

**UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS – UNISINOS  
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO  
NÍVEL MESTRADO**

**JOÃO EDUARDO SAMPAIO BRASIL**

**VARIÁVEIS SISTEMICAMENTE PREVALENTES PARA A EFICIÊNCIA  
TÉCNICA: AVALIAÇÃO DA OPERAÇÃO DE UM FORNO DE  
REaquecimento NO SETOR SIDERÚRGICO**

**SÃO LEOPOLDO  
2018**

JOÃO EDUARDO SAMPAIO BRASIL

VARIÁVEIS SISTEMICAMENTE PREVALENTES PARA A EFICIÊNCIA  
TÉCNICA: AVALIAÇÃO DA OPERAÇÃO DE UM FORNO DE REAQUECIMENTO  
NO SETOR SIDERÚRGICO

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS.

Orientador: Dr. Daniel Pacheco Lacerda  
Coorientadora: Prof. Dr. Maria Isabel Wolf Motta Morandi

São Leopoldo

2018

B823v      Brasil, João Eduardo Sampaio

Variáveis sistemicamente prevalentes para a eficiência técnica: avaliação da operação de um forno de reaquecimento no setor siderúrgico / por João Eduardo Sampaio Brasil. – 2018.

222 f. : il. ; 30 cm.

Dissertação (mestrado) — Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, São Leopoldo, RS, 2018.

Catálogo na Publicação:

Bibliotecário Alessandro Dietrich - CRB 10/2338

JOÃO EDUARDO SAMPAIO BRASIL

VARIÁVEIS SISTEMICAMENTE PREVALENTES PARA A EFICIÊNCIA  
TÉCNICA: AVALIAÇÃO DA OPERAÇÃO DE UM FORNO DE REAQUECIMENTO  
NO SETOR SIDERÚRGICO

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS.

Aprovado em \_\_\_\_/\_\_\_\_\_/2018.

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda – Orientador – PPGE UNISINOS

---

Prof. Dra. Maria Isabel Wolf Motta Morandi – Coorientadora – UNISINOS

---

Prof. Dra. Débora Oliveira da silva – PPGE UNISINOS

---

Prof. Dr. Douglas Rafael Veit – UNISINOS

---

Prof. Dr. Miguel Afonso Sellitto – PPGE UNISINOS

---

Prof. Dr. Ricardo Augusto Cassel – PPGE UFRGS

*Dedico este trabalho à minha família, à minha  
noiva, aos amigos e a todos aqueles que me  
apoiaram durante todo o período da pós-  
graduação.*

## AGRADECIMENTOS

Neste ciclo que se encerra, marcado por batalhas, esforços, superação e mistura de emoções, aprendi muito, obtive novas experiências e enfrentei desafios, vencendo vários e me frustrando com outros. O certo é que cada um tem motivação próprias para fazer escolhas e seguir em frente por aquilo que acredita. Aprendi a ser mais resiliente, aceitar críticas, baixar a cabeça e trabalhar, aprendi de forma figurada a cair e me reerguer, aceitei desafios e me desafiei.

Cada um escreve a sua própria história. Os que estão próximos de mim sabem o quanto batalhei e me dediquei para atingir meus objetivos. Foram noites e dias dedicados à pesquisa, diversos compromissos e momentos de lazer deixados de lado, mas tudo valeu, pois sonhei, acreditei e sempre busquei aquilo que propus. Contudo, nada se realiza sozinho.

Agradeço a Deus pelas oportunidades, e também agradeço a todos os que estiveram ao meu lado durante esse período, me apoiando ou apenas compreendendo meus motivos.

Agradeço à minha noiva, Tatiane, por toda compreensão e apoio. À minha mãe, Gená, agradeço por toda preocupação e incentivo, estendendo esse agradecimento a toda a minha família. Agradeço à minha sogra, Marlene, pelo apoio e, principalmente, ao meu sogro José, pela parceria e amizade.

Agradeço aos colegas de trabalho e amigos por todo o suporte. Agradeço ao amigo Secundino, pelo incentivo para que eu seguisse estudando e por todas as dicas. Agradeço muito ao meu orientador, professor Dr. Daniel Pacheco Lacerda, por me direcionar, criticar, apoiar e me proporcionar o acesso a um ensino de alto nível. Agradeço à minha coorientadora, professora Dra. Maria Isabel Wolf Motta Morandi, pelas dicas, paciência e pelo conhecimento transmitido. Agradeço ao amigo Fábio Antonio Sartori Piran, pelo apoio na elaboração da pesquisa, assim como agradeço aos colegas de Mestrado por toda a parceria.

Por fim, vislumbrei o infinito, chegando o mais alto que pude, fazendo o melhor, indo além, o que me proporciona o sentimento de dever cumprido e uma imensa gratidão e orgulho por tudo o que conquistei e vivi.

## RESUMO

O Brasil precisa de um setor siderúrgico eficiente e competitivo para enfrentar a concorrência externa. A siderurgia é um ramo da metalurgia responsável pela fabricação do aço, e dentre os processos produtivos do setor, destaca-se o processo de laminação do aço, que utiliza fornos de reaquecimento. Esta pesquisa emprega a modelagem com as técnicas do Pensamento Sistêmico e da Dinâmica de Sistemas na formulação de um modelo computacional no contexto dos fornos de reaquecimento. A partir da validação do modelo, são utilizadas a Análise Envoltória de dados, para avaliar a eficiência técnica, e a regressão Tobit, para identificar variáveis estatisticamente significantes. Essas variáveis são usadas para definição dos cenários simulados. Posteriormente, as eficiências dos cenários são avaliadas por meio de estatística descritiva. Também são avaliados alvos e folgas e é testada a hipótese de igualdade da média com o teste de Welch e Post-Hoc Kruskal-Wallis. Finalmente, é realizada a análise explicativa e, com a aplicação da técnica computacional da Rede Neural Artificial, são identificadas as variáveis prevalentes da eficiência técnica do forno de reaquecimento. Tal estudo possibilita e estimula o planejamento, a gestão e a tomada de decisão a partir da análise das melhores opções. Permite, ainda, a tomada de ações com base no conhecimento prévio, contribuindo para iniciativas pontuais e focadas na competitividade.

**Palavras-chave:** Dinâmica de Sistemas. Forno de Reaquecimento. Pensamento Sistêmico. Regressão Tobit. Rede Neural Artificial.

## ABSTRACT

Brazil needs an efficient and competitive steel sector to face external competition. The siderurgy is a branch of metallurgy responsible for steelmaking, and among the productive processes in the industry the steelmaking process that uses the reheating furnaces can be highlighted. This research employs the modeling with the techniques of Systemic Thinking and Systems Dynamics in the formulation of a computational model in the context of reheating furnaces. Then, using the validated model, Data Envelopment Analysis was used, evaluating the technical efficiency and the use of the Tobit regression of statistically significant variables. These variables are used to define the simulated scenarios. Subsequently, the scenarios efficiencies were evaluated by means of descriptive statistics, evaluated targets and backlash and tested the hypothesis of equality of the average with the test of Welch and Post-Hoc Kruskal-Wallis. Finally, the explanatory analysis and identified with the application of the computational technique of the Artificial Neural Network are the prevalent variables of the technical efficiency of the reheating furnace. This study enables and stimulates planning, management and decision making based on the analysis of the best options and allows the taking of actions based on previous knowledge, and thus contributes to specific initiatives focused on competitiveness.

**Keywords:** Systems Dynamics. Reheating Furnace. Systemic thinking. Regression Tobit. Artificial Neural Network.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Desenho de pesquisa.....	21
Figura 2: Busca e elegibilidade de pesquisa .....	27
Figura 3: Decisão e Feedback de informação .....	37
Figura 4: Modelo de sistema de estoques e fluxos .....	38
Figura 5: Base de dados mentais e conteúdo decrescente de bases de dados escritas e numéricas .....	40
Figura 6: Fronteiras produtivas e eficiência técnica .....	41
Figura 7: Produtividade, eficiência técnica e economias de escala.....	41
Figura 8: Modelos DEA e aplicações.....	45
Figura 9: Estratégia para a condução de pesquisas científicas .....	57
Figura 10: Etapas para condução do estudo de caso .....	58
Figura 11: Método de trabalho .....	60
Figura 12: Estrutura sistêmica.....	78
Figura 13: Enlace reforçador R1 .....	79
Figura 14: Enlace reforçador R2 .....	80
Figura 15: Enlace Balanceador B1 .....	80
Figura 16: Setor do tempo disponível.....	82
Figura 17: Setor do Mix de produção .....	83
Figura 18: Setor cálculo de peças por Mix produzido .....	84
Figura 19: Setor cálculo volume em mm <sup>3</sup> de aço.....	85
Figura 20: Setor cálculo de toneladas de aço produzido .....	86
Figura 21: Setor de necessidade térmica kcal por hora .....	87
Figura 22: Setor de necessidade de volume de gás em Nm <sup>3</sup> .....	88
Figura 23: Setor do calor introduzido pelo aço .....	89
Figura 24: Setor do calor introduzido pela queima completa do gás.....	89
Figura 25: Setor do calor introduzido pela temperatura do ar de combustão .....	90
Figura 26: Setor do calor introduzido pela temperatura do gás.....	91
Figura 27: Setor do calor introduzido pela formação de carepa .....	92
Figura 28: Setor da perda de calor pela parede .....	93
Figura 29: Setor da perda de calor pelo teto .....	94
Figura 30: Setor da perda de calor pela soleira.....	95
Figura 31: Setor da perda de calor pela água de refrigeração .....	96

Figura 32: Setor da perda de calor pela porta .....	97
Figura 33: Setor da perda de calor pela chaminé .....	98
Figura 34: Setor do cálculo da eficiência térmica .....	99
Figura 35: Setor do cálculo da produtividade .....	100
Figura 36: Setor do cálculo do peso médio .....	101
Figura 37: Setor do consumo de gás da zona de pré-aquecimento .....	102
Figura 38: Setor do consumo de gás da zona de aquecimento.....	102
Figura 39: Setor do consumo de gás da zona de encharque .....	103
Figura 40: Setor do consumo de gás durante interrupções.....	104
Figura 41: Setor do consumo de gás total .....	104
Figura 42: Setor de planejamento da produção .....	105

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Bases e critérios de pesquisa sobre eficiência em fornos de reaquecimento .....	25
Quadro 2: Estudos incluídos na pesquisa .....	28
Quadro 3: Técnicas de cálculo de eficiência e produtividade.....	42
Quadro 4: Profissionais da empresa consultados.....	66
Quadro 5: Seleção das variáveis do modelo DEA .....	67
Quadro 6: Variáveis selecionadas para o modelo DEA.....	68
Quadro 7: Pressupostos para o teste de regressão Tobit.....	70
Quadro 8: Identificação das variáveis .....	119
Quadro 9: Variáveis relacionadas ao modelo de Dinâmica de Sistemas.....	154

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Evolução das publicações sobre Eficiência em fornos de reaquecimento .....	26
Tabela 2: Análise de correlação das variáveis.....	74
Tabela 3: Análise de correlação das variáveis.....	75
Tabela 4: Análise de correlação das variáveis.....	76
Tabela 5: Teste de normalidade da produção de toneladas de aço .....	106
Tabela 6: Teste de normalidade do consumo de m <sup>3</sup> de gás natural .....	108
Tabela 7: Cenário base.....	111
Tabela 8: Análise de pressupostos para a regressão Tobit .....	115
Tabela 9: Multicolinearidade .....	117
Tabela 10: Modelo Tobit - Cenário base .....	117
Tabela 11: Cenários de simulação .....	120
Tabela 12: Cenários de simulação .....	120
Tabela 13: Estatística descritiva.....	122
Tabela 14: Intervalo de confiança das médias.....	124
Tabela 15: Teste de Welch (Modelo Heterocedástico) .....	125
Tabela 16: Teste Kruskal-Wallis.....	126
Tabela 17: Tabela dos Agrupamentos.....	127
Tabela 18: Resumo de processamento do caso da eficiência técnica .....	128
Tabela 19: Importância da variável independente da eficiência técnica .....	129
Tabela 20: Avaliação comparativa do volume de produção .....	131
Tabela 21: Resumo de processamento do caso do volume de produção.....	132
Tabela 22: Importância da variável independente do volume de produção .....	133
Tabela 23: Avaliação comparativa do consumo de gás e eficiência térmica ....	135
Tabela 24: Resumo de processamento do caso da eficiência térmica .....	136
Tabela 25: Importância da variável independente da eficiência térmica .....	137
Tabela 26: Teste t para definição do tamanho da amostra da variável produção (ton).....	181
Tabela 27: Teste t para definição do tamanho da amostra da variável consumo de gás m <sup>3</sup> .....	184
Tabela 28: Análise de alvos e folgas do cenário atua.....	187
Tabela 29: Cenário base.....	191

Tabela 30: Cenário DISP50 .....	192
Tabela 31: Cenário DISP75 .....	193
Tabela 32: Cenário DISP100 .....	194
Tabela 33: Cenário MIX100-0 .....	195
Tabela 34: Cenário MIX0-100 .....	196
Tabela 35: Cenário MIX50-50 .....	197
Tabela 36: Cenário PCHR25-20.....	198
Tabela 37: Cenário PCHR25-15.....	199
Tabela 38: Cenário PCHR46-20.....	200
Tabela 39: Cenário COMP5000 .....	201
Tabela 40: Cenário COMP6650 .....	202
Tabela 41: Cenário COMP8300 .....	203
Tabela 42: Cenário T100 .....	204
Tabela 43: Cenário T200 .....	205
Tabela 44: Cenário T300 .....	206
Tabela 45: Cenário SEC158-240 .....	207
Tabela 46: Cenário SEC160-240 .....	208
Tabela 47: Cenário SEC168-240 .....	209
Tabela 48: Tabela de Comparações Múltiplas - FWER (Comparação Múltipla)	210

## LISTA DE SIGLAS

BCC	Banker, Charles Cooper
CCR	Charnes, Cooper and Rhodes
CRS	Constant Returns to Scale (Retorno Constante de Escala)
DEA	Data Envelopment Analysis (Análise Envoltória de Dados)
DMU	Decision Making Unit (Unidades de Tomada de Decisão)
FDM	Finite Difference Method (Método de Diferença Finita)
VRS	Variable Returns to Scale (Retorno Variável de Escala)

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>15</b>
1.1 OBJETO E PROBLEMA DE PESQUISA.....	17
1.2 OBJETIVOS.....	23
<b>1.2.1 Objetivo Geral</b> .....	<b>23</b>
<b>1.2.2 Objetivos Específicos</b> .....	<b>23</b>
1.3 JUSTIFICATIVA.....	23
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO .....	31
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>33</b>
2.1 DINÂMICA DE SISTEMAS .....	33
<b>2.1.1 Conceitos Básicos de Dinâmica de Sistemas</b> .....	<b>34</b>
<b>2.1.2 Modelagem e Simulação</b> .....	<b>38</b>
2.2 PRODUTIVIDADE E EFICIÊNCIA .....	40
<b>2.2.1 Eficiência</b> .....	<b>42</b>
<b>2.2.2 Análise Envolvória de Dados</b> .....	<b>43</b>
<b>2.2.3 Orientação dos Modelos</b> .....	<b>45</b>
<b>2.2.4 Modelo Retorno Constante de Escala (CCR)</b> .....	<b>46</b>
<b>2.2.5 Modelo Retorno Variável de Escala (BCC ou VRS)</b> .....	<b>49</b>
<b>2.2.6 Variáveis</b> .....	<b>51</b>
2.3 REVISÃO DA LITERATURA SOBRE EFICIÊNCIA EM FORNOS DE REAQUECIMENTO.....	52
<b>3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS</b> .....	<b>56</b>
3.1 DELINEAMENTO DA PESQUISA.....	56
3.2 MÉTODO DE TRABALHO.....	59
3.3 UNIDADE DE CONTEXTO.....	64
3.4 COLETA DE DADOS .....	65
3.5 ANÁLISE DOS DADOS.....	68
<b>4 MODELO DE DINÂMICA DE SISTEMAS</b> .....	<b>73</b>
4.1 MODELO CONCEITUAL.....	73
4.2 MODELO COMPUTACIONAL .....	81
4.3 VALIDAÇÃO DO MODELO .....	106
<b>5 ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DO FORNO</b> .....	<b>110</b>
5.1 EFICIÊNCIA ATUAL.....	110
5.2 ANÁLISE DE FOLGAS E ALVOS DO CENÁRIO ATUAL .....	113
<b>6 ANÁLISE DAS VARIÁVEIS PREVALENTES</b> .....	<b>115</b>
6.1 ANÁLISE COMPARATIVA DOS CENÁRIOS .....	121
6.2 REDE NEURAL ARTIFICIAL DA EFICIÊNCIA TÉCNICA.....	127
6.3 ANÁLISE EXPLICATIVA DOS VOLUME DE PRODUÇÃO.....	130
<b>6.3.1 Análise Comparativa do Volume de Produção dos Cenários</b> .....	<b>130</b>
<b>6.3.2 Rede Neural Artificial do Volume de Produção</b> .....	<b>132</b>

6.4 ANÁLISE EXPLICATIVA DA EFICIÊNCIA TÉRMICA.....	134
6.4.1 Análise Comparativa do Consumo de Gás Eficiência Térmica.....	134
6.4.2 Rede Neural Artificial da Eficiência Térmica .....	136
7 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS .....	139
7.1 CONTRIBUIÇÕES DOS RESULTADOS PARA A EMPRESA .....	139
7.2 CONTRIBUIÇÕES DOS RESULTADOS PARA A TEORIA .....	140
8 CONCLUSÕES.....	142
REFERÊNCIAS .....	145
APÊNDICE A - PROTOCOLO PARA REVISÃO SISTEMÁTICA.....	152
APÊNDICE B - VARIÁVEIS RELACIONADAS AO MODELO DE DINÂMICA DE SISTEMAS .....	154
APÊNDICE C - DEFINIÇÃO DO TAMANHO DE AMOSTRA VARIÁVEL PRODUÇÃO.....	181
APÊNDICE D - DEFINIÇÃO DO TAMANHO DE AMOSTRA VARIÁVEL CONSUMO DE GÁS.....	184
APÊNDICE E - ANÁLISE DE ALVOS E FOLGAS DO CENÁRIO ATUA.....	187
APÊNDICE F - CENÁRIO BASE .....	191
APÊNDICE G - CENÁRIO DISP50.....	192
APÊNDICE H - CENÁRIO DISP75.....	193
APÊNDICE I - CENÁRIO DISP100 .....	194
APÊNDICE J - CENÁRIO MIX100-0 .....	195
APÊNDICE K - CENÁRIO MIX0-100.....	196
APÊNDICE L - CENÁRIO MIX50-50 .....	197
APÊNDICE M - CENÁRIO PCHR25-20.....	198
APÊNDICE N - CENÁRIO PCHR25-15 .....	199
APÊNDICE O- CENÁRIO PCHR46-20.....	200
APÊNDICE P - CENÁRIO COMP5000.....	201
APÊNDICE Q - CENÁRIO COMP6650 .....	202
APÊNDICE R - CENÁRIO COMP8300.....	203
APÊNDICE S - CENÁRIO T100.....	204
APÊNDICE T - CENÁRIO T200 .....	205
APÊNDICE U - CENÁRIO T300.....	206
APÊNDICE V - CENÁRIO SEC158-240 .....	207
APÊNDICE W - CENÁRIO SEC160-240 .....	208
APÊNDICE X - CENÁRIO SEC168-240 .....	209
APÊNDICE Y – COMPARAÇÃO MÚLTIPLA .....	210
APÊNDICE Z - VISÃO GERAL DO MODELO DE DINÂMICA DE SISTEMAS. 219	



## 1 INTRODUÇÃO

A gestão de desempenho das empresas deve ser orientada ao aprimoramento da produtividade. (RATHORE et al., 2005). A produtividade pode ser definida como a transformação de recursos de entrada em resultados, e sua gestão deve conduzir a empresa ao aumento dos retornos econômicos. (GRÖNROOS; OJASALO, 2004). Essa transformação é obtida pela relação entre a produção resultante de uma atividade e os insumos utilizados (SILVER; BENNETT, 1986), sendo que as condições de trabalho impactam o custo da produção (STEENHUIS; BRUIJN, 2006) e os preços dos produtos, resultando em incremento ou redução da competitividade. (SIGGLE, 2001).

A produtividade é orientada por paradigmas de produção que se baseiam em quantidades padronizadas e na mensuração de unidades identificadas. (NACHUM, 1999). Em matéria da Revista Exame de 2017, Caleiro (2017) argumenta que, entre 1981 e 1990, a produtividade por trabalhador no Brasil caiu 2%, em média, por ano. De 1991 a 2000, a produtividade subiu 1,6% anualmente. Esse índice continuou positivo entre 2001 e 2010, aumentando em um ritmo de 1,2% ao ano. Entre 2011 e 2016, o percentual voltou a ser negativo, com queda média de 1,1% ao ano. Os dados contrastam com o período de 1950 a 1980, quando a produtividade do trabalho cresceu a uma média anual de 3,5%, tornando-se o principal fator responsável pelo crescimento expressivo da renda per capita do país (3,9% por ano, em média). Contudo, a partir da década de 1980, a produtividade estagnou. Dentre os fatores relevantes para esse cenário pode-se citar a reduzida adoção de tecnologias e as distorções tributárias, que levam a uma alocação ineficiente de recursos. (CALEIRO, 2017).

Assim como a produtividade, a eficiência relacionada aos insumos e à produção são questões a serem examinadas. (DONG, 2011). Contudo, esses estudos, por vezes, se tornam complexos, tendo em vista que o processo de manufatura envolve questões dinâmicas e deve considerar aspectos amplos em termos de tempo e escopo, e não levar em conta apenas decisões estáticas independentes. (ADAMIDES; POMONIS, 2009).

Nesse contexto está inserido o setor siderúrgico. O Brasil precisa de um setor siderúrgico eficiente e competitivo para enfrentar a concorrência externa. Dos mais de 700 milhões de toneladas de capacidade ociosa do setor siderúrgico do mundo, a

China é responsável por 400 milhões, e em função disso, o governo do país sustenta aproximadamente USD\$ 20 bilhões de dólares/ano em subsídios ao setor, acarretando em oferta de preços predatórios do produto. (NETTO, 2017). Além disso, o setor siderúrgico, no Brasil, sofre com a queda da demanda interna e com o impacto do custo Brasil, cujo governo retirou a isonomia competitiva e impôs uma ociosidade de cerca de 40%. (NETTO, 2017).

A siderurgia é um ramo da metalurgia responsável pela fabricação do aço e, dentre os processos produtivos do setor, destaca-se o processo de laminação do aço, que utiliza fornos de reaquecimento. (DUBEY; AGARWAL; SRINIVASAN, 2016). O reaquecimento tem como objetivo reduzir a resistência das peças antes do processo de laminação a quente, facilitando a conformação. (HUANG; WU; CHEN, 2016). O aquecimento é necessário para que o aço apresente uma plasticidade adequada tanto no início quanto no fim do processo de laminação. (RIZZO, 2007). A temperatura das peças aquecidas tem relação direta com o processo de laminação, influenciando o torque, a potência e a velocidade exigidos para a execução do processo de laminação, além de intervir na geração de defeitos superficiais, na formação da microestrutura, em propriedades físicas e no acabamento do produto final. (GONÇALVES, 2011).

Mediante os fatores presentes no processo de reaquecimento de peças para laminação, o gerenciamento do maior número possível de variáveis é determinante para a qualidade do aquecimento e a tomada de decisões. (GONÇALVES, 2011). Estudos recentes com foco no processo de reaquecimento se concentram em temas como eficiência energética e balanço de massa, utilizando como técnicas a modelagem computacional (TUCKER; WARD, 2012; KANGVANSKOL; TANGTHIENG, 2014; JIAN-GUO et al., 2015; TANG et al., 2017), a simulação numérica (HAN; CHANG, 2012), os métodos de otimização de programação, o agendamento para redução do tempo de espera do processo de fundição, o reaquecimento do produto (CHAOJUN; GUIDO, 2012) e os modelos de transferência de calor. (DUBEY; AGARWAL; SRINIVASAN, 2016). Contudo, os referidos estudos se limitam a avaliar a operação de reaquecimento, visando à redução do consumo de gás, à avaliação da eficiência térmica e ao monitoramento da transferência de calor, ignorando a influência de variáveis do processo de reaquecimento, como seção das peças e interrupções do processo, como manutenção, setup e curvas de aquecimento das peças. Além disso, outros fatores como produtividade e mix de

produção não são relacionados nos estudos sobre eficiência dos fornos de reaquecimento encontrados nas bases e analisados no âmbito desta pesquisa.

Tendo em vista o contexto apresentado, entende-se que é necessário avançar em pesquisas que considerem o sistema de reaquecimento como um todo. Na próxima seção, são apresentados o objeto de estudo e o problema de pesquisa.

## 1.1 OBJETO E PROBLEMA DE PESQUISA

A empresa em que será realizado este estudo é uma siderúrgica com atuação nacional e internacional. Tem como principais clientes organizações integrantes da cadeia do setor automobilístico e agrícola. A empresa é classificada como uma usina semi-integrada, produtora de aços longos, concebidos para o processo de refino e laminação do aço.

O processo de laminação consiste na conformação do aço aquecido. A conformação é obtida pela passagem das peças entre cilindro de laminação. Esses cilindros são formados por ferro fundido, com canais usinados que permitem a passagem da peça. Por meio da rotação dos cilindros, a peça é comprimida, ganhando forma e alongamento para atender às especificações dos clientes.

O processo de laminação é formado por operações, dentre as quais está o reaquecimento e corte das peças nas dimensões requeridas pelo cliente. Os fornos de reaquecimento são amplamente utilizados em grandes fábricas de aço (WANG et al., 2016) em operação importante na fabricação do produto. (TANG et al., 2017). São responsáveis por extenso consumo de energia nos processos industriais. (TUCKER; WARD, 2012; DUBEY; AGARWAL; SRINIVASAN, 2016).

O processo de reaquecimento incide no enformamento, aquecimento e desenformamento das peças. Estas são aquecidas a uma temperatura adequada ao processo, sendo o calor gerado pela combustão de queimadores. (KANGVANSKOL; TANGTHIENG, 2014). O gás de combustão é queimado em câmaras vedadas; o suprimento de ar é regulado e os gases de escape são descarregados em canais e chaminé para a atmosfera. Um demasiado tempo de permanência das peças no forno reduz a eficiência de aquecimento, ao passo que um curto tempo não satisfaz a qualidade de aquecimento necessária. (HAN; CHANG, 2012).

Os aspectos ligados a tempo e temperatura de reaquecimento têm impacto no

consumo de energia. Por isso, recentemente, a economia de energia tem se tornado uma das principais preocupações dos fabricantes de aço. Ademais, sob o ponto de vista da redução das emissões de CO<sub>2</sub>, a importância da economia de energia tornou-se ainda maior. (YAMAMOTO; TOKUNAGA, 2012). Em geral, a perda de calor do forno de reaquecimento ocorrer por vários mecanismos, que incluem a perda de gases de combustão (KANGVANSKOL; TANGTHIENG, 2014), de modo que a complexidade dos mecanismos de combustão é um fator determinante para a operação eficiente. (WANG et al., 2016).

