dos coeficientes de regressão padronizados.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Com o gráfico de distância abaixo na Figura 35, podemos ter a mesma avaliação do modelo anterior sobre a existência de *outliers* e de *leverages*.

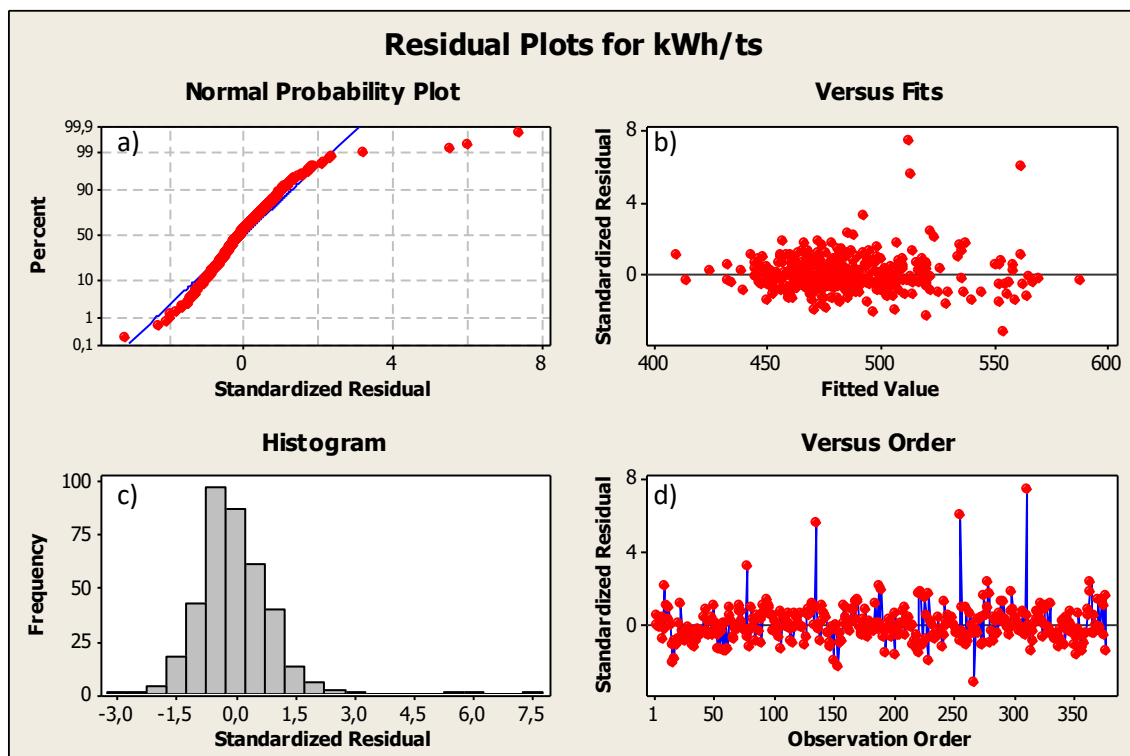
Figura 35 - Gráfico de dispersão da distância de cada observação do modelo x e distância do modelo y para o MODEL4.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Os resíduos padronizados são apresentados no conjunto de gráficos abaixo na Figura 36.

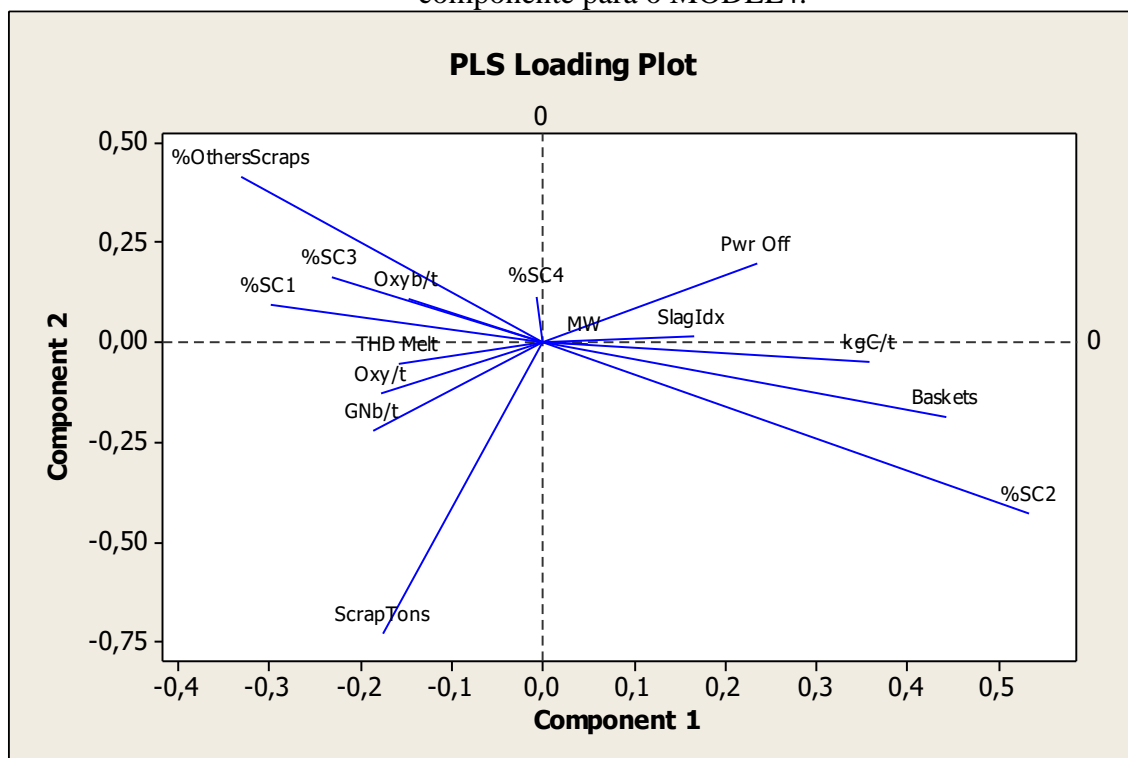
Figura 36 – Conjunto de gráficos MODEL4: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

