

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 1208

**MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO DO LEITO DE FUSÃO DO ALTO-FORNO
NA APERAM**

Alcy Dias Rodrigues

DATA DA DEFESA: 12/11/2020

Universidade Federal de Minas Gerais

Escola de Engenharia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO DO LEITO DE FUSÃO DO
ALTO-FORNO NA APERAM**

Alcy Dias Rodrigues

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Rodney Rezende Saldanha

Coorientador: Vinicius Mariano Gonçalves

Belo Horizonte - MG

Novembro de 2020

R696m	<p>Rodrigues, Alcy Dias. Modelagem e otimização do leito de fusão do alto-forno na Aperam [recurso eletrônico] / Alcy Dias Rodrigues. - 2020. 1 recurso online (77 f.) : pdf.</p> <p>Orientador: Rodney Rezende Saldanha. Coorientador: Vinicius Mariano Gonçalves.</p> <p>Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.</p> <p>Anexos: f. 75-77.</p> <p>Bibliografia: f. 73-74.</p> <p>Exigências do sistema: Adobe Acrobat Reader.</p> <p>1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Altos-fornos - Teses. 3. Modelagem matemática - Teses. 4. Otimização - Teses. I. Saldanha, Rodney Rezende. II. Gonçalves, Vinicius Mariano. III. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. IV. Título.</p>
CDU: 621.3(043)	

**"Modelagem e Otimização do Leito de Fusão do Alto-forno Na
Aperam"**

Alcy Dias Rodrigues

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 12 de novembro de 2020.

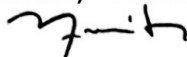
Por:



Prof. Dr. Rodney Rezende Saldanha
DEE (UFMG) - Orientador



Prof. Dr. Vinícius Mariano Gonçalves
DEE (UFMG) - Coorientador



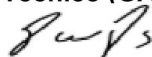
Prof. Dr. Marccone Jamilson Freitas Souza
DECOM (UFOP)



Prof. Dr. Roberto Parreiras Tavares
DEMET (UFMG)



Prof. Dr. Adriano Chaves Lisboa
Diretor Técnico (GAIA - BHTEC)



Prof. Dr. Douglas Alexandre Gomes Vieira
Diretor Executivo (ENACOM)

Dedico este trabalho à minha esposa Lethiery e aos nossos filhos: Ana Laura, Daniel e Lucas.

Agradecimentos

Agradeço a Deus, pelo cuidado especial em tudo: família, trabalho, recursos, estudos, saúde e livramentos neste intenso período de idas e vindas à BH.

A minha família, vocês fizeram este mestrado junto comigo. A minha esposa Lethiery, obrigado pelo carinho, compreensão, renúncias e cuidados com nossos anjinhos...Ana Laura, Daniel e Lucas, neste período de muitas ausências, sem seu apoio não estaria aqui.

Aos meus pais, Genival e Irani e meus irmãos: Almir, Sinval e Sidney, como não lembrar de vocês que sempre acreditaram em mim.

Aos meus sogros, Helvécio e Lourdes que em muitas das minhas chegadas em casa, vocês estavam ali, nos ajudando.

A Aperam, na pessoa dos Diretores e Gerência de RH, por acreditar e investir em nós, também através de um programa de educação continuada.

A Gerência de Automação e Infraestrutura, na pessoa da Ivana Coelho, Ronne Pires e Alexandre Veloso, gestores que, sem o apoio, não seria possível concluir este projeto.

Aos colegas de trabalho que me suportaram na ausência, na pessoa do Tales Wallace, que esteve junto em todas as fases deste projeto, obrigado amigo.

Ao Gláucio Barcelos, um padrinho neste programa de mestrado na Aperam, sempre disponível, que em diversos momentos me orientou em tomadas de decisão.

A equipe do Controle de Processo e Operacional da Redução, na pessoa do Filipe Pontes e Guilherme Faria que foram fundamentais para validação técnica deste trabalho.

Aos colegas da UFMG, Marcos Alves, Paulo Vitor, Diego, João Reis e Petrônio, pelo convívio, apoio, aprendizagem e inspiração nas disciplinas e nos projetos de pesquisa.

A toda equipe do PPGEE da UFMG, na pessoa dos Professores Dr. Rodney Rezende Saldanha e Dr. Vinícius Mariano Gonçalves, pelos ensinamentos, orientações, apoio, incentivo, assistência em todas etapas deste projeto e grande dedicação.

Agrada-te do Senhor, e ele satisfará os desejos do teu coração. Entrega o teu caminho ao Senhor, confia nele, e o mais ele fará. Sl 37:4-5

Resumo

Este trabalho apresenta a proposta de um modelo de otimização, que objetiva minimizar o volume de escória do alto-forno na Aperam. Atualmente, utiliza-se um modelo matemático para cálculo do balanço de massa, que não realiza nenhum tipo de otimização nas variáveis. Ainda é necessário um ajuste manual nos parâmetros de entrada do modelo pela equipe operacional, seguindo os limites das variáveis, estabelecidos a priori pela equipe do controle de processo. Através da identificação das funções não lineares do modelo matemático, foi aplicada uma Regressão Linear para modelagem de um problema de Programação Linear Inteira Mista. Esse modelo é resolvido utilizando uma técnica similar à Programação Linear Sequencial. Os resultados apresentados demonstram a eficiência do modelo, que não só eliminou a necessidade de ajuste manual, mas também apresentou menor volume de escória e obteve uma redução no consumo de fundentes.

Palavras-chave: Otimização, Volume de Escória, Alto-forno, Regressão Linear, Programação Linear Inteira Mista, Programação Linear Sequencial.

Abstract

This work presents the proposal of an optimization model, which aims to minimize the slag volume of blast furnace at Aperam. Currently, a mathematical model is used to calculate the mass balance, which does not perform any type of optimization on the variables. It is still necessary to manually adjust the model input parameters by the operational team, following the limits of the variables, established a priori by the process control team. Through the identification of the nonlinear functions of the mathematical model, a Linear Regression was applied to model a Mixed Integer Linear Programming problem. This model is solved using a technique similar to Linear Sequential Programming. The results presented demonstrate the efficiency of the model, which not only eliminated the need for manual adjustment but also presented less slag volume and obtained a reduction in the consumption of fluxes.

Keywords: Optimization, Slag Volume, Blast Furnace, Linear Regression, Mixed Integer Linear Programming, Sequential Linear Programming.

Lista de Ilustrações

Figura 1 – Aperam no mundo.	30
Figura 2 – Aperam South America - fluxo produtivo 2014.	31
Figura 3 – Processo da área de redução da Aperam.	32
Figura 4 – Alto-forno.(Geerdes et al. [2015])	34
Figura 5 – Modelo da pirâmide da automação industrial na Aperam.	36
Figura 6 – Diagrama ternário.	38
Figura 7 – Solver do Excel.	38
Figura 8 – Tela para cálculo do leito de fusão.	39
Figura 9 – Modelo natural e inverso.	48
Figura 10 – Iterações da técnica PLS.	54
Figura 11 – Sequência de execução do algoritmo.	55
Figura 12 – Tela do otimizador.	56
Figura 13 – Comunicação entre estação de operação e estação do modelo de otimização.	57
Figura 14 – Resultado na planilha do Excel.	60
Figura 15 – Resultado do LPSolve.	61
Figura 16 – Evolução do erro na PLS.	63
Figura 17 – Resultado do volume de escória na validação.	63
Figura 18 – Comparação de resultados dos fundentes e da alumina.	64
Figura 19 – Sequência de execução do otimizador.	65
Figura 20 – Otimização do leito de fusão - passo 1.	66
Figura 21 – Otimização do leito de fusão - passo 2.	66
Figura 22 – Otimização do leito de fusão - passo 3.	67
Figura 23 – Otimização do leito de fusão - passo 4.	67
Figura 24 – Otimização do leito de fusão - passo 5.	68
Figura 25 – Resultado do volume de escória na implantação da otimização.	69
Figura 26 – Modelo de otimização na cabine de controle do AF2.	69
Figura 27 – Equação fundamental.	76
Figura 28 – Análises químicas das matérias primas.	77

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Média do número de cargas enforçadas.	40
Tabela 2 – Número de cálculos do leito de fusão.	40
Tabela 3 – Limites das variáveis de decisão.	51
Tabela 4 – Constantes obtidas da linearização.	52
Tabela 5 – Comparação dos resultados (Excel Vs LPSolve).	60
Tabela 6 – Distribuição dos dados de erro.	62
Tabela 7 – Percentual de ganho das variáveis com a otimização.	64
Tabela 8 – Comparação dos resultados com a otimização.	68
Tabela 9 – Relação de custo dos fundentes.	70

Lista de Abreviaturas e Siglas

<i>AF</i>	Alto-Forno;
<i>AF1</i>	Alto-Forno 1;
<i>AF2</i>	Alto-Forno 2;
<i>Al₂O₃</i>	Alumina;
<i>CaO</i>	Óxido de Cálcio;
<i>HGVB</i>	Quantidade em kg do Minério Tipo 1;
<i>HGSB</i>	Quantidade em kg do Minério Tipo 2;
<i>ICP</i>	Injeção de Carvão Pulverizado;
<i>Java</i>	Plataforma de Desenvolvimento em Linguagem Java;
<i>KCA2</i>	Quantidade em kg do Calcário;
<i>LPSolve</i>	Software Público de Otimização;
<i>MATLAB</i>	Software para Cálculo Numérico;
<i>MgO</i>	Óxido de Magnésio;
<i>MMN2</i>	Quantidade em kg do Minério de Manganês;
<i>PACB</i>	Quantidade em kg da Pelota;
<i>PLC</i>	Controlador Lógico Programável;
<i>PLIM</i>	Programação Linear Inteira Mista;
<i>PLS</i>	Programação Linear Sequencial;
<i>PMP</i>	Pátio de Matérias Primas;
<i>PNLCVRI</i>	Programação não Linear com Variáveis Reais e Inteiras;
<i>PO</i>	Pesquisa Operacional;

<i>PSO</i>	Otimização por Enxame de Partículas;
<i>QZ01</i>	Quantidade em kg do Quartzo;
<i>RL</i>	Regressão Linear;
<i>SiO2</i>	Sílica.

Lista de Símbolos

A	Matriz de equações lineares;
b	Variável da basicidade;
b_{max}	Limite superior da basicidade;
b_{min}	Limite inferior da basicidade;
b_{ot}	Solução ótima da basicidade;
f_i	Quantidade da matéria prima i ;
$f_{i(v,b,m)}$	Função não linear nas três variáveis de decisão;
$f(x), g_j(x)$	Funções lineares nas variáveis de decisão x ;
M	Constante do método M-grande;
m	Variável do óxido de magnésio;
m_{max}	Limite superior do óxido de magnésio;
m_{min}	Limite inferior do óxido de magnésio;
m_{ot}	Solução ótima do óxido de magnésio;
N	Peso mínimo, conforme tara da balança;
p	Matéria-prima;
\mathcal{R}	Região no espaço das três variáveis de decisão;
\mathbb{R}	Conjunto de números reais;
\mathbb{R}^+	Conjunto de números reais não negativos;
v_{max}	Limite superior do volume de escória;
v_{min}	Limite inferior do volume de escória;
v_{ot}	Solução ótima do volume de escória;

x_i	Amostra gerada dentro dos limites das variáveis originais;
\hat{x}_i	Valor estimado através do modelo linear;
$x[k]$	Vetor atual da variável de decisão;
x_i^{max}	Varição máxima das amostras das variáveis originais;
x_i^{min}	Varição mínima das amostras das variáveis originais;
Z	Variável artificial do modelo;
\mathbb{Z}	Conjunto dos números inteiros;
T	Tonelada;
v	Variável do volume de escória;
α, β	Coefficientes de linearização;
\in	Pertence ao conjunto;
\forall	Para todo;
∞	Infinito;
ϵ	Erro na linearização;
\cup	União de conjuntos.

Sumário

1	Introdução	23
1.1	Motivação	23
1.2	Objetivos	23
1.3	Organização do Trabalho	24
1.4	Publicação	24
2	Revisão Bibliográfica	25
2.1	Pesquisa Operacional	25
2.2	Otimização	26
2.3	Trabalhos Relacionados	27
3	Descrição do Processo	29
3.1	Cenário Mundial do Setor Siderúrgico	29
3.2	Aperam	30
3.3	Aperam South America	30
3.4	Processo da Área de Redução	32
3.4.1	Alto-Forno	33
3.4.2	Balanco de Massa	35
3.4.3	Arquitetura Sistema de Automação da Aperam	36
3.5	Histórico do Problema	37
3.5.1	Equipe do Controle de Processo	37
3.5.2	Equipe Operacional	38
4	Metodologia	41
4.1	Conceitos da Metodologia Aplicada	41
4.1.1	Programação Não Linear com Variáveis Reais e Inteiras - PNLCVRI	41
4.1.2	Programação Linear Inteira Mista - PLIM	41
4.1.3	Programação Linear Sequencial - PLS	42
4.1.4	Mínimos Quadrados	42
4.1.5	LPSolve	43
4.2	Modelagem Matemática do Problema de Otimização	43
4.2.1	Descrição Básica do Problema	43
4.2.2	Modelagem Matemática	44
4.2.3	Técnicas de Modelagem	44
4.2.3.1	Modelo Caixa Branca	45
4.2.3.2	Modelo Caixa Preta	45
4.2.3.3	Modelo Caixa Cinza	45
4.2.4	Aplicação dos Conceitos e da Técnica de Modelagem para Otimização	45
4.2.4.1	Modelo Inverso	47

4.2.4.2	Modelagem Matemática na Essência do Problema	49
4.2.4.3	Método M-grande	49
4.2.5	Validação do Modelo no Sistema de Nível 2 da Aperam	52
4.3	Implantação do Projeto	56
5	Resultados	59
5.1	Resultados da Aplicação dos Conceitos e da Técnica de Modelagem para Otimização	59
5.2	Resultado da Validação do Modelo no Sistema de Nível 2 da Aperam	62
5.3	Resultados da Implantação do Projeto	65
5.4	Redução de Custo com Fundentes	70
6	Conclusão	71
 Referências		73
 Anexo A Equação Fundamental Extraída da Planilha do Excel		75
Anexo B Análises Químicas para Cálculo do Leito de Fusão		77

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação

O alto-forno da Aperam South America possui um modelo matemático, denominado leito de fusão, que é um balanço de massa global, conforme apresentado em [Aguiar et al. \[2016\]](#). Este modelo não possui nenhuma otimização em suas variáveis, e toda vez que é necessário alterar a carga do forno, realiza-se vários cálculos e ajustes manuais em determinadas variáveis para obtenção de valores aceitáveis para o cálculo da carga. Estes recálculos são desgastantes para o operador, pois eles são realizados na tentativa de acertos, conforme experiência operacional com o processo.

1.2 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é identificar e aplicar métodos de modelagem e otimização no cálculo do leito de fusão no alto-forno da Aperam South America.

Os objetivos específicos são:

- identificar o modelo de otimização a ser aplicado;
- efetuar modelagem matemática na essência do problema;
- validar modelo junto a equipe do controle de processo e operacional do alto-forno;
- implantar e disponibilizar modelo de otimização para a equipe operacional.

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho encontra-se organizado em seis capítulos, a seguir brevemente descritos:

- o capítulo 1 apresenta a motivação, objetivos, organização e publicações do projeto de pesquisa;
- no capítulo 2 será apresentado uma revisão da literatura dos principais trabalhos relacionados;
- o capítulo 3 é composto por uma visão geral do setor Siderúrgico, processo do alto-forno e um breve histórico do problema;
- o capítulo 4 faz uma abordagem da metodologia aplicada com detalhamento dos conceitos utilizados, modelagem e estratégia de implantação;
- no capítulo 5 são apresentados os resultados alcançados nas principais fases do projeto, como na identificação, validação, implantação e redução do custo com fundentes;
- no capítulo 6, por fim, apresenta-se as conclusões e recomendações de trabalhos futuros.

1.4 Publicação

O trabalho científico desenvolvido foi publicado e apresentado durante a elaboração no SemPI (Seminário de Pesquisa e Inovação) do IFMG, Campus Formiga e no SBAI 2019 (Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente).