As características dinâmicas e o efeito de interação entre diferentes zonas de aquecimento são desafios para o processo. (JIAN-GUO et al., 2015). Além disso, o controle do excesso de ar é uma questão que influencia a eficiência energética de um forno de reaquecimento. (KIM; RYU; LEE, 2013). Uma vez que um forno é equipado com moderna tecnologia para reduzir o consumo de energia, o próximo passo na eficiência energética é a recuperação de calor. (BORN; GRANDERATH, 2012).

Considerando a escala e a importância dos fornos de reaquecimento de aço, uma melhoria no processo de transferência de calor por radiação pode levar a um incremento nos rendimentos de produção ou a uma redução no consumo de gás combustível. (KLAMKLANG et al., 2015). Tais melhorias na eficiência do reaquecimento podem se traduzir em economia às siderúrgicas, visto que a redução de consumo de combustível diminui os custos do processo (TANG et al., 2017), as emissões de CO<sub>2</sub> e os custos operacionais. (TUCKER; WARD, 2012).

O processo de reaquecimento é complexo e apresenta variáveis inter-relacionadas. Na empresa foco deste estudo, a eficiência é avaliada com base no histórico, no benchmarking externo de outras unidades produtivas e em análises de dados técnicos, e mediante esses dados são evidenciadas disparidades para a tomada de decisão. No entanto, ao avaliar a eficiência entre as unidades, não são considerados aspectos como diferença entre os processos e características dos fornos, de modo que as conclusões da eficiência comparativa entre as unidades são parciais. Da mesma forma, o método da empresa avalia unicamente o consumo de gás, a produtividade do forno e a eficiência térmica, não considerando a relação entre as variáveis, de modo a determinar a influência combinada dos elementos sobre a eficiência técnica do processo. Tal conduta dificulta a decisão focada no processo de melhoria.

A falta de critérios explícitos e da lógica de relação entre as variáveis limita a compreensão da operação do forno. As ações estratégicas são tomadas com base em critérios pré-estabelecidos, por vezes limitados pelo conhecimento tácito. Assim, as ações estão sujeitas a modelos mentais dos tomadores de decisão, de modo que as resoluções podem implicar em efeitos colaterais inesperados. Além disso, os critérios utilizados pela empresa limitam a identificação de pontos de alavancagem e de variáveis que potencializam a eficiência, ou seja, que conduzam o forno de reaquecimento aos melhores níveis de produção, estabelecendo a quantidade de insumos por meio do método de avaliação de Benchmarking.

No contexto atual, a empresa busca operar o forno de maneira a atender a demanda. Uma limitação prática do método de avaliação consiste na decisão da maneira mais eficiente de operar o forno de reaquecimento em demanda reduzida. O método utilizado pela empresa não possibilita responder adequadamente a essa questão devido à complexidade da relação existente entre as variáveis.

Pesquisas vêm sendo desenvolvidas para avaliar a eficiência dos fornos de reaquecimento. Contudo, esses estudos se concentram em modelagem e simulação e em cálculos matemáticos. Além da concentração das técnicas, outras limitações podem ser destacadas nos estudos analisados. Tucker e Ward (2012), em sua pesquisa, não avaliam o forno em condição de operação. Estudos elaborados por autores como Ageno et al. (2002), Kiliç et al. (2014), Kangvanskol e Tangthieng (2014), Jang, Lin e Lee (2014), Han e Chang (2012) e Dubey, Agarwal e Srinivasan (2016) não abordam a relação sistêmica de variáveis adjacentes que atuam no processo e que impactam a eficiência da operação do forno de reaquecimento. Em resumo, o trabalho de Tang et al. (2017) versa sobre a redução do consumo de combustível, enquanto as pesquisas de Dubey, Agarwal e Srinivasan (2016) e Kiliç et al. (2014) tratam a eficiência térmica. A emissão de gases é assunto discutido por Kangvanskol e Tangthieng (2014), Ageno et al. (2002) e Tucker e Ward (2012), e o comportamento dos gases de combustão é abordado por Wang et al. (2016), Jang, Lin e Lee (2014). A relação de ar/gás na operação de reaquecimento é foco da pesquisa de Jian-Guo et al. (2015).

Considerando as características e os contextos de pesquisa, Jian-Guo et al. (2015) e Wang et al. (2016) objetivam adequar a temperatura a pontos de ajustes pré-estabelecidos, não avaliando folgas e melhores práticas. Tang et al. (2017), apesar de apresentarem soluções significativas para o processamento de dados no

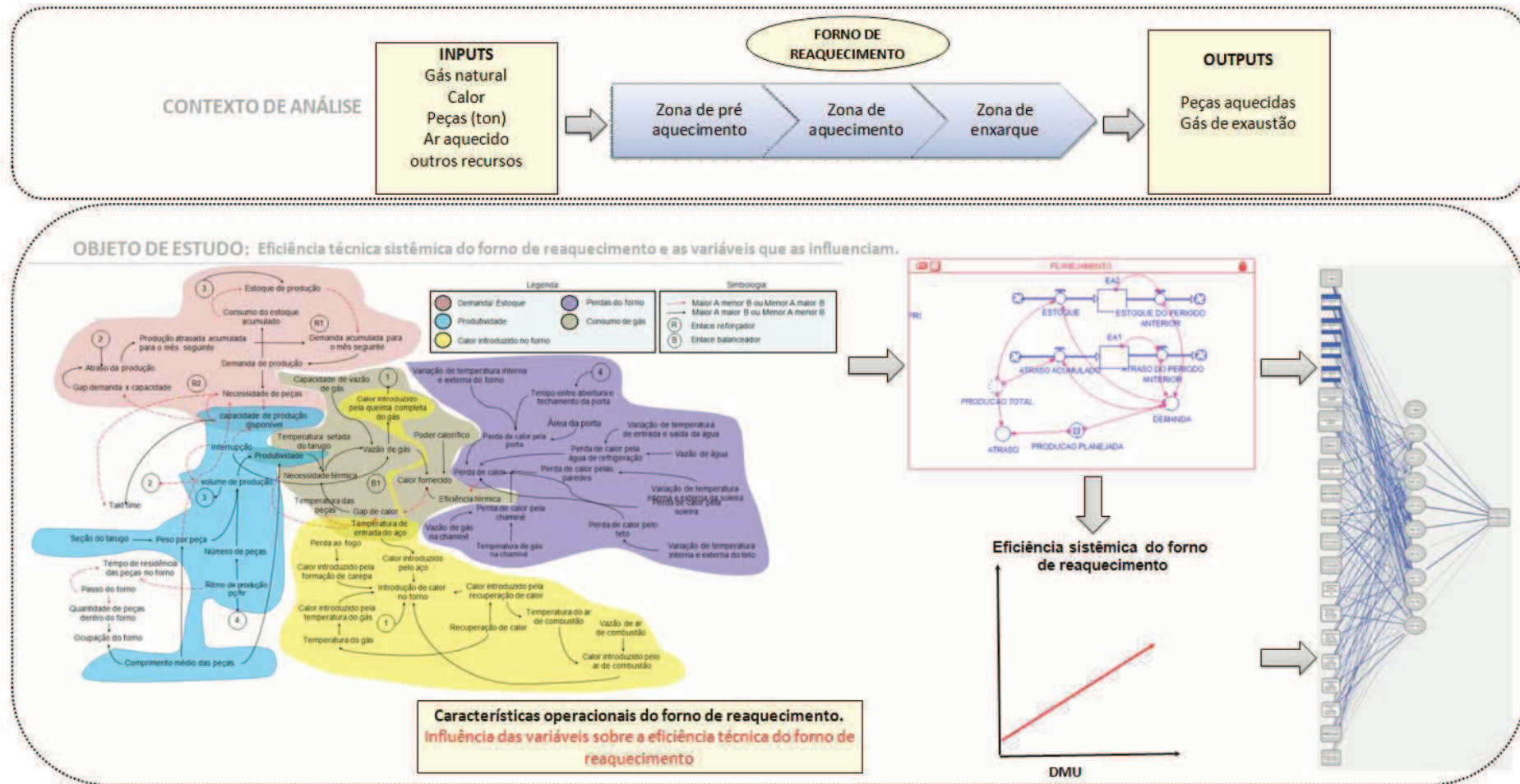
sentido de prever temperaturas durante a operação de reaquecimento, não fundamentam seus argumentos. Eles destacam que os problemas oriundos da velocidade de processamento de modelos de simulação são fatores relevantes em estudos de modelagem e simulação aplicados às operações de reaquecimento.

Diante disso, percebe-se que os trabalhos desenvolvidos para avaliar a eficiência no processo de reaquecimento possuem limitações. Dentre as principais limitações, destaca-se: i) inexistência de uma avaliação sistêmica das variáveis atuantes no processo que contribuem para a redução do consumo de gás e para a eficiência do processo de reaquecimento; ii) avaliação da eficiência energética e térmica relacionada a aspectos da produtividade e eficiência técnica dos laminadores iii) limitação dos modelos e simulações apresentados nas pesquisas analisadas, que se baseiam em pontos de ajustes pré-estabelecidos não avaliando folgas e melhores práticas com medição da relação de *inputs* e *outputs*.

A partir do problema apresentado, a Figura 1 contextualiza o desenho de pesquisa. Para maior entendimento dessa imagem, cabe destacar a lógica de interpretação da Estrutura Sistêmica. Conforme Andrade et al. (2006), a Estrutura Sistêmica demonstra as relações de causa e efeito, marcadas na Figura 1 pelas linhas tracejadas, que indicam relação inversa: quanto maior é um, menor é o outro, e vice-versa. Isso significa que as variáveis e suas relações de causa e efeito são diretamente ou inversamente proporcionais.

Os elementos que compõem a Estrutura Sistêmica desenvolvida na pesquisa foram definidos de acordo com os problemas de pesquisa e relacionados aos termos apresentados na literatura. Eles são importantes porque conscientizam para a realidade do problema. Trata-se de aspectos que compõem a relação sistêmica da eficiência do forno de reaquecimento, assim como fatores que os impactam, cujas relações balanceadoras ou reforçadoras comprometem a eficiência. Dessa forma, a Estrutura Sistêmica preliminar apresenta a complexidade envolvida no desenho de pesquisa, representando as circularidades que envolvem o objeto de pesquisa, a saber, a eficiência sistêmica do forno de reaquecimento e as variáveis que a influenciam.

Figura 1: Desenho de pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor.

O desenho de pesquisa exposto na Figura 1 é composto por dois blocos: contexto de análise e objeto de estudo. O contexto de análise se refere à operação do forno de reaquecimento da empresa estudada. A operação do forno consiste em três etapas: pré-aquecimento, aquecimento e encharque. O pré-aquecimento é a primeira etapa do processo. As peças em temperatura ambiente são enforadas e, por meio da combustão do gás natural, começam a ser aquecidas por um processo de convecção. Essa é a zona que mais consome energia no processo de reaquecimento. A zona de aquecimento é a etapa intermediária. Nessa fase ocorre um acréscimo da temperatura por convecção e a radiação das chamas dos queimadores e das paredes refratárias. É a etapa que fornece maior quantidade de calor às peças. A etapa de encharque consiste na homogeneização da temperatura na superfície e no núcleo das peças. Nessa fase, a temperatura é elevada a um nível considerado ideal para o processo de laminação. A troca de temperatura, assim como a etapa de aquecimento, ocorre por convecção e radiação.

A operação do forno é composta por entradas (*inputs*) que são processadas e transformadas em saídas (*outputs*). As entradas podem ser consideradas os insumos necessários para atender às condições que levam a peça a atingir uma temperatura adequada para entrar no processo de laminação e atender aos pedidos dos clientes. Nesse caso, relacionam-se a: i) gás natural; ii) ar aquecido; iii) peças (ton.); e iv) calor. As saídas podem ser consideradas o resultado do processo de reaquecimento, a saber: i) peças aquecidas; e ii) perdas relacionadas à eficiência energética. Maiores detalhes sobre a operação da empresa estudada são explicitadas posteriormente.

O segundo bloco apresentado na Figura 1, objeto de pesquisa, consiste nas variáveis que impactam sistemicamente a eficiência técnica do processo de reaquecimento do forno. A Estrutura Sistêmica e o Modelo de Dinâmica de Sistemas são ilustrados e oportunamente evidenciados, sendo a Estrutura Sistêmica formada pela inter-relação entre as variáveis. As variáveis expostas na Estrutura Sistêmica são relevantes, tendo em vista o seu impacto sistêmico na operação do forno de reaquecimento.

No que tange ao contexto apresentado, este trabalho se dedica a investigar: Quais são as variáveis sistemicamente prevalentes para a eficiência dos fornos de reaquecimento? A presente dissertação visa a elaborar estudo cujo objeto é delinear o processo de reaquecimento, considerando a complexidade do processo e a



relação de interação existente entre as variáveis que impactam a eficiência dos fornos de reaquecimento. Após apresentados o objeto de estudo e o problema de pesquisa, na seção 1.2 pode-se visualizar os objetivos desta pesquisa.

## 1.2 OBJETIVOS

Nesta seção são apresentados os objetivos desta pesquisa, segmentados em objetivo geral e objetivos específicos.

### 1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral consiste em identificar quais são as variáveis sistemicamente prevalentes para a eficiência técnica dos fornos de reaquecimento.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos desta pesquisa são:

- a) compreender dinamicamente as variáveis e as relações sistêmicas que afetam a eficiência técnica de um forno de reaquecimento;
- b) analisar integradamente a Dinâmica de Sistemas e a Análise Envoltória de Dados;
- c) construir um modelo preditivo para estimar a eficiência técnica de um forno de reaquecimento.

## 1.3 JUSTIFICATIVA

Nesta subseção são apresentadas as justificativas para elaboração da pesquisa, considerando aspectos empresariais e acadêmicos. O forno de reaquecimento é um equipamento estratégico para uma empresa siderúrgica. Tal equipamento, no âmbito da empresa estudada, abastece intercaladamente duas linhas de laminação, de modo que qualquer interrupção no processo implica em atrasos no atendimento do programa de produção. De acordo com os prazos de

entrega, alguns produtos são transferidos para outras unidades, impactando em aumento de custos variáveis e, conseqüentemente, em diminuição de retornos econômicos. No período de novembro a abril de 2017, o índice de utilização médio do laminador A foi de 48,32%, e do laminador B foi de 51,67%. O índice de utilização consiste na razão entre a utilização efetiva e a capacidade disponível. No mesmo período, o índice médio de atendimento à produção programada foi de 99,55%. Dessa forma, a escolha do objeto de pesquisa, que prevê avaliar as variáveis prevalentes para a eficiência técnica do forno de reaquecimento, justifica-se pela sua importância no contexto da empresa e do setor siderúrgico.

Outro aspecto relevante decorre do fato de o processo de reaquecimento transcorrer em linha com o processo de laminação, sendo que um problema em qualquer equipamento provoca a interrupção do desenformamento. Contudo, nesse caso, o forno segue consumindo gás para manter a temperatura das peças. Frente ao método utilizado pela empresa, é difícil avaliar o impacto de uma situação como essa na eficiência, motivo pelo qual o processo do forno não deve ser observado de forma isolada.

A falta de critério para ponderar o impacto das alterações oriundas do processo não permite uma avaliação de possíveis cenários e tampouco de folgas relacionadas aos *inputs*. A análise da perspectiva de operação do forno de reaquecimento é relevante para que a empresa possa identificar, dentre os cenários proporcionados pela relação sistêmica das variáveis, a eficiência do processo de reaquecimento. Dessa forma, é possível que os gestores identifiquem se os recursos despendidos para atender ao processo de reaquecimento são suficientes ou se existem folgas relacionadas a *inputs*.

A análise comparativa entre cenários simulados auxilia os gestores a elaborar estratégias de operação e a compreender e identificar características presentes no processo de reaquecimento que impactam o comportamento da eficiência técnica do forno. A análise da influência das características no comportamento da eficiência permite aos gestores preverem o esforço operacional. Como resultado, podem planejar os recursos necessários à operação eficiente entre o processo de reaquecimento e laminação.

Para justificar esta pesquisa sob o ponto de vista científico, inicialmente foi realizada a revisão sistemática da literatura avaliando o estado da arte relacionado ao tema. A revisão sistemática da literatura é uma etapa na condução de pesquisas

que auxilia o desenvolvimento teórico, estabelecendo evidências para resolver problemas. Tal revisão utiliza estudos secundários para mapear e avaliar criticamente, consolidando e agregando os resultados de estudos primários relevantes relacionados à questão de pesquisa. Por meio da revisão sistemática da literatura, é possível identificar lacunas a serem preenchidas e chegar a uma síntese. (MORANDI; CAMARGO, 2015).

A revisão da literatura foi realizada com o propósito de identificar pesquisas que abordam informações sobre eficiência no contexto de fornos de reaquecimento. A busca por artigos de pesquisa foi realizada em bases de dados nacionais e internacionais. A base nacional utilizada foi a *SCIELO*, e as bases internacionais consultadas foram a *SCOPUS*, *EBSCO*, *SCIENCE DIRECT* e *WEB SCIENCE*. Para cada uma das bases, definiram-se palavras-chave para consulta. O Quadro 1 apresenta os termos e filtros definidos para a busca.

Quadro 1: Bases e critérios de pesquisa sobre eficiência em fornos de reaquecimento

Origem	Base	Pesquisa			Campo
Bases Nacionais	Scielo	Forno de reaquecimento	And	Eficiência	Todos os índices
Bases internacionais	Science Direct	Reheating furnace		Efficiency	Abstract, Title, keywords
	Web of Science				Tópico
	EBSCO				AB Resumo
	SCOPUS				TITLE-ABS-KEY

Fonte: Elaborado pelo autor.

A estratégia de busca foi definida tendo em vista a abrangência de dados e acesso. Cabe destacar que a busca envolvendo a avaliação da eficiência em fornos de reaquecimento com o uso da técnica da análise envoltória de dados e/ou o emprego de técnicas de Dinâmica de Sistemas não apresentou nenhum item resultante. Os trabalhos identificados na pesquisa são apresentados na Tabela 1.

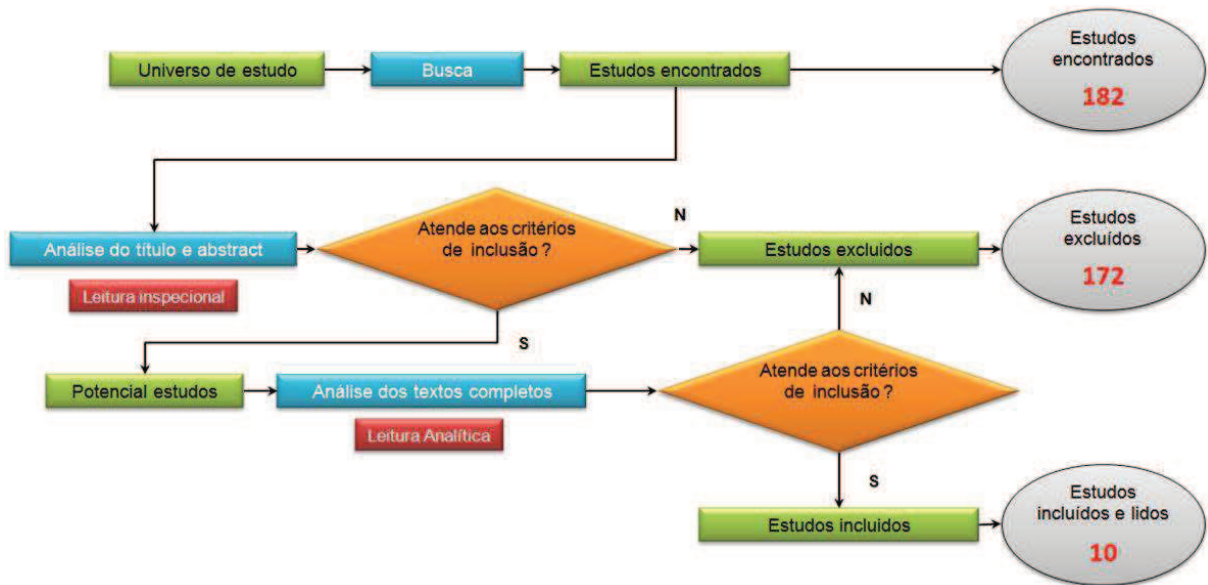
Tabela 1: Evolução das publicações sobre Eficiência em fornos de reaquecimento

Período	SciELO	Scopus	EbscoHost	Science Direct	Web Science	Total	% Relativo
2017	-	3	1	-	-	4	2,2%
2016	-	9	2	4	14	29	15,9%
2015	-	6	1	2	6	15	8,2%
2014	-	5	-	2	-	7	3,8%
2013	-	8	-	2	-	10	5,5%
2012	-	14	2	3	-	19	10,4%
2011	-	10	1	3	2	16	8,8%
2010	-	11	-	1	2	14	7,7%
2009	-	8	2	-	2	12	6,6%
2008	-	5	1	-	-	6	3,3%
2007	1	8	-	1	-	10	5,5%
2006	-	2	-	1	-	3	1,6%
2005	-	8	1	1	-	10	5,5%
2004	-	12	-	-	-	12	6,6%
2003	-	5	-	1	-	6	3,3%
2002	-	4	-	-	-	4	2,2%
2001	-	3	-	-	1	4	2,2%
2000	-	1	-	-	-	1	0,5%
<b>Total</b>						<b>182</b>	

Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir dos trabalhos identificados nas bases, realizou-se, a exemplo de Marques (2017), uma leitura inspeccional para selecionar publicações afins a este estudo. Com isso, verificou-se a significância e a coesão dessas pesquisas em relação ao tema em estudo. A leitura inspeccional se trata de uma pré-leitura ou sondagem sistemática, cujo objetivo é verificar se a publicação deve ser lida analiticamente. Conforme a síntese realizada por Marques (2017) com base em Mortimer e Adler (2015), a leitura analítica é composta por três estágios: i) descoberta do conteúdo; ii) interpretação do conteúdo; e iii) crítica do conteúdo. A Figura 2 apresenta o processo de busca e elegibilidade da primeira fase de pesquisa.

Figura 2: Busca e elegibilidade de pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor com base em Morandi e Camargo (2015).

Conforme Morandi e Camargo (2015), a revisão sistemática da literatura apresenta vantagem em comparação a outras técnicas e estudos. Dentre as vantagens, os autores apresentam a redução do viés da pesquisa. Dessa forma, é possível encontrar estudos relevantes. No que tange à presente pesquisa, foram definidos os seguintes critérios de seleção: i) trabalhos redigidos nos idiomas inglês e português; ii) trabalhos passíveis de serem acessados na íntegra; e iii) trabalhos que possuam, no conteúdo, as palavras-chave definidas no escopo desta pesquisa. Os critérios de inclusão e exclusão dos artigos são detalhados no Apêndice A - Protocolo para revisão sistemática. No Quadro 2, são apresentados os artigos incluídos nesta pesquisa.

Quadro 2: Estudos incluídos na pesquisa

<b>Título</b>	<b>Autor</b>	<b>Ano</b>
Identifying and quantifying energy savings on fired plant using low cost modelling techniques	Tucker, Ra, Ward, Jb	2012
Optimum residence time analysis for a walking beam type reheating furnace	Han, SH, Chang, D.	2012
Three dimensional transient heat transfer model for steel billet heating in reheat furnace	Dubey, SK, Agarwal, N., Srinivasan, P.	2012
Tenova flexytech® regenerative Flameless burners	Fantuzzi, M., Aceno, M., Della Rocca, A.	2012
Three dimensional analysis of the slab reheating furnace	Jang, J.-Ya, Lin, C.-Nb, Lee, C.-Ya, Wang, C.-Hc	2014
An energy efficiency analysis of an industrial reheating furnace and an implementation of efficiency enhancements methods	Kilinc, Ea, Kaya, Db, Kilic, F.Ç.c, Eyidoğan, Md, Ozkaymak, Me, Taylan, Ob, Pedrycz, Wf gh	2014
An energy analysis of a slab preheating chamber for a reheating furnace	Kangvanskol, K., Tangthieng, C.	2014
Data-driven thermal efficiency modeling and optimization for reheating furnace based on statistics analysis	Wang, J.-Ga, Shen, Ta, Zhao, J.-Ha, Ma, S.- Wa, Rao, W.-Tb, Zhang, Y.-Jb	2015
Modeling of steel slab reheating process in a walking beam reheating furnace	Tang, Ga, Saavedra, Aa, Okosun, Ta, Wu, Ba, Zhou, CQa, Bai, Db, Wang, Yb, Bodnar, Rb	2016
Soft-sensing method for optimizing combustion efficiency of reheating furnaces	Wang, J.-Ga, Shen, Ta, Zhao, J.- Ha, Ma, S.- Wa, Wang, X.-Fb, Yao, Yc, Chen, Td	2016

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para inclusão das publicações foram adotados os seguintes critérios: i) qualidade de execução dos estudos; ii) adequação à questão de revisão; e iii) adequação ao foco da pesquisa. Conforme Morandi e Camargo (2015), a adequação à questão de revisão está relacionada ao atendimento do rigor do método proposto na elaboração da pesquisa. A adequação à questão de revisão se refere à relação entre a abordagem do tema da pesquisa e a abordagem do estudo encontrado na revisão sistemática. A adequação ao foco está vinculada à avaliação do contexto do objeto de pesquisa.

A eficiência térmica é tema central das publicações encontradas. Esse assunto é discutido por Tucker e Ward (2012), Han e Chang (2012), Kiliç et al. (2014), Kangvanskol e Tangthieng (2014) e Jian-Guo et al. (2015). No que tange ao objeto de estudo, Tucker e Ward (2012) e Kangvanskol e Tangthieng (2014) fazem uso de modelos matemáticos. Os estudos desenvolvidos por Han e Chang (2012), Jian-Guo et al. (2015) e Wang et al. (2016) empregam modelagem e simulação de elementos finitos.

Sendo assim, esta pesquisa avança no estudo de fornos de reaquecimento ao relacionar aspectos e variáveis que não estão ligados diretamente ao reaquecimento, mas que contribuem sistemicamente para a eficiência térmica do forno. Como exemplos, pode-se citar a influência da produtividade na operação de reaquecimento e o impacto da interrupção dos processos que são abastecidos pelo forno de reaquecimento e a consequente interrupção do desenformamento. Os trabalhos analisados apresentam lacunas ao não considerarem tais abordagens. Tucker e Ward (2012) não avaliam a operação do forno em condição de operação. Han e Chang (2012) avaliam apenas o estudo da eficiência focado na transferência de calor para a peça. Dubey, Agarwal e Srinivasan (2016), Kangvanskol e Tangthieng (2014), Ageno et al. (2002), Jang, Lin e Lee (2014) e Kiliç et al. (2014) não consideram em seus estudos aspectos ligados à produtividade do processo de laminação e seu impacto na eficiência do reaquecimento. Cabe destacar que os estudos analisados auxiliam a elaborar a pesquisa na medida em que fornecem dados para entender e construir a relação sistêmica. Auxiliam, ainda, na classificação de *Inputs e Outputs*.