O gráfico de cargas fatoriais do MODEL4 mostra os ângulos entre as linhas, que representam a correlação entre as preditoras. As preditoras com linhas mais longas são as que têm maiores cargas fatoriais no primeiro e segundo componentes e são mais importantes no modelo.

Figura 37 - Gráfico de dispersão conectado dos carregamentos x do primeiro e segundo componente para o MODEL4.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

### 5.5 Avaliação dos Modelos como Otimizadores

A partir dos modelos, atuou-se especialmente em 3 frentes: reestabeleceu-se as condições dos queimadores a gás natural (variável GNB/t), ajustou-se o consumo das sucatas SC2 (reduzindo) e SC3 (aumentando), mantendo a quantidade de sucata por corrida e mantendo uma média de no máximo 3 cestões carregados.

Aplicou-se os quatro modelos ao período pós-ações – diferente ao usado nas observações para obtenção deles. Foram analisadas 53 corridas, seguindo as exclusões feitas aos moldes da obtenção do modelo. A partir dos resultados estimados que chegamos, foi avaliado do ponto de vista de erros percentuais (EP) e raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE). Ambos também foram comparados com o resultado obtido no *software* oficial da empresa, que foi calibrado para a média do período correspondente. A Tabela 9 abaixo resume os resultados.

Tabela 9 – Resumo da avaliação dos resultados reais x estimados pelos modelos.

<b>Avaliação</b>		<b>Model1</b>	<b>Model2</b>	<b>Model3</b>	<b>Model4</b>	<b>Software Oficial</b>
<b>R<sup>2</sup> (%)</b>	↑	56,2%	55,0%	56,2%	56,0%	NÃO APLICÁVEL
<b>EP (%)</b>	↓	3,24%	3,67%	3,24%	3,29%	2,59%
<b>RMSE (kWh/t)</b>	↓	17,35	19,89	18,37	17,65	12,04
<b>RMSE/ MÉDIA (%)</b>	↓	3,73%	4,28%	3,95%	3,80%	2,59%

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Identificou-se ainda 4 corridas que, mesmo após os filtros, podem estar contribuindo para distorções na avaliação. Excluindo as mesmas da avaliação, temos uma nova tabela resumo, conforme abaixo (Tabela 10). Nota-se um maior ajuste aos resultados com a exclusão dos potenciais *outliers*, o que reflete que os modelos respondem com um bom ajuste em geral. A avaliação do software se mantém pois é feita em relação a média e possui um único resultado, diferente dos modelos que são aplicados corrida a corrida.

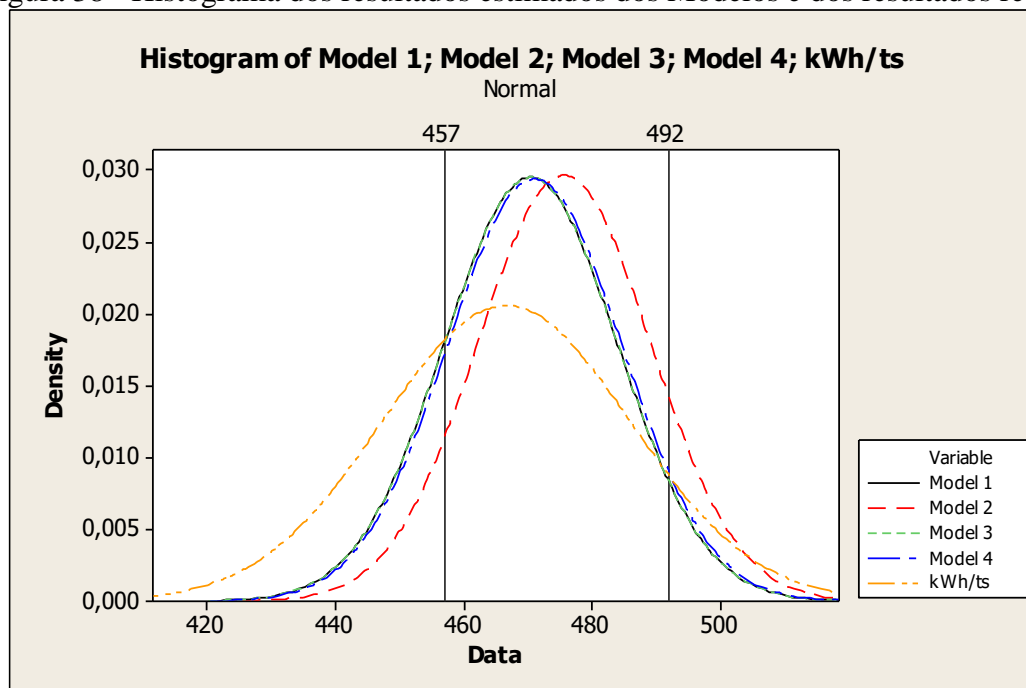
Tabela 10 – Resumo da avaliação dos resultados reais x estimados pelos modelos, excluindo 4 corridas identificadas como potenciais outliers.