- Rodrigues, Alcy Dias; Souza, Tales W.; Saldanha, Rodney R.; Gonçalves, Vinícius Mariano. Modelagem e Otimização do Leito de Fusão do Alto Forno na APERAM. In: ANAIS DO 14º SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE, 2019, Ouro Preto. Anais eletrônicos... Campinas, Galoá, 2019. Disponível em: <https://proceedings.science/sbai-2019/papers/modelagem-e-otimizacao-do-leito-de-fusao-do-alto-forno-na-aperam>.
- Rodrigues, Alcy Dias; Alves, Marcos A.; Gonçalves, Vinícius Mariano. Otimização do volume de escória do leito-de-fusão do Alto-forno. In: SEMINÁRIO DE PESQUISA E INOVAÇÃO (SemPI), II., 2018. Formiga. Anais eletrônicos [...]. Formiga: IFMG – Campus Formiga, 2018. Disponível em: <https://www.formiga.ifmg.edu.br/seminarios/>.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

2.1 Pesquisa Operacional

A Pesquisa Operacional (PO), em sua natureza, envolve uma pesquisa das operações, portanto é aplicada a problemas envolvendo a condução e coordenação das operações em uma organização ou atividades em um processo. Fornece também conclusões positivas e inteligentes para tomada de decisão, proporcionando uma melhor solução para a organização como um todo, a solução ótima para o problema considerado e não somente melhorando o *statusquo*, mas também identificando o melhor caminho a seguir, conforme apresentado por [Hillier and Lieberman \[2013\]](#).

Desde a revolução industrial iniciou-se um grande crescimento das indústrias, e com isso, aumento do nível de complexidade dos processos e surgimento de novos problemas, o que despertou a necessidade de estudo de métodos que proporcionassem soluções viáveis para os problemas que foram surgindo quanto a produção e distribuição de produtos.

Com a Segunda Guerra Mundial a PO se destacou com forte participação nas atividades militares e nas estratégias de combate em função da escassez dos recursos. Tornou-se então necessário a alocação desses recursos de forma eficiente para as operações militares e atividades internas. A participação dos cientistas foi fundamental no desenvolvimento de métodos eficientes para os problemas táticos e estratégicos, que proporcionou a vitória em grandes operações.

Com o sucesso da aplicação da PO na Segunda Guerra Mundial, estes métodos foram introduzidos em diversos segmentos das grandes organizações comerciais, industriais e governamentais.

Associado a revolução computacional, os métodos se estenderam a problemas complexos, dando um novo impulso, e hoje encontra-se disponível ao alcance de um número cada vez maior de instituições, sendo disponibilizado em diversas plataformas nas versões paga e gratuita.

O processo para aplicação de uma PO corresponde em:

- observação e formulação do problema, incluindo a coleta de dados relevantes;
- construção do modelo matemático com foco em abstrair a essência do problema, partindo da hipótese de que o modelo seja uma representação precisa das operações e atividades do processo, e que as soluções alcançadas possam ser aplicadas no problema real;
- realizar experimentos para testar a hipótese, realizando as modificações necessárias para validação do modelo.

As principais fases na resolução de um problema de PO, são:

- definir o problema de interesse e coletar dados;
- formular um modelo matemático para representar o problema;
- desenvolver um procedimento computacional a fim de derivar soluções para o problema a partir do modelo;
- testar o modelo e aprimorá-lo conforme necessário;
- preparar-se para a aplicação contínua do modelo conforme prescrito pela gerência;
- implementar.

Uma das ferramentas utilizadas para a solução de problemas de Pesquisa Operacional é a otimização, sendo esta utilizada neste trabalho.

2.2 Otimização

As técnicas de otimização buscam a melhor solução para um problema em seus domínios de definição, com aplicação em diversas áreas da engenharia e em diferentes níveis em uma organização. Conforme [Gaspar-Cunha et al. \[2012\]](#), a otimização é o campo de conhecimento em que as técnicas visam determinar os extremos máximos e mínimos de funções em domínio determinados. Os extremos representam a melhor maneira possível de construir o sistema que está sendo projetado, seja de mínimo custo ou de máxima eficiência. O domínio, que é a região do espaço de variáveis da função objetivo, na qual se procura determinar seu extremo, representa o conjunto das alternativas diferentes disponíveis para construir o sistema em questão. A formulação geral de um problema de otimização é apresentado conforme equação (2.1):

$$\begin{aligned} & \min_x f(x) \\ & \text{sujeito às restrições:} \\ & x \in C. \end{aligned} \tag{2.1}$$

2.3 Trabalhos Relacionados

São muitas as abordagens de modelagem e otimização em processos de alto-forno encontrados na literatura. E estes trabalhos estão relacionados com diversas fases do processo.

Diante da pesquisa realizada, observou-se que uma grande concentração dos métodos aplicados estão na otimização da distribuição de carga. [Wu et al. \[2018\]](#) apresentam uma abordagem de tomada de decisão para escolha da melhor distribuição de carga em um alto-forno, objetivando o menor consumo de energia. [Yang et al. \[2017\]](#) apresentam um modelo para o controle de processo da distribuição de carga em alto-forno, objetivando otimização dinâmica da produção e mantendo a estabilidade operacional do alto-forno. Em outro trabalho, [Zhang et al. \[2018\]](#) utilizam o método de otimização por enxame de partículas (PSO), para otimização da distribuição de carga, baseado na complexa relação entre a entrada e a saída de carga.

Em [Machado \[2016\]](#), foi realizado um trabalho com programação linear, para a otimização da carga do alto-forno, envolvendo os tipos de cargas metálicas disponíveis, com base no fornecedor. Também em [Wu et al. \[2010\]](#), foi utilizado a programação linear para otimização da carga, aplicado na produção do alto-forno. Outros trabalhos abordam o controle de nível do cadinho ([Gomes et al. \[2011\]](#)), e o escoamento do ferro-gusa ([Gandra \[2006\]](#)).

Conforme [Agrawal et al. \[2020\]](#), são poucas as abordagens direcionadas para otimização do volume de escória. Neste trabalho é apresentada uma abordagem para redução da variação nas variáveis da escória, através da aplicação do método de programação linear, e são otimizadas as variáveis dos principais elementos que compõem a escória e que consequentemente reduzem o consumo de fundentes.

Dentre as poucas abordagens encontradas na literatura, que estão diretamente relacionadas com a otimização do volume de escória, podemos citar [Qiu et al. \[2017\]](#), em que foi aplicado o método de otimização multi-objetivo, utilizando o método de enxame de partículas (PSO), para a redução do teor de MgO na escória e, consequentemente, menor volume de escória e redução no consumo de fundentes.

Este trabalho tem o objetivo de proporcionar também um menor volume de escória. Para isso, um aspecto importante é o *leito de fusão* do alto-forno, que é um balanço de

massa global, que objetiva descobrir qual será a quantidade de carga metálica e fundentes que serão enfiados, atendendo as especificações da Aciaria, e objetivando um menor volume de escória.

Capítulo 3

Descrição do Processo

3.1 Cenário Mundial do Setor Siderúrgico

O setor siderúrgico ocupa um importante lugar na economia mundial, compondo um dos principais pilares da cadeia produtiva, com forte presença no segmento da construção civil, eletrodoméstico, automotivo e também em utilidades domésticas. Este setor é composto por usinas integradas e semi-integradas, que estão distribuídas em diversos países no mundo. Estes dois tipos de usinas se diferem em suas etapas dos processos.

As usinas integradas iniciam seu processo na área de Redução, conforme apresentado abaixo:

- Redução;
- Aciaria;
- Laminação.

As semi-integradas iniciam seu processo na Aciaria, sendo mais compactas.

- Aciaria;
- Laminação.

Estas usinas se diferem também em seus produtos finais, em que a maior quantidade das siderurgias distribuídas em vários países são produtores de aço carbono e outra parte em aços especiais.

3.2 Aperam

A Aperam é uma empresa global em aços inoxidáveis, aços especiais elétricos e ligas de níquel. Ela tem uma capacidade de produção de 2,5 milhões de toneladas de placas inoxidáveis na Europa e no Brasil. Possui uma rede altamente integrada de distribuição, processamento e serviço e uma capacidade única de produzir aços inoxidáveis e especiais, usando biomassa (carvão vegetal) de forma competitiva. Sua rede industrial com seis plantas está concentrada no Brasil, Bélgica e França, conforme apresentado na Figura 1.

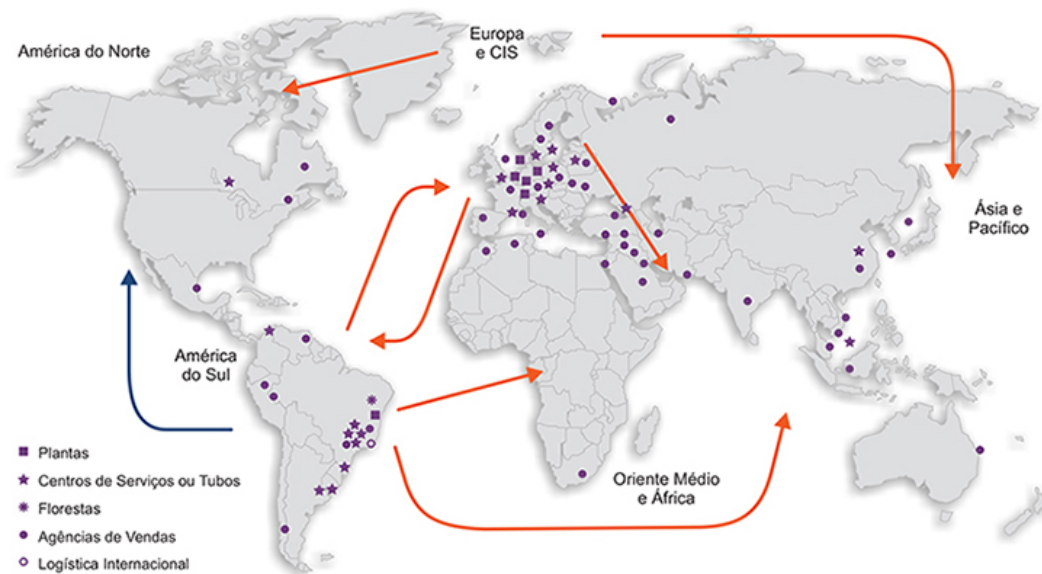


Figura 1 – Aperam no mundo.

3.3 Aperam South America

A Aperam South America é parte do grupo Aperam. Fundada em 1944 com o nome Acesita, a Aperam South America é a única produtora integrada de aços planos inoxidáveis e elétricos da América Latina e produz também Aços Planos Especiais ao Carbono com capacidade instalada de 900 mil toneladas de aço líquido.

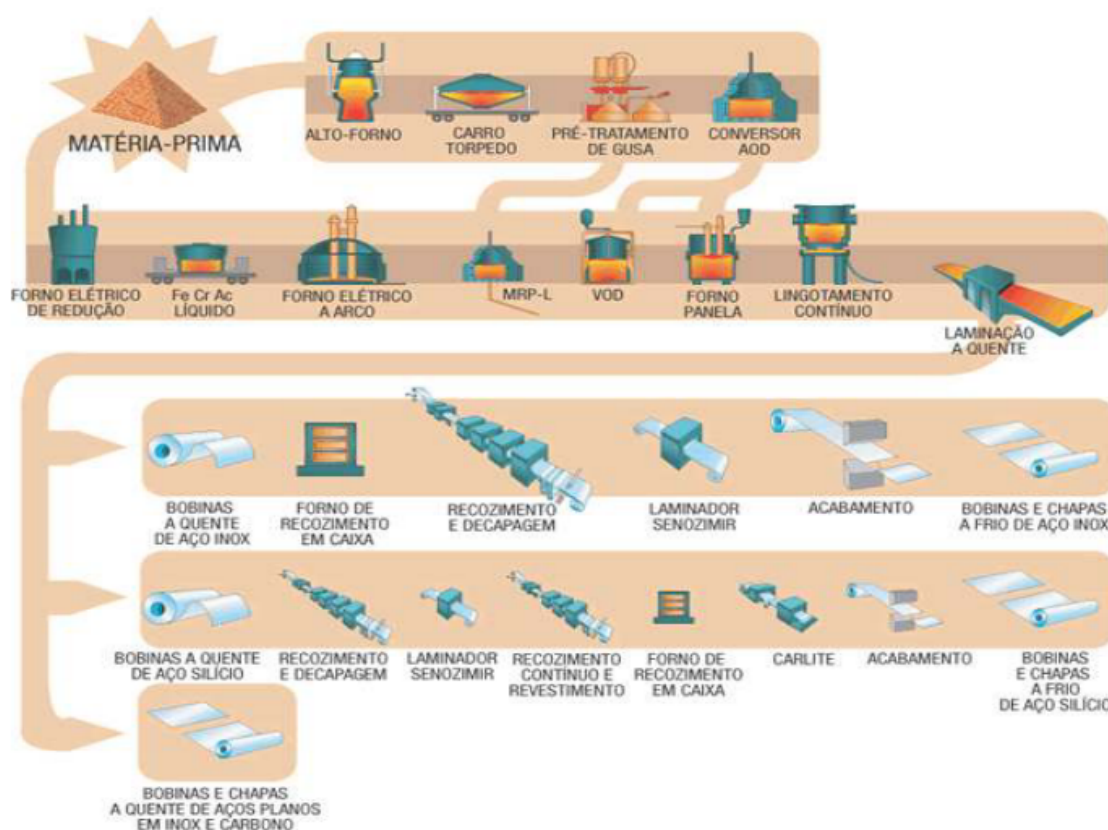


Figura 2 – Aperam South America - fluxo produtivo 2014.

A Aperam South America, apresentada na Figura 2, em seu fluxo produtivo como uma usina integrada, é composta pelas seguintes áreas:

- Redução;
- Aciaria;
- Laminação a quente;
- Laminação a frio.

O processo de produção dos aços da Aperam se inicia na área de Redução, que é responsável pela produção do ferro-gusa, tendo como cliente a área de Aciaria. A Aciaria é a área responsável pela produção dos aços. Através dos processos de refino primário e secundário, são produzidos os aços, que são transformados em placas para encaminhamento para Laminação a Quente. Na Laminação a Quente, as placas são recebidas e laminadas. Nesta etapa do processo os aços carbonos especiais são finalizados e os aços inóx e elétricos são direcionados para Laminação a Frio. Na Laminação a Frio conclui-se o processo produtivo dos principais produtos do portfólio da Aperam, em que os aços inoxidáveis e elétricos são finalizados e encaminhados para expedição. Dentro deste fluxo produtivo, o projeto de pesquisa proposto encontra-se na área da Redução, mais especificamente, no

alto-forno. Em sequência será apresentado com maior detalhe a área de Redução, com uma breve apresentação do processo.

3.4 Processo da Área de Redução

Toda usina integrada possui uma área de Redução. Na Aperam South America, esta área é composta por quatro pátios de matérias primas, Injeção de Carvão Pulverizado (ICP), dois altos-fornos e uma lingotadeira de Gusa, conforme apresentado na Figura 3.

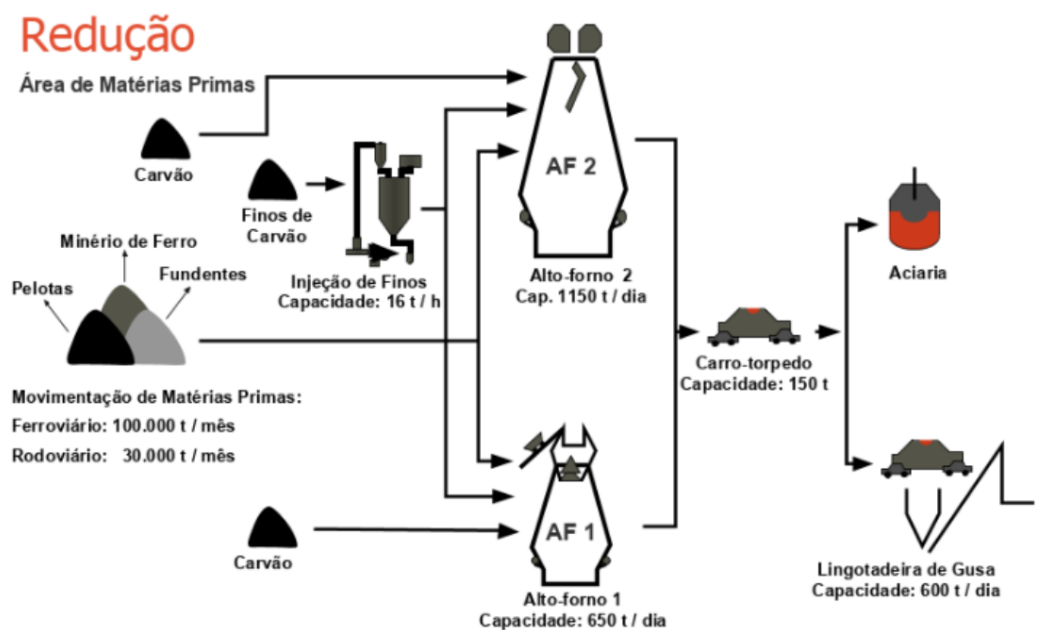


Figura 3 – Processo da área de redução da Aperam.