Mediante a análise dos trabalhos incluídos na pesquisa, destaca-se a necessidade de ampliar o estudo relacionado aos fornos de reaquecimento. O desenvolvimento de um modelo que avalie a eficiência dos fornos, relacionando

variáveis adjacentes que impactam essa eficiência, pode suprir uma lacuna referente à ausência de aspectos e variáveis abordados na literatura e ampliar o escopo dos estudos ao possibilitar a observação do comportamento do forno por meio da avaliação da eficiência técnica, e não apenas da eficiência térmica.

Para a empresa, este estudo contribui por sugerir o uso de técnicas não aplicadas na organização. O uso dessas técnicas auxilia a identificar alvos e benchmarking para a melhoria do processo. Além disso, esta pesquisa disponibiliza à empresa um modelo que pode ser usado para avaliar o impacto de diferentes contextos e configurações de operação. Com isso, os gestores têm em mãos uma ferramenta que os ajuda a avaliar e tomar decisões e cuja aplicação pode ser discutida e ampliada a outros processos da empresa. Para a sociedade, este trabalho contribui pelo fato de que uma operação eficiente do forno de reaquecimento reduz a emissão de gases na atmosfera.

A identificação das variáveis sistemicamente prevalentes para a eficiência técnica dos fornos de reaquecimento é uma informação relevante para os gestores planejarem a operação do processo de reaquecimento visualizando cenários alinhados ao processo de laminação. A partir da identificação das variáveis prevalentes, é possível compreender a interligação de elementos que constituem a operação do forno de reaquecimento, permitindo a avaliação de alternativas de ação. Além disso, esse processo possibilita combinar informações disponíveis e, por meio de simulação, avaliar e conduzir melhorias na operação. Com isso, é possível suprir lacunas apresentadas na literatura e na própria tomada de decisão dos gestores, identificando e mitigando efeitos colaterais inesperados.

Esta pesquisa usa conjuntamente as técnicas de Dinâmica de Sistemas e Análise Envoltória de Dados. A Dinâmica de Sistemas permite visualizar o comportamento do sistema que envolve a operação do forno de reaquecimento e entender as suas relações. Posteriormente, o uso da Análise Envoltória de Dados possibilita quantificar o efeito de diferentes alternativas de decisão. Dessa forma, é possível avaliar a eficiência desse sistema complexo que é a operação do forno de reaquecimento.

Resumidamente, as contribuições desta pesquisa se voltam ao desenvolvimento de um método que utiliza conjuntamente as técnicas de Dinâmica de Sistemas e de Análise Envoltória de Dados. O estudo contribui, ainda, com a literatura, ao subsidiar uma das limitações do uso do Pensamento Sistêmico e da



Dinâmica de Sistemas, avaliando a eficiência da tomada de decisão por meio do uso da técnica da DEA. Outra contribuição do estudo para a literatura diz respeito a mitigar um problema apresentado pela Análise Envoltória de Dados. Conforme Charnes et al. (1984), a Análise de Envoltória de Dados usa a programação matemática para obter avaliações *ex post facto* da eficiência relativa às práticas de gestão, possibilitando o controle e a ponderação de realizações passadas para subsidiar o planejamento de atividades futuras. Com o uso conjunto da Dinâmica de Sistemas e da Análise Envoltória de Dados, é possível simular cenários futuros avaliando a eficiência técnica resultante de cenários simulados e não apenas de fatos já ocorridos (*ex post facto*). O tema da eficiência dos fornos de aquecimento contribui para a literatura ao trazer uma nova abordagem, que propõe avaliar a eficiência não apenas em termos energéticos e térmicos, mas também em termos técnica. Dessa forma, são acrescentadas novas variáveis à discussão sem excluir ou menosprezar as pesquisas anteriores, mas trazendo à pauta o desenvolvimento da eficiência da operação do forno de modo amplo, avaliando a influência de variáveis não abordadas pela literatura, tais como produtividade e interrupções de processo e seus impactos na relação entre *inputs* e *outputs*. Diferentemente das pesquisas analisadas, esta dissertação não trata exclusivamente da eficiência, mas sim das relações sistêmicas que existem entre as variáveis e que conduzem a operação à eficiência. Na próxima seção é apresentada a estrutura desta pesquisa.

#### 1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esta pesquisa está organizada em sete capítulos. No primeiro, apresenta-se a contextualização do tema e abordam-se alguns aspectos relacionados à importância dos fornos de reaquecimento no setor siderúrgico com o propósito de amparar o desenvolvimento da questão de pesquisa. Nesse capítulo inicial, é exposto o objeto de estudo, o problema de pesquisa, o objetivo geral e os objetivos específicos, além da justificativa da pesquisa nos âmbitos empresarial e acadêmico.

No segundo capítulo, apresenta-se o referencial teórico referente ao tema de pesquisa. Nessa etapa, é feita uma revisão bibliográfica que aborda os principais tópicos alinhados ao objeto de estudo.

O terceiro capítulo apresenta os procedimentos metodológicos da pesquisa. A

seção divide-se em delineamento da pesquisa, método de trabalho, procedimentos de coleta de dados, procedimentos de análise de dados e delimitações do trabalho.

O quarto capítulo aborda o desenvolvimento e a validação do modelo computacional para geração de dados e cenários a partir das técnicas de Dinâmica de Sistemas. No capítulo cinco, discute-se a definição dos *Inputs* e *Outputs* do modelo DEA e a geração de dados de cenários que avaliam a eficiência técnica do forno de reaquecimento.

O capítulo seis versa sobre a avaliação comparativa dos cenários e a identificação das variáveis prevalentes, e analisa o comportamento do volume de produção e do consumo de gás e a eficiência térmica dentre os cenários simulados. O capítulo sete contempla a discussão dos resultados e busca evidenciar as contribuições da pesquisa sob o ponto de vista da teoria e da empresa. O oitavo capítulo apresenta as conclusões e considerações finais do estudo e sugestões para trabalhos futuros. A seguir, apresenta-se o referencial teórico, com base em estudos publicados, com o objetivo de aprimorar o conhecimento teórico.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção aborda o desenvolvimento do referencial teórico, que é delineado a partir de tópicos e subtópicos que visam a facilitar o entendimento e o desenvolvimento da pesquisa conforme o interesse apresentado no objetivo geral, a saber, avaliar sistemicamente a eficiência técnica de um forno de reaquecimento de uma siderúrgica. Para tanto, é necessário aprofundar conceitos para formar uma base teórica. Nesta pesquisa, adota-se o delineamento que contempla as técnicas de Dinâmica de Sistemas e Análise Envoltória de Dados.

A condução da pesquisa para elaboração do referencial teórico foi concebida a partir da leitura prévia de artigos seminais. Nesses artigos, foram identificadas as principais proposições descritas pelos autores, proposições estas que foram posteriormente classificadas por categorias e subcategorias com o objetivo de relacionar logicamente as abordagens expostas. A síntese desse material originou a construção do referencial teórico.

### 2.1 DINÂMICA DE SISTEMAS

A abordagem da dinâmica de sistemas tem sido usada para avaliar sistemas complexos. Forrester (1976) foi o responsável por difundir os Modelos de Dinâmica de Sistema para representação do mundo prático da economia e da gestão política. Forrester (1976) descreve que a Dinâmica de Sistemas não começa com uma teoria abstrata nem se restringe à informação limitada disponível em formato numérico, mas utiliza o conhecimento descritivo operacional sobre a estrutura aliado à experiência disponível.

O Pensamento Sistêmico auxilia na construção da lógica das relações da estrutura, sendo considerado essencial na gestão de sistemas dinâmicos complexos. (SWEENEY, 2007). O entendimento sistêmico ajuda a compreender a interligação de elementos do sistema, possibilitando avaliar o *trade off* gerado por alternativas de ação. (CAVALERI; STERMAN, 1997).

A Dinâmica do Sistema tem importância em relação à natureza e às racionalidades do debate das expectativas nesse campo. (STERMAN, 1987). Trata-se de uma forma de combinar informações disponíveis e, para tanto, busca

descrever experiências e, por meio de simulação, avaliar e produzir melhoria nos sistemas. (FORRESTER, 1976). É um método viável, capaz de produzir resultados eficazes quando aplicado nas circunstâncias corretas. (COYLE, 1978). Um princípio da Dinâmica do Sistema afirma que a estrutura do sistema explica o seu comportamento (STERMAN, 2001), sendo que parte do comportamento da vida real surge de não linearidades. (FORRESTER, 1987).

Na tomada de decisão humana, as entradas para uma decisão são percebidas linearmente. As variáveis, quando em seus intervalos normais, exercem pouca influência na decisão, mas podem ser determinantes quando estão fora dos limites normais. (FORRESTER, 1987). Por vezes, os esforços para resolver problemas urgentes criam efeitos colaterais inesperados, devido a reações imprevistas provocadas pela tomada de decisão. (STERMAN, 2001). Essas decisões devem ser geradas somente a partir de variáveis disponíveis no ponto de decisão. (FORRESTER, 1992).

### **2.1.1 Conceitos Básicos de Dinâmica de Sistemas**

A complexidade reduz a compreensão dos problemas (FORRESTER, 2007). Isso ocorre devido ao fato de os modelos mentais serem limitados, inconsistentes e pouco confiáveis. (STERMAN, 2001). Além disso, a capacidade de desdobrar os impactos das decisões (STERMAN, 2001) também é limitada, de modo que não é possível avaliar as causas de problemas complexos. (FORRESTER, 2007). Essas limitações fazem com que as capacidades e regras de decisão atuantes nos sistemas complexos mudem ao longo do tempo, promovendo a seleção e proliferação de alguns agentes e a extinção de outros. (STERMAN, 2001). As decisões e ações tomadas são, pois, baseadas na razão, fazendo sentido a partir das perspectivas, de forma que, por vezes, pensa-se na complexidade em termos do número de componentes de um sistema ou de possibilidades que se deve considerar na tomada de decisão. (STERMAN, 2001).

Contudo, esse problema implica algo que vai além desses agentes básicos, sendo que a causa e o efeito estão distantes no tempo e no espaço e, enquanto se tende a observar a causa próxima dos eventos, procurando explicações, a atenção é atraída para os sintomas de dificuldades eminentes e não para as causas

subjacentes. (STERMAN, 2001). Dessa forma, seguir um caminho por vezes implica abandonar outras possibilidades, e isso determina resultados e consequências diversas vezes irreversíveis. O efeito causado pelas decisões raramente é proporcional à causa, e o que acontece localmente muitas vezes não se aplica a regiões distantes, ou seja, uma mesma ação pode produzir um efeito diferente mediante a mudança do contexto. (STERMAN, 2001). Mesmo quando um mapa causal é relativamente simples, seu comportamento implícito pode não ser tão simples ou óbvio. (HOMER; OLIVA, 2001). A não linearidade também surge quando múltiplos fatores interagem na tomada de decisões. (STERMAN, 2001).

Atuar em uma parte de um sistema complexo sem avaliar o risco pode desencadear eventos desastrosos. (STERMAN, 2001). Para mitigar esses riscos e corrigir problemas, é necessário compreender o sistema de intervenção inteiro, simplificando e organizando a estrutura do sistema. (FORRESTER, 1976). O Modelo de Dinâmica de Sistema devidamente projetado é eficaz na visualização de cenários, possibilitando uma melhor compreensão dos sistemas complexos (FORRESTER, 2007). A partir da avaliação dos modelos, é possível promover melhorias e estimar formas de enfrentar condições futuras. (COYLE, 1978). Dentre essas avaliações está a identificação de pontos de alavancagem dos sistemas e, com isso, o desenvolvimento da habilidade de negociar e reduzir a resistência política. (STERMAN; WRIGHT; PRIZE, 2002). Isso possibilita tomar decisões consistentes relacionadas ao interesse de longo prazo do sistema como um todo. (STERMAN; WRIGHT; PRIZE, 2002).

A aplicação da Dinâmica de Sistemas possibilita mitigar problemas da gestão tradicional. Tais processos tradicionais não contêm princípios organizados para avaliar a relevância da informação, assim como não dispõem de diretrizes para organizar as suposições escolhidas em uma estrutura que explicaria o comportamento do sistema observado. Embora existam pressupostos, a mente humana não está bem adaptada para determinar o futuro variando os pressupostos ao longo do tempo. (FORRESTER, 1976).

A tomada de decisão, por vezes, não é especificamente óbvia, sendo que soluções visivelmente óbvias tendem a falhar ou piorar uma situação problemática. (STERMAN, 2001). Dentre os fatores implicados nesse problema, pode-se destacar que as expectativas não devem responder apenas à história da variável, mas também à sua taxa de crescimento, sendo que a expectativa em relação à taxa

prevista pode ser assumida para ajustar o fluxo em tempo real. (STERMAN, 1987).

Para melhorar a capacidade humana de aprender e gerir sistemas complexos, é necessário o uso de ferramentas capazes de capturar os processos e suas fontes de complexidade dinâmica. (STERMAN, 2001). Dentre os elementos abordados pela Dinâmica de Sistemas estão o *Feedback*, os atrasos de tempo, os estoques, os fluxos, além de ferramentas como o mapeamento causal e a modelagem e simulação. (STERMAN, 2001). Contudo, é preciso entender e distinguir estoques e fluxos para inferir corretamente o comportamento de entradas e saídas ou o comportamento do fluxo da trajetória do estoque, pois mesmo os mais simples não são intuitivos. (STERMAN, 2010).

Os diagramas de *loop* causal têm sido usados há muito tempo na Dinâmica de Sistemas. (HOMER; OLIVA, 2001). Eles descrevem processos que tendem a ser autolimitantes, criando uma relação de equilíbrio ou desequilíbrio. (STERMAN, 2001). Os Modelos Dinâmicos surgem da interação de enlaces, denominados *loop* positivo ou autorreforçador, que amplifica o que está acontecendo, e *Loop* negativo ou de autocorreção, que neutraliza e se opõe à mudança. (STERMAN, 2001).

Embora existam apenas dois tipos de enlaces, os sistemas complexos podem facilmente conter milhares de relações de ambos os tipos, juntamente com retardos, não linearidades e acumulações. A dinâmica de todo o sistema surge das interações dessas redes de *feedbacks*. (STERMAN, 2001). Quando há a interação de diversas variáveis, geralmente é impossível determinar intuitivamente como se desenvolve a dinâmica. (STERMAN, 2001).

A capacidade das empresas e as vantagens competitivas resultam do acúmulo de recursos e conhecimentos. (CRONIN; GONZALEZ; STERMAN, 2009). Essa acumulação é elemento fundamental em Sistemas Dinâmicos (CRONIN; GONZALEZ; STERMAN, 2009), sendo um processo generalizado na vida cotidiana, que surge na escala temporal, espacial e organizacional. (CRONIN; GONZALEZ; STERMAN, 2009). Isso ocorre pelo compartilhamento da estrutura subjacente do sistema. (CRONIN; GONZALEZ; STERMAN, 2009). Uma situação clara de estoque pode ser exemplificada pela água em uma banheira, que é preenchida pelo fluxo de entrada e drenada pela saída da água. No que tange a questões práticas, é possível representar os fluxos a partir de gráficos e, dessa forma, inferir a trajetória do estoque sem usar cálculo ou qualquer matemática além da aritmética simples. (STERMAN, 2001).

Assim como os estoques, há muito a aprender sobre estruturas de *Feedback*

não linear de alta ordem, tendo em vista que a mente não é adequada para resolver esse tipo de estrutura. (FORRESTER; FORRESTER, 2007). Sistemas de *Feedback* cercam tudo o que é feito. Um processo de *Feedback* existe quando a ação afeta a condição de um sistema, que afeta uma ação futura. (FORRESTER, 1993). Essa teoria é usada como guia para selecionar e filtrar informações para produzir estrutura e valores numéricos para um modelo de simulação (FORRESTER, 1976), localizando os pontos em que a estrutura dos *loop* de *feedback* pode ser alterada. (COYLE, 1978). Contudo, a decisão não é a única consideração; é necessário também levar em conta o grau de repercussão da decisão sobre o *input* que entra em uma decisão e o momento do *Feedback*. (FORRESTER, 1992).

O foco nos processos de *feedback* pode proporcionar ajustamento face às variáveis e perturbações externas. (STERMAN, 1987). Devido à interação estreita existente entre os atores, as ações e decisões alteram o estado do mundo, causando mudanças na natureza e provocando uma nova situação que influencia as próximas decisões, sendo que a dinâmica surge a partir desses *feedbacks*. (STERMAN, 2001). É importante dominar os diferentes processos de *Feedback* antes de usar efetivamente o Sistema Dinâmico. (STERMAN, 2001). A Figura 3 apresenta o ciclo representativo de decisão e *feedback* de informação.

Figura 3: Decisão e Feedback de informação



Fonte: Forrester (1992).

A Figura 3 ilustra a abordagem apresentada e desenvolvida no tópico, demonstrando que as informações geradas no sistema têm influência nas decisões que, por sua vez, geram ações. Dessa forma, o *feedback* é relevante, pois serve de *input* nesse ciclo, sendo amplamente abordado na Dinâmica de Sistemas.

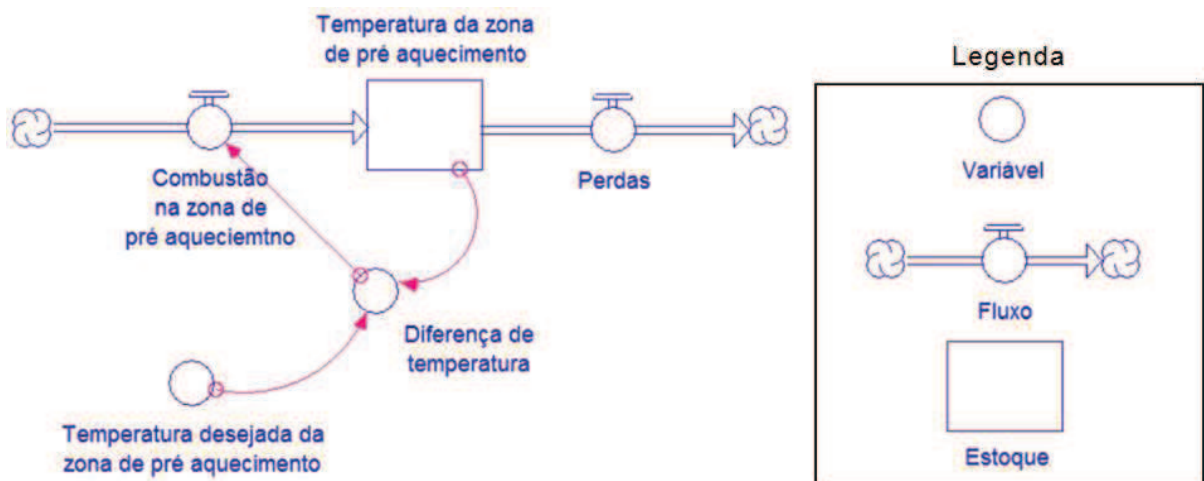
Os retardos de tempo de *feedback* influenciam na tomada de decisão e nas

intervenções, sendo que a resposta em longo prazo muitas vezes difere da resposta em curto prazo. (STERMAN, 2001). As pessoas normalmente ignoram os atrasos de tempo, mesmo quando os conteúdos dos atrasos são conhecidos e comunicados. Isso faz com que a tomada de uma decisão e os seus efeitos sejam comuns e particularmente problemáticos, causando instabilidades e aumento da tendência de oscilação dos sistemas. (STERMAN, 2001).

### 2.1.2 Modelagem e Simulação

A representação adequada de expectativas é importante na simulação comportamental. (STERMAN, 1987). Os modelos são imagens, relacionamentos e abstrações da vida real (FORRESTER, 1976), e as expectativas são o comportamento que se deseja obter do sistema. (STERMAN, 1987). Assim, os dados são valiosos para mostrar o comportamento característico do sistema real, e é relevante enfatizar a capacidade de um modelo de se ajustar aos dados históricos. (FORRESTER; FORRESTER, 2007). O primeiro passo é listar os insumos que influenciam a decisão. (FORRESTER, 1992). A verdadeira razão da modelagem é a inferência do analista, na tentativa de interposição entre o homem e o problema. (COYLE, 1978). Para tanto, pode usar meios estatísticos para estimar parâmetros e condição inicial. (STERMAN, 2001). A Figura 4 apresenta um modelo de sistemas representando estoques e fluxos, em um exemplo da aplicação da Dinâmica de Sistemas.

Figura 4: Modelo de sistema de estoques e fluxos



Fonte: Elaborado pelo autor.



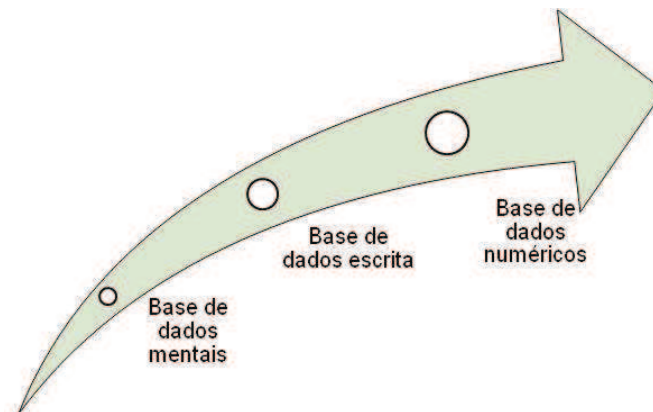
A aspiração do modelador deve ser um modelo que mostra o mesmo tipo de comportamento da realidade. (FORRESTER; FORRESTER, 2007). Na Dinâmica de Sistemas, a modelagem usa as observações para formar uma imagem mental, ou modelos mentais, sendo que os modelos mentais se tornam a base para decisões. (FORRESTER, 1976). Destaca-se que o Modelo da Dinâmica de Sistemas não recria exatamente uma amostra da história, mas exhibe os tipos de comportamento que estão sendo experimentados no sistema real. (FORRESTER, 2007).

Um modelo de simulação apropriado deve permitir que se conheça a estrutura do problema e o processo de criação do problema. Deve, ainda, encaixar-se em uma história totalmente consistente. (FORRESTER, 2007). De maneira geral, a modelagem e a simulação fornecem uma ferramenta para testar hipóteses e determinar a sua adequação. (HOMER; OLIVA, 2001). As expectativas retratadas nos modelos de Dinâmica de Sistemas são processos de aprendizagem adaptativa. (STERMAN, 1987).

O processo de modelagem e simulação utiliza *software*, contudo não substitui o pensamento, mas proporciona um meio para a modelagem e ferramentas para aprendizagem em um mundo complexo. (STERMAN, 2001). A simulação computacional, como ferramenta para prever o comportamento futuro, removeu a pressão de focar em representações lineares. (FORRESTER, 1987). Assim, pode ser considerada um micro mundo virtual, no qual se desenvolvem habilidades para a tomada de decisões. (STERMAN, 2001). São, também, usadas para aprofundar a compreensão de situações do mundo real. (FORRESTER, 2007).

Dentre as limitações da Dinâmica de Sistemas, considerando a complexidade dos sistemas, pode-se destacar que, em um contexto geral, pouco se sabe sobre a eficácia das intervenções ou sobre a produtividade da tomada de decisão. (CAVALERI; STERMAN, 1997). Dessa forma, é um desafio desenvolver, a partir da aprendizagem, ferramentas úteis para compreender sistemas complexos e orientar mudanças efetivas. (STERMAN, 2001). A Figura 5 representa a lógica de construção de Modelos de Dinâmica de Sistemas com base na análise de dados de diferentes fontes.

Figura 5: Base de dados mentais e conteúdo decrescente de bases de dados escritas e numéricas



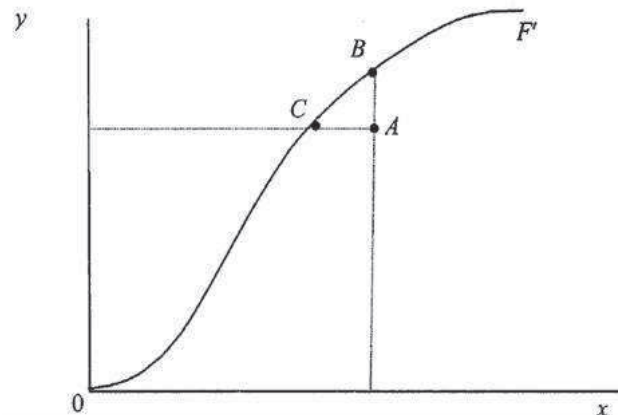
Fonte: Forrester (1992).

Conforme Forrester (1992), as informações para modelagem estão disponíveis a partir de diferentes fontes de dados. Os assuntos humanos são conduzidos principalmente com base em dados mentais, sendo que esses dados contribuem para a construção de um modelo eficaz. Os dados escritos descrevem como o modelo irá operar em uma ampla gama de condições, incorporando considerações que podem ocorrer, além de oferecer uma base de dados para a abstração da estrutura.

## 2.2 PRODUTIVIDADE E EFICIÊNCIA

Os termos produtividade e eficiência são frequentemente usados indistintamente. Considerando um processo de produção em que uma única entrada ( $x$ ) é usada para produzir saída ( $y$ ), a linha OF, na Figura 6, representa uma fronteira de produção que pode ser usada para definir a relação entre a entrada e a saída. A fronteira de produção representa a potência máxima atingível a partir de cada nível de entrada. As unidades de análise que operam nessa fronteira são tecnicamente eficientes ou sob a fronteira, quando não são tecnicamente eficientes. O ponto A representa um ponto ineficiente, enquanto os pontos B e C representam pontos eficientes. (COELLI et al., 2005). Conforme Coelli et al. (2005), uma empresa que opera no ponto A é ineficiente porque tecnicamente poderia aumentar a produção para o nível associado ao ponto B sem exigência de mais entradas.

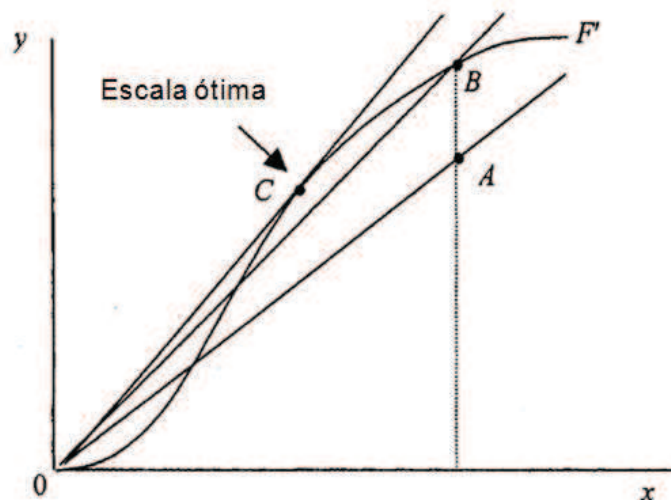
Figura 6: Fronteiras produtivas e eficiência técnica



Fonte: Coelli et al. (2005, p. 4).