<b>Avaliação</b>		<b>Model1</b>	<b>Model2</b>	<b>Model3</b>	<b>Model4</b>	<b>Software Oficial</b>
<b>R<sup>2</sup> (%)</b>	↑	56,2%	55,0%	56,2%	56,0%	NÃO APLICÁVEL
<b>EP (%)</b>	↓	2,62%	3,02%	2,62%	2,66%	2,59%
<b>RMSE (kWh/t)</b>	↓	13,82	16,57	13,82	14,14	12,04
<b>RMSE/MÉDIA (%)</b>	↓	2,96%	3,55%	2,96%	3,03%	2,58%

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Aplicando os resultados reais e os estimados nos modelos a forma de histograma para comparar os resultados (Figura 38), vemos que há um melhor ajuste dos modelos MODEL1, MODEL3 e MODEL4, especialmente na faixa de 457kWh/t de sucata a 492kWh/t. O MODEL2 que é uma RLM com menos variáveis é o que possui um maior distanciamento, o que era esperado pelo perfil deste método e pelo uso de menos variáveis.

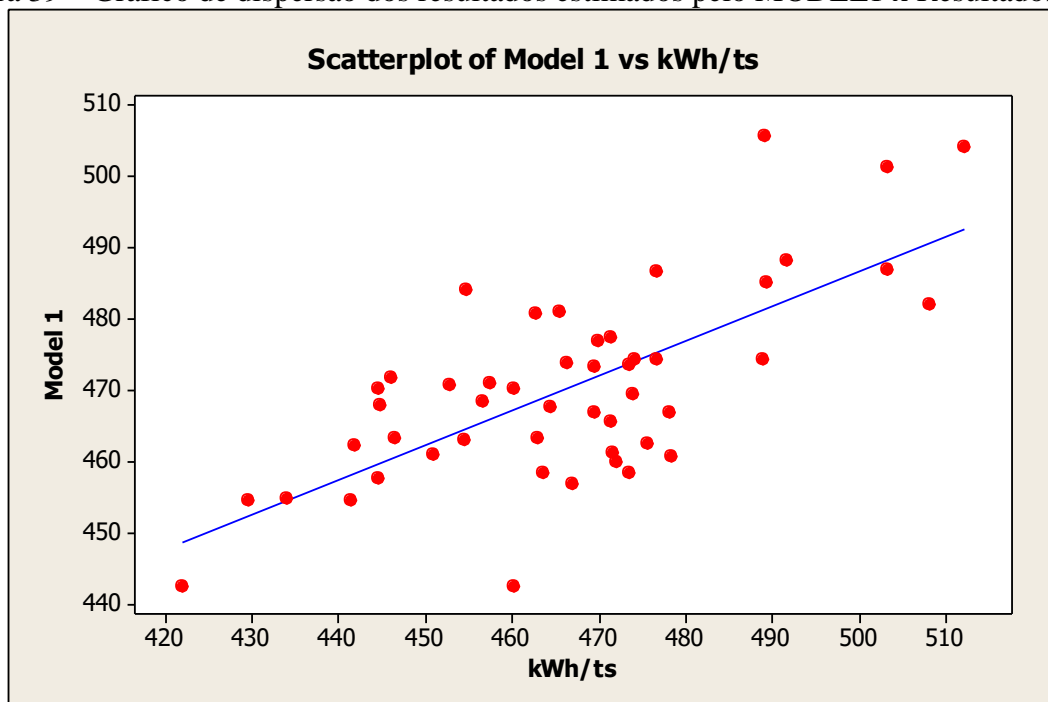
Figura 38 - Histograma dos resultados estimados dos Modelos e dos resultados reais.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