O processo da área de redução inicia nos pátios de matérias-primas, onde ocorre o recebimento, beneficiamento e estocagem de todos os materiais, sejam eles carga metálica, combustível ou fundentes. Atualmente, a área de produção possui quatro pátios, sendo o Pátio 1 responsável pelo abastecimento de carvão no alto-forno 1, o Pátio 2 é o responsável pelo recebimento de carvão vegetal e abastecimento de carga metálica para o alto-forno 2, e o Pátio 3 é o responsável pelo recebimento e estocagem de toda carga proveniente da linha férrea.

Os altos-fornos 1 e 2 têm como produto final o ferro-gusa e a escória como subproduto, sendo esses os equipamentos responsáveis pelo abastecimento da Aciaria.

O ICP é o equipamento responsável pela moagem e injeção de finos de carvão nas ventaneiras dos altos-fornos 1 e 2.

3.4.1 Alto-Forno

O alto-forno é um reator metalúrgico empregado na produção de ferro-gusa, através da fusão redutora de minérios de ferro em presença de carvão vegetal ou coque e fundentes. Estes materiais são carregados pelo topo na temperatura ambiente e, na descida, são transformados pela ação dos gases ascendentes, provenientes da reação de combustão do carbono dos combustíveis, com o oxigênio do ar de combustão aquecido (500 a 1200°C ou mais) soprado pelas ventaneiras, enriquecido ou não com oxigênio e/ou combustíveis auxiliares, obtendo-se escória e o ferro-gusa, depositados no cadinho e as poeiras e os gases no topo, conforme [da Silveira Rizzo \[2009\]](#).

Segundo [Geerdes et al. \[2015\]](#), para que a operação do alto-forno seja efetuada com boa produtividade, estabilidade operacional, menor consumo de combustível, requisitos de qualidade especificados pelo cliente e a não ocorrência de eventos danosos ao meio ambiente, é de suma importância que se obtenha uma boa estabilidade operacional. Excelentes resultados operacionais em um alto-forno só poderão ser alcançados se três condições forem satisfeitas:

- boa qualidade da carga e do carvão;
- bom controle do fluxo de gás;
- boa prática de escoamento de gusa.

O alto-forno é constituído por uma carcaça metálica revestida internamente por refratários, apresentando as seguintes regiões, conforme [Figura 4](#):

- goela;
- cuba;
- ventre;
- rampa;
- cadinho.

No interior de um alto-forno em funcionamento existe, de cima para baixo:

- camadas de minério e carvão;
- uma região onde o minério e fundentes começam a amolecer;
- uma região onde existem, da carga, apenas carvão sólido e líquido, nas regiões de gotejamento ou carvão ativo;

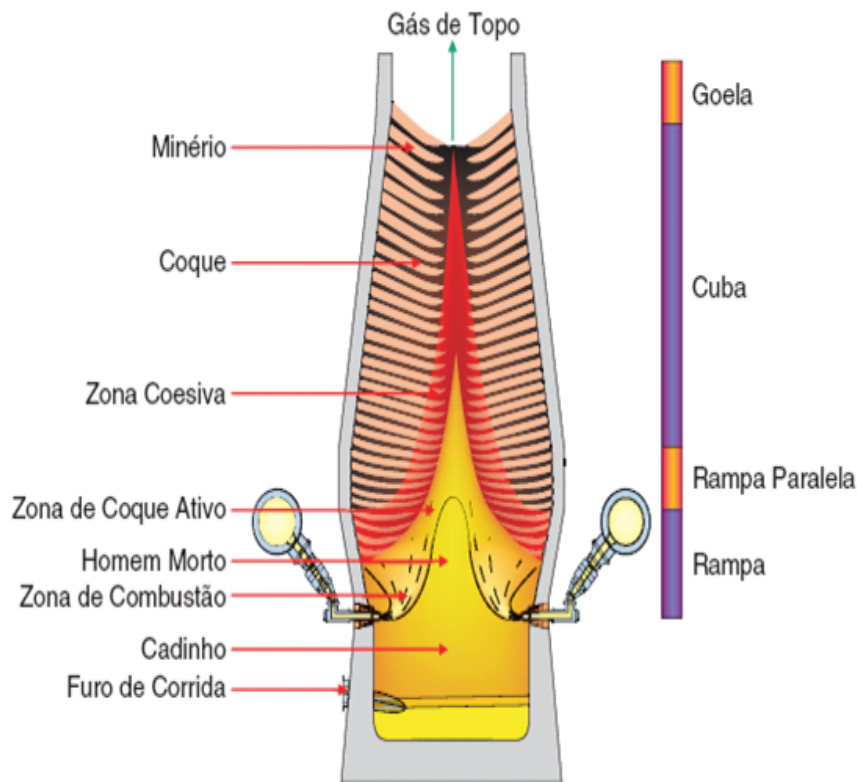


Figura 4 – Alto-forno.(Geerdes et al. [2015])

- um local onde o metal e a escória líquidos são acumulados nos vazios entre as partículas de carvão (cadinho).

A força impulsora do alto-forno são os gases gerados pela combustão do carbono do redutor sólido na região inferior do forno, através de sua reação com o oxigênio do ar quente, injetado em alta velocidade pelas ventaneiras. Os gases gerados nesta região fluem para cima no alto-forno, arrastando materiais particulados da carga metálica, fundentes e combustível. Os gases reagem com a carga metálica, que estão se deslocando em contracorrente, promovendo progressivamente a redução dos óxidos de ferro, obtendo-se o ferro metálico e gerando uma quantidade adicional de gás. As reações químicas de combustão e de redução geram energia suficiente para fundir o ferro metálico e a escória gerada no processo. Para que estas reações ocorram de uma forma que seja atingido um baixo consumo de combustível, elevada produtividade e alta segurança e estabilidade operacional, é fundamental que a carga sólida seja homogênea, com uma distribuição bem definida, para permitir a passagem dos gases de forma adequada entre os vazios que são criados entre as cargas, facilitando, assim, as trocas térmicas e químicas. Estes materiais, no estado líquido, escoam para o fundo do forno, concentrando-se na região do cadinho.

Para a obtenção de uma boa qualidade da carga e do carvão e atingir uma boa prática de escoamento de gusa, é necessário estar atento a todos os requerimentos de carga. Estes requisitos são especificados pela Aciaria e pela equipe do controle de processo e

envolve o cálculo desta carga, que é realizado através de um modelo matemático, conforme será apresentado em sequência.

3.4.2 Balanço de Massa

O balanço de massa em um processo metalúrgico considera que matéria não pode ser criada ou destruída em um dado sistema, podendo ser representado da seguinte forma 3.1:

$$\text{Entrada de massa} = \text{saída de massa} + \text{acumulação de massa} \quad (3.1)$$

Para o cálculo do balanço de massa, são necessários os pesos e análises químicas de todos os materiais carregados ou produzidos no alto-forno, e para exatidão deste cálculo, não pode haver erro de pesagem ou erro de análise química, conforme apresentado por [Castro et al. \[2004\]](#).

O cálculo do balanço de massa, possui grande utilização em processos industriais, seja para cálculo de carga ou determinação de períodos de acumulação positiva ou negativa de determinados compostos, sendo que neste trabalho foi utilizado o modelo matemático operacionalizado no alto-forno para cálculo da carga, denominado Leito de Fusão.

Conforme apresentado em [Aguiar et al. \[2016\]](#), o cálculo do leito de fusão permite prever os seguintes volumes e composições químicas da produção:

- produção de gusa;
- produção de escória;
- composição química do gusa;
- composição química da escória;
- composição química do gás do topo;
- simulação de cenários conforme demanda do alto-forno.

Este cálculo é realizado em um modelo matemático que encontra-se no sistema de nível 2 da Aperam, conforme arquitetura dos sistemas de automação da Aperam que será apresentado na próxima seção.

3.4.3 Arquitetura Sistema de Automação da Aperam

A arquitetura do sistema de automação na Aperam se subdivide em níveis, desde o chão de fábrica até à equipe de gestão. Uma breve descrição destes níveis são apresentados abaixo, sendo:

- nível 0: Dispositivos que interagem com o processo, tais como sensores, atuadores e Controlador Lógico Programável (PLC);
- nível 1: Elementos capazes de gerenciar os sensores e atuadores, incluindo sistemas de controle e supervisão da produção;
- nível 2: Sistemas direcionados para otimizar o processo, como os modelos matemáticos e sistemas especialistas;
- nível 3: Sistema de planejamento e gerenciamento da produção;
- nível 4: Sistema integrados para gestão da produção.

Atualmente o cálculo do leito de fusão do alto-forno é realizado em um modelo matemático que encontra-se nível 2, denominado sistema de nível 2, conforme pirâmide da Automação Industrial apresentado na Figura 5.

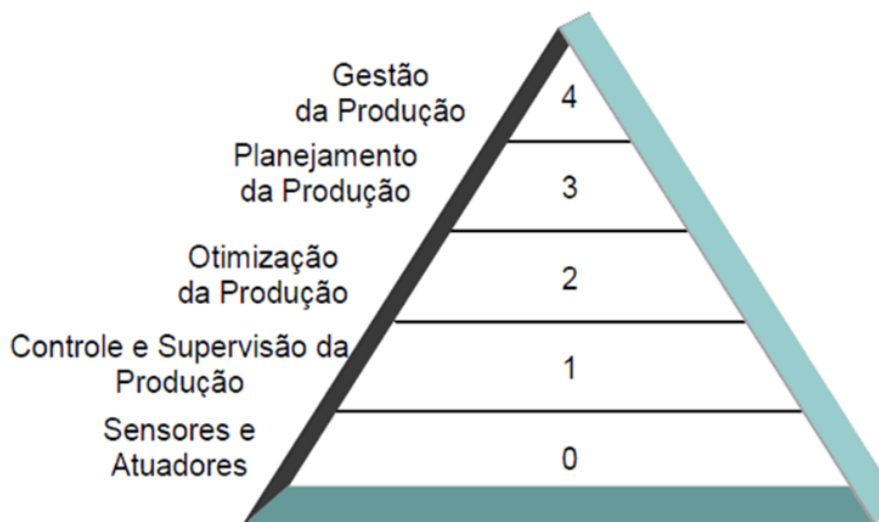


Figura 5 – Modelo da pirâmide da automação industrial na Aperam.

Este cálculo objetiva atender as especificação da qualidade do ferro-gusa e escória. A Aciaria é a área responsável pela especificação dos parâmetros de qualidade do ferro-gusa e a equipe do controle de processo da Redução é responsável pela qualidade da escória. Sendo assim, o operador do alto-forno tem que fazer cálculos para obter os pesos da carga. Será apresentado na seção seguinte um maior detalhamento deste cálculo.

3.5 Histórico do Problema

Durante o processo de preparação de carga no alto-forno, faz-se necessário calcular o leito de fusão. Conforme [Geerdes et al. \[2015\]](#), o ponto de partida para cálculo da carga são as exigências de qualidade do ferro-gusa apresentadas pela Aciaria e da escória, que tem que ser escolhida pelas propriedades otimizadas com relação a fluidez, e também quanto ao volume de escória, que quanto mais baixo é melhor. Para desenvolvimento do trabalho foi efetuada uma pesquisa quanto aos métodos utilizados pelos operadores e metalurgistas para obtenção dos melhores resultados para o cálculo do balanço de massa, conforme apresentamos em sequência.

3.5.1 Equipe do Controle de Processo

A equipe do controle de processo é responsável por todas as fases de processos dos altos-fornos e matérias primas, ou seja, desde a especificação da matéria prima necessária para atendimento ao programa de produção, acompanhamento diário dos parâmetros técnicos e entrega do ferro-gusa, que é o produto final da área de Redução, atendendo todas as especificações. Dentre todas estas atividades, encontra-se a definição da carga para os altos-fornos. Apresentamos abaixo uma breve sequência desta atividade:

- recebe especificação do gusa;
- certifica-se das matérias primas disponíveis na casa de estocagem;
- simula cálculos em uma planilha Excel contendo Solver para otimização da carga;
- identifica a melhor solução dentro das restrições do processo;
- disponibiliza para operação os limites das principais variáveis para possíveis ajustes durante os cálculos em rotinas diárias.

Através de uma modelagem do cálculo do leito de fusão e de posse de todas as equações para o cálculo, utiliza-se do Solver para obter uma melhor solução para o resultado do cálculo do balanço de massa, objetivando um menor volume de escória, respeitando a região definida a priori no diagrama de fase ternário apresentado na [Figura 6](#).

Este processo envolve atualização de todos os parâmetros de entrada e análises química das matérias primas correspondentes, conforme apresentado na [Figura 7](#).

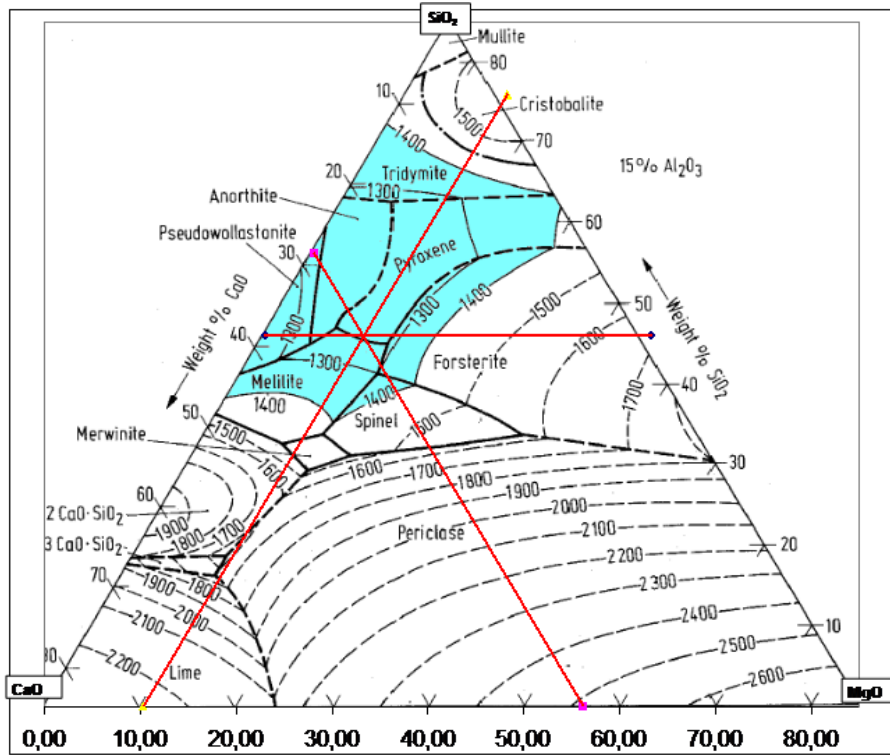


Figura 6 – Diagrama ternário.

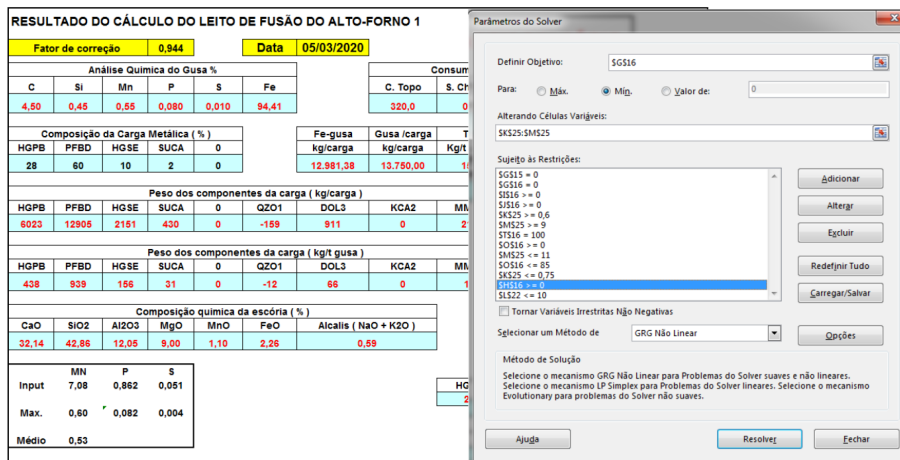


Figura 7 – Solver do Excel.