A eficiência técnica é caracterizada pela relação entre a produção observada e a produção ideal/potencial. No caso da produção única, observa-se a produtividade total dos fatores, orientada pela função produção. Falhas tanto na definição da função produção quanto na lista de especificação de insumos podem trazer erros sistemáticos à medição da eficiência. (COELLI et al., 2005). A Figura 7 apresenta a distinção entre eficiência técnica e produtividade. A inclinação do raio  $y/x$  fornece uma medida de produtividade. O deslocamento do nível de operação do ponto A ao B (tecnicamente eficiente) implica incremento da produtividade. Essa alteração é gerada a partir de uma reta tangente à fronteira de produção, definindo o ponto máximo de produtividade possível. O ponto C é a escala (tecnicamente) ótima. A operação em qualquer outro ponto da fronteira resulta em menor produtividade. (COELLI et al., 2005).

Figura 7: Produtividade, eficiência técnica e economias de escala



Fonte: Coelli et al. (2005, p. 5).

Coelli et al. (2005) destacam que, a partir das observações do comportamento representado na Figura 7, é possível inferir que uma empresa tecnicamente eficiente ainda pode ser capaz de melhorar sua produtividade explorando economias de escala. A seguir, são apresentados e discutidos aspectos referentes à eficiência.

### 2.2.1 Eficiência

Banker (1984) fornece uma nova abordagem de programação matemática. Tal abordagem possibilita medir a eficiência relativa de uma Unidade de Tomada de Decisões (DMU), podendo envolver entradas e saídas múltiplas. Quando a produção é eficiente, um incremento de produção só podem ser realizado aumentando-se o consumo de insumos. (BANKER; MAINDIRATTA, 1986). A produção ineficiente caracteriza-se pelo uso demasiado de insumos, pelo decréscimo de saídas ou por ambos. (BANKER; MAINDIRATTA, 1986).

As ineficiências técnicas são identificadas como falhas na obtenção de melhores níveis de produção e/ou no uso de insumos. (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984). Banker, Charnes e Cooper (1984) fornecem um modelo para estimar a eficiência técnica e de escala de unidades de tomada de decisão com referência à fronteira de produção eficiente. O Quadro 3 apresenta as diversas técnicas para cálculo da eficiência e produtividade.

Quadro 3: Técnicas de cálculo de eficiência e produtividade

<b>Técnica</b>	<b>Natureza</b>	<b>Método</b>
Análise Envoltória de Dados (DEA)	Não Paramétrico	Fronteira
Índice de Laspeyres	Paramétrico	Não Fronteira
Índice de Paasche	Paramétrico	Não Fronteira
Índice de Fischer	Paramétrico	Não Fronteira
Índice de Törnqvist	Paramétrico	Não Fronteira
Índice de Malmquist	Paramétrico	Não Fronteira
Processo de Análise Hierárquica (AHP)	Não Paramétrico	Não Fronteira
Mínimos Quadrados Ordiniais (OLS)	Paramétrico	Não Fronteira
Mínimos Quadrados Ordiniais Corrigidos (COLS)	Paramétrico	Fronteira
Análise de Fronteira Estocástica (SFA)	Paramétrico	Fronteira
The Frontier Approach (TFA)	Paramétrico	Fronteira
Distribution Free Approach (DFA)	Paramétrico	Fronteira

Fonte: Gilsa (2012, p. 39).

Esta pesquisa toma como base de análise da eficiência a técnica da Análise Envoltória de Dados (DEA). A escolha está embasada em argumentos de Banker (1984). Dentre as vantagens da Análise Envoltória de Dados, o autor destaca que a técnica permite estimar a correspondência de produção eficiente sem exigir pressupostos restritivos sobre a tecnologia de produção subjacente. As técnicas de DEA são flexíveis e permitem examinar diferenças nas características de produção em um conjunto de segmentos, avaliando as possibilidades de produção. (BANKER, 1984). Além disso, embora a fronteira da DEA possa ser vista como uma técnica para estimar a fronteira de eficiência ligada à teoria da economia, em última instância, possibilita a avaliação de Benchmarking em gestão de operações. (COOK; TONE; ZHU, 2013).

### **2.2.2 Análise Envoltória de Dados**

Em qualquer estudo de eficiência organizacional é necessário compreender o processo que está sendo avaliado. (COOK; TONE; ZHU, 2013). A avaliação da eficiência das unidades organizacionais tem sido reconhecida há tempos como uma importante técnica para análise de problemas relacionados especialmente à multiplicidade de recursos e serviços ou produtos associados às unidades de análise. (BESSENT; BESSENT; ELAM, 1985). A Análise de Envoltória de Dados é aplicada em uma série de configurações empíricas para identificar ineficiências relativas, e, com isso, fornecer metas para melhorias. (BANKER; MOREY, 1986a).

O campo da Análise Envoltória de Dados ou *Data Envelopment Analysis* (DEA) tem crescido e atraindo o interesse da gestão, da ciência e da economia. A técnica é aplicada, na prática, para abordar novos problemas e formular gestão de políticas. Os modelos e métodos desenvolvidos em anos permitem avaliar a eficiência, o desempenho e a produtividade das organizações ou unidades de tomada de decisão (DMU) considerando diferentes suposições do processo de produção. A DEA utiliza diferentes tipos de dados, aplicando-os com diferentes objetivos e em diversos cenários de avaliação. (BANKER; PODINOVSKI, 2017).

A DEA oferece uma forma não paramétrica de estimação da eficiência, podendo ser usada para obter uma avaliação das fontes e da quantidade de ineficiência de um sistema. (CHARNES et al., 1984). O termo Unidade de Tomada

de Decisões (DMU) foi introduzido para evitar a restrições de uso, a fim de abranger diferentes entidades analisadas, como planta ou firma. (CHARNES; COOPER; RHODES, 1981). Por meio da Análise Envoltória de Dados é possível fornecer alvos de melhoria para DMU's ineficientes. A ineficiência técnica de uma DMU é determinada em relação a outras unidades similares e, por meio dessa avaliação, é exequível concentrar esforços na conservação de recursos ou no incremento da produção. (BANKER; MOREY, 1986b).

Em seus estudos, Farell (1957) afirma que, ainda que as tentativas para resolver os problemas de eficiência falhem, isso acontece devido à limitação da combinação entre as medições dos vários *inputs*. De acordo com a abordagem de Farell (1957), para determinar um ponto de referência de fronteira de unidade ineficiente, utiliza-se a eficiência relativa, que é composta pelos valores de entrada e saída observados nas unidades mais eficientes.

Seguindo essa lógica, Charnes, Cooper e Rhodes (1978) concebem um método de Análise Envoltória de Dados (DEA) que envolve o uso de modelos de programação linear para avaliar a eficiência relativa. Esses pontos estão vinculados linearmente, formando uma fronteira, sendo cada fronteira definida como uma combinação das fronteiras adjacentes, linearmente independentes. (BESSENT; BESSENT; ELAM, 1985).

A Análise Envoltória de Dados (DEA) fornece uma abordagem não paramétrica da estimativa de correspondências de produção eficientes. (BANKER; MAINDIRATTA, 1986). Banker, Charnes e Cooper (1984) relacionam o uso da programação matemática à obtenção de avaliações *ex post facto* da eficiência relativa das práticas de gestão, possibilitando o controle e a ponderação de fatos passados para subsidiar o planejamento de atividades futuras.

Os conceitos originais introduzidos por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) descrevem a Análise Envoltória de Dados como um modelo de programação não linear que desenvolve uma nova definição de eficiência. Por meio da técnica, é possível avaliar atividades, estabelecendo uma medida escalar da eficiência de cada unidade participante. Essa avaliação está relacionada ao desenvolvimento de medidas de eficiência da tomada de decisões, e fornece uma variedade de meios que possibilitam avaliar a eficiência da DMU e, dessa maneira, melhorar o planejamento e controle das atividades.

A falta de dados disponíveis sobre a DMU pode ser considerada uma

limitação emergente à aplicação do método. Contudo, quando existem dados, o uso de métodos e de programação matemática é capaz de estimar ineficiências em múltiplas entradas e múltiplas saídas. (BANKER et al., 2004).

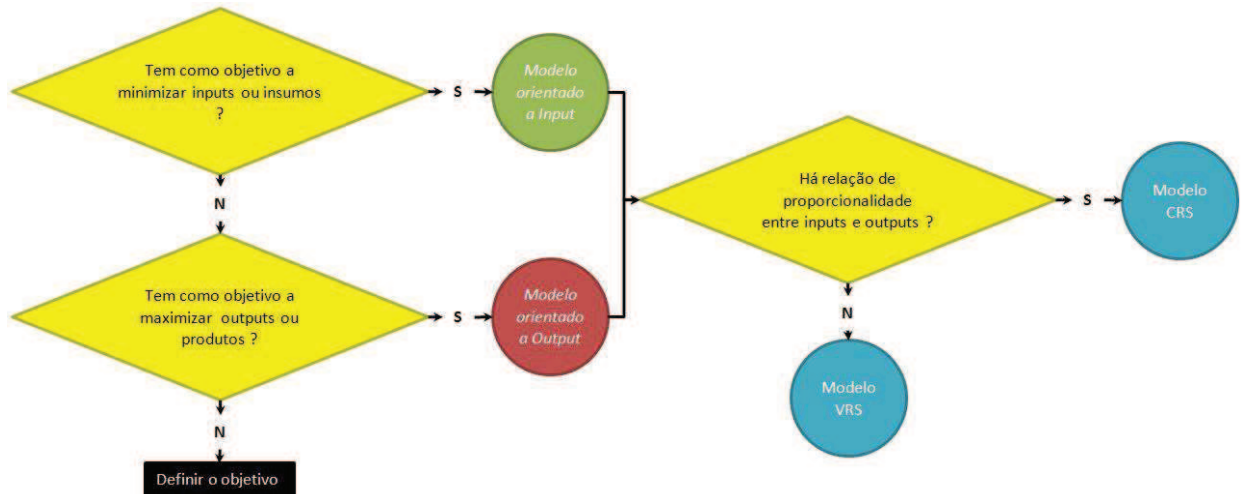
A Análise Envoltória de Dados não exige a especificação explícita de funções. A técnica aperfeiçoa a eficiência a cada observação em vez de usar uma média, como geralmente faz a regressão estatística. A análise é atualizada em relação a cada observação, fornecendo uma nova escala. Todas as avaliações são efetuadas com referência nos subconjuntos de DMU's que são classificados como 100% eficientes. (CHARNES et al., 1984).

As medidas fornecidas pela Análise Envoltória de Dados são mais do que apenas um índice de eficiência. A técnica é inteiramente operacional no sentido de que seu valor representa a proporção da possível saída, ou o ganho de produção de algo com a utilização eficiente desses mesmos valores de entrada. (CHARNES; COOPER; RHODES, 1981).

Dessa forma, a DEA desenvolve uma estrutura que permite a possibilidade de múltiplas soluções e considera os problemas consequentes na estimativa de retornos de escala. Com isso, a técnica pode ser expandida para definir retornos de escala aplicáveis a múltiplas situações de entrada e saída, relacionando as estimativas de tamanho de escala mais produtivo à eficiência de escala obtida. Para tanto, usa formulações de programação linear CCR e BCC. (BANKER; THRALL, 1992).

### 2.2.3 Orientação dos Modelos

Os modelos podem ser avaliados em uma orientação de *output*. Nesse caso, uma Unidade de Tomada de Decisão (DMU) não é eficiente quando é possível incrementar qualquer saída sem aumentar a entrada e sem reduzir qualquer outra saída. (CHARNES; COOPER; RHODES, 1981). Quanto à orientação de *Input*, a DMU não é eficiente se é possível um decréscimo de qualquer entrada sem o incremento de qualquer outra entrada e sem o decréscimo de qualquer saída. (CHARNES; COOPER; RHODES, 1981). A Figura 8 apresenta os modelos DEA e suas aplicações.



Fonte: Elaborado pelo autor com base em Gilsa (2012).

#### 2.2.4 Modelo Retorno Constante de Escala (CCR)

A pesquisa de Banker (1984) desenvolveu o conceito de tamanho de escala mais produtivo, que exhibe a formulação de programação linear CCR para estimar os retornos de escala. Contudo, este trabalho se limita a considerar a busca de soluções ótimas e únicas para o programa linear de CCR. A exemplo de Banker (1984), Banker, Charnes e Cooper (1984) focam o estudo na formulação de uma solução única para o programa linear BCC.

A medida de eficiência de CCR reflete quaisquer ineficiência em relação à escala mais produtiva. Sua abordagem é empregada para estimativa gerencial individual de DMU avaliando as ineficiências e estabelecendo metas eficientes. (BANKER, 1984).

A pesquisa de Souza (2014b), baseada em Ferreira e Gomes (2009), versa sobre o modelo CCR, considerando que esse modelo constrói uma superfície linear por partes paramétricas. O modelo pondera o conceito de retorno constante de escala, em que a variação de *inputs* está associada à variação de *outputs*, e a inclinação da reta representa a função de produção linear. O modelo CCR se baseia na pesquisa desenvolvida por Farrell (1957), mas amplia a abordagem do estudo original ao sugerir múltiplos *inputs* e *outputs*.

De acordo com Mariano, Almeida e Rebelatto (2006), o modelo de retorno constante (CCR) pode ser ilustrado pelas Equações (1), (2) e(3).



$$Max\rho = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{io}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo}} \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 \text{ para } k = 1, 2 \dots z \quad (2)$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0 \quad (3)$$

Onde:

$u_i$  = peso calculado para o *output*  $i$ ;

$v_j$  = peso calculado para o *input*  $j$ ;

$y_{io}$  = quantidade do *output*  $i$  para unidade em análise;

$x_{jo}$  = quantidade do *input*  $j$  para unidade em análise;

$y_{ik}$  = quantidade do *output*  $i$  para unidade  $k$  de um determinado setor;

$x_{jk}$  = quantidade do *input*  $j$  para unidade  $k$  de um determinado setor;

$z$  = número de unidades em avaliação;

$m$  = número de *outputs*;

$n$  = número de *inputs*.

A Equação 1 representa a função objetivo (F.O) do modelo de programação matemática a ser maximizado. A Equação (2) e a Equação (3) se referem às restrições da DMU. Por meio da solução das equações, é possível avaliar a eficiência da DMU.

A linearização do modelo pode ser realizada de duas maneiras: i) mantendo-se os *inputs* constantes e maximizando-se os *outputs* e ii) mantendo-se os *outputs* constantes e minimizando-se os *inputs*. O modelo CCR orientado ao *input* pode ser representado pelas Equações (4), (5), (6) e (7). (MARIANO; ALMEIDA; REBELATTO, 2006).

$$\text{Max } \rho = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{io}}{1} = \sum_{i=1}^m u_i y_{io} \quad (4)$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^n v_j x_{jo} = 1 \quad (5)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 = \sum_{i=1}^m u_i y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2 \dots z \quad (6)$$

$$u_i = v_j > 0 \quad (7)$$

Onde:

$u_i$  = peso calculado para o *output*  $i$ ;

$y_{io}$  = quantidade do *output*  $i$  para unidade em análise;

$v_j$  = peso calculado para o *input*  $j$ ;

$x_{jo}$  = quantidade do *input*  $j$  para unidade em análise;

$y_{ik}$  = quantidade do *output*  $i$  para unidade  $k$  de um determinado setor;

$x_{jk}$  = quantidade do *input*  $j$  para unidade  $k$  de um determinado setor;

$z$  = número de unidades em avaliação;

$m$  = número de *outputs*;

$n$  = número de *inputs*.

Conforme Mariano, Almeida e Rebelatto (2006), a diferença entre o modelo de programação linear e o modelo de programação fracionária apresentado é o acréscimo da Equação (5). O mesmo procedimento utilizado para a minimização dos *inputs* poderia ser utilizado para a maximização dos *outputs*. As Equações (8), (9), (10) e (11) apresentam o modelo de minimização.

$$MAX \rho = \frac{1}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo}} \quad MIN FO = \sum_{j=1}^n v_j x_{jo} \quad (8)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m u_i y_{io} = 1 \quad (9)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 \quad \sum_{i=1}^m u_i y_{jk} - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0 \quad \text{para } k = 1, 2 \dots z \quad (10)$$

$$u_i = v_j > 0 \quad (11)$$

Onde:

$v_j$  = peso calculado para o *input*  $j$ ;

$x_{jo}$  = quantidade do *input*  $j$  para unidade em análise;

$u_i$  = peso calculado para o *output*  $i$ ;

$y_{io}$  = quantidade do *output*  $i$  para unidade em análise;

$y_{ik}$  = quantidade do *output*  $i$  para unidade  $k$  de um determinado setor;

$x_{jk}$  = quantidade do *input*  $j$  para unidade  $k$  de um determinado setor;

$z$  = número de unidades em avaliação;

$m$  = número de *outputs*;

$n$  = número de *inputs*.

### 2.2.5 Modelo Retorno Variável de Escala (BCC ou VRS)

A noção econômica de retornos à escala fornece uma modificação da formulação de programação linear CCR com a adição de uma restrição de convexidade para estimar a eficiência técnica e os retornos de escala. (BANKER; THRALL, 1992). O postulado de convexidade do BCC permite o incremento ou decréscimo do retorno à escala em diferentes regiões da função de produção. Entretanto, isso também exige que os produtos marginais sejam não crescentes. (BANKER; MAINDIRATTA, 1986).

O estudo desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper (1984) usa o termo retorno constante de escala, cuja utilização possibilita a caracterização individual e a avaliação de limitações de capacidade dos *Inputs*. O conceito de retornos à escala é definido em termos da superfície de produção eficiente em uma pequena vizinhança. (BANKER, 1984). Os manuais de economia geralmente definem retornos de escala somente em situações de saída única, considerando, nesse contexto, que um acréscimo proporcional de insumos resulta em um acréscimo proporcional na saída única. Essa definição implica considerar apenas as possibilidades de produção tecnicamente eficientes, de modo que a eliminação da ineficiência pode ser confundida com o retorno de escala. (BANKER; THRALL, 1992). Para Banker (1984), a relação entre o tamanho de escala produtiva de múltiplas entradas e saídas é empregada para estender as aplicações da *Data Envelopment Analysis* (DEA).

Segundo Mariano, Almeida e Rebelatto (2006), o modelo BCC apresenta similaridades com o modelo CCR. A diferença entre eles é o acréscimo da variável  $u$  no numerador (ou de uma variável  $v$  no denominador). O modelo de programação BCC é apresentado nas Equações (12), (13) e (14).

$$MAX\rho O = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{io} + u}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo}} \text{ ou } MAX\rho O = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{io}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo} + v} \quad (12)$$

Sujeito a:

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik} + u}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 \text{ ou } \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk} + v} \leq \text{para } k = 1, 2 \dots k \quad (13)$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0; u \text{ e } v \text{ sem restrição de sinal} \quad (14)$$

Onde:

$u_i$  = peso calculado para o *output*  $i$ ;

$y_{io}$  = quantidade do *output*  $i$  para unidade em análise;

$v_j$  = peso calculado para o *input*  $j$ ;  
 $x_{jo}$  = quantidade do *input*  $j$  para unidade em análise;  
 $y_{ik}$  = quantidade do *output*  $i$  para unidade  $k$  de um determinado setor;  
 $x_{jk}$  = quantidade do *input*  $j$  para unidade  $k$  de um determinado setor;  
 $u$  = variável de retorno de escala;  
 $v$  = variável de retorno de escala do denominador;  
 $z$  = número de unidades em avaliação;  
 $m$  = número de *outputs*;  
 $n$  = número de *inputs*.

De acordo com Mariano, Almeida e Rebelatto (2006),

as variáveis  $u$  e  $v$  têm a função de garantir que as restrições das DMU's que operem em escala diferente da DMU em análise, não limitem sua função objetivo. Dessa forma, é possível avaliar o retorno de escala em que a DMU está operando. Se o valor de  $u$  for maior que zero significa que a empresa opera em retornos decrescentes à escala; se o valor de  $u$  for menor que zero significa que os retornos são crescentes à escala; e se o valor de  $u$  for igual a zero significa retornos constantes a escala. A variável  $v$  também pode ser utilizada para estimar o tipo de escala de uma DMU, porém deve ser interpretada de maneira oposta ao  $u$ , ou seja, caso  $v > 0$  os retornos serão crescentes, se  $v = 0$  os retornos serão constantes e caso  $v < 0$  serão decrescentes. Os retornos de escala não serão necessariamente iguais para as duas orientações. O modelo BCC pode ser linearizado por meio dos mesmos procedimentos utilizados para o modelo CCR.

### 2.2.6 Variáveis

Na literatura, o DEA é geralmente apresentado como uma abordagem de programação para medir a eficiência relativa de DMU's quando várias entradas e múltiplas saídas estão presentes. Banker e Morey (1986a) introduzem o uso de variáveis categóricas dispensando a necessidade de assumir que todos os fatores são medidos em uma escala contínua. Contudo, não é possível ter certeza de que todas as variáveis relevantes foram incluídas. O modelador deve incluir as variáveis que fazem sentido para estabelecer uma investigação relevante. (COOK; TONE; ZHU, 2013). Uma regra empírica sugerida é que o número de DMU's seja pelo menos o dobro do número de entradas e saídas combinadas. (COOK; TONE; ZHU, 2013).

### 2.3 REVISÃO DA LITERATURA SOBRE EFICIÊNCIA EM FORNOS DE REAQUECIMENTO

Fornos de reaquecimento são utilizados na indústria siderúrgica para aquecer o aço produzido pelo processo de lingotamento. As peças devem ser reaquecidas uniformemente para obter propriedades mecânicas e metalúrgicas necessárias ao processo de laminação. (TEIXEIRA; JOTA; TEIXEIRA, 2007). O forno de reaquecimento é considerado o primeiro equipamento da linha de produção das laminações a quente, sendo uma parte fundamental para a fabricação do produto final. (SANTOS, 2013). O aumento da produtividade do forno de reaquecimento ocorre principalmente pelo acréscimo da transferência de calor por radiação em função de uma maior temperatura adiabática de chama. (GONÇALVES, 2011).

Os fornos possuem normalmente 3 zonas de controle, a saber, zonas de pré-aquecimento, aquecimento e encharque. (SANTOS, 2013). A zona de pré-aquecimento conecta-se à tubulação responsável por levar os gases à chaminé de exaustão. A zona de aquecimento possui queimadores, e comumente é a área de maior volume dentro do forno. Nessa zona, a transferência de calor para os tarugos ocorre principalmente por convecção e radiação. A zona de aquecimento é a que fornece a maior quantidade de calor aos tarugos, permitindo que o material atinja, na superfície, uma temperatura próxima da temperatura final desejada. (SANTOS, 2013). A zona de encharque é a última área pela qual o tarugo passa no interior do forno. Essa zona tem por objetivo garantir que a temperatura do tarugo fique homogênea em todo o volume. Essa é a área mais quente do forno, apresentando temperaturas de trabalho acima de 1200°C. (SANTOS, 2013).

Dentre os principais indicadores do forno de reaquecimento, destaca-se o consumo específico de energia (giga joule por tonelada de aço - GJ/t). Esse índice serve de parâmetro de comparação entre processos semelhantes de outras usinas siderúrgicas para identificar o *Benchmarking*. (GUILHERME; SANTOS, 2015).

A movimentação das peças no forno ocorre por meio de um sistema de vigas móveis, refrigeradas e isoladas termicamente, que elevam os materiais, movendo-os para frente e depositando-os sobre as vigas fixas, as quais passam a sustentar a carga até o próximo ciclo de movimentação das vigas móveis. A combustão no forno pode se dividir em três tipos: i) combustão teórica (completa); ii) combustão com excesso de ar (oxidante); iii) combustão com falta de ar (reduzida). Na combustão

reduzida, uma parcela de combustíveis não é queimada, podendo gerar fumaça negra, proveniente do carbono suspenso nos gases queimados. A redução ligeiramente redutora é desejável na operação das zonas de aquecimento. De um modo geral, a operação dos fornos deve ser conduzida com pressão positiva, visando a manter o interior do forno sempre cheio de gases queimados. Tal prática impede a penetração de ar frio que poderia causar os seguintes problemas: i) queda da temperatura superficial das peças; ii) transformação do ambiente interno em altamente oxidante, prejudicando o controle nas zonas de aquecimento; e iii) aumento considerável do consumo de combustível para queimar o excesso de ar.

Diversas pesquisas foram realizadas avaliando a eficiência do forno de reaquecimento. Dentre elas, Tucker e Ward (2012) apresentam um modelo matemático de baixo custo, simulando a partida do forno a frio. A simulação é desenvolvida com foco nos cenários, considerando a alteração de componentes como a parede refratária, o recuperador de gás de combustão e os queimadores regenerativos. O modelo não avalia o forno em condição de operação, e tampouco o impacto de outras variáveis atuantes no processo. O estudo se concentra na eficiência térmica.

A pesquisa elaborada por Han e Chang (2012) desenvolve uma simulação numérica 3D, que considera os cenários de tempo de permanência das peças no forno. Diferente do estudo elaborado por Tucker e Ward (2012), Han e Chang (2012) consideram as condições operacionais. A simulação desenvolvida foca a análise de absorção de calor pelas peças, avaliando a relação de gás e ar, com o objetivo de investigar a eficiência térmica.

Dubey, Agarwal e Srinivasan (2016) fazem uma modelagem de transferência de calor usando o método de diferença finita (FDM). No modelo, consideram questões como temperatura, propriedades físicas e efeito de calor na geração da camada de óxido nas peças durante o processo de reaquecimento. O modelo relaciona as variáveis de calor e tempo de permanência das peças no forno, avaliando o efeito dessas variáveis na espessura dos óxidos gerados durante o processo. O autor descreve que a geração de óxido tem influência na eficiência do forno. O estudo elaborado por Ageno et al. (2002) descreve que a técnica mais utilizada para melhorar a eficiência do forno é o pré-aquecimento intenso do ar. Esse incremento conduz à redução do consumo de combustível, mas também aumenta as emissões de NO<sub>x</sub>, sendo este o foco da pesquisa. Jang, Lin e Lee (2014) estudam a

reação dos gases de combustão no processo de transferência de calor por radiação. A pesquisa usa método de simulação numérica 3D, visando a avaliar a eficiência e a economia de energia referente à combustão. A variável analisada é composta pela temperatura de entrada dos gases e pelo seu comportamento no interior do forno.

Kilinç et al. (2014) abordam, em sua pesquisa, o balanço de massa e energia, desenvolvendo o estudo por meio de avaliação e cálculo mensurados do processo. Dentre as variáveis, os autores avaliam o potencial do gás de combustão e investigam a eficiência energética potencial em comparação à eficiência real. A partir dessas análises, investigam oportunidades de melhoria, tratando de aspectos como o excesso de gás combustão e perdas de eficiência por vazamentos.

Kangvanskol e Tangthieng (2014) desenvolvem estudo com o objetivo de investigar a eficiência energética do forno a partir da análise de uso de câmara de pré-aquecimento. Para isso, são usados cálculos matemáticos avaliando o uso de quatro tamanhos de câmaras e seu impacto na razão entre o balanço de massa e calor. Tais câmaras têm a função de aumentar a temperatura das peças antes do enforcamento. A pesquisa se restringe à avaliação da eficiência energética e desconsidera fatores como eficiência de produção e sua relação com a eficiência energética.