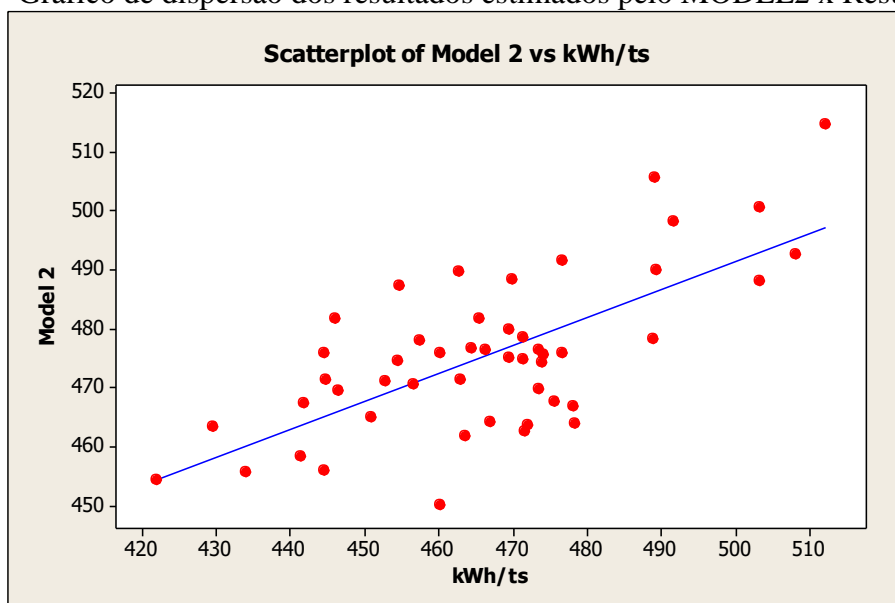
Os gráficos de distribuições traçados a partir dos resultados estimados dos modelos pelos resultados reais corroboram com os dados que demonstram o ajuste dos modelos.

Figura 39 – Gráfico de dispersão dos resultados estimados pelo MODEL1 x Resultados reais.



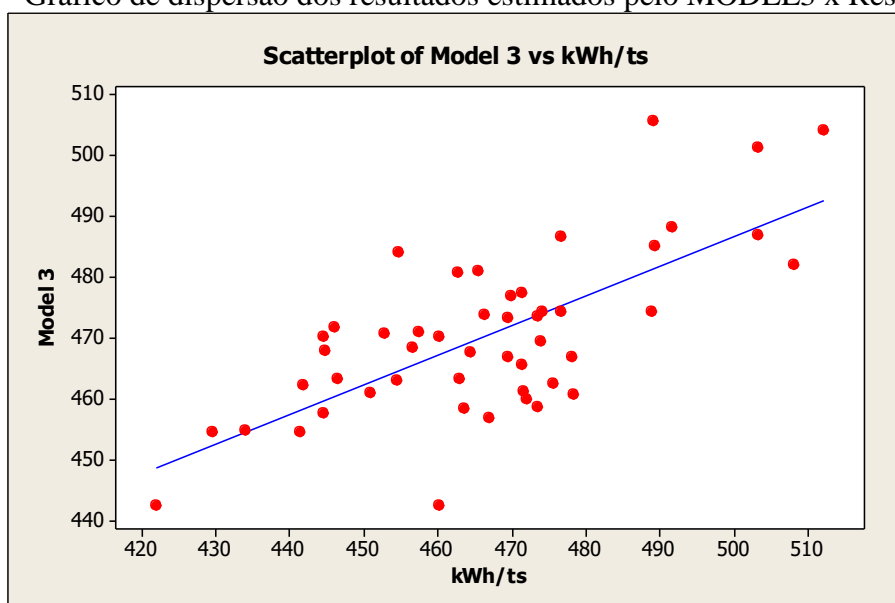
Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Figura 40 – Gráfico de dispersão dos resultados estimados pelo MODEL2 x Resultados reais.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

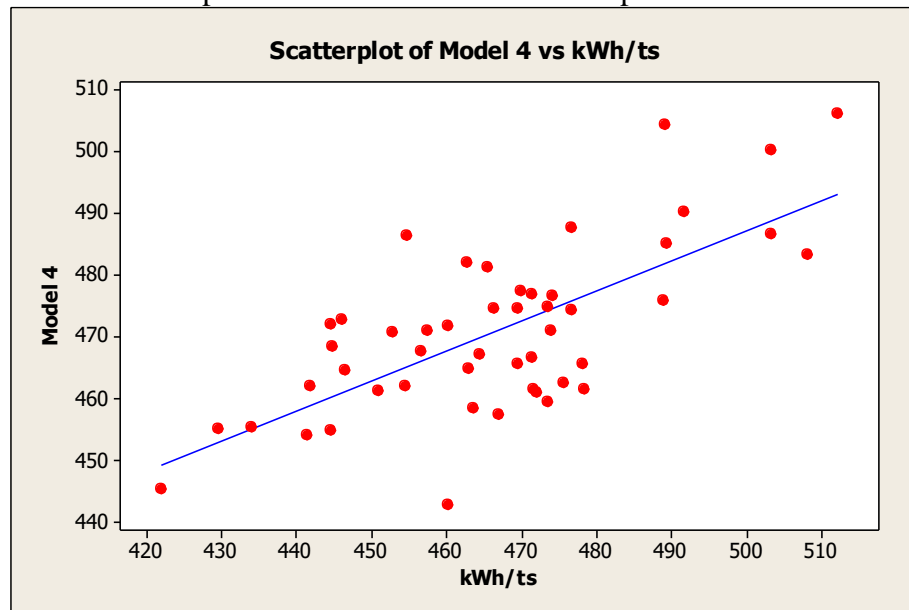
Figura 41 – Gráfico de dispersão dos resultados estimados pelo MODEL3 x Resultado reais.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.