3.5.2 Equipe Operacional

A equipe operacional é responsável pela operação do alto-forno, esta atividade envolve um acompanhamento de todas as variáveis de processo e tomada de decisão para manutenção da estabilidade do reator. Durante este processo de operação do alto-forno, equipamento este que possui uma característica de funcionamento contínuo, é realizado o cálculo do leito de fusão para o programa de carregamento do forno. Estes cálculos são executados em função das seguintes condições:

- mudança de composição do percentual de carga metálica;

- mudança dos parâmetros do forno: Silício, Nível térmico, Temperatura de gusa;
- fechamento do consumo de carga em cada final de turno.

Normalmente, as ações nos cálculo do leito de fusão envolvem ajustes no carbono de injeção e topo, conforme apresentado na Figura 8 da tela do "Leito Objetivado", do cálculo do leito de fusão.

The screenshot shows the 'Leito de Fusão' software interface. The window title is 'Arquivo Dados Operacionais Casa de Corrida Leito de Fusão Carregamento SH Carregamento Topo'. The interface displays various input fields and calculated values for the furnace calculation. A red circle highlights the 'Calcular' button at the bottom right. The 'Calcular' button is a blue button with a white icon of a calculator. Other buttons include 'Exportar' and 'Sair'. The interface also displays calculated values for 'Gusa Carga', 'Carbono de Injeção', 'Base Carbono', and 'Pó Coletor'.

Figura 8 – Tela para cálculo do leito de fusão.

A Tabela 1 apresenta os leitões de fusão que foram calculados no dia 05 de março de 2020 e o número de cargas que foram enforçadas.

A cada cálculo do leito de fusão verifica-se os resultados, ou seja, os valores de pesos gerados para cada material, casos estes valores de pesos estejam negativos ou entre os limites de 0 à 80kg devido a tara da balança, faz-se necessário ajustes em alguns parâmetros de entrada e em sequência realizar um novo cálculo.

Esta ação se torna necessária, pois o modelo matemático do sistema de nível 2, disponibilizado na cabine de controle para equipe operacional, não possui nenhuma otimização em suas variáveis e, em consequência disso, os resultados apresentam valores negativos e também menores que o limite de tara das balanças, o que torna necessário os ajustes e consequentemente os recálculos. Estes ajustes são baseados na experiência do operador, podendo levar a uma média de três tentativas por cálculo do leito de fusão.

Existem também situações em que ocorre uma mudança de maior impacto, que envolve composição da carga, preparação de carga para paradas e retorno do alto-forno em marcha, que é realizado pelo metalurgista.

A Tabela 2 apresenta os valores médios de cálculos do leito de fusão e tentativas de acertos de pesagem e consequentemente recálculos em diferentes frequências.

Tabela 1 – Média do número de cargas enforçadas.

Turno	Leito de fusão	Número de cargas	Cargas por turno
1	23:03	4	22
	00:31	3	
	01:28	1	
	01:53	9	
	05:05	5	
2	07:01	3	22
	08:30	3	
	09:05	2	
	10:15	3	
	12:40	7	
3	15:01	7	23
	16:48	3	
	17:34	9	
	20:47	5	
	22:34	1	
Total cargas por dia			67

Tabela 2 – Número de cálculos do leito de fusão.

	Turno	Dia	Mês	Ano
Cálculos do leito de fusão	3	9	270	2700
Tentativas de ajustes	9	27	820	8200

Diante das dificuldades e limitações apresentadas, esta dissertação propõe o estudo para identificação, modelagem e otimização do cálculo do leito de fusão, objetivando a minimização do volume de escória com resultados, que apresentem para o operador a melhor solução, eliminando a necessidade de recálculos na rotina operacional.

Capítulo 4

Metodologia

Será apresentado alguns conceitos importantes relacionados à metodologia aplicada para resolver o problema de otimização. Em sequência abordaremos a aplicação do mesmo na solução do problema.

4.1 Conceitos da Metodologia Aplicada

4.1.1 Programação Não Linear com Variáveis Reais e Inteiras - PNL CVRI

O problema que será apresentado é não linear e possui variáveis reais e inteiras, é um problema não convexo, com funções e restrições não lineares. A formulação geral para este tipo de problema é apresentado na Equação (4.1).

$$\begin{aligned}
 & \min_x f(x) \\
 & \text{sujeito às restrições:} \\
 & g_j(x) \leq 0 \quad \forall j = 1, \dots, n \\
 & x_i \in \mathbb{R} \text{ ou } x_i \in \mathbb{Z} \\
 & f : \mathbb{R}^m \mapsto \mathbb{R} \\
 & g_j : \mathbb{R}^m \mapsto \mathbb{R}.
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

4.1.2 Programação Linear Inteira Mista - PLIM

Para resolver o problema de PNL CVRI apresentado na seção anterior, é importante definir outro tipo de problema, em que, após linearização, foi classificado como PLIM, conforme apresentado em [Griva et al. \[2009\]](#), quando os $f(x)$ e os $g_j(x)$ de x são funções lineares nas variáveis de decisão x , conforme Equação (4.2).

$$\begin{aligned}
& \min_x \sum_{i=1}^m a_i x_i \\
& \text{sujeito às restrições:} \\
& \sum_{i=1}^m b_{ji} x_i \leq c_j \quad \forall j = 1, \dots, n \\
& x_i \in \mathbb{R} \text{ ou } x_i \in \mathbb{Z}.
\end{aligned} \tag{4.2}$$

4.1.3 Programação Linear Sequencial - PLS

Mesmo diante da modelagem (4.2) apresentada na seção anterior, como um PLIM, os erros de linearização permaneciam altos, não atendendo para os resultados esperados. Então foi aplicada uma técnica, semelhante à PLS, conforme apresentado em [Nocedal and Wright \[2006\]](#).

A programação linear sequencial é uma forma para contornar o problema da não-linearidade em que, através de um processo iterativo de linearizações sucessivas, objetiva-se atingir uma convergência desejada. Segundo [Rao \[2009\]](#), a PLS é um método em que a solução de um problema de programação não linear é encontrada resolvendo uma série de problemas de programação linear.

Cada problema de programação linear (no nosso caso, inteira mista) é gerado pela aproximação da função objetivo e das restrições, usando expansões de primeira ordem da série de *Taylor* sobre o vetor atual da variável de decisão, $x[k]$.

O problema de PLIM resultante é resolvido utilizando o método Simplex para encontrar um novo vetor $x[k+1]$. Se $x[k+1]$ não satisfizer o critério de convergência, o problema é relinearizado em torno do ponto $x[k+1]$ e o procedimento continua, até que o algoritmo tenha convergido, não necessariamente para o ótimo. Dentre as vantagens na utilização deste método, podemos citar:

- é uma técnica eficiente para solução de problemas convexos com funções objetivos e restrições quase lineares, podendo também ser aplicado em problemas não convexos, embora sem garantias.
- cada um dos problemas de aproximação será um problema de PLIM, e portanto, pode ser resolvido com relativa eficiência.

4.1.4 Mínimos Quadrados

A cada iteração do método PLS aplica-se a linearização das restrições (a nossa função objetivo já é linear, como será apresentado em breve), através do método de mínimos quadrados, conforme [Boyd et al. \[2004\]](#), em que um problema de mínimos quadrados é um

problema de otimização sem restrições $m = 0$ e um objetivo, que é a soma dos quadrados dos termos na forma $a_i^T x - b_i$, conforme Equação (4.3).

$$\min_x \|Ax - b\|_2^2 = \min_x \sum_{i=1}^k (a_i^T x - b_i)^2 \quad (4.3)$$

em que $A \in R^{k \times n}$ ($k > n$), a_i^T são as linhas de A , e o vetor $x \in R^n$ é a variável de otimização (nesse caso, representando os coeficientes de linearização).

A solução de um problema de mínimos quadrados pode ser reduzida resolvendo um conjunto de equações lineares:

$$(A^T A)x = A^T b \quad (4.4)$$

então temos a solução analítica:

$$x = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (4.5)$$

a matriz $A^T A$ é inversível se há n linhas linearmente independente entre as k .

4.1.5 LPSolve

Após linearização, as equações são modeladas e aplicadas em um software de otimização denominado LPSolve. Conforme [Berkelaar et al. \[2004\]](#), é um solver público para PLIM, baseado no método Simplex revisado e no método Branch-and-bound. O Simplex, conforme apresentado em [Luenberger et al. \[2008\]](#), é um algoritmo que, partindo de uma solução básica viável inicial, gera novas soluções básicas viáveis, cada vez melhores. A forma padrão de um Problema de Programação Linear (PPL), para uso no algoritmo Simplex, considera que as restrições tenham somente igualdades e que todas variáveis sejam não negativas, objetivando minimizar a função objetivo.

4.2 Modelagem Matemática do Problema de Otimização

4.2.1 Descrição Básica do Problema

O objetivo do problema proposto é calcular três variáveis importantes do forno, dentro dos limites fornecidos a priori pela equipe do controle de processo, sendo: volume de escória (v), basicidade (b) e o óxido de magnésio (m), atendendo as limitações do equipamento, ou seja, em que a quantidade de materiais enforados no forno estejam em

certa faixa, respeitando a tara da balança. A nossa função objetivo é minimizar o volume de escória, dentro dos limites de viscosidade, mantendo uma boa fluidez, pois quanto mais baixo, é melhor.

4.2.2 Modelagem Matemática

Após entendimento do problema e análise de todas as ações operacionais, partimos para a modelagem do problema conforme apresentado na Equação (4.6).

$$\begin{aligned}
 & \min_{v,b,m} v \\
 & \text{sujeito às restrições:} \\
 & f_i(v, b, m) \in \{0\} \cup [80, \infty) \\
 & v_{min} \leq v \leq v_{max} \\
 & b_{min} \leq b \leq b_{max} \\
 & m_{min} \leq m \leq m_{max}
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

Onde f_i é a quantidade da matéria prima i e v , b e m são as variáveis de decisão disponibilizadas a priori dentro dos limites mínimos e máximos. A restrição pertencente a $\{0\} \cup [80, \infty)$, modela o limite de tara da balança, em que ou se pesa 0 ou se pesa acima de 80kg.

Este modelo é de muito alto nível e não é possível resolvê-lo com a formulação apresentada. É necessário transformá-lo em algo que possa ser resolvido computacionalmente. Na próxima seção, transformaremos o problema em um formato melhor para ser resolvido, e também o critério adotado para modelagem.

4.2.3 Técnicas de Modelagem

Para identificação do modelo das funções f_i , foi realizada uma pesquisa quanto às técnicas utilizadas para modelagem, estas técnicas são apresentadas por [Aguirre \[2015\]](#), conforme descrito em sequência.

A modelagem matemática é a área do conhecimento que estuda maneiras de desenvolver e implementar modelos matemáticos de sistemas reais. Estes modelos são essenciais para o conhecimento, análise e controle. Diante desta importância, para muitas aplicações torna-se necessário a existência de modelos que possam ser representados por expressões e símbolos matemáticos. A construção destes modelos se dá através de dados observados que descrevam o sistema a ser modelado. O processo de modelagem de um sistema se subdivide em três categorias que abordam diversas técnicas de modelagem, sendo:

- Modelo Caixa Branca;
- Modelo Caixa Preta;
- Modelo Caixa Cinza.

4.2.3.1 Modelo Caixa Branca

É quando conhecemos bem o sistema em estudo e também as leis físicas que descrevem o sistema a ser modelado. Porém, nem sempre é viável adotar este método, em função da necessidade de um conhecimento profundo e de tempo necessário para modelagem, que é feita com base nas equações que descrevem os princípios fundamentais do comportamento deste sistema.

4.2.3.2 Modelo Caixa Preta

È uma técnica alternativa a modelagem caixa branca, em que pouco ou nenhum conhecimento a priori do sistema é necessário, ou seja, é prescindível conhecer as leis físicas que regem o comportamento do sistema. Esta abordagem de modelo é baseada em dados e não nas equações da física. Isto quer dizer que não importa o que está dentro da caixa, pois, para sabermos como o sistema comporta, utilizamos dados para a realização de experimentos, em que se aplica um sinal de entrada. Objetivamos visualizar como o sistema reage a esta excitação a partir do sinal de entrada e do sinal de saída. Buscamos identificar o modelo que, dado uma entrada, reproduza aproximadamente a saída medida.

4.2.3.3 Modelo Caixa Cinza

Esta abordagem de modelo é uma mistura da modelagem caixa branca e a modelagem caixa preta, em que não utilizamos somente os dados para modelagem do sistema, mas também alguma informação auxiliar, que não estão nos dados de identificação. As técnicas utilizadas neste tipo de modelagem se diferem quanto ao uso destas informações auxiliares, sejam em menor ou maior proporção.

4.2.4 Aplicação dos Conceitos e da Técnica de Modelagem para Otimização

Conforme apresentado na seção acima, o métodos de modelagem se distinguem entre si quanto às técnicas a serem aplicadas. A modelagem deste problema em questão foi realizada por etapas, sendo que na primeira foi definida a técnica de modelagem e também apresentado uma abordagem do modelo matemático inverso. Já na segunda etapa foi realizada a modelagem na essência do problema. Na terceira etapa foram os testes de validação do modelo no sistema de nível 2 da Aperam. E, por último, na quarta etapa foi tratada a estratégia de implantação do modelo.

Inicialmente, foi adotada a abordagem da técnica modelo caixa branca, utilizando a planilha do Excel com Solver, contento todas as equações e regras do negócio, que foram consideradas durante o desenvolvimento da mesma. De posse da planilha do Excel, foi identificado as equações, em que o cálculo passa por diferentes estágios, pois trata-se de um cálculo de balanço de massa global, sendo desenvolvido por empregados que já não se encontram na empresa e que foi aperfeiçoado ao longo dos anos, por diferentes gerações.

No processo de identificação e extração de todas equações da planilha, totalizando 243 equações, foi desenvolvido um algoritmo em linguagem *MATLAB*, para extração das equações fundamentais do modelo, e diante dos resultados alcançados, foram identificadas que as mesmas eram muito complexas e extensas, conforme apresentado na Figura 27, do Anexo A.

Após substituição do parâmetros, foi identificado que a equação era não linear e não convexa, conforme apresentado na Equação (4.7) para um dos materiais. Considerando também, que a cada cálculo do leito de fusão, efetua-se atualização dos parâmetros de entrada e também utiliza-se nova análise química, ou seja, a cada cálculo temos uma nova equação.

$$HGPA(x, y, z) = (0,0001374xz - 0,01355x + 0,3319)/(y + 1,0) - 0,00806xz - (1,0(2,501^{-7}xz - 2,501^{-5}x + 0,0005917))/(y + 1,0)^2 - 0,004762x + 6036,0 \quad (4.7)$$

Diante das dificuldades encontradas e da indisponibilidade de uma pessoa que conheça bem o processo e tenha tempo para dedicação exclusiva nesta análise e modelagem, torna-se inviável tratar este processo de modelagem como um modelo caixa branca e, com isso, a planilha Excel com o Solver não serve para ajudar na modelagem.

Devido à inviabilidade de adotar a técnica de modelagem caixa branca, foi adotada a abordagem de modelagem caixa preta, utilizando a planilha como fonte de dados, considerando os parâmetros de entrada e saída do modelo para realizarmos os experimentos, objetivando que, dada uma entrada, reproduza aproximadamente a saída medida.

Iniciado então os experimentos para encontrar o melhor ajuste para o conjunto de dados dentro dos limites das variáveis de decisão, foi efetuada uma amostragem aleatória de cem pontos no intervalo destes limites operacionais. Utilizado método dos mínimos quadrados, conforme apresentado na seção 4.1.4, de forma a ajustar o modelo aos dados observados, permitindo assim a aplicação das equações lineares com as restrições no LPSolve, objetivando a minimização do volume de escória.