Jian-Guo et al. (2015) e Wang et al. (2016) empregam modelagem e simulação para avaliar a eficiência térmica, prevendo a temperatura e controlando a relação de ar/gás e temperatura/gás. Para validar os dados, os pesquisadores usam métodos de análise estatística justificando a significância das variáveis. Dentre elas, o estudo destaca a relação de ar e gás de combustão como a variável mais relevante. Tang et al. (2017) desenvolvem um modelo de transferência de calor, utilizando o método das diferenças finitas. Esse método utiliza coeficientes de transferência de calor derivados de um modelo de dinâmica de fluídos computacional. A pesquisa destaca os fenômenos dinâmicos, como variação de entrada de combustível, velocidade de deslocamento das peças e características de transferência de calor relacionadas ao aço. Um fato relevante tratado no estudo se refere aos problemas oriundos da velocidade de processamento de modelos de simulação.

Observando a síntese apresentada, é notável que, dentre as publicações, a maioria trata da eficiência de fornos de reaquecimento com base em modelagem e simulação. Os trabalhos utilizam modelos matemáticos, algoritmos e programação



não linear com o objetivo de monitorar e controlar a combustão, visando à redução do consumo de gás e à obtenção de melhora na eficiência energética. Dentre as variáveis discutidas nas publicações, pode-se destacar o fluxo de ar, o gás de combustão e o fluxo de calor.

Os principais resultados apresentados nos artigos são: i) redução de emissão de gases (AGENO et al., 2002); ii) redução de defeitos nos produtos processados (HUANG; WU; CHEN, 2016); iii) melhoria da combustão (JIIN-YUH JANG, CHIEN-NAN LIN, CHENG-YUAN LEE, 2014); iv) redução de custos (AGENO et al., 2002); v) compensação de perdas (KILINÇ et al., 2014); vi) reutilização de energia (TUCKER; WARD, 2012); vii) rendimento da produção (TUCKER; WARD, 2012) ; e viii) redução do consumo de gás combustível (TUCKER; WARD, 2012). Após o desenvolvimento do referencial teórico, são apresentados os métodos de pesquisa e de trabalho do estudo.

### 3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A pesquisa é considerada uma investigação sistemática, conforme Dresch, Lacerda e Antunes Jr. (2015). No contexto da pesquisa científica, o método de pesquisa busca estruturar uma perspectiva ou premissa sobre como o conhecimento é construído. Nesse sentido, a pesquisa pode ser conduzida por motivações teóricas, com o objetivo de garantir o avanço científico, ou práticas, visando a auxiliar os profissionais na solução de problemas. (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JR., 2015). Sendo assim, a importância metodológica de um trabalho pode ser justificada pela necessidade de embasamento científico adequado e pela busca da melhor abordagem para endereçar as questões da pesquisa. (MIGUEL, 2007).

Neste capítulo, são expostos os procedimentos metodológicos que permitem identificar as variáveis sistemicamente prevalentes para a eficiência técnica dos fornos de reaquecimento. Primeiramente, apresenta-se as decisões metodológicas que sustentam à pesquisa. Em um segundo momento, expõe-se o método de trabalho para atingir o objetivo da pesquisa e as técnicas de coleta e análise de dados. Na seção que segue, explicita-se o delineamento da pesquisa.

#### 3.1 DELINEAMENTO DA PESQUISA

A elaboração ou organização dos instrumentos de investigação é uma etapa importante no planejamento da pesquisa. (MARCONI; LAKATOS, 2015). Assim sendo, o planejamento deve ser elaborado com o objetivo de facilitar a análise e a interpretação da pesquisa. Nessa perspectiva, o rigor e o controle são fatores fundamentais. (MARCONI; LAKATOS, 2015). Esses procedimentos metodológicos devem ser expressos em linguagem simples, clara, objetiva, concisa e coerente. (MARCONI; LAKATOS, 2015). A Figura 9 ilustra a estratégia para condução de pesquisas científica apresentada por Dresch, Lacerda e Antunes Jr. (2015).

Figura 9: Estratégia para a condução de pesquisas científicas



Fonte: Dresch, Lacerda e Antunes Jr. (2015).

As razões para realizar esta pesquisa partem do interesse e da curiosidade do pesquisador, assim como da necessidade da empresa de identificar as variáveis prevalentes que conduzem à eficiência técnica da operação do forno de reaquecimento. É nesse aspecto que se concentra o objetivo geral da pesquisa, conforme apresentado na seção 1.

Uma vez destacada sua relevância, esta pesquisa enfatiza a ciência e o método científico como fontes de conhecimento e, dessa forma, estabelece e distingue aspectos e valores, trabalhando com a realidade observada, tendo como produto final a generalização e a produção de dados confiáveis acerca dos fenômenos estudados. Logo, pode ser classificada como sendo de base filosófica, positivista. (SAUNDERS; LEWIS; THORNHILL, 2008; RICHARDSON, 1999). Conseqüentemente, lança mão de argumentos e proposições. A pesquisa parte de um caso particular, problematizando a operação do forno de reaquecimento e, por meio de observações, coletas, organização de dados e experimentações, formula hipóteses explicativas e fornece apoio às conclusões acerca dos fatos. Dessa forma, quanto à abordagem, esta pesquisa pode ser considerada indutiva. (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JR., 2015; MARCONI; LAKATOS, 2015).

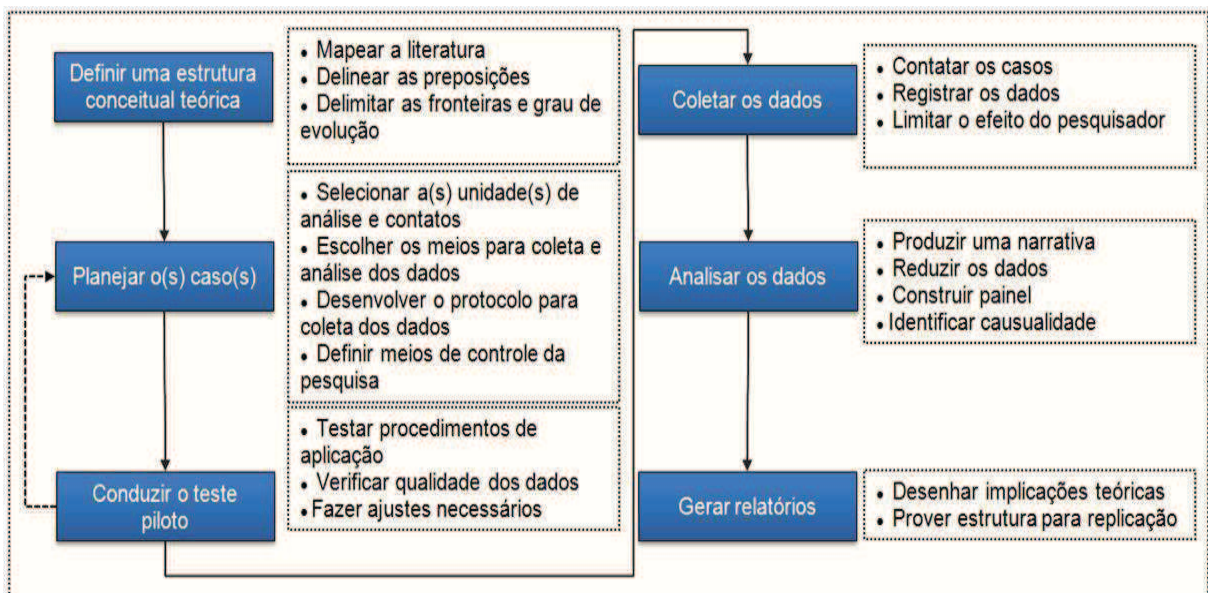
Ao longo da pesquisa, são elaborados modelos conceituais, que partem da análise das relações lógicas e da mensuração de variáveis. Esses modelos auxiliam a manter o rigor e a objetividade do estudo pelo uso da linguagem matemática, coletando evidências das variáveis que norteiam a pesquisa. Além disso, usam teoria e hipóteses para coletar, observar e analisar dados para atingir o objetivo da pesquisa. Mediante essas características, conforme Miguel et al. (2012), esta pesquisa pode ser classificada como estudo quantitativo.

Esta pesquisa emprega técnicas de estudo de caso, pois se trata de um

estudo de natureza empírica que investiga um determinado fenômeno, a saber, a eficiência técnica da operação do forno de reaquecimento. Para tanto, é utilizado um contexto real, cujas fronteiras entre os elementos e a conjuntura são claramente definidas. Dessa forma, este estudo se encaixa na descrição conceitual de estratégia de estudo de caso, conforme descrito por Yin (2015).

Sendo assim, para que a pesquisa seja conduzida com rigor metodológico e para que os resultados sejam justificados, é necessário definir os métodos e as técnicas de coleta e planejamento da pesquisa. A Figura 10 apresenta as etapas para a condução do estudo de caso de acordo com Miguel et al. (2012).

Figura 10: Etapas para condução do estudo de caso



Fonte: Miguel et al. (2012).

A presente pesquisa trata e delimita a investigação das variáveis prevalentes para a eficiência técnica do forno de reaquecimento de uma siderúrgica localizada na região metropolitana de Porto Alegre. O forno em questão é responsável pelo aquecimento de tarugos de aço, processo que antecede a produção de barras laminadas. A partir da classificação da pesquisa e da abordagem de suas principais características, na sequência, apresenta-se o método de trabalho utilizado para desenvolvê-la, detalhando as etapas e os procedimentos operacionais.

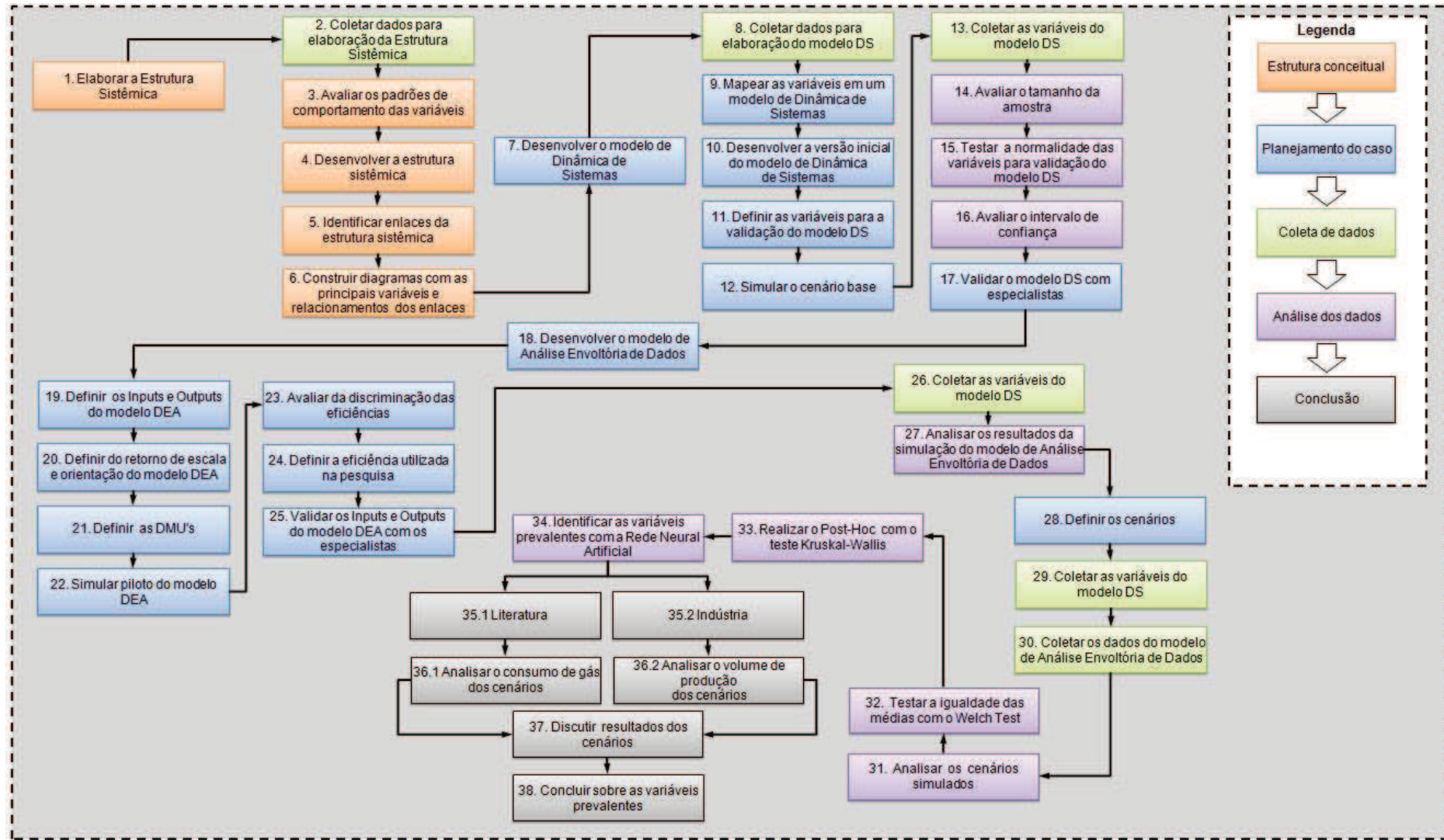
### 3.2 MÉTODO DE TRABALHO

Conforme Klein et al. (2015), o método de trabalho descreve as técnicas adotadas para executar a pesquisa, assim como apresenta a população, as amostras ou as unidades de análise do estudo, de modo a relatar como é conduzida a pesquisa. Segundo Dresch, Lacerda e Antunes Jr. (2015), o método de trabalho orienta e apoia a pesquisa, de maneira que ela possa ser replicada, motivo pelo qual é importante que as técnicas de coleta e análise de dados sejam claras e justificadas.

O método de trabalho desenvolvido para esta pesquisa está baseado em Miguel et al. (2012) e no método de trabalho que envolve a aplicação da Análise Envoltória de Dados apresentado por Piran (2015). Em relação a este último, cabe destacar que foram realizadas alterações para adequar o método de trabalho às necessidades e particularidades desta pesquisa. Nesse sentido, foram acrescentadas novas etapas, contemplando as técnicas de Dinâmica de Sistemas utilizadas neste estudo.

O método de trabalho é composto por 5 etapas, que são: i) estrutura conceitual; ii) planejamento do caso; iii) coleta de dados; iv) análise dos dados; v) conclusão. A seguir, a Figura 11 apresenta as etapas do método de trabalho desta pesquisa.

Figura 11: Método de trabalho



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para elaborar a primeira etapa, Estrutura Conceitual, realizou-se uma revisão sistemática da literatura abordando o tema de eficiência no contexto dos fornos de reaquecimento. Essa etapa visou a identificar as variáveis candidatas a serem inseridas no modelo de Dinâmica de Sistemas. Com o auxílio de especialistas do processo, as variáveis identificadas foram consolidadas, culminando na elaboração de uma Estrutura Sistêmica. A Estrutura Sistêmica desenvolvida tem como objetivo identificar os principais enlaces existentes entre as variáveis.

A etapa 2, Planejamento do Caso, versa sobre a preparação e sucessão de procedimentos adotados para elaborar o estudo em alinhamento ao propósito da pesquisa. Para isso, inicialmente foram realizadas reuniões com os especialistas do processo. Nesses encontros, o pesquisador apresentou os objetivos da pesquisa e questionou sobre a disponibilidade e o período de dados disponíveis no sistema da empresa. Dessa forma, com o auxílio de profissionais da organização, foi possível obter informações relevantes e dados para o desenvolvimento inicial da pesquisa e dos modelos.

Uma vez elaborada, a Estrutura Sistêmica foi apresentada aos especialistas do processo, sendo explicada a lógica do Pensamento Sistêmico, sua forma de representação e o objetivo desta etapa na pesquisa. Nesse momento, foram revisadas as variáveis contidas na Estrutura Sistêmica, verificando-se a concordância das interações e fazendo-se as correções necessárias conforme orientação dos especialistas. Posteriormente, a Estrutura Sistêmica foi apresentada à especialista de modelagem em uso de técnicas do Pensamento Sistêmico, a fim de avaliação de sua consistência.

O Modelo de Dinâmica de Sistemas tem como base de concepção a análise preliminar do padrão de comportamento das variáveis identificadas na literatura e das variáveis descritas pelos especialistas. Dessa forma, mediante a identificação das variáveis e dos enlaces relacionados na Estrutura Sistêmica, o modelo foi delineado. Para a construção da versão do modelo de Dinâmica de Sistemas, foi utilizado o Software Ithink 9.0.2, em função de disponibilidade, conhecimento do pesquisador e adequação ao objetivo da pesquisa. O modelo desenvolvido teve constantes verificações em conjunto com especialistas do processo e especialistas em Modelagem de Dinâmica de Sistemas até a sua validação estatística, que é detalhada na seção 4 desta pesquisa.

Com o objetivo de avaliar o ajuste e a adequação do modelo aos dados reais,

foram adotados os seguintes procedimentos: i) definição do tamanho da amostra com uso do teste t de student; e ii) análise do intervalo de confiança. Para definir o tamanho da amostra, primeiramente foram coletados os dados de 30 simulações. Esses dados tiveram a sua média e desvio padrão calculados, definindo-se o erro máximo admissível e o nível de significância, este último avaliado em 5%. Para calcular o tamanho da amostra, utilizou-se a planilha eletrônica Excel. O Apêndice C explicita as amostras da variável produção, e o Apêndice D apresenta a avaliação do consumo de gás, os parâmetros utilizados e o tamanho de amostra obtida para cada caso avaliado.

O projeto do Modelo de Análise Envoltória de Dados parte dos dados das variáveis do Modelo de Dinâmica de Sistemas. Com o auxílio de um especialista em modelagem de Dinâmica de Sistemas e de um especialista em Análise Envoltória de Dados, foram identificadas e avaliadas as variáveis do modelo de Dinâmica de Sistemas e, a partir do embasamento teórico, foram avaliados os *Inputs* e *outputs* passíveis de serem inseridos na avaliação da eficiência por meio da Análise Envoltória de Dados. As variáveis sugeridas como *Inputs* foram comprimento médio, seção média, número de peças, consumo de gás e eficiência térmica; os *Outputs* foram as variáveis produção total, atrasos de produção do mês e descarbonetação do aço. Uma vez definidas, essas variáveis foram apresentadas aos especialistas do processo, que sugeriram retirar o *Output* referente à descarbonetação do aço e unificar as variáveis seção média e comprimento médio, tendo em vista que estas se relacionam. Assim, a junção dessas duas variáveis resultou na variável peso médio do tarugo.

As sugestões de alterações dos *Inputs* e *Outputs* foram apresentadas aos especialistas em Análise Envoltória de Dados, que aprovaram as modificações. Também foi definido o uso da orientação *Output*, na medida em que se deseja maximizar as saídas e manter os mesmos níveis de entrada do processo, e a utilização do modelo CRS, devido à existência de proporcionalidade entre os *Inputs* e *Outputs*. Definiu-se, ainda, o uso de meses como DMU's. Os meses considerados, em conformidade com a disponibilidade de dados fornecidos pela empresa, correspondem ao período entre janeiro de 2016 e agosto de 2017. Assim, a avaliação da eficiência do cenário atual, com 6 variáveis e 20 DMU's, obedece à regra pela qual a quantidade de *Inputs* e *Outputs* deve ser inferior ou igual a um terço da quantidade de DMU's. A eficiência técnica foi avaliada com a DEA, sendo



essa análise do cenário atual nomeada como cenário base. Para a realização da simulação DEA, foi utilizado o sistema SAGEPE- Effprod. (CAMARGO, 2017).

O passo seguinte trata da avaliação da consistência do resultado dos dados gerados pela simulação DEA do cenário base. Em uma reunião com o especialista em DEA, o resultado foi validado, verificando-se a discriminação entre as eficiências, e definindo-se a utilização da eficiência padrão na elaboração do estudo.

A etapa seguinte aborda a definição e validação dos cenários a serem simulados. Os cenários foram definidos mediante análise da significância das variáveis por meio de regressão Tobit, avaliada pela utilização do Software Gretl (acrônimo de GnuRegression, Econometrics and Time-series Library). Para essa análise, foram utilizadas as variáveis empregadas como *Inputs* e *Outputs* do modelo de Análise Envoltória de Dados do cenário base.

Após a verificação da significância estatística dos *Inputs* e *Outputs* do modelo DEA, foram identificadas, no modelo de Dinâmica de Sistemas, as variáveis relacionadas a esses *Inputs* e *Outputs*. Essas variáveis foram classificadas como dependentes ou independentes e, com base nas variáveis independentes, foi elaborada uma proposta de cenários a serem simulados. Assim, o passo seguinte trata da simulação dos cenários validados pelos especialistas. Para isso, as variáveis definidas para cada cenário são alteradas no modelo, mantendo-se os demais parâmetros do cenário base. Por fim, os dados são coletados para geração dos *Inputs* e *Outputs* dos cenários.

Neste estudo, a eficiência foi avaliada a partir das DMU's geradas pelos cenários simulados e dos dados atuais, de forma conjunta. Esse critério se justifica pelo fato de que quando é realizada a análise da eficiência com a Análise Envoltória de Dados, as DMU's são classificadas em uma escala de eficiência com relação aos *Inputs* e *Outputs*. Contudo, existe diferença entre avaliar as DMU's eficientes de cada cenário individualmente e avaliar as DMU's eficientes do conjunto total de DMU's de todos os cenários. Esses métodos distintos se diferenciam na identificação do *Benchmark*. Como uma das premissas deste estudo se baseia em identificar a prevalência entre todos os cenários, usou-se como critério a avaliação da eficiência das 380 DMU's, sendo essas 380 DMU's referentes à soma das DMU's do cenário atual e dos 18 cenários simulados.

A última etapa do método de trabalho, a etapa de conclusão, versa sobre questões apresentadas na literatura e na indústria, bem como aborda temas

relevantes sobre os cenários e o comportamento de consumo de gás natural e do volume de produção, culminando na discussão sobre as variáveis prevalentes identificadas na pesquisa. Nas subseções 3.3 e 3.4 são detalhadas as etapas do método de trabalho que incluem o tratamento, a análise e a discussão dos dados simulados.

### 3.3 UNIDADE DE CONTEXTO

A empresa na qual foi elaborado este estudo está localizada na região metropolitana de Porto Alegre. Faz parte do setor siderúrgico, e é responsável pela produção de barras de aço laminado. A empresa tem como estratégia a produção *Make To Order* e *Make To Stock*. Dentre os mercados que atende, estão os setores agrícola e automobilístico, segmentos importantes e de forte impacto na economia do país. Cabe destacar que a receita líquida obtida pela organização no ano de 2017 foi de 37 bilhões.

A empresa tem atuação industrial em 12 países, e é uma das maiores fornecedoras de aços especiais do mundo, segmento em que se situa a Unidade estudada. A organização possui 40 unidades produtoras de aço e mais de 30 mil colaboradores. No período de 2016 a 2017, a produção de aços especiais teve uma queda de 5,9%, sendo importante a manutenção de custos das operações. Contudo, o mercado automobilístico e as exportações têm demonstrado uma reação a partir de 2017. Para atender à demanda de aços especiais para o mercado interno e para a exportação, no Brasil, a empresa conta com três unidades, duas localizadas em São Paulo e uma no Rio Grande do Sul. O segmento gaúcho é o foco de análise deste estudo, de modo que a pesquisa se justifica pelo impacto que tal unidade tem na economia do estado e pelo papel de referência que ela desempenha frente às demais unidades da empresa.

A empresa produz aços laminados em forma de barras e, para que isso seja possível, o aço é aquecido a temperaturas próximas a 1200°C. Assim, o aquecimento é imprescindível para a obtenção do produto, impactando na qualidade do produto e no custo de produção. A unidade em questão possui um forno de reaquecimento, equipamento estratégico para uma empresa desse segmento. Esse equipamento é uma restrição, abastecendo intercaladamente duas linhas de

laminação, de modo que qualquer interrupção no processo implica em atrasos no atendimento do programa de produção. Considerando os prazos de entrega, alguns produtos são transferidos para outras unidades, o que impacta em aumento de custos variáveis e, conseqüentemente, em diminuição de retornos econômicos. Assim, essas premissas justificam a escolha do forno de reaquecimento como objeto de estudo.

Nessa perspectiva, esta pesquisa está delimitada a avaliar as variáveis sistemicamente prevalentes na operação de um forno de reaquecimento que abastece um processo de laminação. O estudo objetiva avaliar a eficiência técnica do referido processo, sem abordar a avaliação econômica ou, especificamente, a eficiência térmica. Dentre as variáveis inseridas na pesquisa estão variáveis avaliadas como relevantes para o contexto da operação do forno de reaquecimento. Essas variáveis foram selecionadas com base na literatura e no conhecimento de especialistas do processo.

Para desenvolver a pesquisa é usada a modelagem e simulação por meio das técnicas da Dinâmica de Sistemas e Análise Envoltória de Dados. Essas técnicas foram selecionadas a partir do interesse do pesquisador com base em estudos encontrados na literatura que utilizam as técnicas de forma individual. O uso conjunto das técnicas se mostra apropriado ao objetivo da pesquisa, demonstrando-se pertinente o estudo e a discussão dos resultados, conforme pesquisa desenvolvida por Zolfagharian et al. (2018). A avaliação da eficiência técnica se delimita aos cenários propostos nesta pesquisa, com alteração de uma variável independente por cenário. O escopo da pesquisa limita-se a avaliar o caso particular do forno de reaquecimento da citada unidade.

### 3.4 COLETA DE DADOS

Nesta pesquisa, foram realizadas seis etapas de coleta de dados. A primeira etapa consiste na coleta de dados na base teórica, conforme apresentado na etapa 2 do método de trabalho.

A segunda etapa trata da coleta de dados das variáveis no sistema da empresa. Os procedimentos para coleta de dados foram definidos em reunião com os especialistas do processo, em que foram determinadas e identificadas

preliminarmente as seguintes variáveis relevantes para a elaboração da pesquisa: i) peso (ton.); ii) seção (mm); iii) tempo de forno (min.); iv) temperatura do ar de combustão (°c); v) consumo de gás (Nm<sup>3</sup>); vi) pressão do forno (N/m<sup>2</sup>); vii) consumo de gás na zona de pré-aquecimento (Nm<sup>3</sup>); viii) temperatura setada na zona de pré-aquecimento (°c); ix) temperatura real na zona de pré-aquecimento (°c); x) consumo de gás na zona de aquecimento (Nm<sup>3</sup>); xi) temperatura setada na zona de aquecimento (°c); xii) temperatura real na zona de aquecimento (°c); xiii) consumo de gás na zona de encharque (°c); xiv) temperatura setada na zona de encharque (°c); xv) temperatura real na zona de encharque (°c); xvi) temperatura do gás na saída do forno (°c); xvii) temperatura do gás na saída do forno antes do recuperador (°c); xviii) temperatura do gás na saída do forno depois do recuperador (°c), além das variáveis apresentadas na Tabela 2 da análise de correlação das variáveis.

Essas variáveis foram selecionadas pela sua importância para a pesquisa e pela facilidade de acesso aos dados, servindo como uma análise inicial para elaboração da pesquisa e entendimento das relações entre as variáveis. No Quadro 4 são apresentados os profissionais da empresa consultados para auxiliar na elaboração do projeto e no planejamento e na coleta de dados.