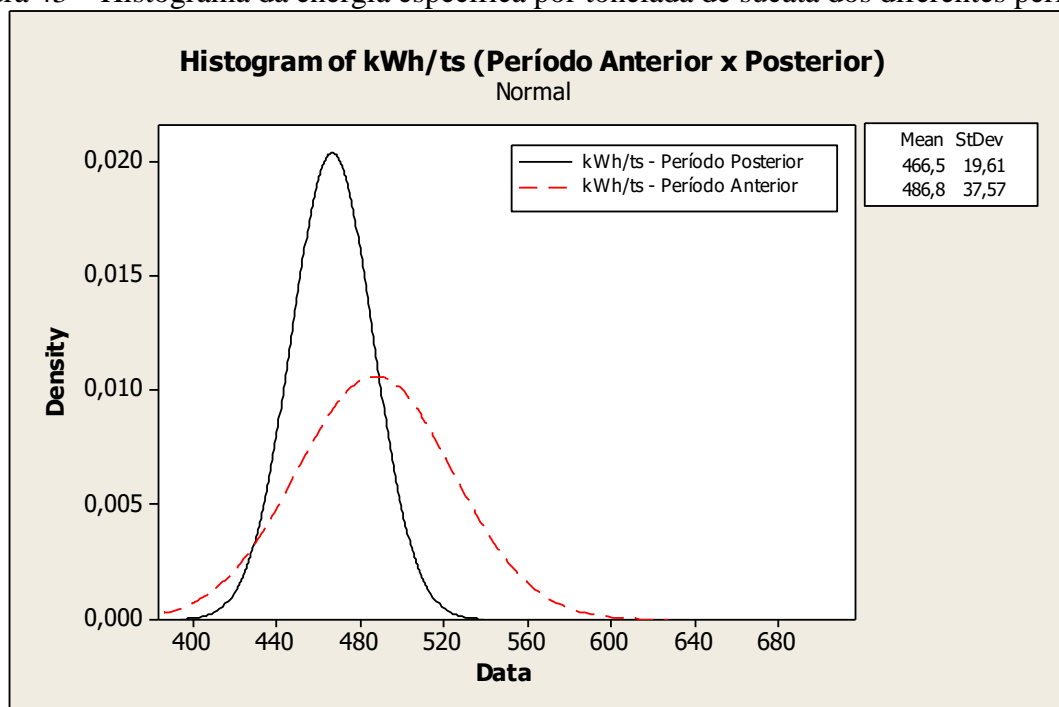
Figura 42 – Gráfico de dispersão dos resultados estimados pelo MODEL4 x Resultados reais.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

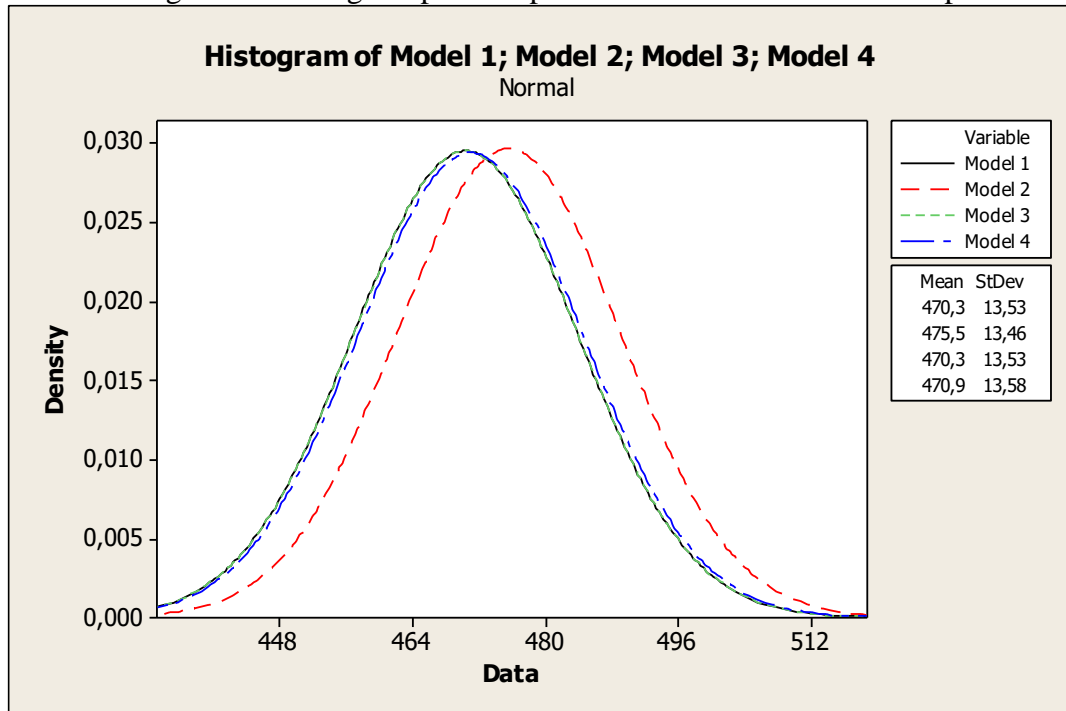
Quanto aos resultados na função otimizadora de consumo de energia específico, os resultados foram satisfatórios conforme podemos observar na Figura 43 abaixo que mostra o histograma do período anterior e posterior as mudanças realizadas, com um desvio para baixo de aproximadamente 20kWh/t de sucata – os modelos previam uma redução da ordem de 16kWh/t (Figura 44).