4.2.4.1 Modelo Inverso

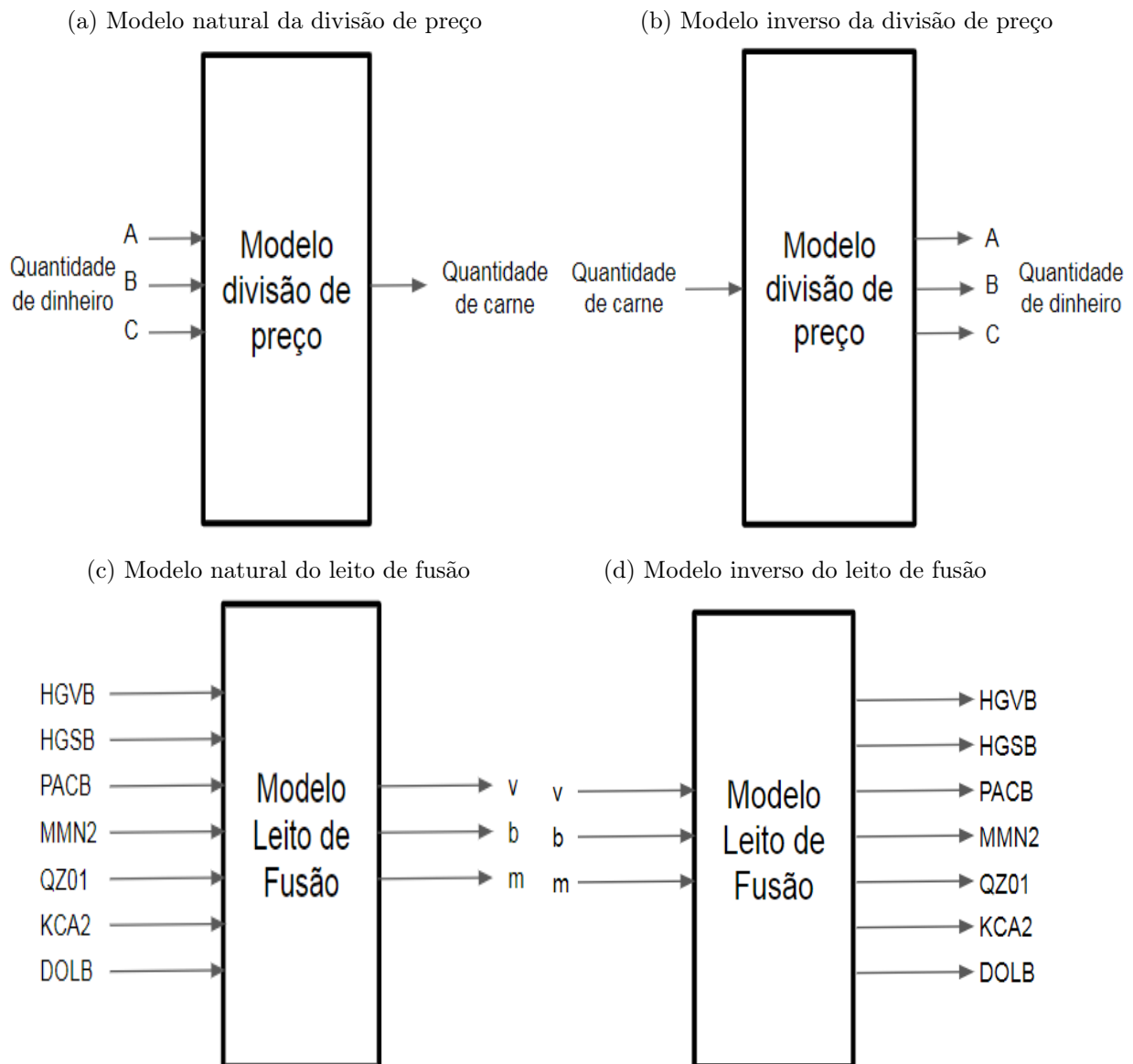
O modelo que utilizamos neste trabalho, apresentado na Figura 9d, apresenta um comportamento de "modelo inverso"¹ com relação àquele que seria mais natural, relacionando a causa e a consequência, conforme a Figura 9c. O nosso modelo tem como entrada a consequência e como saída a causa, sendo que o mais natural seria ter a entrada como causa e a saída como consequência.

Para exemplificar melhor, suponha que haja três pessoas que desejam fazer uma compra de carne em conjunto para fazer um churrasco. O modelo direto, conforme visto na Figura 9a, seria aquele que você entra com o quanto cada um vai dar de dinheiro para contribuir com o churrasco e sai a quantidade de carne, "picanha", que vai ser comprada. O modelo inverso, que estaria análogo ao que está sendo feito no nosso trabalho, seria aquele que você coloca na entrada o que você deseja, que seria a saída do modelo natural, (a quantidade de carne que seria comprado para o churrasco) e colocaria na saída o quanto cada um dos participantes deve contribuir. Então, note que para ser possível criar este modelo inverso é necessário ter uma política de distribuição de preço, porque, caso contrário, seria impossível definir o quanto cada um vai pagar entre as infinitas possibilidades de valores para os participantes A , B e C .

Para o modelo do leito de fusão, como foi dito na seção 4.2.1, iremos manipular as três variáveis v , b , m , para calcular a quantidade de material. No mundo real, o mais natural é colocar as matérias primas e ter como consequência quais vão ser estas variáveis. Isto pode parecer estranho, porque estamos invertendo a lógica causal do problema, pois, ao invés de entrar com os materiais e sair com as propriedades do ferro-gusa e escória, conforme apresentado na Figura 9c, entramos com as três variáveis de decisão e obtemos como resultado os valores de pesos dos materiais a serem enfiados, de acordo com a Figura 9d. Também que, para fazer essa inversão, é necessário haver uma política (como a da divisão de preço).

¹ O termo "modelo inverso" não está relacionado a nenhuma abordagem formal.

Figura 9 – Modelo natural e inverso.



4.2.4.2 Modelagem Matemática na Essência do Problema

O problema do leito de fusão será modelado como um PNLCVRI, conforme apresentado na seção 4.1.1. As variáveis de decisão originais do nosso problema são:

- *volume de escória*: v ;
- *basicidade*: b ;
- *óxido de Magnésio (MgO)*: m .

Estas variáveis são referência para a obtenção de uma escória que proporcione maior estabilidade operacional ao reator, pois as mesmas estão diretamente relacionadas à viscosidade da escória. A viscosidade é uma propriedade física que caracteriza a resistência de um fluido ao escoamento a uma dada temperatura, ou seja, com baixa viscosidade temos maior fluidez.

Há no problema três cargas metálicas, HGVB, HGSB, PACB e quatro fundentes, MMN2, QZ01, KCA2, DOLB. A quantidade de todos esses materiais está em função das três variáveis de decisão e dos parâmetros do problema, e essa relação é obtida de cálculos metalúrgicos complexos feitos por um especialista. Portanto, ao decidir as três variáveis de decisão, o modelo nos fornece quanto desses materiais deve ser utilizado no forno.

Nossa função objetivo é minimizar v , o volume de escória, por se tratar de uma das principais características da escória. O ideal é trabalhar com o menor volume de escória, desde que não prejudique as condições de drenagem e esgotamento do alto-forno. Ainda, é necessário considerar algumas restrições para a quantidade de fundentes e carga metálica conforme apresentado abaixo:

- a quantidade de material não pode ser negativa;
- se o material for utilizado, no mínimo 80kg devem ser pesados, devido à limitação de tara da balança.

Estas restrições são codificadas matematicamente exigindo que a variável esteja no conjunto $\{0\} \cup [80, \infty)$.

4.2.4.3 Método M-grande

Para inserção da restrição de limite de tara da balança, foi utilizado o método *M-grande*. Essa técnica é conhecida como técnica do *M-grande* (Griva et al. [2009]), e é clássica para implementar restrições de inserção em um conjunto não convexo. Considerando que no contexto do trabalho é apresentado na forma $N_q \leq p \leq M_q$, $q \in \{0, 1\}$, em que, q

representa o Z , assumindo valor igual a zero ou um e o p , representa a quantidade de matéria prima, para implementar que $\{p = 0\}$ ou $\{N \leq p \leq M\}$, então, se M é muito grande, isto é equivalente, ou a matéria prima é 0 e não pesa nada, ou pesa um valor acima de N .

Assim, temos o seguinte modelo não linear representado na Equação (4.8), que é um PNLCVRI de acordo com o objetivo proposto anteriormente, que são as funções não lineares.

$$\begin{aligned}
& \min_{v,b,m,Z} v \\
& \text{sujeito às restrições:} \\
& 80Z_{HGVB} \leq HGVB(v, b, m) \leq MZ_{HGVB} \\
& 80Z_{HGSB} \leq HGSB(v, b, m) \leq MZ_{HGSB} \\
& 80Z_{PACB} \leq PACB(v, b, m) \leq MZ_{PACB} \\
& 80Z_{MMN2} \leq MMN2(v, b, m) \leq MZ_{MMN2} \\
& 80Z_{QZO1} \leq QZO1(v, b, m) \leq MZ_{QZO1} \\
& 80Z_{KCA2} \leq KCA2(v, b, m) \leq MZ_{KCA2} \\
& 80Z_{DOLB} \leq DOLB(v, b, m) \leq MZ_{DOLB} \\
& v_{min} \leq v \leq v_{max} \\
& b_{min} \leq b \leq b_{max} \\
& m_{min} \leq m \leq m_{max} \\
& v, b, m \in \mathbb{R}^+ \\
& Z_{HGVB}, Z_{HGSB}, Z_{PACB}, Z_{MMN2} \\
& Z_{QZO1}, Z_{KCA2}, Z_{DOLB} \in \{0, 1\} \\
& M = 50000
\end{aligned} \tag{4.8}$$

Em que v , b e m são as variáveis originais de decisão e que M é uma constante. Essas funções (HGVB, HGSB, PACB, MMN2, QZO1, KCA2 e DOLB) são, no geral, não lineares nas variáveis de decisão. Portanto, nossas restrições são não lineares e não convexas, uma vez que o conjunto $\{0\} \cup [80, \infty)$ é não convexo.

As variáveis Z são variáveis artificiais, criadas para limitar o valor das cargas devido a tara da balança. Ao assumir valor igual a 0, os pesos serão zerados. Ao assumir o valor 1, os pesos serão maior ou igual que 80 kg e menor ou igual ao valor de M . Uma vez que M é escolhido, sendo um valor muito grande (aqui assumimos $M = 50000$), a restrição de ser menor ou igual ao valor de M é inócua, uma vez que nunca precisaremos pesar mais do 50000kg de materiais.

Para obter um modelo de PLIM, para cada função não linear (HGVB, HGSB, PACB, MMN2, QZO1, KCA2 e DOLB) e para cada região \mathcal{R} em que será resolvido o problema de programação linear, é estimado um modelo linear da forma $y = \alpha_v v + \alpha_b b + \alpha_m m + \beta$, nas três variáveis de decisão, que mais se ajusta ao modelo não linear, conforme apresentado por James et al. [2013]. Para isso é utilizada a técnica de mínimos quadrados, conforme apresentado na seção 4.1.4. Portanto, após linearização, obtêm-se o modelo de PLIM conforme Equação (4.9), contendo as equações lineares.

$$\begin{aligned}
& \min_{v,b,m,Z} v \\
& \text{sujeito às restrições:} \\
& 80Z_{HGVB} \leq \alpha_v^{HGVB} v + \alpha_b^{HGVB} b + \alpha_m^{HGVB} m + \beta^{HGVB} \leq MZ_{HGVB} \\
& 80Z_{HGSB} \leq \alpha_v^{HGSB} v + \alpha_b^{HGSB} b + \alpha_m^{HGSB} m + \beta^{HGSB} \leq MZ_{HGSB} \\
& 80Z_{PACB} \leq \alpha_v^{PACB} v + \alpha_b^{PACB} b + \alpha_m^{PACB} m + \beta^{PACB} \leq MZ_{PACB} \\
& 80Z_{MMN2} \leq \alpha_v^{MMN2} v + \alpha_b^{MMN2} b + \alpha_m^{MMN2} m + \beta^{MMN2} \leq MZ_{MMN2} \\
& 80Z_{QZO1} \leq \alpha_v^{QZO1} v + \alpha_b^{QZO1} b + \alpha_m^{QZO1} m + \beta^{QZO1} \leq MZ_{QZO1} \\
& 80Z_{KCA2} \leq \alpha_v^{KCA2} v + \alpha_b^{KCA2} b + \alpha_m^{KCA2} m + \beta^{KCA2} \leq MZ_{KCA2} \\
& 80Z_{DOLB} \leq \alpha_v^{DOLB} v + \alpha_b^{DOLB} b + \alpha_m^{DOLB} m + \beta^{DOLB} \leq MZ_{DOLB} \\
& v_{min} \leq v \leq v_{max} \\
& b_{min} \leq b \leq b_{max} \\
& m_{min} \leq m \leq m_{max} \\
& v, b, m \in \mathbb{R}^+ \\
& Z_{HGVB}, Z_{HGSB}, Z_{PACB}, Z_{MMN2} \\
& Z_{QZO1}, Z_{KCA2}, Z_{DOLB} \in \{0, 1\} \\
& M = 50000
\end{aligned} \tag{4.9}$$

Nesta formulação, os α 's e β 's são os coeficientes de linearização para cada função. Os valores mínimos e máximos para as variáveis de decisão são definidos a priori pelos metalurgistas, um exemplo destes limites são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 – Limites das variáveis de decisão.

	Mínimo	Máximo
v (kg/Tgusa)	100	300
b (CaO/SiO ₂)	0,65	0,75
m (%)	8,0	11,0

Apresentamos também na Tabela 4 o registro de um exemplo das constantes da linearização de um dos leitos de fusão utilizados, com o percentual de erro em relação à média do erro e o range.

Tabela 4 – Constantes obtidas da linearização.

	i	α_v^i	α_b^i	α_m^i	β^i	erro	range	percentual
<i>HGUA</i>	1	-0,012	0,561	0,078	3015,892	0,002	0,539	0,003 %
<i>PBVB</i>	2	-0,070	3,414	0,477	17089,637	0,001	3,102	0,000 %
<i>KCA2</i>	5	5,403	1452,639	-104,569	-890,305	0,005	229,777	2,176 %
<i>MMN2</i>	6	0,000	-0,017	-0,002	109,715	0,001	0,018	0,055 %
<i>QZO1</i>	7	6,813	-807,893	-22,280	-770,648	0,003	288,898	1,038 %
<i>DOLA</i>	4	5,403	-20,713	154,395	-1674,463	0,004	225,378	1,774 %

4.2.5 Validação do Modelo no Sistema de Nível 2 da Aperam

A seção anterior envolveu um teste estático, fora do ambiente de produção. Esta segunda etapa envolve também um teste estático, porém, já em um ambiente de produção na Aperam, com aplicação em uma linguagem *Java*, utilizada no sistema de nível 2.

Foram coletados 100 leitos de fusão, representando diferentes contextos operacionais no ano de 2019. Para esses testes foram utilizados leitos de fusão com diferentes características, para a validação do modelo em diferentes contextos operacionais.

O critério de seleção dos leitos para validação do modelo em todas as etapas estavam diretamente relacionados com as condições operacionais do alto-forno, sendo:

- forno estável;
- retirado períodos de preparação de forno para parada e retorno em marcha;
- excluído períodos de instabilidade operacional.

De posse do modelo matemático utilizado na Aperam para cálculo do leito de fusão, foi desenvolvido e implantado um algoritmo em linguagem *Java*, para otimização do modelo.

Durante os experimentos, foi identificado que o erro de linearização estava muito alto, quando aplicado o modelo de otimização para um número maior de cálculos do leito de fusão (neste experimento foram 100), apresentando grandes diferenças dos pesos originais, com os pesos aproximados pelo modelo. Partimos então para a aplicação de uma estratégia de linearização, para obter a melhor solução para todos os cálculos, mais especificamente, uma estratégia baseada em PLS, conforme apresentado na seção 4.1.3, em que a cada iteração do método, o modelo não linear é linearizado em uma região (uma caixa no espaço das três variáveis) das variáveis de decisão (as três últimas restrições do

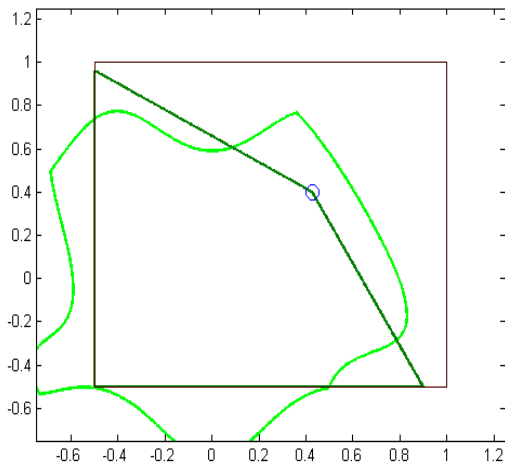
modelo anterior) ao redor das variáveis ótimas (v, b, m) , encontradas na iteração anterior. Essa região é sucessivamente menor a cada iteração. Ela segue o seguinte fluxo de passos:

1. estabelecido limites iniciais para as variáveis de decisão, de acordo com informação dos metalurgistas. Essa será nossa região inicial \mathcal{R} , uma caixa;
2. Utilizando as funções não lineares das cargas metálicas e fundentes, e o método RL, então são gerados os modelos lineares aproximados para cada função (carga metálica e fundentes) na região \mathcal{R} ;
3. modelado um problema de PLIM a partir do modelo apresentado na Equação 4.8. Esse modelo é resolvido utilizando o LPSolve, conforme apresentado na seção 4.1.5, em que obtemos a solução ótima atual (v_{ot}, b_{ot}, m_{ot}) ;
4. de posse da solução ótima, obtemos uma nova região \mathcal{R} , menor que a anterior, ao redor (v_{ot}, b_{ot}, m_{ot}) . Voltamos, então, para o passo 2.
5. após quatro iterações, obtemos a melhor solução dos valores aproximados.