Quadro 4: Profissionais da empresa consultados

<b>Cargo</b>	<b>Tempo de empresa</b>	<b>Formação</b>
Gerente de produção	13 anos	Mestrado em Engenharia metalúrgica
Engenheiro de produção	7 anos	Mestrado em Engenharia metalúrgica
Assessor técnico	30 anos	Administração

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os profissionais consultados foram determinados com base no conhecimento e na experiência em relação ao processo de laminação e operação do forno de rea aquecimento. Os dados das variáveis foram obtidos por meio da interface do software PIMS (*Plant Information of Management System*). Esse software concentra os dados relevantes do processo em um banco de dados, sendo as fontes de dados do software geradas por CLPs, sistema SCADA, SDCDs e servidores OPC. O software visa a solucionar o problema de fragmentação de dados, proporcionando uma visão unificada de todo o processo. Ao todo, foram coletados em torno de 2.800 amostras por mês, totalizando um número superior a 57.600 amostras por variável

coletada no sistema PIMS durante todo o período analisado.

Além da coleta de dados na literatura, como indicado na etapa 1, e da coleta de dados no sistema PIMS, foi realizada coleta de dados nos supervisórios de interface homem máquina (IHM), coleta de dados em campo, coleta de dados em relatórios operacionais e coleta de dados em manuais de operação. O Apêndice B apresenta um resumo das variáveis presentes no Modelo de Dinâmica de Sistemas, assim como a fonte de coleta e uma breve descrição da variável.

O quadro das Variáveis relacionadas ao Modelo de Dinâmica de Sistemas totaliza 185 variáveis contidas na pesquisa e utilizadas no Modelo de Dinâmica de Sistemas. Destas, 37 variáveis (20%) foram coletadas em manuais de operação, 104 variáveis (56,22%) foram obtidas pelo Modelo de Dinâmica de Sistemas, 31 variáveis (16,76%) foram coletadas no sistema PIMS, 7 variáveis (3,78%) foram obtidas em relatórios operacionais, 4 variáveis (2,16%) foram obtidas em medição de campo e 2 variáveis (1,08%) foram observadas no supervisório de interface do sistema.

O Quadro 5 apresenta as variáveis propostas pelos especialistas de Análise Envoltória de Dados e pelos especialistas do processo. Essas variáveis são usadas como *Inputs* e *Outputs* do modelo de Análise Envoltória de Dados, conforme descrito no método de trabalho.

Quadro 5: Seleção das variáveis do modelo DEA

Especialista DEA		Especialista do processo	
Variável	Classificação	Variável	Classificação
Comprimento médio	Input1	-	-
Seção média	Input2	-	-
-	-	Peso médio	Input1
Número de peças	Input3	Número de peças	Input2
Consumo de gás m3	Input4	Consumo de gás m3	Input3
Eficiência térmica	Input5	Eficiência térmica	Input4
Produção total	Output1	Produção total	Output1
Atraso	Output2	Atraso	Output2
Descarbonetação média	Output3	-	-

Fonte: Elaborado pelo autor.

Outra etapa de coleta de dados demonstrada no método de trabalho está

relacionada à coleta de dados de entrada do modelo DEA. Esses dados foram coletados em planilhas eletrônicas geradas a partir das saídas do Modelo de Dinâmica de Sistemas. A seguir, no Quadro 6, apresenta-se as variáveis coletadas na terceira etapa.

Quadro 6: Variáveis selecionadas para o modelo DEA

Variável	Unidade	Descrição
Peso médio	ton./ peça	Peso médio das peças medidas em toneladas
Número de peças	Quantidade	Número total de peças produzidas
Consumo de gás	m <sup>3</sup>	Volume de gás natural consumido para o reaquecimento das peças por mês
Eficiência térmica	%	Relação entre a energia de saída e a energia de entrada do sistema medida em percentual
Produção total	ton.	Volume da produção mensal resultante em toneladas
Atraso	ton.	Diferença entre o volume de produção mensal planejado e o volume de produção real produzido

Fonte: Elaborada pelo autor.

As variáveis definidas e apresentadas no Quadro 6 seguiram os procedimentos ilustrados na etapa 26 coleta das variáveis do modelo DS do método de trabalho. Com relação a pesquisas que envolvem a aplicação das técnicas DEA, fatores ligados ao cumprimento dos prazos de entrega são abordados por Swink (2006) e Park (2014). A variável quantidade de aço produzida é usada na pesquisa de Ferreira (2012), e o gás natural é discutido por Souza (2012). A variável número de itens produzidos é abordada por Gilsa (2012) e Souza (2014b) e, por fim, o peso Médio é um *Input* inserido na pesquisa de Oliveira (2008). Dessa forma, mesmo que não haja estudos específicos que tratem da avaliação da eficiência com o uso da Análise Envoltória de Dados no contexto de fornos de reaquecimento, a seleção das variáveis se justifica. A seguir, é apresentada a subseção de análise dos dados.

### 3.5 ANÁLISE DOS DADOS

Este subcapítulo tem o objetivo de descrever as etapas de análise de dados aplicados neste estudo. No passo 3, é realizada a avaliação da relação das variáveis previamente coletadas, ação necessária para identificar o comportamento e a

associação existente entre as variáveis. Para tanto, executa-se a análise de correlação de Pearson, técnica que permite avaliar a relação linear entre as variáveis, atendendo às necessidades deste estudo. A análise de correlação de Pearson tem um resultado que varia entre -1 e 1, sendo que as variáveis com valor maior ou igual a 0,7 são consideradas como tendo um fator de correlação direta, e as variáveis com valor menor ou igual a -0,7 são consideradas de correlação inversa. Para essa análise utiliza-se o Software Excel.

No passo 14, é necessário definir o tamanho da amostra a ser gerada pelo modelo de Dinâmica de Sistemas. Essa análise é necessária para definir o número de simulações para se obter dados confiáveis. Para isso, utiliza-se o Teste T, considerando o nível de significância de 0,05, conforme recomendado pela literatura. Para a análise, também se emprega o Software Excel, a exemplo de Morandi, (2017), e dentre as variáveis utilizadas para validação, seleciona-se o volume de produção de aço e o consumo de gás, ou seja, as principais saídas do modelo.

No passo 15 analisa-se a normalidade dos dados gerados pelas simulações, conforme o tamanho de amostra estipulado no passo 15. Esse passo visou a verificar a distribuição de probabilidade associada ao conjunto de dados gerados. Para isso, usa-se o teste Kolmogorov-Smirnov, avaliado a um nível de significância de 0,05, empregando o Software IBM SPSS STATISTIC 22. O passo 16 trata da avaliação do intervalo de confiança dos dados simulados. Essa análise é necessária para validação do modelo computacional, e, para executá-la, emprega-se o Software IBM SPSS STATISTIC 22.

No passo 27 avalia-se as variáveis estatisticamente significantes da Análise Envoltória de Dados. Essa avaliação é realizada com o objetivo de verificar a importância das variáveis, possibilitando critérios para definir cenários a serem simulados. Para isso, utiliza-se a análise de regressão Tobit e o Software Gretl (acrônimo de GnuRegression, Econometrics and Time-series Library), que é um software livre que compila e interpreta dados econométricos. Este é escrito na linguagem C e usa o Gnuplot para gerar gráficos. Para verificar a aderência do modelo de regressão Tobit, utiliza-se a avaliação do  $R^2$  e o teste T, relacionando-se os dados obtidos do DEA no cenário atual e os dados gerados pelo modelo de regressão Tobit. Essa avaliação tem como objetivo evidenciar o rigor da pesquisa e os critérios de definição dos cenários.

Conforme ilustrado no método de trabalho, com o propósito de definir os

cenários e de identificar as variáveis estatisticamente significativas do cenário base, aplica-se a técnica de regressão Tobit. Essa técnica se trata de um modelo estatístico que descreve a relação entre uma variável dependente não negativa e uma variável independente. (TOBIN et al., 1958). O Quadro 7 apresenta os pressupostos a serem avaliados para aplicação das técnicas de análise de regressão Tobit. Destaca-se que os pressupostos apresentados nos Quadros 6 e 7 são detalhados no Capítulo 6, análise dos dados.

Quadro 7: Pressupostos para o teste de regressão Tobit

<b>Pressuposto</b>	<b>Definição</b>	<b>Condições</b>
Normalidade dos resíduos	A distribuição dos resíduos gerados em todo o intervalo de observações deve apresentar uma distribuição normal. O teste utilizado para avaliar a normalidade dos dados foi o Kolmogorov – Smirnov	H0: os dados são normais H1: os dados não são normais
Homocedasticidade dos resíduos	O conjunto de resíduos referentes a cada observação de X deve ter variância constante em toda a extensão das variáveis independentes. O teste utilizado para avaliar a Homocedasticidade dos resíduos foi o BreuschPagan	H0: os resíduos são homocedásticos H1: os resíduos não são homocedásticos
Ausência de autocorrelação serial/espacial nos resíduos	O resíduo deve ser independente entre $X_t$ e $X_{t-1}$ . O teste utilizado para avaliar a autocorrelação dos resíduos foi o Durbin-Watson	Regra: Valores próximos a 2 atendem ao pressuposto
Multicolinearidade entre as variáveis independentes	A multicolinearidade ocorre quando duas ou mais variáveis independentes contêm informações semelhantes em relação à variável dependente	VIF de 1 até 10 multicolinearidade aceitável.

Fonte: Adaptado de Souza (2014b).

No passo 31, realiza-se a análise dos cenários simulados. Este estudo visa a avaliar características como médias, desvio padrão, valores máximos e mínimos obtidos entre as eficiências, assim como verificar o intervalo de confiança das médias. Com isso, objetiva-se identificar indícios de diferenças entre os cenários. Para tanto, utiliza-se o Software Excel e o Software ActionStat, que é um sistema estatístico que conecta o R com o Excel de forma flexível e confiável nas aplicações estatísticas.

No passo 32, executa-se a avaliação das médias entre os cenários simulados.



Esse passo objetiva testar, de forma robusta e estatística, a hipótese de distinção das médias. Nesse contexto, emprega-se o Welch test, teste paramétrico que é uma alternativa robusta para testar a igualdade média quando a suposição de homogeneidade não é satisfeita. Esse teste compara a média entre grupos independentes sem assumir variâncias populacionais iguais. Para realizá-lo, emprega-se o Software ActionStat. Para testar a normalidade dos resíduos, é realizado o teste Shapiro Wilk, a um nível de significância de 5%.

Como o resultado do teste Shapiro Wilk demonstra apenas se há ou não diferença entre as médias, é executado o Post-Hoc com o teste de comparação múltipla Kruskal-Wallis a um nível de significância de 5%. Para essa avaliação, é usado o Software ActionStat, com o objetivo de identificar, dentre os cenários, quais são distintos.

No passo 34 são identificadas as variáveis prevalentes. Esse passo tem como finalidade responder à questão da pesquisa. Para isso, utiliza-se a Rede Neural Artificial, uma vez que os pressupostos de aplicação da regressão Tobit não são atendidos quando avaliados todos os cenários de forma conjunta. Para a análise, emprega-se o Software IBM SPSS STATISTIC 22.

Com a finalidade de identificar as variáveis prevalentes, objetivo da pesquisa, utiliza-se, por fim, a técnica de rede neural artificial (RNA), cujas primeiras publicações datam da década de 40, com McCulloch e Pitts (1943). A rede neural artificial (RNA) usa o neurônio artificial e suas conexões, denominadas como sinapses artificiais, e por meio desses mecanismos reconhece padrões baseados em dados do modelo para gerar conhecimento. (HAYKIN, 2001).

A rede neural apresenta *inputs* ou sinais de entrada e seus respectivos pesos sinápticos, que são ligações sinápticas ou redes de conexões ligadas a uma junção aditiva ou Perceptron, que possuem uma função de ativação. (HAYKIN, 2001). Outra variável importante do modelo de rede neural artificial é chamada bias, que é uma variável ligada à junção aditiva, que aplica uma transformação à saída do combinador linear. (HAYKIN, 2001). Dentre os processos de aprendizagem utilizados na rede neural está a aprendizagem por correção do erro, quando por meio de avaliação de valores esperados e de dados de saída do modelo os pesos sinápticos são corrigidos. (HAYKIN, 2001).

A avaliação da eficiência técnica com o uso da Rede Neural Artificial tem o conjunto de dados de partições configurado em 60% de casos de treinamento, 30%

de casos de testes e 10% de casos de validação. As etapas de processamento resultaram em 380 valores válidos dentre os 380 utilizados no processamento. A etapa de treinamento obteve um erro de 1,3%, tendo como regra de parada 10 etapas consecutivas sem redução de erro, e o procedimento de treinamento em minilotes com 10 registros a cada minilote. A etapa de teste resultou em um erro de 4,00%, e a etapa de validação em um erro de 3,30% pela função do erro relativo.

Para a avaliação do volume de produção com o uso da Rede Neural Artificial é utilizada uma camada oculta com 7 unidades, tendo como função de ativação a tangente hiperbólica. A camada de saída tem como característica a variável correspondente ao volume de produção como variável dependente, a função de ativação identidade e o uso da soma dos quadrados na função de erro.

O conjunto de dados de partições utilizado na análise é configurado em 60% de casos de treinamento, 30% de casos de testes e 10% de casos de validação. As etapas de processamento resultaram em 380 valores válidos dentre os 380 utilizados no processamento. A etapa de treinamento obteve um erro relativo de 0,20%, tendo como regra de parada 1 etapa consecutiva sem redução de erro e o procedimento de treinamento em minilotes com 10 registros a cada minilote.

Para avaliação da eficiência térmica, a camada de entrada totaliza 23 unidades com a exclusão da variável de viés, sendo utilizado o método padronizado de escalonamento das covariáveis. Nesta análise, utiliza-se uma camada oculta com 8 unidades, tendo como a função de ativação a tangente hiperbólica. A camada de saída tem como característica a variável eficiência térmica do forno de reaquecimento como variável dependente, a função de ativação identidade e o uso da soma dos quadrados na função de erro. O conjunto de dados de partições utilizado na análise foi configurado em 60% de casos de treinamento, 30% de casos de testes e 10% de casos de validação. As etapas de processamento resultaram em 380 valores válidos dentre os 380 utilizados no processamento. A etapa de treinamento obteve um erro relativo de 1,30%, tendo como regra de parada 1 etapa consecutiva sem redução de erro e o procedimento de treinamento em minilotes com 10 registros a cada minilote. A etapa de teste resultou em um erro de 4,50%, e a etapa de validação em um erro de 1,10% pela função do erro relativo. Uma vez definidos os procedimentos metodológicos, a próxima seção apresenta a formulação do modelo conceitual e computacional desenvolvido para esta pesquisa.

## 4 MODELO DE DINÂMICA DE SISTEMAS

Esta seção apresenta a estrutura adotada para a formulação do modelo computacional por meio da Dinâmica de Sistemas. Com isso, é possível avaliar aspectos referentes aos feedbacks, assim como aos atrasos, estoques, fluxos e a não linearidade.

O Modelo de Dinâmica de Sistema desenvolvido proporciona a simulação de cenários, permitindo uma melhor compreensão dos sistemas. Esses cenários são desenvolvidos sob uma ótica factível. Sendo assim, é possível reduzir a complexidade e reproduzir uma abstração simplificada da realidade, valendo-se de meios estatísticos para estimar parâmetros e avaliar o comportamento do experimento. Por fim, esse modelo proporciona um meio de aprendizagem em concordância, possibilitando reproduzir experimentos diversos que, na prática, por mais que viáveis, seriam de difícil replicação. A seguir, apresenta-se o modelo conceitual para elaboração do modelo computacional com o uso da Dinâmica de Sistemas.

### 4.1 MODELO CONCEITUAL

Com o objetivo de estabelecer um modelo conceitual que permita reconhecer e desenvolver o conhecimento sob a perspectiva da complexidade inerente à operação do forno de reaquecimento, desenvolve-se, nesta seção, o modelo conceitual. Esse conhecimento auxilia a formular o modelo computacional. Como descrito nos procedimentos metodológicos, adota-se o procedimento de elaboração de uma Estrutura Sistêmica. De acordo com o descrito no método de trabalho, dentre as técnicas adotadas para a preparação da Estrutura Sistêmica, está a análise de correlação das variáveis. A seguir, na Tabela 2, é apresentada a análise de correlação.



Tabela 3: Análise de correlação das variáveis

(Continuação)

	Peso	Seção	Comprimento	Pç/ h	Tempo de forno	Temperatura do ar de combustão	Consumo de gás	Pressão	Consumo de gás na zona de pré-aquecimento	Temperatura setada na zona de pré-aquecimento	Temperatura real na zona de pré-aquecimento	Consumo de gás na zona de aquecimento	Temperatura setada na zona de aquecimento	Temperatura real na zona de aquecimento	Consumo de gás na zona de encharque	Temperatura setada na zona de encharque	Temperatura real na zona de encharque	Temperatura do gás na saída do forno	Temperatura do gás na saída do forno antes do recuperador	Temperatura do gás na saída do forno depois do recuperador
Temperatura setada na zona de pré-aquecimento	(0,32)	(0,10)	(0,31)	(0,12)	0,39	0,64	(0,51)	(0,45)	0,04	<b>1,00</b>										
Temperatura real na zona de pré-aquecimento	0,03	(0,06)	0,05	0,42	(0,11)	(0,23)	0,37	0,28	<b>0,70</b>	0,39	<b>1,00</b>									
Consumo de gás na zona de aquecimento	0,40	0,06	0,40	0,43	(0,40)	<b>(0,78)</b>	<b>0,79</b>	<b>0,73</b>	0,58	(0,51)	0,36	<b>1,00</b>								
Temperatura setada na zona de aquecimento	0,41	(0,09)	0,43	0,22	(0,18)	(0,62)	0,52	0,53	0,44	(0,42)	0,32	0,67	<b>1,00</b>							
Temperatura real na zona de aquecimento	0,62	(0,00)	0,61	0,15	(0,27)	<b>(0,79)</b>	0,39	0,55	0,20	(0,65)	0,06	0,48	0,62	<b>1,00</b>						
Consumo de gás na zona de encharque	0,06	(0,10)	0,09	0,37	(0,50)	(0,38)	0,33	0,40	0,11	(0,43)	(0,12)	(0,02)	(0,05)	0,40	<b>1,00</b>					
Temperatura setada na zona de encharque	0,24	(0,11)	0,27	0,24	(0,57)	(0,57)	0,45	0,57	0,23	(0,55)	(0,09)	0,19	0,29	0,60	<b>0,85</b>	<b>1,00</b>				

Tabela 4: Análise de correlação das variáveis

(Conclusão)

	Peso	Seção	Comprimento	Pç/ h	Tempo de forno	Temperatura do ar de combustão	Consumo de gás	Pressão	Consumo de gás na zona de pré-aquecimento	Temperatura setada na zona de pré-aquecimento	Temperatura real na zona de pré-aquecimento	Consumo de gás na zona de aquecimento	Temperatura setada na zona de aquecimento	Temperatura real na zona de aquecimento	Consumo de gás na zona de encharque	Temperatura setada na zona de encharque	Temperatura real na zona de encharque	Temperatura do gás na saída do forno	Temperatura do gás na saída do forno antes do recuperador	Temperatura do gás na saída do forno depois do recuperador
Temperatura real na zona de encharque	(0,21)	(0,22)	(0,15)	0,11	(0,40)	(0,11)	0,27	0,33	0,21	(0,14)	(0,10)	(0,01)	0,12	(0,01)	0,54	0,68	<b>1,00</b>			
Temperatura do gás na saída do forno	(0,01)	(0,07)	0,04	0,23	(0,54)	(0,08)	0,37	0,41	0,36	0,08	0,35	0,27	0,06	(0,11)	0,18	0,27	0,48	<b>1,00</b>		
Temperatura do gás na saída do forno antes do recuperador	(0,05)	(0,13)	0,00	0,27	(0,55)	(0,07)	0,36	0,38	0,39	0,10	0,40	0,25	0,04	(0,11)	0,23	0,29	0,49	<b>0,98</b>	<b>1,00</b>	
Temperatura do gás na saída do forno depois do recuperador	(0,33)	(0,05)	(0,30)	0,22	(0,28)	0,35	0,11	(0,21)	0,09	0,32	0,41	0,03	(0,20)	(0,50)	(0,09)	(0,17)	0,17	0,64	0,68	<b>1,00</b>

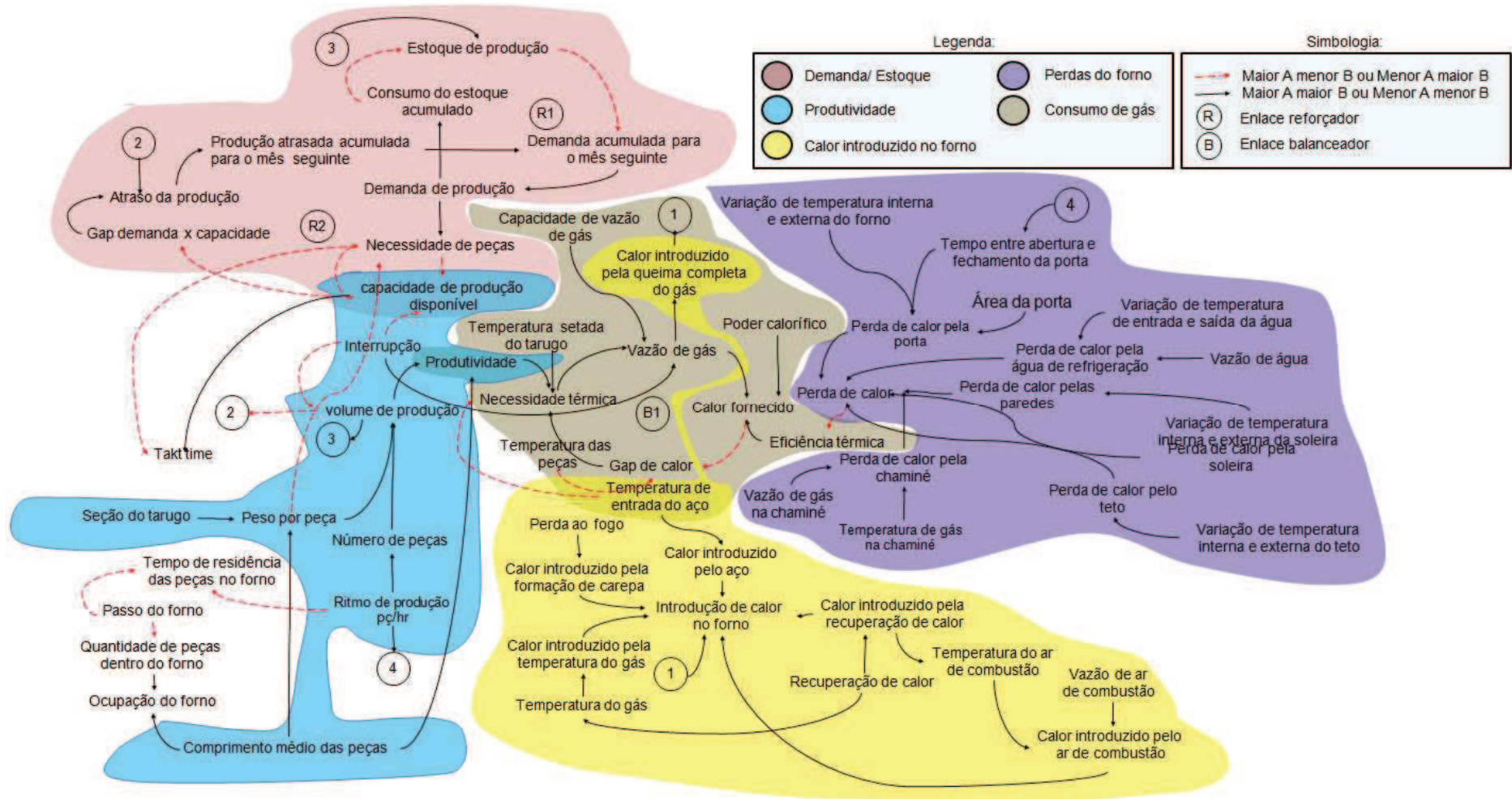
Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir das variáveis analisadas por meio da correlação de Pearson, é possível observar que, dentre as variáveis correlacionadas de forma direta, estão: i) a temperatura real na zona de pré-aquecimento e o consumo de gás na zona de pré-aquecimento, com uma correlação de 0,7; ii) o consumo de gás na zona de aquecimento e o consumo de gás total, com uma correlação de 0,79; iii) o consumo de gás na zona de aquecimento e a pressão, com uma correlação de 0,73; iv) a temperatura setada na zona de encharque e o consumo de gás na zona de encharque, com correlação de 0,85; e v) a temperatura do gás na saída do forno antes do recuperador e a temperatura do gás na saída do forno, com correlação de 0,98.

Dentre as variáveis de correlação inversa, estão: i) o consumo de gás na zona de aquecimento e a temperatura do ar de combustão, com correlação de 0,78; e ii) a temperatura real na zona de aquecimento e a temperatura do ar de combustão, com correlação de 0,78.

Em uma nova etapa, tendo como base as variáveis coletadas na literatura e as variáveis sugeridas pelos especialistas do processo, elaborou-se uma Estrutura Sistêmica. Por meio da Estrutura Sistêmica foi possível identificar as relações e os enlaces existentes entre as variáveis que compõem a lógica de operação do forno de reaquecimento, conforme abordagem adotada por esta pesquisa. Trata-se de uma estrutura genérica que tem como objetivo avaliar as interações, subsidiando a condução e construção do modelo computacional com o uso da Dinâmica de Sistemas utilizando o Software Ithink. A seguir, na Figura 12, é apresentada a Estrutura Sistêmica.

Figura 12: Estrutura sistêmica

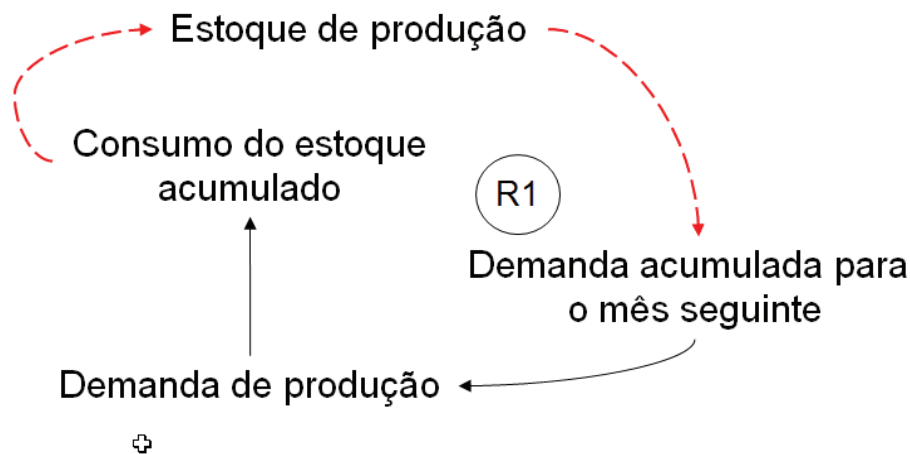


Fonte: Elaborado pelo autor.