Figura 43 – Histograma da energia específica por tonelada de sucata dos diferentes períodos.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

Figura 44 - Histograma da energia específica por tonelada de sucata estimada pelos modelos.



Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

## 6 CONCLUSÕES

A aplicação dos modelos com dados reais mostrou-se uma excelente alternativa para otimização do processo de fusão e refino em FEA, uma vez que as modelagens atingiram ótimos ajustes. Assim, com base na avaliação qualitativa e quantitativa da magnitude e do sinal dos coeficientes é possível redefinir balanços de massa e de energia considerando seus efeitos em parâmetros elétricos. Dessa maneira, também é possível definir a quantidade de energia necessária para fundir e refinar completamente a corrida, reduzindo perdas como as causadas por excesso de fusão da carga entre carregamentos desnecessariamente por falta de conhecimento operacional, por exemplo.

Podemos afirmar especificamente sobre os modelos:

- Os modelos estatísticos MODEL1 e MODEL3 são os que mais se ajustam ao processo, inclusive aproximando-se dos valores de referência usados pelo engenheiro de processos calculados via *software* oficial da empresa.
- Os modelos estatísticos propostos para uso na otimização do processo possuem vantagem em relação ao *software* por serem de fácil aplicação – por substituição direta em equações de regressões lineares. Isso permite que facilmente sejam obtidos resultados a cada corrida, diferente do *software* que necessita de rodadas específicas com grande carga de dados e avaliações para comparar com resultados que representam a média de corridas.
- Os modelos estatísticos não invalidam o uso do *software*, muito pelo contrário, uma vez que seus resultados estão orientados apenas para otimizar a variável energia, enquanto o *software* é capaz de fornecer resultado para o balanço de massa e energia completo. Eles podem representar um importante instrumento para ajudar a calibrar os balanços de massa e energia com ainda mais precisão.
- Para a prática industrial, os modelos representam um complemento prático dos balanços de massa e energia feitos, especialmente porque incluem variáveis de parâmetros elétricos como as distorções harmônicas totais de fusão e refino.

Podemos afirmar com relação as variáveis observadas e seu comportamento quanto a quantidade de energia necessária para fusão e refino da carga:

- Dentre as sucatas, ficou evidenciado que o porcentual de consumo da SC2 é uma variável fundamental para o consumo de energia, pois permaneceu

em todos os modelos e manteve seu sinal orientado no sentido de aumentar a quantidade de energia necessária.

- As sucatas SC3 e SC4 são as que mais contribuem para uma redução de energia, uma avaliação que era esperada pela qualidade dessa sucata e que corrobora com resultados.
- O uso de gás natural representa uma importante variável na redução do consumo de energia. Importante ressaltar que  $1\text{m}^3$  de gás natural equivale a  $\sim 10,9\text{kWh}$  de energia. Levando em conta que existe uma eficiência diferente de 100% para esse processo de queima nos queimadores, uma avaliação sobre os sinais e magnitudes dos coeficientes mostra o bom ajuste para essa variável (ficaram entre -8,993 e -10,388).
- Por outro lado, o uso do oxigênio em queimadores, quando apareceu nos modelos, mostrou-se com contribuição justamente contrária. O que se justifica pela necessidade de manter esse equipamento purgando com oxigênio durante toda corrida – o que inclui manter injeção de gás a uma temperatura ambiente e numa altura do forno que não reage com o aço líquido, apenas troca calor com os gases gerados e representa uma perda energética.
- O oxigênio injetado via lança, como esperado é fundamental na redução de energia como mostrado por todos os modelos, porém deve-se levar em consideração que uma oxidação em excesso traz outros problemas, como desbalanço na escória por excesso de oxidação de ferro.
- A injeção de grafite representa a energia necessária para redução de óxidos metálicos da escória, como  $\text{FeO}$  e  $\text{MnO}$ . Contribui para o aumento de energia elétrica necessária, porém é fundamental para o processo de espumação da escória.
- A quantidade de sucata por corrida e o número de cestões carregados são importantes de serem avaliados juntos. Pode-se concluir que o máximo de sucata a ser utilizado que não inviabilize o uso de menos carregamentos é a melhor opção, uma vez que o peso de um carregamento a mais inclui uma quantidade de energia considerável.

- O tempo de forno parado por corrida em minutos, Power off, inclui uma necessidade maior de energia quanto maior for. O que faz sentido do ponto de vista que paradas incluem uma perda energética considerável.
- Os parâmetros elétricos de Potência Elétrica, e distorções harmônicas na fusão e refino estão alinhados com o esperado metalurgicamente. A potência medida em MW contribui para consumos maiores (apesar de reduzir o tempo de forno ligado) devido a eficiência não tão alta do FEA. A distorções harmônicas mostram que uma boa fusão, com menor necessidade de consumo de energia necessitam de distorções maiores, enquanto no refino, onde há banho líquido, busca-se valores menores – exatamente o que as regressões mostram em função dos sinais dos coeficientes.