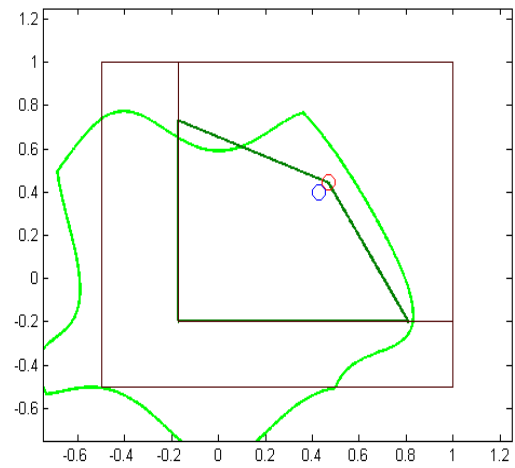
Para melhor entendimento da sequência de execução do algoritmo, apresenta-se na Figura 11 um fluxograma, com a ordem de execução do modelo proposto para otimização do volume de escória. A cada iteração da técnica de PLS, os limites nas três últimas restrições são estreitados. A Figura 10 ilustra o procedimento (com duas variáveis em vez de três). A cada passo, linearizamos as funções não lineares, que geram o espaço factível original (curva verde claro) dentro do retângulo de limites, obtendo uma estimativa linearizada da região (polígono verde escuro). É então resolvido um problema de programação linear dentro do polígono, obtendo uma nova solução. Procedemos novamente utilizando agora uma região em torno do ponto obtido. O processo é repetido quatro vezes. Note que a cada vez que a iteração é repetida, a região linearizada (verde escuro) se aproxima mais da região real (verde claro), dentro da caixa de linearização, conforme apresentado nas Figuras 10a, 10b, 10c e 10d.

Figura 10 – Iterações da técnica PLS.

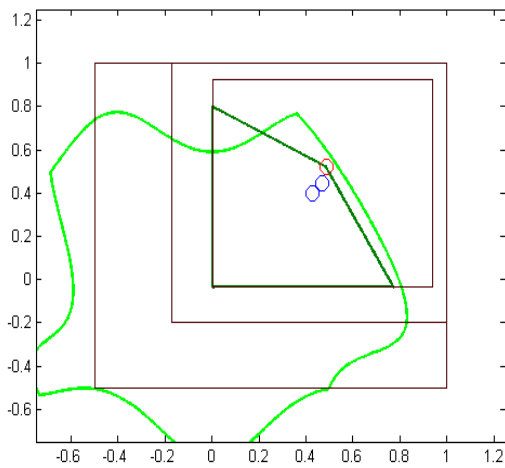
(a) Primeira iteração



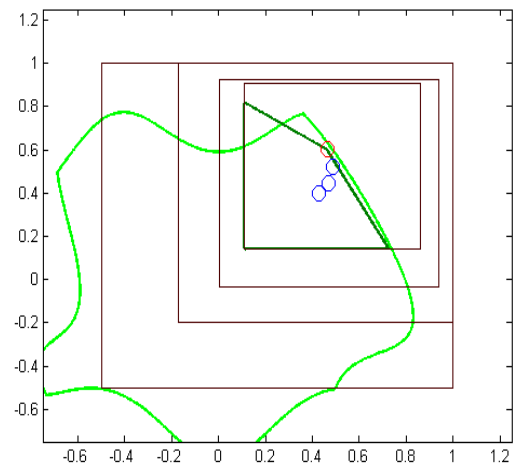
(b) Segunda iteração



(c) Terceira iteração



(d) Quarta iteração



4.3 Implantação do Projeto

Diante da validação do modelo e após a conclusão dos experimentos, iniciou-se o processo de implantação. A estratégia adotada para a implantação foi a instalação e configuração de uma nova estação para execução do modelo de forma independente, sem intervenção no modelo em produção, contendo uma nova versão do modelo matemático em linguagem *Java*, agora com otimização e uma tela de interface desenvolvida no Visual Studio.

Em sequência será apresentado a tela principal do otimizar com detalhamento de suas funcionalidades, conforme apresentado na Figura 12.

Limites Variáveis	
Volume	150 350
Basicidade	0.65 0.90
MGO	8 12
AL2O3	5 15
MMN2	70

Otimização realizada com sucesso!

Dados do Leito			
	Último Leito	Leito Otimizado	Diferença
Volume	228	216.0	-12
Basicidade	0.697	0.65561	-0.04
MGO	9.890	8.0	-1.89
AL2O3	8.69	9.12247	0.43
DOLA	1079	717.303	-361.7
KCA2	320	396.487	76.49
MMN2	110	109.914	-0.09
QZ01	0	0.0	0

Figura 12 – Tela do otimizador.

Apresentamos também uma breve descrição da tela, com suas principais funcionalidades:

1. campos para inserção dos limites das variáveis de decisão;
2. dados do cálculo do leito sem a otimização;
3. dados do cálculo do leito com a otimização;
4. diferença entre leitos de fusão após a otimização;
5. botão para leitura do leito de fusão a ser otimizado;
6. botão para atualizar limites das variáveis de decisão;
7. botão para otimizar leito;

8. botão para executar todas as fases do modelo de otimização simultaneamente.

O processo de otimização envolve a transferência de arquivo da estação em que encontra-se o modelo matemático em produção, para estação de otimização. A Figura 13 apresenta um esquema de comunicação entre as duas estações servidoras em que, ao realizar o cálculo, faz-se necessário exportar o arquivo do leite de fusão com todos os parâmetros para o modelo de otimização. Em sequência, após otimizar, os resultados das variáveis de decisão devem ser inseridos no cálculo do leite para obter os resultados otimizados.

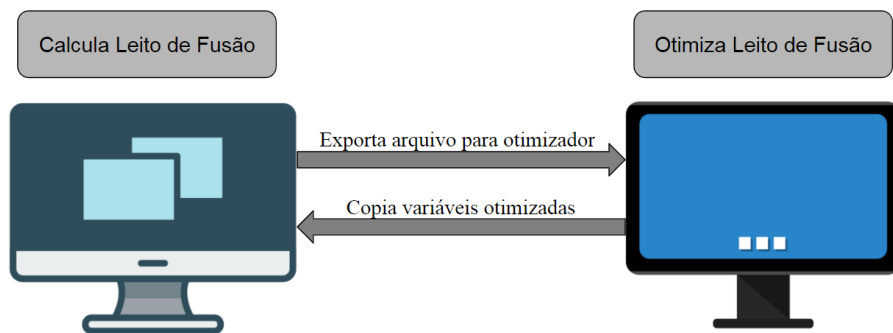


Figura 13 – Comunicação entre estação de operação e estação do modelo de otimização.

Capítulo 5

Resultados

Este capítulo está dividido em quatro seções em que, na primeira, será apresentado o resultado obtido na identificação do modelo a ser aplicado em comparação com Solver do Excel. Na segunda seção veremos o resultado dos testes de validação do modelo. Na terceira seção será apresentado o modelo de otimização implantado. E, por último, na quarta seção, veremos também uma demonstração dos ganhos com relação a custo.

Para a obtenção dos resultados e comparações, foi aplicado teste de retrospectiva, que envolve o emprego de dados históricos para reconstruir o passado, e depois determinar qual teria sido o desempenho do modelo e da solução resultante, conforme apresentado por [Hillier and Lieberman \[2013\]](#).

Para o teste estático, na primeira etapa foi utilizado um cálculo do leito de fusão. Para a segunda etapa, foram coletados 100 leitos de fusão, representando diferentes contextos operacionais no ano de 2019. Para a terceira etapa, foram realizados cálculos diários em períodos alternados, entre os meses de janeiro, fevereiro e março de 2020, totalizando 92 leitos. Para a quarta etapa, foram utilizados dados históricos de anos anteriores do custo dos fundentes, para representar também o quanto de ganho financeiro que o modelo otimizado apresenta em relação ao modelo atual, sem otimização.

5.1 Resultados da Aplicação dos Conceitos e da Técnica de Modelagem para Otimização

Conforme apresentado na seção 4.2.4, o problema foi tratado como modelagem caixa preta, e durante os experimentos para identificação do tipo do problema de otimização em questão, foram realizados testes comparativos entre os resultados do Solver (Excel) e o LPSolve, mantendo a mesma base de dados, apresentando uma boa aproximação. A Figura 14 apresenta os resultados obtidos através de cálculos realizados na planilha do Excel com Solver, e na Figura 15 temos o resultado aproximado, alcançado com a execução

do modelo de otimização no LPSolve.

RESULTADO DO CÁLCULO DO LEITO DE FUSÃO DO ALTO-FORNO										LEITO SEM CALCÁRIO							
Fator de correção		0,944		Data		19/10/2018											
Análise Química do Gusa %						Consumo específico de carbono (kg/t gusa)											
C	Si	Mn	P	S	Fe	C. Topo	S. Charcal	C. Topo Total	C. Injeção	C. Total							
4,50	0,45	0,55	0,080	0,010	94,41	320,0	0,0	320,0	100,0	420,0							
Composição da Carga Metálica (%)					Fe-gusa		Gusa /carga	Tip	Base coque								
HGPB	PFBD	HGSE	SUCA	0	kg/carga	kg/carga	Kg/t gusa	Kg/t gusa									
28	60	10	2	0	12.981,38	13.750,00	153	4400									
Peso dos componentes da carga (kg/carga)																	
HGPB	PFBD	HGSE	SUCA	0	QZ01	DOL3	KCA2	MMN2									
6021	12902	2150	430	0	0	1015	0	214									
Peso dos componentes da carga (kg/t gusa)																	
HGPB	PFBD	HGSE	SUCA	0	QZ01	DOL3	KCA2	MMN2									
438	938	156	31	0	0	74	0	16									
Composição química da escória (%)																	
CaO	SiO2	Al2O3	MgO	MnO	FeO	Alcalis (NaO + K2O)											
30,60	45,68	11,09	9,02	1,01	2,07	0,54											
										Si							
										0,45							
										Viscosidade							
										B2		Vol. Esc.		MgO			
										0,67		176,1		9,02			

Figura 14 – Resultado na planilha do Excel.

Para melhor visibilidade e entendimento da comparação dos resultados, a Tabela 5 apresenta um detalhamento dos pesos dos materiais e das variáveis de decisão do modelo, concluindo que os resultados são aproximados.

Tabela 5 – Comparação dos resultados (Excel Vs LPSolve).

Variáveis	Solver Excel	LPSolve
HGPB (minério)	6021	6021
PFBD (pelota)	12902	12901
HGSE (minério)	2150	2150
SUCA (sucata)	430	430
QZ01 (quartzo)	0	0
DOL3 (dolomita)	1015	1009,224
KCA2 (calcário)	0	0
MMN2 (manganês)	214	213,797
Volume Escória	176,1	176,126
B2 (Basicidade)	0,67	0,67
MgO (óxido de magnésio)	9,02	9

O objetivo desta etapa foi alcançado, pois foi identificado que trata-se de um problema de otimização não linear e que, através da aplicação do método de mínimos quadrados, foi alcançado o resultado aproximado que atente a todos requisitos do controle de processo.

Por meio dos resultados alcançados, foi possível concluir que os valores aproximados do modelo proposto é equiparado com os resultados do modelo utilizado. O sucesso nesta primeira etapa nos permitiu avançar e partir para testes com maior número de leitos de fusão.

Variables	result
Objective	176,126527910341
VolumeEscoria	176,126527910341
HGPB	6021,30936349729
Basicidade	0,671828268391897
MgO	9
PFB	12901,5982748899
HGSE	2150,75385993134
SUCA	430,050861131809
QZ01	0
KCA2	0
DOL3	1009,2249129959
MMN2	213,797167587342
YQZ01	0
YDOL3	0,10092249129959
YKCA2	0

Figura 15 – Resultado do LPSolve.

5.2 Resultado da Validação do Modelo no Sistema de Nível 2 da Aperam

Durante a fase de validação, foram realizados vários experimentos e testes de sensibilidade do modelo, sendo identificado aumento no percentual de erro durante a linearização. Como proposta de solução, foi adotada uma técnica similar a PLS, conforme apresentado na seção 4.1.3. Diante da aplicação deste método, pode-se observar que, a cada iteração de execução do algoritmo, foi alcançada uma redução na média dos erros no processo de linearização. Estes erros foram calculados conforme a Equação(5.1).

$$\epsilon_i = \frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i^{max} - x_i^{min}} \quad (5.1)$$

Nessa equação, x_i representa a i -ésima amostra, que foi gerada pelo modelo não linear que foram geradas dentro dos limites das variáveis de decisão (v,b,m) e x_i^{max} , x_i^{min} , variação máxima desses valores. Já a variável \hat{x}_i corresponde ao i -ésimo valor estimado através do modelo linear obtido por mínimos quadrados.

Com base no resultado do erro para cada leito, foi efetuada uma média dos erros para cada função linearizada, e em sequência foi extraída a média dos erros dos 100 leitoss otimizados por iteração, conforme apresentado na Tabela 6, em que podemos observar a redução do erro de linearização à medida que aplicamos a PLS, ou seja, a cada iteração reduzimos o erro máximo e erro médio.

Tabela 6 – Distribuição dos dados de erro.

Iterações	Erro máximo	Erro médio
Primeira	35,8%	5,96%
Segunda	39,2%	4,08%
Terceira	22,9%	2,19%
Quarta	7,8%	0,7%

Conforme apresentado na Figura 16, que apresenta um gráfico box-plot da distribuição dos dados de erro, observa-se uma evolução na simetria dos valores, melhora na repartição entre os quartis e pouca influência de outliers a cada iteração, até alcançar o melhor ajuste aos dados.

Na Figura 17 observamos que, para todos os 100 leitoss otimizados, foram alcançados menores valores para volume de escória, que é a nossa função objetivo a ser minimizada.

Foi observado também na Figura 18 importantes resultados do modelo, sendo:

- o quartzo (QZ01) apresentou maior estabilidade nos cálculos, respeitando a restrição de não negatividade;

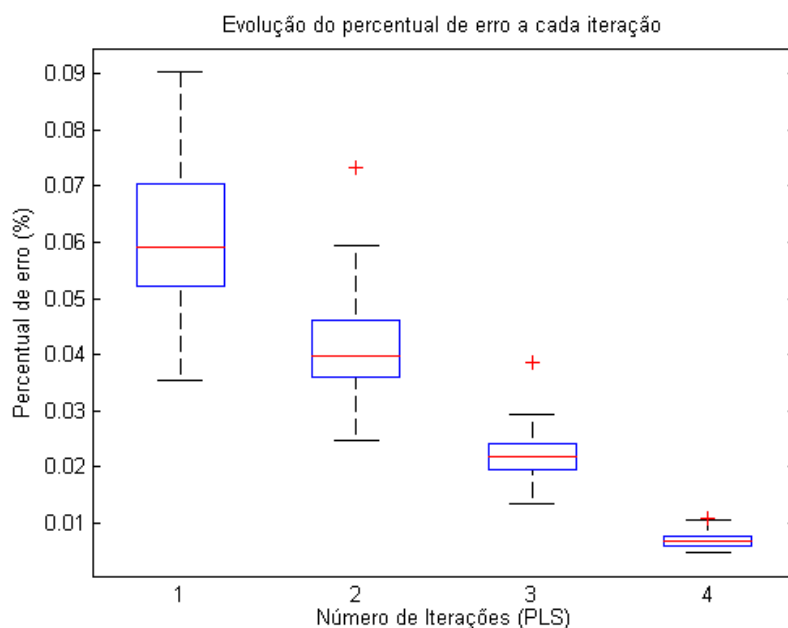


Figura 16 – Evolução do erro na PLS.