Como mencionado, as variáveis da Estrutura Sistêmica não se originam apenas na literatura. Dentre as fontes de coleta de variáveis estão: i) módulos de treinamento; ii) manuais de operação; iii) sistemas de registro de dados; e iv) relatórios. Essas variáveis, uma vez coletadas, foram relacionadas e representadas por meio de uma Estrutura Sistêmica. O próximo passo aplicado na pesquisa consiste na identificação dos enlaces presentes na Estrutura Sistêmica, dentre os quais estão dois enlace reforçadores e um enlace balanceador apresentados a seguir. Na Figura 13, apresenta-se o enlace reforçador R1:

Figura 13: Enlace reforçador R1

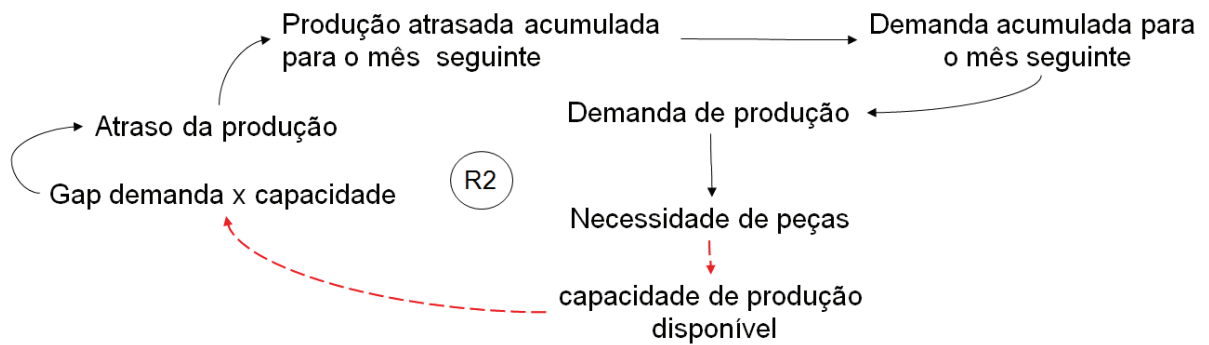


Fonte: Elaborado pelo autor.

O enlace reforçador R1 consiste no enlace referente à demanda, sendo que quanto maior é a demanda de produção maior será o consumo do estoque de produção acumulada, o que, por lógica, implica a redução do estoque e o aumento da demanda acumulada para o mês subsequente. Esse enlace justifica a aplicação das técnicas de modelagem de Dinâmica de Sistemas, uma vez que o *Output* de um período serve com *Input* do próximo período avaliado pelo modelo.

Cabe destacar que a lógica inversa à usada para explicar o enlace reforçador R1 também é verdadeira, ou seja, quanto menor é a demanda, menor será o consumo do estoque acumulado, e assim por diante, de forma inversa ao anteriormente descrito. A seguir, na Figura 14, é apresentado o enlace reforçador R2.

Figura 14: Enlace reforçador R2

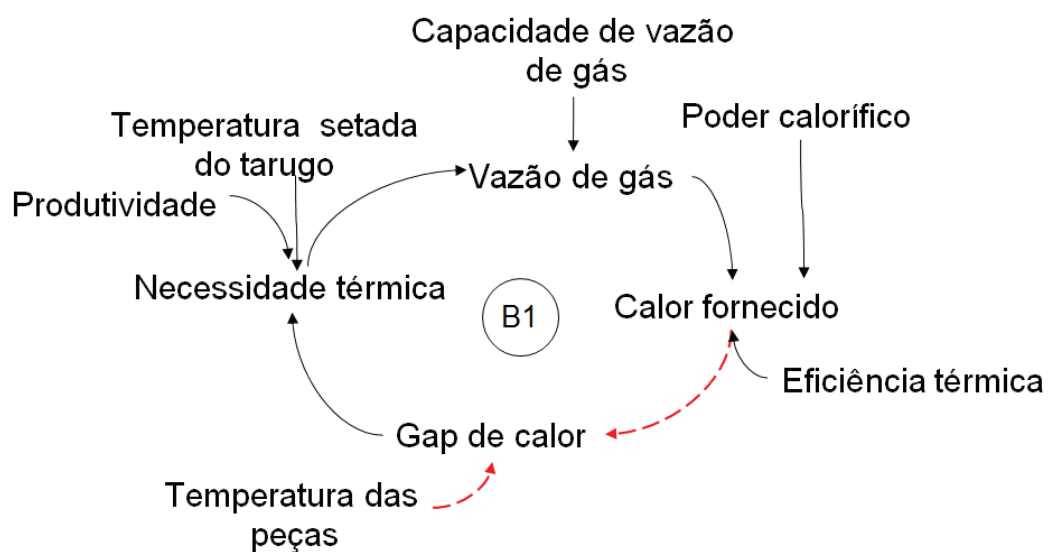


Fonte: Elaborado pelo autor.

O enlace balanceador R2 representa a lógica existente entre a demanda e a capacidade de produção. Nesse sentido, quanto maior é a demanda, maior será a necessidade de peças. Sendo assim, a capacidade de produção disponível será reduzida, e isso proporciona o aumento do *gap* entre a demanda e a capacidade, a ponto de gerar atraso de produção. Por consequência, o atraso da produção acumula, ocorrendo um incremento de demanda para o mês seguinte.

Assim como no enlace R1, anteriormente descrito, seguindo a lógica das setas representadas no extrato da estrutura que representa o enlace balanceador B1, o inverso ao que foi descrito no enlace R2 também é verdadeiro. A seguir, na Figura 15, é apresentado o enlace balanceador B1.

Figura 15: Enlace Balanceador B1



Fonte: Elaborado pelo autor.

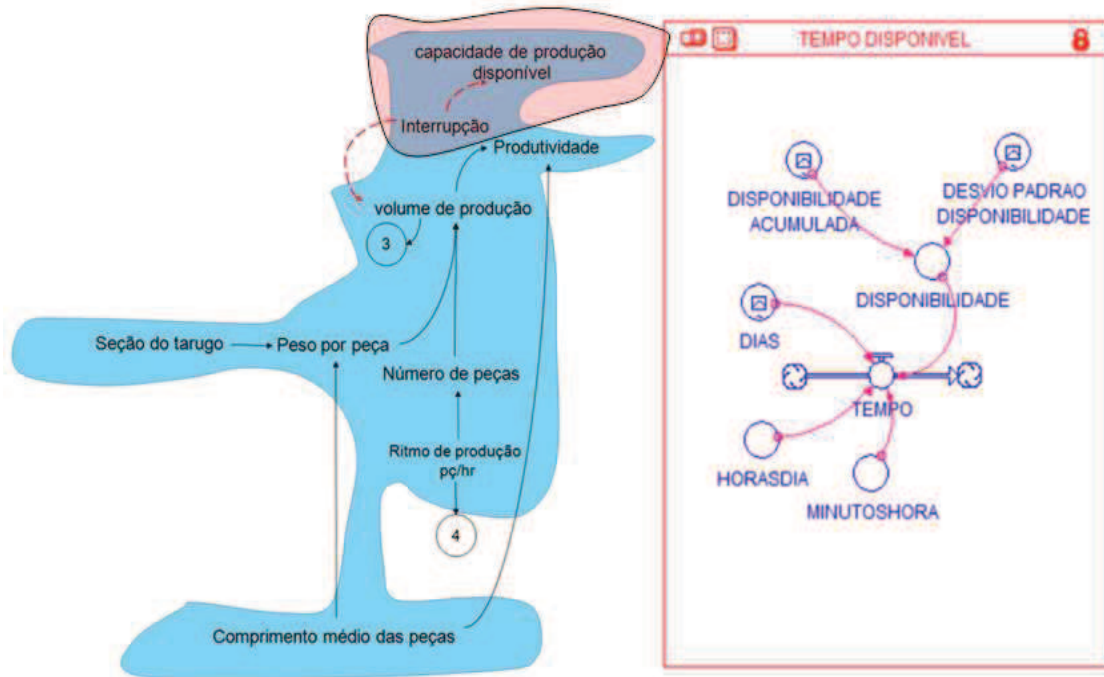
O enlace balanceador B1 abrange fatores ligados à necessidade térmica, considerando que quanto maior é a necessidade térmica, maior será a vazão de gás. Isso propicia o incremento do fornecimento de calor, reduzindo o *gap* de calor necessário. Dessa forma, a necessidade térmica é reduzida seguindo o *loop*, conforme representado pelas relações entre as setas ilustradas no enlace balanceador B1. Seguindo a coerência das variáveis e as relações identificadas, a seguir, inicia-se a construção do modelo computacional do forno de reaquecimento.

## 4.2 MODELO COMPUTACIONAL

Com o objetivo de projetar cenários possibilitando uma melhor compreensão do sistema, esta pesquisa usa a modelagem de Dinâmica de Sistemas conforme descrito por Forrester (2007). Para elaborar a modelagem computacional, utilizou-se o Software Ithink 9.0.2, em função da disponibilidade, do conhecimento do pesquisador e da adequação ao objetivo da pesquisa.

A modelagem está dividida em 27 setores, que são: i) tempo disponível; ii) Mix; iii) peças; iv) volume; v) massa em toneladas; vi) necessidade térmica kcal por hora; vii) necessidade  $\text{Nm}^3$  por hora; viii) calor introduzido pelo aço; ix) calor introduzido pela queima completa do gás; x) temperatura introduzida pelo ar de combustão; xi) calor introduzido pela temperatura do gás; xii) calor introduzido pela carepa; xiii) perda de calor pela parede; xiv) perda de calor pelo teto; xv) perda de calor pela soleira; xvi) perda de calor pela temperatura da água; xvii) perda de calor pela porta; xviii) perda de calor pela chaminé; xix) eficiência térmica; xx) cálculo de produtividade; xxi) peso médio em toneladas por peça; xxii) consumo de gás da zona de pré-aquecimento; xxiii) consumo de gás da zona de aquecimento; xxiv) consumo de gás da zona de encharque; xxv) consumo durante interrupções; xxvi) consumo de gás; xxvii) planejamento. A seguir, na Figura 16, são apresentados os setores desenvolvidos.

Figura 16: Setor do tempo disponível



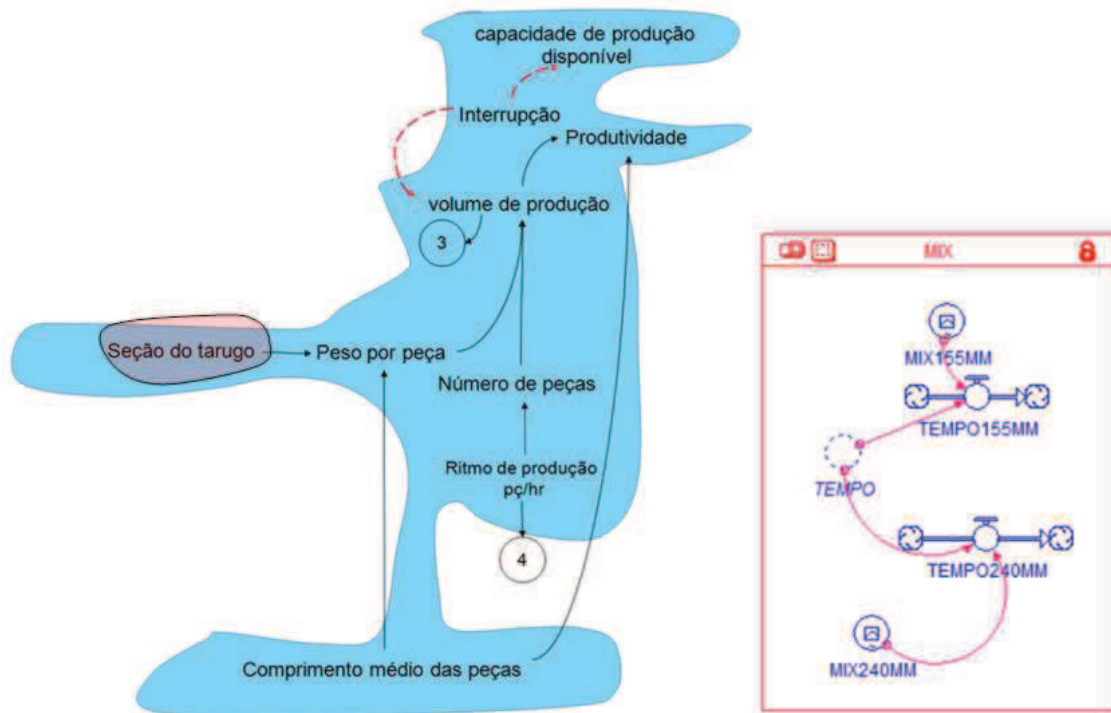
Fonte: Elaborado pelo autor.

O tempo disponível é calculado seguindo o conceito de disponibilidade utilizado pelo OEE, conforme Nakajima (1989). Para tanto, a equação foi desenvolvida com base na avaliação da disponibilidade média acumulada em relação ao período avaliado. Essa equação utiliza a função de distribuição normal, a média e o desvio padrão dos valores avaliados *a priori* com referência à disponibilidade. Por meio da função de distribuição normal, é realizado o sorteio do valor da disponibilidade a cada rodada e mês avaliado. Esse sorteio segue conforme os dados fornecidos, e torna a disponibilidade do modelo estocástica. O tempo disponível para a produção é calculado conforme a equação (15).

$$tempo = dias * horas\_dia * minutos * disponibilidade \quad (15)$$

A disponibilidade tem relação direta com a capacidade de produção do forno de reaquecimento. Dessa forma, quanto maior é a disponibilidade, maior será a capacidade de produção. O próximo setor desenvolvido e apresentado é o Mix de produção, apresentado na Figura 17.

Figura 17: Setor do Mix de produção



Fonte: Elaborado pelo autor.

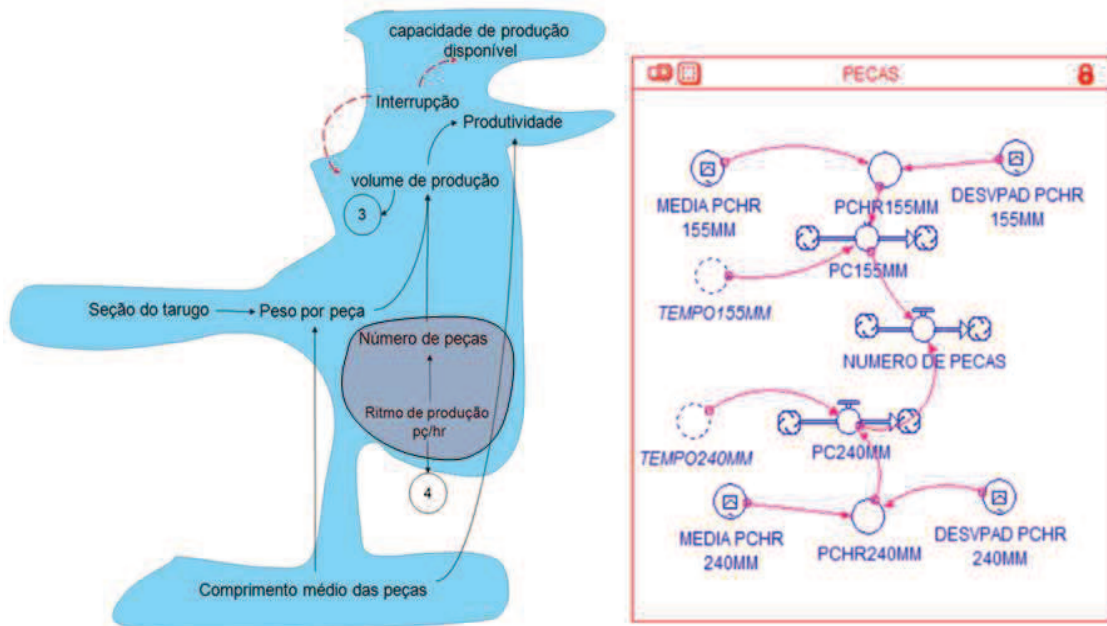
O setor do Mix tem como base e utiliza o tempo calculado no setor de disponibilidade. Esse tempo é distribuído conforme o Mix de produção das diferentes seções dos tarugos produzidos, neste caso tarugos com seção de 155 mm e seção de 240 mm. O Mix é obtido por meio da análise do percentual de participação de cada seção na produção. Sendo assim, como produto do setor de Mix, é possível calcular o tempo de produção consumido por cada Mix de tarugos. As equações (16) e (17) ilustram o cálculo de tempo de cada Mix de produção.

$$tempo_{155mm} = tempo * mix_{155mm} \quad (16)$$

$$tempo_{240mm} = tempo * mix_{240mm} \quad (17)$$

Em síntese, quanto maior for o percentual de participação de um determinado Mix de produção, menor será a participação do outro Mix, e isso impacta diretamente a produção de toneladas de aço e o tempo consumido pelo Mix em questão. O setor modelado e apresentado a seguir, na Figura 18, se refere à análise de peças produzidas de cada Mix.

Figura 18: Setor cálculo de peças por Mix produzido



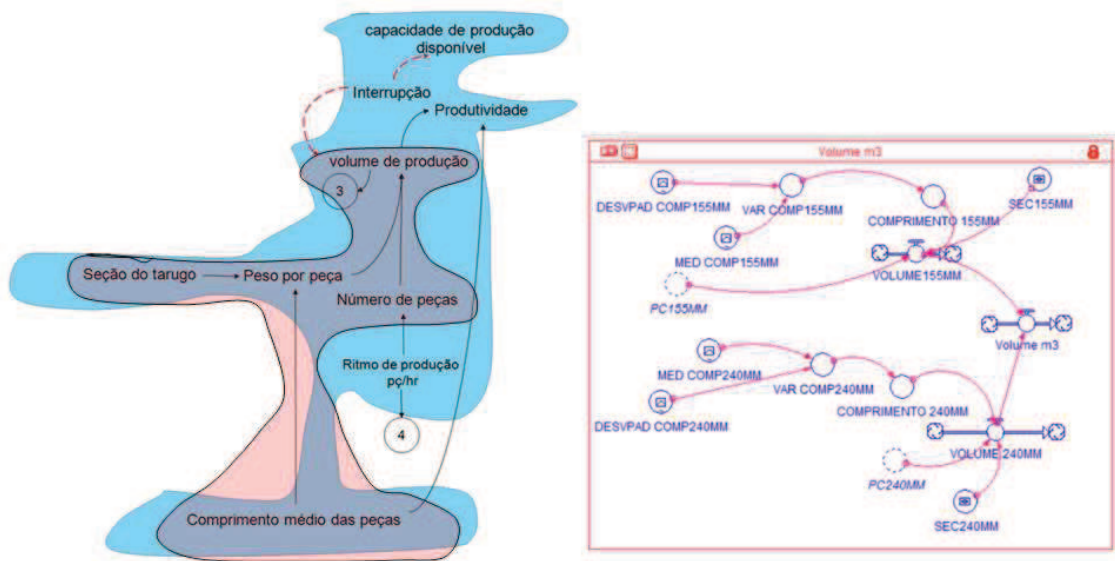
Fonte: Elaborado pelo autor.

O setor de avaliação de peças produzidas usa a função normal, que emprega a variável da média e o desvio padrão de produção de peças por hora de cada Mix. Com isso, estima-se o valor de produção de peças por hora. Relacionando a produção de peças por hora e o tempo de cada Mix, é possível obter a quantidade total de peças produzidas. A equação (18) ilustra o cálculo de peças produzidas.

$$\text{número de peças} = \sum_{i=0}^n ((\text{tempo}155m \times \text{pchr}155mm) + (\text{tempo}240mm \times \text{pchr}240mm)) \quad (18)$$

Com relação à equação de número de peças produzidas, quanto maior for a produção de peças por hora, ou o tempo utilizado por um determinado Mix, maior será a quantidade de peças produzidas do respectivo Mix. Contudo, observando-se de forma individual, quanto mais peças forem produzidas por Mix maior será o total de peças produzidas. A seguir, na Figura 19, é apresentado o setor que avalia o volume em milímetros cúbicos de aço produzido.

Figura 19: Setor cálculo volume em mm<sup>3</sup> de aço



Fonte: Elaborado pelo autor.

O setor de cálculo de volume em milímetros cúbicos de aço deriva da variável estocástica do comprimento dos tarugos multiplicado pela quantidade de peças produzidas e pela área respectiva da seção do tarugo de cada Mix de produção. Essa avaliação é representada pelas equações (20) e (21). Por fim, o volume de cada Mix é somado, obtendo-se o volume total em milímetros cúbicos de aço produzido, o que é ilustrado na equação (19), a seguir.

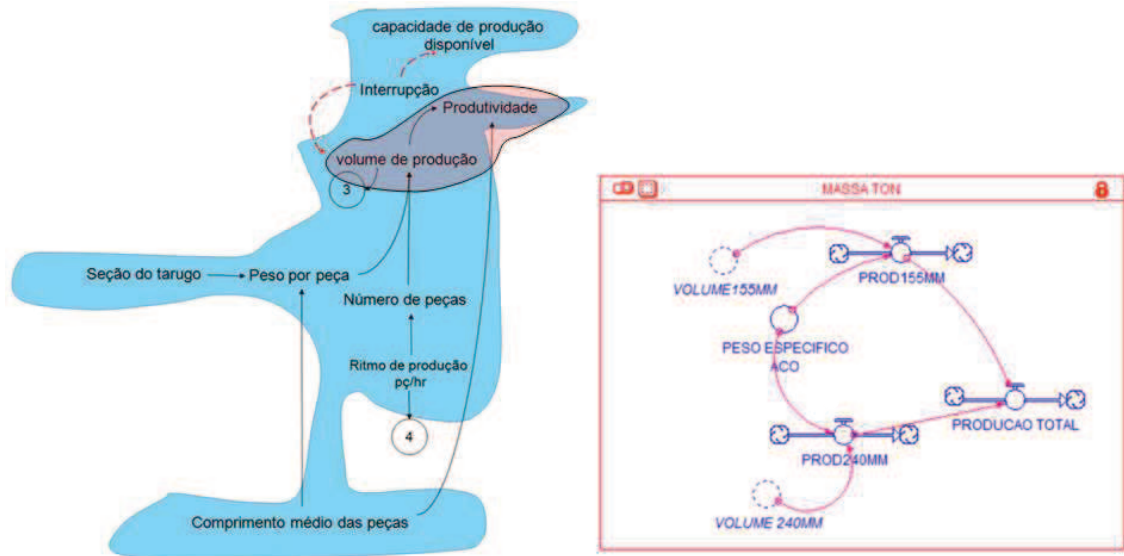
$$volume\ total = \sum_{i=0}^n (volume155mm + volume240mm) \quad (19)$$

$$volume155mm = comprimento155mm * pchr155mm * seção155mm \quad (20)$$

$$volume240mm = comprimento240mm * pchr240mm * seção240mm \quad (21)$$

Em relação ao volume em milímetros cúbicos de aço produzido, pode-se concluir que, quanto maior for o número de peças produzidas de um determinado Mix, maior será o volume em milímetros cúbicos do Mix observado. Da mesma forma, o comprimento do tarugo e a seção têm a mesma influência, proporcionando o aumento do volume em milímetros cúbicos de aço produzido. A seguir, na Figura 20, apresenta-se o setor de cálculo de toneladas de aço produzido.

Figura 20: Setor cálculo de toneladas de aço produzido



Fonte: Elaborado pelo autor.

O setor de toneladas de aço produzido é dedicado à conversão do valor obtido no setor de volume de aço em toneladas. Esse valor resulta da multiplicação do volume dado em milímetros cúbicos de aço pelo seu respectivo peso específico, conforme representam as equações (23) e (24). A produção total é demonstrada na equação (22), sendo o valor resultante representado por toneladas de aço.

$$produção\ total = \sum_{i=0}^n (produção155mm + produção240mm) \quad (22)$$

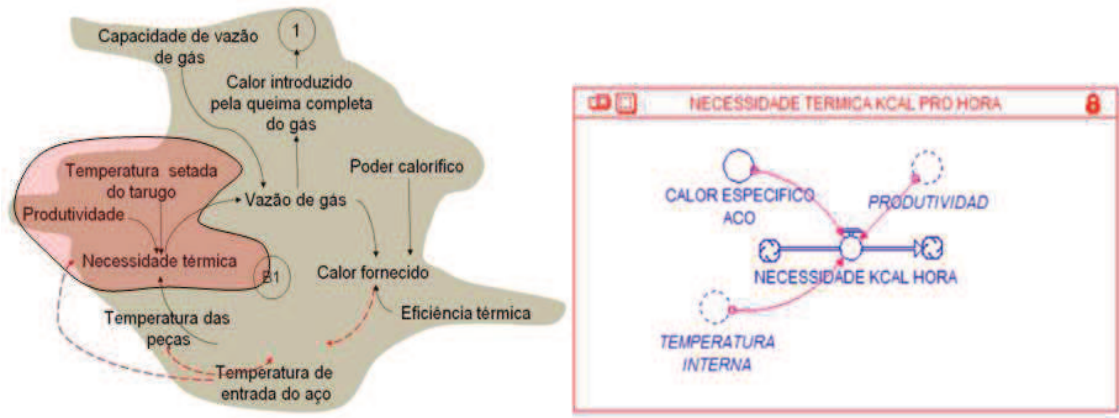
$$produção155mm = volume155mm * peso\ específico\ do\ aço \quad (23)$$

$$produção240mm = volume240mm * peso\ específico\ do\ aço \quad (24)$$

Observa-se que a produção de aço em toneladas tem influência direta do valor do volume em milímetros cúbicos de aço. Isso significa que quanto maior é o volume em milímetros cúbicos de aço maior será a produção de aço em toneladas. A seguir, na Figura 21, é apresentado o setor que trata a variável térmica referente à necessidade térmica expressa em milhares de calorias por hora (kcal/h).



Figura 21: Setor de necessidade térmica kcal por hora



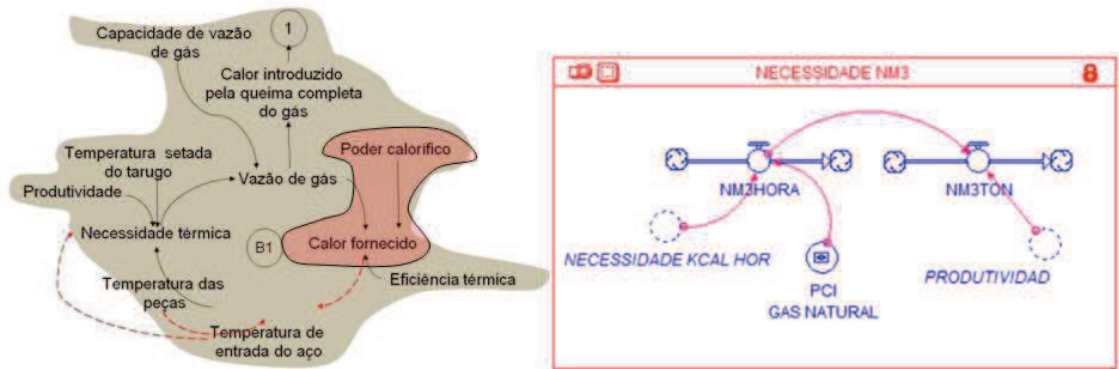
Fonte: Elaborado pelo autor.