## **7 TRABALHOS FUTUROS**

- Aplicar o modelamento estatístico usando artifícios de transformação de variáveis para prever composição química do aço no final do refino.
- Aplicar o modelamento estatístico usando artifícios de transformação de variáveis para prever composição química da escória no final do refino.
- Implementar as equações de regressão obtidas via rede neural para automatizar comandos de carregamento do FEA.

## REFERÊNCIAS

ALMEIDA, R. A. M. **Estudo de Escórias de Refino Primário de Aços com Vistas a Redução do Consumo Energético em Fornos Elétricos A Arco**. 2016. 92f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.

ANDREI, H.; CEPISCA, C.; GRIGORESCU, S. Power Quality and Electrical Arc Furnaces. In: **Power Quality**. [s.l: s.n.].

ARSHAM, H. Kuiper's P-value as a measuring tool and decision procedure for the goodness-of-fit test. **Journal of Applied Statistics**, v. 15, n. 3, p. 131-135, 1988.

CHAUDHURI, S. *et al.* Design and implementation of an automated secondary cooling system for the continuous casting of billets. **ISA Transactions**, v. 49, n. 1, p.121-129, 2010.

COSTA E SILVA, A. L. V.; MEI, P. R.; **Aços e Ligas Especiais**. 3. ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.

DECKMANN, S. M.; POMILIO, J. A. **Avaliação da Qualidade da Energia Elétrica**. 2017. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, 2017. Disponível em: <<http://www.dsce.fee.unicamp.br/antenor/pdf/qualidade/b5.pdf>>. Acesso em 01 abr. 2019.

WIKIWAND. **Ellingham Diagram**. Disponível em: <[http://www.wikiwand.com/en/Ellingham\\_diagram](http://www.wikiwand.com/en/Ellingham_diagram)>. Acesso em: 12 abr. 2019.

MATSUURA, H. *et al.* Development of a decarburization and slag formation model for the electric arc furnace. **ISIJ International**, v. 48, n. 9, p. 1197-1205, 2008.

FRUEHAN, R. J.; MANNING, C. P. Emerging technologies for iron and steelmaking. **JOM**, v. 53, n. 10, p. 36-43, 2001.

FRUEHAN, R.J; **The Making Shaping and Treating of Steel - Steelmaking and Refining**. United States Steel Corp. 11. ed. Pittsburgh, PA: AISE, 1998.

GANDHARE, W. Z.; LULEKAR, D. D. Analyzing Electric Power Quality in Arc Furnaces. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON RENEWABLE ENERGIES AND POWER QUALITY (ICREPQ'07), 7., 2007, Sevilla. **Proceedings of International Conference on Renewable Energies and Power Quality**, Sevilla, 2007, p. 28-30. Disponível em: <<http://www.icrepq.com/icrepq07/272-gandhare.pdf>>. Acesso em: 15 mar. 2019.

GARCIA, A. et al; **Lingotamento Contínuo de Aços**. V. 1. In: Coleção metalurgia e materiais - Associação Brasileira de Materiais. São Paulo: Editora ABM, 2006.

GASKELL, D. R. **Introduction to Metallurgical Thermodynamics**. 1. ed. Washington: McGraw- Hill Kogakusha, 1973.

GELADI, K. Partial Least Squares Regression: A tutorial, **Analytica Chimica Acta**, n. 185, p. 1-17, 1986.

GUMIERI, A. **Estudo da Viabilidade Técnica da Utilização de Escórias de Aciaria do Processo LD como Adição em Cimentos**. 2002. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.

HAIR, J. F.; ANDERSON Jr., R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK W. C. **Multivariate data analysis - with readings**. 4. ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1995.

JOHN, A. L. **Melhorias no desempenho dos injetores supersônicos em operação em um forno elétrico a arco**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

KOURNETAS, N. G. **The use of oxygen to decrease electrical energy usage in the electric arc furnace**. 1999. 116f. Dissertação (Mestrado em Ciências Aplicadas). Departamento de Pós-Graduação, Faculdade de Engenharia e Ciências Aplicadas, Universidade de Toronto, Toronto, 1999. Disponível em: <<https://tspace.library.utoronto.ca/bitstream/1807/12054/1/MQ34148.pdf>>. Acesso em: 14 mar. 2019.

LOUHENKILPI, S. **Treatise on Process Metallurgy - Continuous Casting of Steel**. V. 3, Ch. 1.8. Seshadri Seetharaman. Amsterdã: Elsevier, 2014.

LUZ, E. R. **Predição de propriedades de gasolinas usando espectroscopia FTIR e regressão por mínimos quadrados parciais**. 2003. 109f. Dissertação (Mestrado em Química) – Programa de Pós-Graduação em Química, Pontifícia Universidade Católica (PUC) Rio de Janeiro, 2003.

MADIAS, J. Split Ends During Long Products Rolling: Billet Quality or Rolling Process? *In*: AISTECH - IRON AND STEEL TECHNOLOGY CONFERENCE PROCEEDINGS, 2014. **Proceedings of Aistech – Iron and Steel Technology Conference**. Buenos Aires, 2014, p. 2591-2602. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/publication/262049010\\_Split\\_Ends\\_During\\_Long\\_Products\\_Rolling\\_Billet\\_Quality\\_or\\_Rolling\\_Process](https://www.researchgate.net/publication/262049010_Split_Ends_During_Long_Products_Rolling_Billet_Quality_or_Rolling_Process)>. Acesso em: 05 mar. 2019.