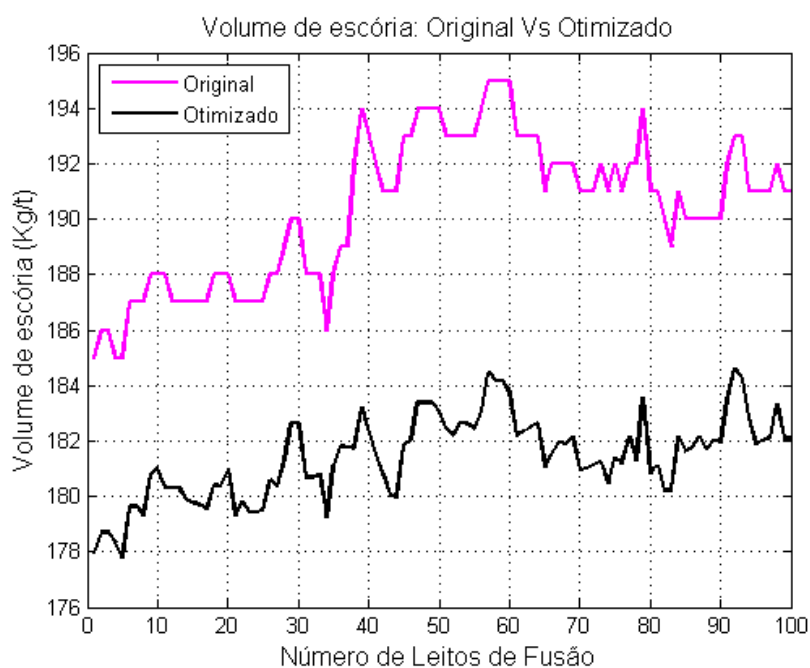


Figura 17 – Resultado do volume de escória na validação.

- o calcário (KCA2) registrou menor peso para praticamente todos os leitos de fusão;
- a dolomita (DOLB) apresentou menor peso para todos o leitos otimizados;
- a alumina (Al_2O_3) também registrou um menor percentual, dentro dos limites das propriedades da escória, mantendo uma boa fluidez.

A redução no consumo dos fundentes por carga, representa menor custo no processo

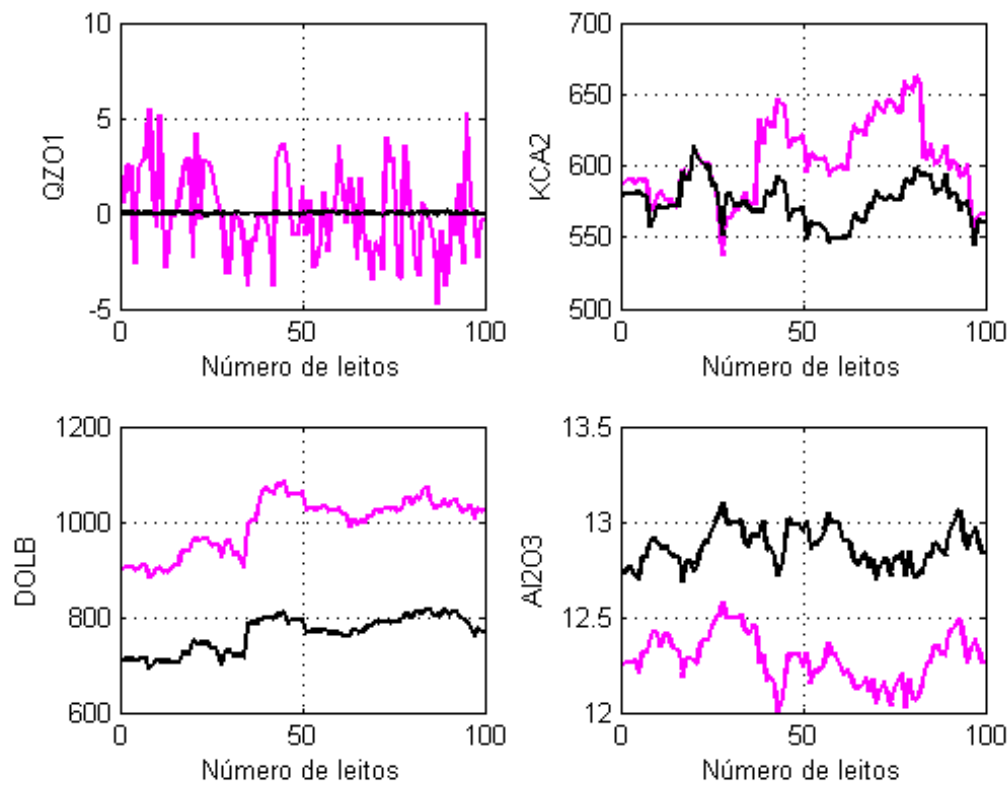


Figura 18 – Comparação de resultados dos fundentes e da alumina.

de produção do ferro-gusa.

Também podemos visualizar na Tabela 7 o percentual de redução no consumo de fundentes, sendo: 4,8% para Calcário (KCA2), 23% para Dolomita (DOLB) e 4,7% no volume de escória, tendo como exemplo um dos 100 leitos de fusão otimizados.

Tabela 7 – Percentual de ganho das variáveis com a otimização.

Variável	Não linear	Otimizado	Redução
HGVB (Minério)	2497	2498	0%
HGSB (Minério)	2497	2498	0%
PACB (Pelota)	19979	19984	0%
MMN2 (Manganês)	139	139	0%
QZO1 (Quartzo)	0	0	0%
KCA2 (Calcário)	603	574	4,8%
DOLB (Dolomita)	996	764	23,0%
Al ₂ O ₃ (Alumina)	12	12	0%
Volume Escória	190,35	181,4	4,7%
Basicidade	0,76	0,7	7,8%
MgO (Óxido Magnésio)	10	9	10,0%

5.3 Resultados da Implantação do Projeto

Após implantação do otimizador, foram realizados testes durante comissionamento do modelo proposto, envolvendo uma operação assistida em uma plataforma desenvolvida para o modelo. Foram utilizados os leitos de fusão que estavam sendo calculados e enforçados em condições normais da rotina operacional do alto-forno.

Os testes foram executados via tela do otimizador, conforme sequência apresentada na Figura 19.

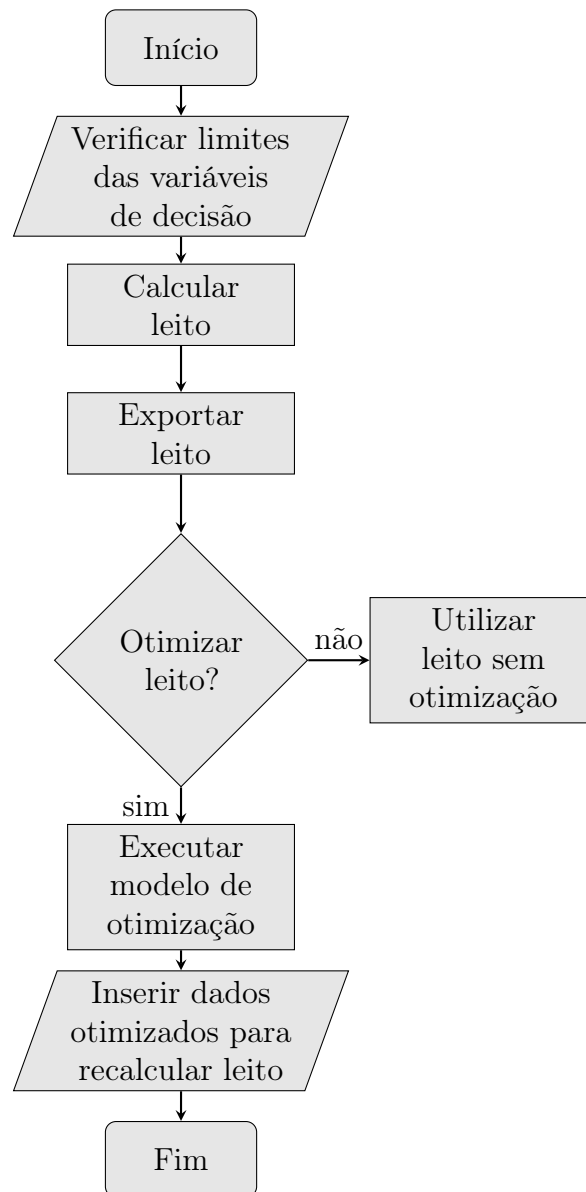


Figura 19 – Sequência de execução do otimizador.

Em sequência, serão apresentadas as telas utilizadas pelo operador para efetuar os cálculos e a otimização. Primeiramente, de posse das informações contidas nas telas do "Leito Objetivado" correspondente aos materiais, conforme apresentado na Figura 20, o operador efetua a conferência dos parâmetros operacionais, limites das variáveis de decisão

e análises químicas, conforme apresentado na Figura 28 do Anexo B. Após certificar a exatidão dos dados, realiza-se o comando para calcular o leito de fusão, clicando sobre o botão "Calcular".

Data: 05/03/2020 08:30:46 | Modo: Produção | Tipo de Combustível: Carvão

Leito Objetivado | Análises Químicas | Resultado do Leito | Aplicação

ANÁLISE QUÍMICA DO GUSA

Elemento	C	Si	Mn	P	S
Comp. (%)	4.50	0.65	0.350	0.080	0.010

Fator de Correção: 1.0000

Carbono de Injeção (Kg/tgusa): 50.00

Base Carbono (Kg/Carga): 5400

Gusa Carga (Kg/Carga): 12273.32

Fe - Gusa (Kg/Carga): 11587.24

Fator de Correção Coque: 1.00

Pó Coletor (Kg/tgusa): 13.01

ANÁLISE QUÍMICA DA ESCÓRIA

Volume (Kg/tgusa)	CaO / SiO2	MgO (%)
228	0.697	9.890

COMPOSIÇÃO DA CARGA METÁLICA

Material	PBVB	HGUA			
Comp. (%)	85	15			

FUNDENTES

Material	DOLA	KCA2	MMN2	QZ01
Comp. (%)				

COMPOSIÇÃO DO COMBUSTÍVEL

Material	CGR8	CMES	CAM9	CMFF
Comp. (%)	68	30	0	2

CINZAS

Código	CZG6	CZM5	CZM9	CZ17	Injeção	Pó Coletor
					CIN0	POC6

Calculo dos Últimos 4 Dias

Pó Coletor Calc.: 13.01 (Kg/t)

Soma Prod.: 3121.03 (t)

Soma Pó Colet.: 40620.00 (Kg)

Calculado Manual

Número de Análises Químicas Utilizadas no Cálculo do Leito de Fusão

Matérias Primas: 2 | Redutores: 4

Botões: Calcular, Exportar, Sair

Figura 20 – Otimização do leito de fusão - passo 1.

Diante da tela "Resultado do Leito", o operador certifica os valores apresentados e clica sobre o botão "Exportar", conforme apresentado na Figura 21.

Data: 05/03/2020 08:30:46 | Modo: Produção | Tipo de Combustível: Carvão

Leito Objetivado | Análises Químicas | Resultado do Leito | Aplicação

ANÁLISE QUÍMICA DO GUSA

Material	C	Si	Mn	P	S	Fe
Comp. (%)	4.50	0.65	0.350	0.080	0.010	94.41

Fator de Correção: 1.0000

ANÁLISE QUÍMICA DA ESCÓRIA

Material	CaO	SiO2	Al2O3	MgO	MnO	FeO	K2O	Na2O	Volume (kg/tg)	CaO/SiO2
Comp. (%)	52.39	46.48	0.69	9.89	0.50	1.60	0.34	0.11	228	0.70

CARGA METÁLICA E FUNDENTES

Material	PBVB	HGUA			DOLA	KCA2	MMN2	QZ01
Peso (Kg/Carga)	17040	3007			1078	318	110	2
Cons.Espec. (kg/tgusa)	1388.3	245.01			87.86	25.94	8.96	0.13
Comp. (%)	85	15						

CARGA REDUTORA

Material	CGR8	CMES	CAM9	CMFF	CIN0	POC6
Peso Unido (Kg)	5283	2331	0	155	936	160
Comp. (%)	60.7	26.8	0.0	1.8	10.75	0.00

CONSUMO DE COMBUSTÍVEL (Kg / tgusa)

Carbono Topo	Carbono S.Charcoal	Carbono Rate	Carbono Total Topo	Carbono Injeção	Carbono Total	Coque Rate
440.0	0.0	0.0	440.0	50.0	490.0	0.0

Botões: Exportar

PCI: 0.00

TIP (Kg / tgusa): 76.0

POC6 (Kg / tgusa): 13.01

Base Carvão (Kg/Carga): 5400

Gusa - Carga (Kg/Carga): 12273.32

Fe - Gusa (Kg/Carga): 11587.24

TAXA DE SUBSTITUIÇÃO Coque: 0.00

Figura 21 – Otimização do leito de fusão - passo 2.

Neste momento, o operador pode decidir se vai optar ou não pela otimização do leito de fusão. Caso a escolha seja não, ele retorna a tela anterior, efetua ajustes manuais, até conseguir os valores ideais para o leito de fusão, conforme limites disponibilizados a priori pela equipe do controle de processo.

Se a decisão for otimizar o leito, o operador, após a exportação do resultado do cálculo, certifica-se dos limites das variáveis de decisão, conforme apresentado na Figura 22, e clica sobre o botão "Otimizar Completo".

Figura 22 – Otimização do leito de fusão - passo 3.

De posse do resultado da otimização, o operador digita os valores das três variáveis de decisão otimizadas, volume de escória (v), basicidade (b) e MgO (m) nos campos correspondentes, conforme apresentado na Figura 23.

Figura 23 – Otimização do leito de fusão - passo 4.

Em sequência, será apresentado o resultado otimizado do cálculo do leito de fusão conforme apresentado na Figura 24.

A Tabela 8 apresenta um maior detalhamento do resultado da otimização, apresentado pelo otimizador na Figura 22. Observa-se que houve uma redução de $12\text{kg}/\text{Tgusa}$ no volume de escória e consequentemente uma redução no consumo de fundentes por carga enfornada.

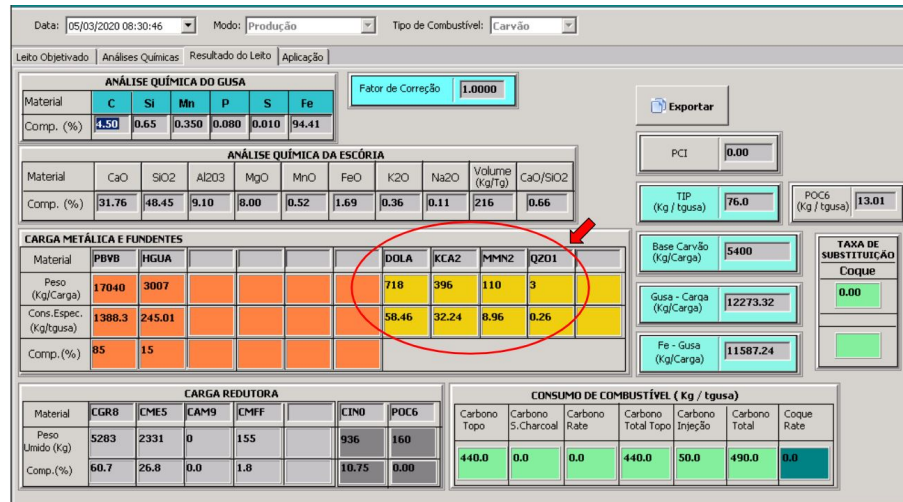


Figura 24 – Otimização do leito de fusão - passo 5.

Tabela 8 – Comparação dos resultados com a otimização.

Variáveis	Sem otimização	Otimizado	Diferença
Volume Escória kg/T	228,0	216,0	-12,0
Basicidade CaO/SiO ₂	0,697	0,65561	-0,04
MgO (óxido de magnésio) %	9,890	8,0	-1,89
AL ₂ O ₃ (alumina) %	8,69	9,12247	0,43
DOLA (dolomita) kg/carga	1079	717,303	-361,7
KCA2 (calcário) kg/carga	320	396,487	76,49
MMN2 (manganês) kg/carga	110	109,914	-0,09
QZ01 (quartzo) kg/carga	0	0	0

Após a implantação, foram realizados vários testes com os leitos de fusão calculados, conforme sequência apresentada na seção 5.3. O gráfico apresentado na Figura 25 representa um total de 92 leitos de fusão testados por amostragem, no período de janeiro à março de 2020, em que, para todos os leitos de fusão testados, houve redução no volume de escória, que é a função objetivo do modelo de otimização.

A Figura 26 apresenta o modelo na cabine de controle do alto-forno 2, posicionado ao lado do sistema de nível 2, para a realização dos cálculos e otimização do leito de fusão dentro da rotina operacional.

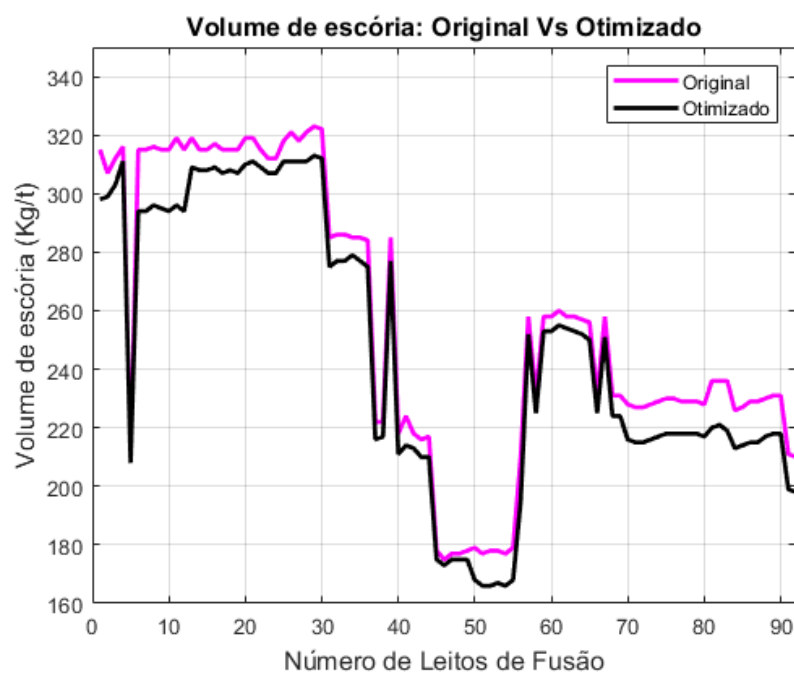


Figura 25 – Resultado do volume de escória na implantação da otimização.



Figura 26 – Modelo de otimização na cabine de controle do AF2.

5.4 Redução de Custo com Fundentes

Diante dos resultados alcançados com a redução no volume de escória e consequentemente no consumo de fundentes, conforme apresentado nas seções 5.2 e 5.3, apresentaremos também uma estimativa de redução do custo com estes fundentes que foram reduzidos.

Estes cálculos foram realizados tendo como referência o número médio de cargas diárias apresentado na seção 3.5.2, na Tabela 1, e a diferença dos pesos apresentado na seção 5.3, na Tabela 8, em comparação com o leito de fusão sem otimização e o otimizado.

Os valores utilizados para cálculo foram com base em custos reais, porém, não atualizados, conforme apresentados na Tabela 9.

Tabela 9 – Relação de custo dos fundentes.

Fundentes	Custo R\$/T	Ganho Kg/carga
DOLA (dolomita)	89,87	R\$ 32,50
KCA2 (calcário)	63,91	R\$ 4,88
MMN2 (manganês)	134,38	R\$ 0,84
QZ01 (quartzo)	91,09	R\$ 0
Economia total por carga		R\$ 28,46 <i>carga</i>

Com base nestes dados, podemos dizer que a utilização do modelo dentro da rotina operacional proporciona um menor consumo de dolomita (R\$ 32,50 *carga*) e manganês (R\$ 0,84 *carga*), e quanto ao calcário, um maior consumo (R\$ 4,88 *carga*), conforme diferenças de consumo na Tabela 8. Considerando a diferença deste consumo e descontando o que foi consumido a mais, temos uma projeção de economia total de R\$ 28,46 *carga*, levando em conta que são enforçadas em média 67 cargas diárias, estima-se uma economia de R\$ 572.046,00 por ano, em relação ao modelo atual do alto-forno 2, com base em condições normais de funcionamento por 10 meses/ano.

Capítulo 6

Conclusão

O trabalho proporcionou maior conhecimento das técnicas e métodos de otimização para modelagem e identificação da melhor solução para problemas operacionais em uma usina siderúrgica.

O estudo do processo de cálculo do leito de fusão no alto-forno é complexo e envolve muitas variáveis, com várias restrições que devem ser respeitadas para a garantia de uma boa estabilidade operacional e qualidade do produto final.

O modelo proposto foi assertivo para a solução do problema de PNLCVRI, na utilização dos métodos de RL, PLIM e PLS, para alcançarmos a melhor solução para o problema.

Os resultados foram satisfatórios, em que alcançamos para todos os leitões de fusão testados uma significativa redução no volume de escória, que foi nossa função objetivo. Além disso, obtivemos também outros ganhos, como a redução no consumo de fundentes por carga enforada.

Obtivemos também uma redução no consumo energético, pois reduzindo o volume de escória, conseqüentemente obtém-se um redução no consumo de carvão vegetal, pois será necessário gastar menos energia para aquecer, fundir e levar a escória a temperatura necessária para um bom escoamento.

A proposta de projeto futuro é a migração do modelo de otimização para o sistema de nível 2, permitindo a execução automática do mesmo e a implantação do modelo de otimização, também no alto-forno 1.

Referências

- A. Agrawal, R. S. Singh, and M. K. Singh. Improving the burdening practice by optimization of raw flux calculation in blast furnace burden. *Ironmaking & Steelmaking*, 47(3):271–283, 2020.
- P. G. O. Aguiar et al. Balanço de massa integrado do ferro-gusa entre altos-fornos e aciaria da aperam south america, 2016.
- L. A. Aguirre. *Introdução à identificação de sistemas : técnicas lineares e não-lineares: teoria e aplicação*. Editora UFMG, 2015.
- M. Berkelaar, K. Eikland, P. Notebaert, et al. Ipsolve: Open source (mixed-integer) linear programming system. *Eindhoven U. of Technology*, 63, 2004.
- S. Boyd, S. P. Boyd, and L. Vandenberghe. *Convex optimization*. Cambridge university press, 2004.
- L. Castro, R. Tavares, and R. Sampaio. Apostila termodinâmica metalúrgica. *Belo Horizonte: Departamento de Engenharia Metalúrgica e de Materiais, Escola de Engenharia, UFMG*, 2004.
- E. M. da Silveira Rizzo. *Processo de fabricação de ferro-gusa em alto-forno*. ABM, 2009.
- B. F. Gandra. Desenvolvimento de modelo matemático do fluxo de líquidos no cadinho do alto-forno. 2006.
- A. Gaspar-Cunha, R. Takahashi, and C. H. Antunes. *Manual de computação evolutiva e metaheurística*. Imprensa da Universidade de Coimbra/Coimbra University Press, 2012.
- M. Geerdes, R. Chaigneau, and I. Kurunov. *Modern Blast Furnace Ironmaking: An Introduction (2015)*. Ios Press, 2015.
- F. S. Gomes, J. L. F. Salles, and L. Wasem. A new prediction model for liquid level in blast furnaces based on time series analysis. In *2011 9th IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA)*, pages 772–777. IEEE, 2011.
- I. Griva, S. G. Nash, and A. Sofer. *Linear and nonlinear optimization*, volume 108. Siam, 2009.

- F. S. Hillier and G. J. Lieberman. *Introdução à pesquisa operacional*. McGraw Hill Brasil, 2013.
- G. James, D. Witten, T. Hastie, and R. Tibshirani. *An introduction to statistical learning*, volume 112. Springer, 2013.
- D. G. Luenberger, Y. Ye, et al. *Linear and nonlinear programming*. Springer Science+ Business Media, LLC, 2008.
- L. F. Machado. Modelo de programação linear para otimizar o consumo de matérias-primas em altos-fornos. 2016.
- J. Nocedal and S. Wright. *Numerical optimization*. Springer Science & Business Media, 2006.
- G.-x. Qiu, D.-p. Zhan, Z.-h. Jiang, and H.-s. Zhang. Optimisation of the mgo/al₂o₃ ratio of high-alumina bf slag based on mopso algorithm. *Ironmaking & Steelmaking*, 2017.
- S. S. Rao. *Engineering Optimization: Theory and Practice*. John Wiley & Sons, 2009.
- M. Wu, K. Zhang, J. An, J. She, and K.-Z. Liu. An energy efficient decision-making strategy of burden distribution for blast furnace. *Control Engineering Practice*, 78: 186–195, 2018.
- S. Wu, H. Han, and X. Liu. Mathematical model for blast furnace burden optimization based on the high-temperature reactivity. *ISIJ international*, 50(7):987–993, 2010.
- Y. Yang, Y. Yin, D. Wunsch, S. Zhang, X. Chen, X. Li, S. Cheng, M. Wu, and K.-Z. Liu. Development of blast furnace burden distribution process modeling and control. *Isij International*, pages ISIJINT–2017, 2017.
- Y. Zhang, P. Zhou, and G. Cui. Multi-model based pso method for burden distribution matrix optimization with expected burden distribution output behaviors. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2018.

Anexo A

Equação Fundamental Extraída da Planilha do Excel

```

- 0.0214*D21*DE_B7 + (D133 + E80 - 0.001*D21*DE_I7 +
0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 + (0.03859*B8)/DE_I7 +
(3.228*DE_C7)/DE_I7))/(DE_J7 + 1.0))/AQMP_F9 + (AQMP_C11*(C109 + C110 +
C111 + C112 + C113 - 1.0*C114 + D133 + E80 + E112 - 0.001*D21*DE_I7 -
(1.0*(D133 + E80 - 0.001*D21*DE_I7 + 0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 +
(0.03859*B8)/DE_I7 + (3.228*DE_C7)/DE_I7)))/(DE_J7 + 1.0) +
- 1.0*C65 + E63 - 1.0e-5*D21*DE_I7*DE_K7))/AQMP_I10 + 1.0e-
7*AQMP_C18*AQR_G9*AQR_I12*D21))/E27 +
(0.01*AQMP_I6*DE_C11*(0.01003*B8*D21 - 0.01*AQMP_C15*AQR_H5 -
0.01*AQMP_C17*AQR_H7 - 0.01*AQMP_C14*AQR_H4 - 0.01*AQMP_C12*E69 +
(AQMP_C9*(C123 + C124 + C125 + C126 + C127 - 1.0*C128 + E126 -
0.0214*D21*DE_B7 + (D133 + E80 - 0.001*D21*DE_I7 +
0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 + (0.03859*B8)/DE_I7 +
(3.228*DE_C7)/DE_I7)))/(DE_J7 + 1.0))/AQMP_F9 + (AQMP_C11*(C109 + C110 +
C111 + C112 + C113 - 1.0*C114 + D133 + E80 + E112 - 0.001*D21*DE_I7 -
(1.0*(D133 + E80 - 0.001*D21*DE_I7 + 0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 +
(0.03859*B8)/DE_I7 + (3.228*DE_C7)/DE_I7)))/(DE_J7 + 1.0) +
0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 + (0.03859*B8)/DE_I7 +
(3.228*DE_C7)/DE_I7))/AQMP_G11 + (AQMP_C10*(C60 + C61 + C62 + C63 + C64
- 1.0*C65 + E63 - 1.0e-5*D21*DE_I7*DE_K7))/AQMP_I10 + 1.0e-
7*AQMP_C18*AQR_G9*AQR_I12*D21))/E27 +
(0.01*AQMP_I7*DE_D11*(0.01003*B8*D21 - 0.01*AQMP_C15*AQR_H5 -
0.01*AQMP_C17*AQR_H7 - 0.01*AQMP_C14*AQR_H4 - 0.01*AQMP_C12*E69 +
(AQMP_C9*(C123 + C124 + C125 + C126 + C127 - 1.0*C128 + E126 -
0.0214*D21*DE_B7 + (D133 + E80 - 0.001*D21*DE_I7 +
0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 + (0.03859*B8)/DE_I7 +
(3.228*DE_C7)/DE_I7)))/(DE_J7 + 1.0))/AQMP_F9 + (AQMP_C11*(C109 + C110 +
C111 + C112 + C113 - 1.0*C114 + D133 + E80 + E112 - 0.001*D21*DE_I7 -
(1.0*(D133 + E80 - 0.001*D21*DE_I7 + 0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 +
(0.03859*B8)/DE_I7 + (3.228*DE_C7)/DE_I7)))/(DE_J7 + 1.0) +
0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 + (0.03859*B8)/DE_I7 +
(3.228*DE_C7)/DE_I7))/AQMP_G11 + (AQMP_C10*(C60 + C61 + C62 + C63 + C64
- 1.0*C65 + E63 - 1.0e-5*D21*DE_I7*DE_K7))/AQMP_I10 + 1.0e-
7*AQMP_C18*AQR_G9*AQR_I12*D21))/E27 +
(0.01*AQMP_I8*DE_E11*(0.01003*B8*D21 - 0.01*AQMP_C15*AQR_H5 -
0.01*AQMP_C17*AQR_H7 - 0.01*AQMP_C14*AQR_H4 - 0.01*AQMP_C12*E69 +
(AQMP_C9*(C123 + C124 + C125 + C126 + C127 - 1.0*C128 + E126 -
0.0214*D21*DE_B7 + (D133 + E80 - 0.001*D21*DE_I7 +
0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 + (0.03859*B8)/DE_I7 +
(3.228*DE_C7)/DE_I7)))/(DE_J7 + 1.0))/AQMP_F9 + (AQMP_C11*(C109 + C110 +
C111 + C112 + C113 - 1.0*C114 + D133 + E80 + E112 - 0.001*D21*DE_I7 -
(1.0*(D133 + E80 - 0.001*D21*DE_I7 + 0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 +
(0.03859*B8)/DE_I7 + (3.228*DE_C7)/DE_I7)))/(DE_J7 + 1.0) +
0.001*D21*DE_I7*(0.01*DE_K7 + (0.03859*B8)/DE_I7 +
(3.228*DE_C7)/DE_I7))/AQMP_G11 + (AQMP_C10*(C60 + C61 + C62 + C63 + C64
- 1.0*C65 + E63 - 1.0e-5*D21*DE_I7*DE_K7))/AQMP_I10 + 1.0e-
7*AQMP_C18*AQR_G9*AQR_I12*D21))/AQMP_I10 +
(0.01*AQMP_D4*DE_A11*(0.01003*B8*D21 - 0.01*AQMP_C15*AQR_H5 -
0.01*AQMP_C17*AQR_H7 - 0.01*AQMP_C14*AQR_H4 - 0.01*AQMP_C12*E69 +
(AQMP_C9*(C123 + C124 + C125 + C126 + C127 - 1.0*C128 + E126 - 0.02...
Output truncated. Text exceeds maximum line length of 25.000 characters
for Command Window display.

```

Figura 27 – Equação fundamental.

Anexo B

Análises Químicas para Cálculo do Leito de Fusão

Data: 05/03/2020 08:30:46 Modo: Produção Tipo de Combustível: Carvão

Leito Objetivado: **Análises Químicas** Resultado do Leito Aplicação

Materials

Média por Matéria Prima (%)

Matéria Prima	H2O	Fe_Total	Mn	P	SiO2	CaO	Al2O3	MgO	K2O	Na2O	S	TiO2	ZnO	P2O5	Cr	Cr2O3	FeO
CZG6	0	13.715	0.315	0.8015	33.84	12.825	11.715	3.49	6.1085	1.8495	0	0	0	0	0	0	0
CZI2	0	9.395	0.21	0.4245	30.615	14.69	23.66	2.6	4.6745	1.5375	0	0	0	0	0	0	0
CZI7	0	0	0.54	1.516	24.05	16.43	13.93	5.08	3.2	1.461	0	0	0	0	0	0	0
CZM5	0	13.725	0.315	0.8015	33.84	12.825	11.72	3.49	6.105	1.8495	0	0	0	0	0	0	0
CZM9	0	5.895	0.175	0.637	43.71	9.605	15.435	3.075	6.893	2.0835	0	0	0	0	0	0	0
CZP0	0	46.435	0.665	0.097	18.795	10.62	1.75	3.655	0	0	0	0	0	0	0	0	0
DOLA	0	0	0	0	5.13	29.18	0.58	17.99	0	0	0	0	0	0	0	0	0
HGUA	6.205	51.49	0.03	0.067	20.43	0.67	1.81	0.44	0	0	0	0	0	0	0	0	0
KCA2	3.28	0.175	0	0	1.085	54.555	0.195	0.315	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MMN2	0	5.74	26.17	0	17.02	0	10.38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PBV8	6.765	63.6	0.15	0.03	4.82	2.42	0.91	0.41	0	0	0.008	0.05	0	0	0	0	0
QZO1	2.19	0.58	0	0	96.485	0	0.79	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
INPUT	181.97	1011.2	4.530	0.619	125.04	75.895	19.165	22.904	0.220	0.072	0.111	0.694	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
PERCENTUAL MÁXIMO NO GUSA		0.385	0.059									0.001					

Redutores

Média por Redutor (%)

Matéria Prima	Carbono Fixo	Cinza	Enxofre	Umidade	Voláteis
CAM9	77.8375	1.3775	0	11.297	0
CGR8	77.8375	1.3775	0	11.297	0
CIN0	68.2625	8.3975	0	3.915	0
CME5	77.8375	1.3775	0	11.297	0
CMFF	77.8375	1.3775	0	11.297	0

Figura 28 – Análises químicas das matérias primas.