MADIAS, J. **Treatise on Process Metallurgy vol. 3 - Electric Furnace Steelmaking**. Editora: S. Seetharaman,. Seshadri Seetharaman. Amsterdã: Elsevier, p. 289-318, 2014.

MATSUURA, H. Development of a decarburization and slag formation model for the electric arc furnace. **ISIJ international**, v. 48, n. 9, p. 1197-1205, 2008. Disponível em: <[https://www.jstage.jst.go.jp/article/isijinternational/48/9/48\\_9\\_1197/\\_article/-char/ja/](https://www.jstage.jst.go.jp/article/isijinternational/48/9/48_9_1197/_article/-char/ja/)>. Acesso em: 09 abr. 2019.



MORELLATO, S. A. **Modelos de regressão MQP com erros heteroscedásticos**, 2010. 60f. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Programa de Pós-Graduação em Matemática e Estatística, Instituto de Matemática e Estatística, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2010.

MOURÃO, M. B. *et al.* **Introdução à Siderurgia**. Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais. São Paulo: Editora ABM, 2007.

NASCIMENTO, C. C. **Modelamento do Rendimento Metálico em Fornos Elétricos a Arco**. 2008. 168f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Metalúrgica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Universidade Federal Fluminense, Rio de Janeiro, 2008.

OPFERMANN, A.; RIEDINGER, D. Energy Efficiency of Electric Arc Furnaces. *In*: EUROPEAN ELECTRIC STEELMAKING CONFERENCE, 9., 2008, Krakow. **Proceedings of European Electric Steelmaking Conference**, Krakow, 2008. Disponível em: <<https://www.tib.eu/en/search/id/tema%3ATEMA20080506279/Energy-efficiency-of-electric-arc-furnace/>>. Acesso em: 21 abr. 2019.

PRETORIUS, B. E.; CARLISLE, R. C. Foamy Slag Fundamentals and their Application to Electric Furnace Steelmaking. *In*: ELECTRIC ARC FURNACE CONFERENCE, 56., 1998, New Orleans. **Proceedings of Electric Arc Furnace Conference**, New Orleans, 1998, p. 275-292, 1998. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/13a3/e1a9976aece5a9611393562061b92bda9fca.pdf>>. Acesso em: 08 abr. 2019.

PRETORIUS, B. E.; OLTMANN, H.; JONES, J. **EAF Fundamentals**. New York, PA, LWB Refractories, 2010. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/5217/2067f26a8dc988f466acf1482cc5c79f7d0f.pdf>>. Acesso em: 02 abr. 2019.

RIZZO, E. M. S. **Introdução aos processos siderúrgicos**. Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais. São Paulo: Editora ABM, 2005.

ROSSI, D. **Influência da proporção entre as vazões de oxigênio e gás natural do sistema de injeção na eficiência energética de um forno elétrico a arco**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014.

SANDBERG, E. **Energy and scrap optimisation of electric arc furnaces by statistical analysis of process data**. Tese (Doutorado em Engenharia Química). Departamento de Engenharia Química e Geociências, Divisão de Metalurgia de Processo da Universidade de Tecnologia de Luleå, 2005. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.399.4857&rep=rep1&type=pdf>>. Acesso em: 10 abr. 2019.

SILVA, F. D. A. **Otimização da qualidade no lingotamento contínuo de tarugos através da utilização de modelos matemáticos**. 2015. 130f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2015.

THOMAS, B. G. Continuous Casting, **The Encyclopedia of Materials: Science and Technology**. Oxford, UK: Elsevier Science Ltd, 2001. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1007/s11661-005-0151-y>>. Acesso em: 20 abr. 2019.

TOULOUEVSKI, Y. N.; ZIRUNOV, I. Y. 2010. **Innovation in Electric Arc Furnace**. New York: Springer, 2010. Disponível em: <[http://de.ebooks.eu/img/books/extract/3642362737\\_lp.pdf](http://de.ebooks.eu/img/books/extract/3642362737_lp.pdf)>. Acesso em: 10 abr. 2019.

UNAMUNO, I. Melting and Refining. **Módulo Interno de Treinamento da Gerdau**, 2013.

VIEIRA, D. *et al* . Slag Evaluation to Reduce Energy Consumption and EAF Electrical Instability. **Mat. Res.**, v. 19, n. 5, p. 1127-1131, São Carlos, 2016.

WORLD STEEL ASSOCIATION. World Steel in Figures 2017. **Economics Committee**. Brussels: s.n., 2017. Disponível em: <<https://www.worldsteel.org/media-centre/press-releases/2017/world-steel-in-figures-2017.html>>. Acesso em: 15 abr. 2019.

WORLD STEEL ASSOCIATION. Steel Statistical Yearbook 2012. **Economics Committee**. Brussels: s.n., 2012. Disponível em: <<https://www.worldsteel.org/zh/dam/jcr:a0d5110b-80e1-4f1d-a6f0-a9054c07b672/Steel+Statistical+Yearbook+2012.pdf>>. Acesso em: 20 abr. 2019.