A necessidade térmica é a quantidade de energia requerida para aquecer o aço até a temperatura adequada ao processo de laminação à quente. A temperatura final do aço esperada é aqui representada pela temperatura interna da zona de encharque, a última zona do forno. O valor de necessidade térmica é obtido pela multiplicação entre a temperatura final do aço e a produtividade e, por fim, pelo calor específico do aço. A produtividade é resultante da produção total dividida pelo tempo utilizado para obter essa produção, sendo esse resultado a produtividade de toneladas por hora. Os referidos cálculos são representados pelas equações (25) e (26).

$$\text{necessidade} \frac{\text{kcal}}{\text{hora}} = \text{calor específico do aço} * \text{produtividade} * \text{temperatura interna da zona de encharque} * 1000 \quad (25)$$

$$\text{produtividade} = \frac{\text{produção total}}{\text{tempo}/60} \quad (26)$$

Com relação à necessidade térmica, quanto maior é a temperatura final objetivada do tarugo ou a produtividade, maior será a necessidade térmica. A seguir, na Figura 22, apresenta-se o setor de cálculo da necessidade de volume de gás em normais metros cúbicos (Nm<sup>3</sup>).

Figura 22: Setor de necessidade de volume de gás em Nm<sup>3</sup>

Fonte: Elaborado pelo autor.

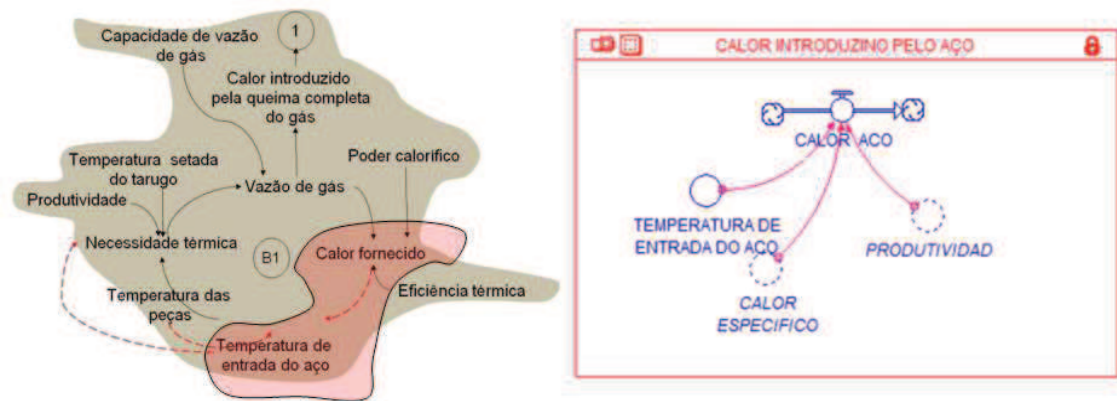
A partir do valor de necessidade térmica anteriormente obtido e do poder calorífico do gás natural (PCI), é possível calcular o volume necessário de gás em normais metros cúbicos por hora. Esse é o cálculo para se chegar ao volume de gás necessário para gerar energia suficiente para aquecer o aço. Quando esse valor é dividido pela produtividade, obtém-se o volume de gás natural em normais metros cúbicos por tonelada. As equações (27) e (28) demonstram as relações anteriormente descritas para obter as variáveis normais metros cúbicos por hora e normais metros cúbicos por tonelada.

$$Nm^3 \text{ por hora} = \frac{\text{necessidade kcal por hora}}{PCI \text{ do gás natral}} \quad (27)$$

$$Nm^3 \text{ por ton} = \frac{Nm^3 \text{ por hora}}{\text{produtividade}} \quad (28)$$

Constata-se que, quanto maior é o PCI do gás natural, menor será o consumo de normais metros cúbicos por hora de gás natural e, por consequência, menor será o consumo de normais metros cúbicos por tonelada. Em outra análise, quanto maior for a produtividade, menor será o consumo de normais metros cúbicos por tonelada. Por outro lado, a produtividade, como observado anteriormente, tem influência direta na necessidade de térmica. Sendo assim, quanto maior for a produtividade, maior será o consumo de normais metros cúbicos por hora, e dessa forma, esses valores são contrabalançados. O próximo setor avaliado trata-se do calor introduzido pelo aço, conforme evidenciado na Figura 23.

Figura 23: Setor do calor introduzido pelo aço



Fonte: Elaborado pelo autor.

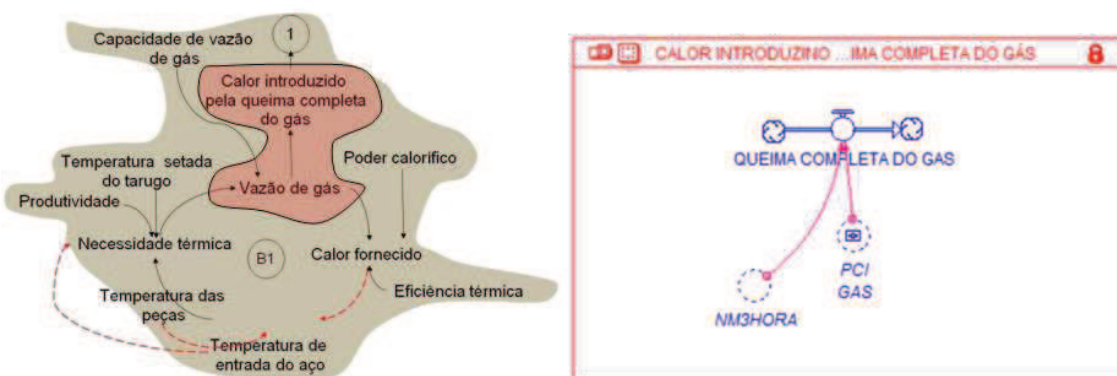
O forno de reaquecimento possui várias entradas de calor. Dentre elas, é possível calcular o calor referente à temperatura de entrada do aço no forno. O valor assumido como referência de temperatura de entrada do aço é de 25°C. Assim, conforme mostra a equação (29), por meio da multiplicação dos valores de temperatura do aço, de calor específico do aço e de produtividade, é possível calcular a energia fornecida pela entrada do aço no forno de reaquecimento.

$$\text{calor introduzido pelo aço} = \text{produtividade} * 1000 * \text{calor específico aço} * \text{temperatura de entrada do aço}$$

(29)

Com base na equação, observa-se que quanto maior é a produtividade e a temperatura de entrada do aço, maior será o calor introduzido pelo aço. O próximo setor avalia o calor introduzido pela queima completa do gás, conforme a Figura 24.

Figura 24: Setor do calor introduzido pela queima completa do gás



Fonte: Elaborado pelo autor.

O calor introduzido pela queima completa do gás é obtido por meio da equação (30), que contempla que a vazão de gás natural é multiplicada pelo seu poder calorífico.

$$\text{calor introduzido pela queima completa do gás} = Nm3\text{hora} * PCI \text{ do gás natural} \quad (30)$$

A relação entre as variáveis que representam a introdução de calor pela queima completa do gás pode ser resumida da seguinte forma: quanto maior for o consumo de gás, em normais metros cúbicos por hora, maior será o calor introduzido pela queima completa do gás. Da mesma forma, quanto maior for o PCI do gás natural, maior será o calor introduzido pela queima completa do gás natural. O próximo setor aborda o cálculo do calor introduzido pela temperatura do ar de combustão, conforme a Figura 25.

Figura 25: Setor do calor introduzido pela temperatura do ar de combustão



Fonte: Elaborado pelo autor.

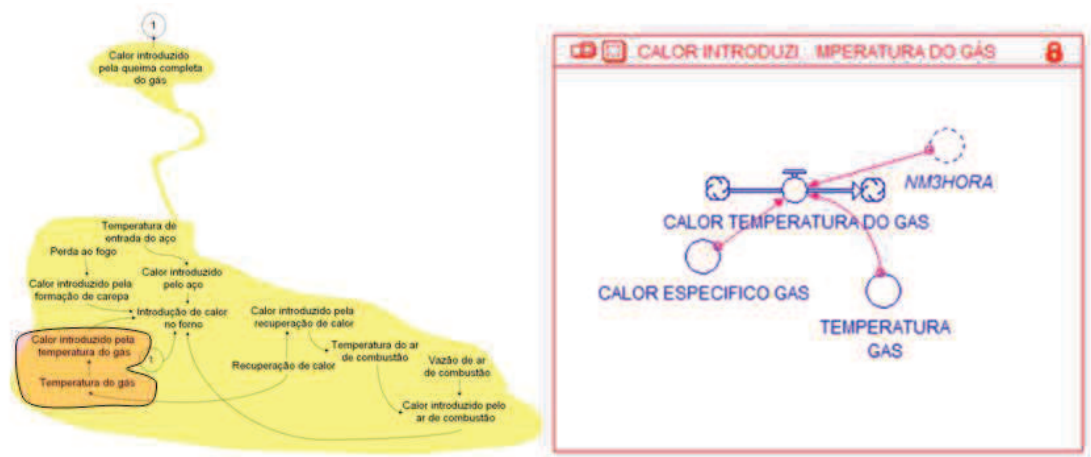
O calor introduzido pela temperatura do ar de combustão é calculado por meio da variável estocástica da temperatura do ar de combustão multiplicada pelo calor específico do ar de combustão e pela vazão do ar de combustão. Essa última variável é obtida proporcionalmente à vazão de gás natural, sendo essa relação assumida como 10 normais metros cúbicos de ar para cada 1 normal metro cúbico de gás natural.

*Calor introduzido pela temperatura do ar de combustão =  
calor específico ar de combustão \* temperatura do ar de combustão \*  
vazão do ar de combustão*

(31)

Com relação ao calor introduzido pela temperatura do ar de combustão, constata-se que o acréscimo da vazão do ar de combustão tem influência direta no calor introduzido pelo ar de combustão. Contudo, a vazão de ar de combustão é proporcional à vazão de gás natural, e essa relação de ar/gás proporciona uma perfeita combustão. A seguir, a Figura 26 ilustra o setor de calor introduzido pela temperatura do gás.

Figura 26: Setor do calor introduzido pela temperatura do gás



Fonte: Elaborado pelo autor.

O calor introduzido pela temperatura do gás é calculado pela equação (32), multiplicando-se a vazão do gás natural pela temperatura do gás e pelo seu respectivo calor específico.

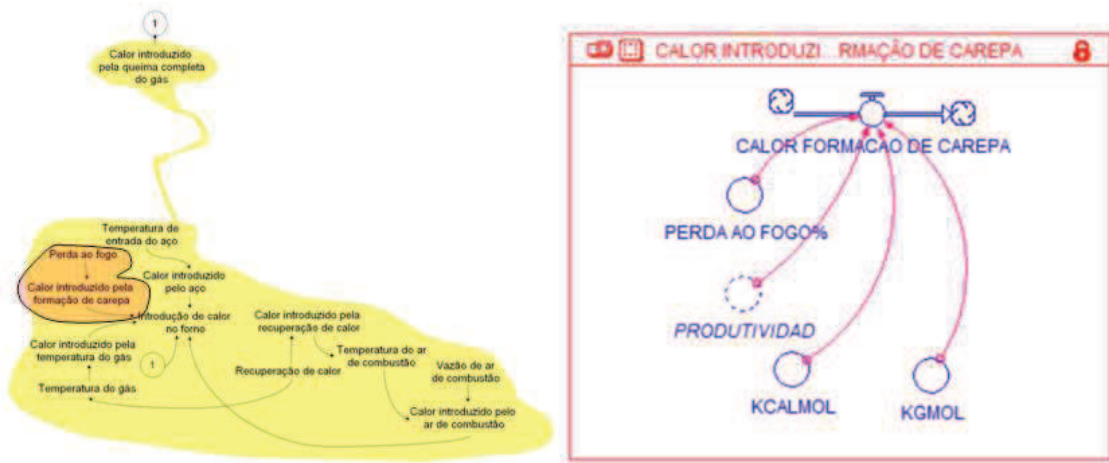
*calor introduzido pela temperatura do gás = calor específico gás \*  
temperatura gás \* Nm<sup>3</sup> por hora*

(32)

O calor introduzido pela temperatura do gás natural e suas variáveis sugere o incremento do consumo de normais metros cúbicos por hora, assim como a temperatura do gás natural provoca a elevação do calor introduzido pela temperatura do gás natural. A próxima análise, representada na Figura 27, diz

respeito ao calor introduzido pela formação de carepa.

Figura 27: Setor do calor introduzido pela formação de carepa



Fonte: Elaborado pelo autor.

Este setor utiliza a equação (33), que determina que o calor introduzido pela formação de carepa é proporcional ao percentual de perda ao fogo, aqui assumida como 1%, conforme dados do manual de operação do forno. Essa perda ao fogo é multiplicada pela produtividade convertida em quilogramas (kg), e ainda multiplicada pela entalpia da carepa dada por (kcal/mol). Por fim, o produto dessa multiplicação é dividido pela massa molar da carepa (kg/mol).

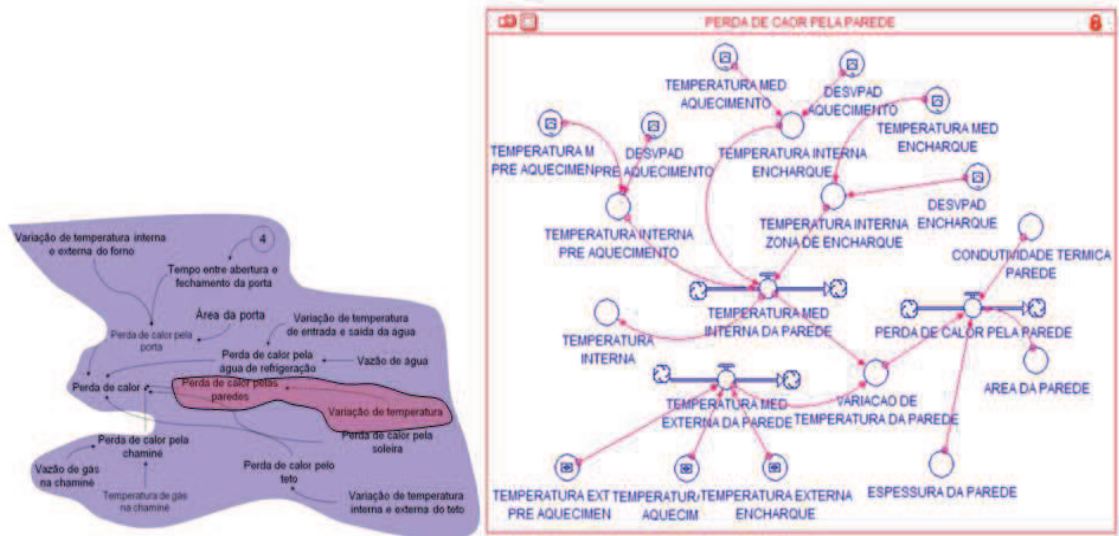
$$\text{formação de carepa} = (\text{produtividade} * 1000 * \text{perda ao fogo}\% * \text{kcalmol}) / \text{kgmol} \quad (33)$$

A equação (34) apresenta o calor introduzido no forno. Esse valor é obtido pela soma do calor da formação da carepa, do calor da temperatura do gás, do calor do aço, do calor do ar de combustão e do calor da queima completa do gás.

$$\text{calor introduzido o forno} = \text{calor da formação de carepa} + \text{calor da temperatura do gás} + \text{calor do aço} + \text{calor do ar de combustão} + \text{calor da queima completa do gás} \quad (34)$$

A seguir, a Figura 28 apresenta o setor de perda de calor pelas paredes do forno.

Figura 28: Setor da perda de calor pela parede



Fonte: Elaborado pelo autor.

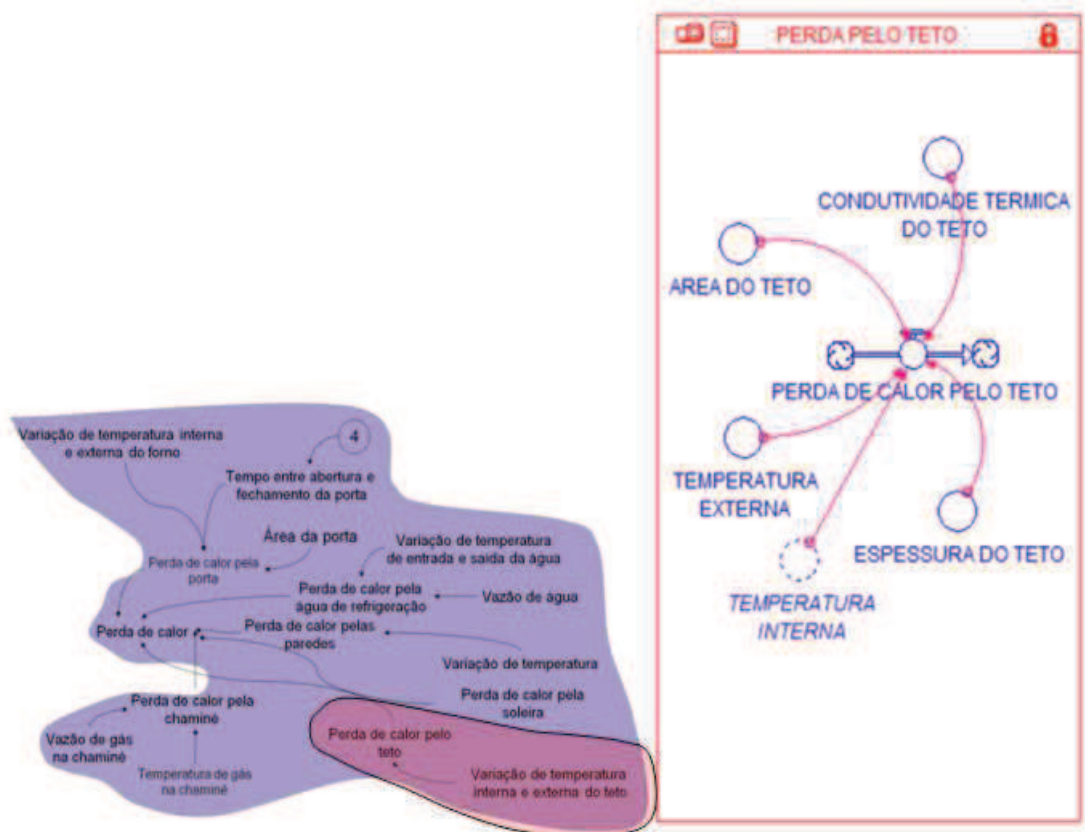
O cálculo da perda de calor pelas paredes do forno depende, dentre as variáveis utilizadas, da variação de temperatura da parede do forno. Esta é obtida pela diferença entre as temperaturas internas e externas das zonas do forno. Para isso, a variável da média da temperatura interna da parede observa a média entre a temperatura interna das zonas de aquecimento do forno, sendo essas variáveis estocásticas.

Uma vez calculada a variação de temperatura, esse valor é multiplicado pela área da parede e pela condutividade térmica. Por fim, o produto dessa multiplicação é dividido pela espessura da parede, conforme demonstrado na equação (35).

$$\textit{perda de calor pela parede} = \frac{(\textit{condutividade térmica parede} \cdot \textit{área da parede} \cdot \textit{variação de temperatura da parede})}{\textit{espessura da parede}} \tag{35}$$

Como as dimensões de espessura e a área das paredes do forno são fixas, a variável que contribui para as perdas de energia pelas paredes é a variação de temperatura entre as áreas interna e externa do forno. A próxima análise, apresentada na Figura 29, trata da perda de calor pelo teto do forno.

Figura 29: Setor da perda de calor pelo teto



Fonte: Elaborado pelo autor.

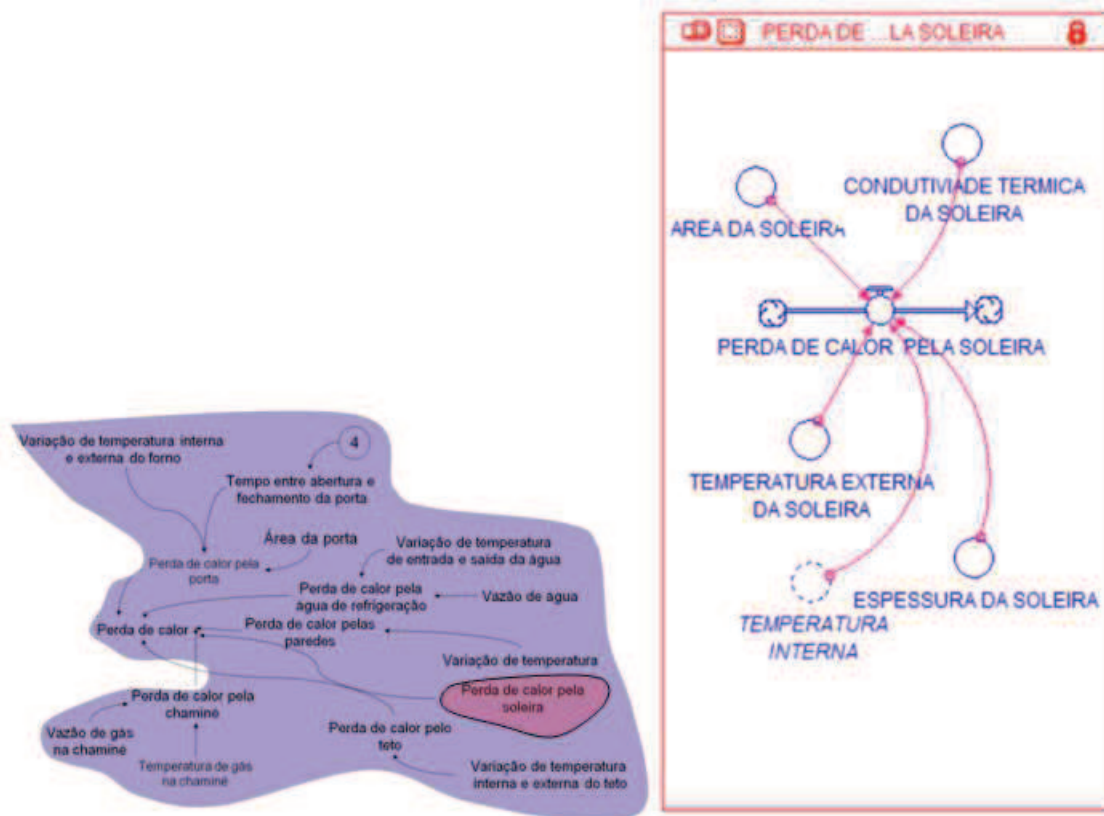
Para calcular a perda de calor pelo teto do forno, utiliza-se a diferença da média de temperatura interna do forno e a média de temperatura da área externa do teto, sendo essa variação de temperatura multiplicada pela área e pela condutividade térmica do teto do forno e, então, dividida pela espessura do teto, conforme demonstrado na equação (36).

$$\text{perda de calor pelo teto} = \frac{\text{condutividade térmica do teto} \cdot \text{área do teto} \cdot \text{variação da temperatura do teto}}{\text{espessura da parede}} \quad (36)$$

Como as dimensões de espessura e a área do teto do forno são fixas, a variável que contribui para as perdas de energia do teto é calculada pela variação de temperatura entre as áreas internas e a área externa do teto do forno. A seguir, na Figura 30, é demonstrada a obtenção da variável de perda de calor pela soleira do forno.



Figura 30: Setor da perda de calor pela soleira



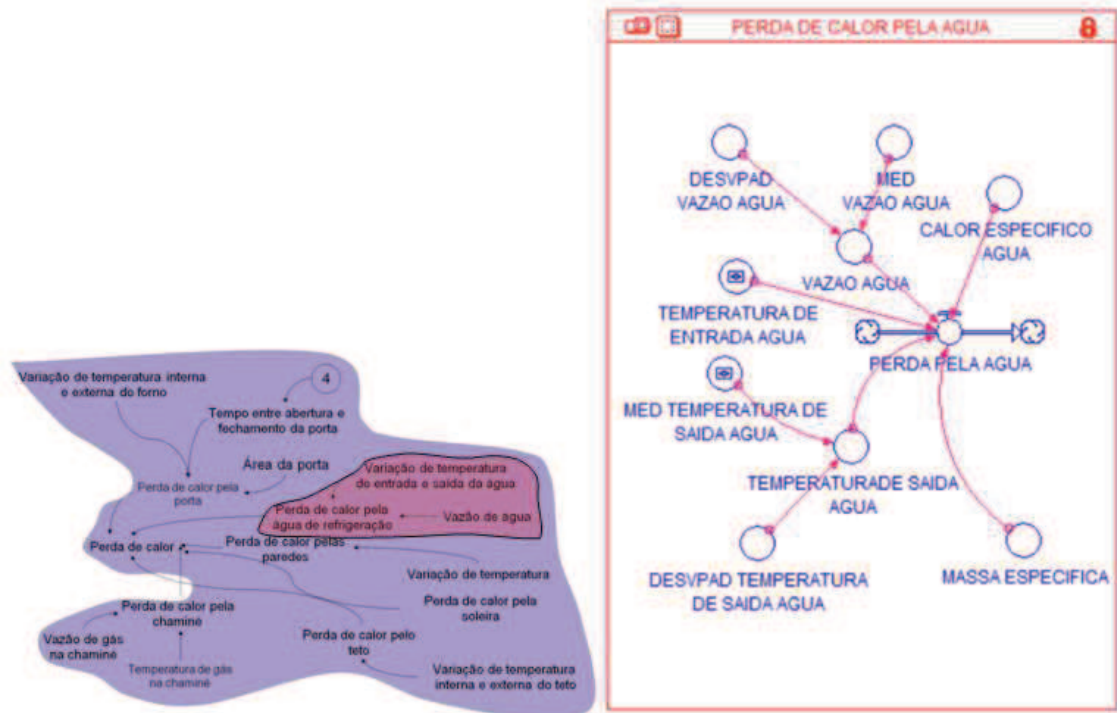
Fonte: Elaborado pelo autor.

Assim como as perdas de calor pelas paredes e pelo teto, para calcular a perda de calor pela soleira do forno utiliza-se a diferença entre a média de temperatura interna do forno e a área externa da soleira. Uma vez calculada, a variação de temperatura da soleira é multiplicada pela área e pela condutividade térmica da soleira do forno, e esse resultado é então dividido pela espessura da soleira, conforme demonstrado na equação (37).

$$\text{perda de calor pela soleira} = \frac{\text{condutividade térmica da soleira} \cdot \text{área da soleira} \cdot \text{variação de temperatura da soleira}}{\text{espessura da soleira}} \quad (37)$$

Como as dimensões de espessura e a área da soleira do forno são fixas, a variável que contribui para as perdas de energia da soleira está relacionada à variação de temperatura entre as áreas internas e a área externa da soleira do forno. A seguir, na Figura 31, é demonstrado o cálculo de perda de calor pela água de refrigeração.

Figura 31: Setor da perda de calor pela água de refrigeração



Fonte: Elaborado pelo autor.

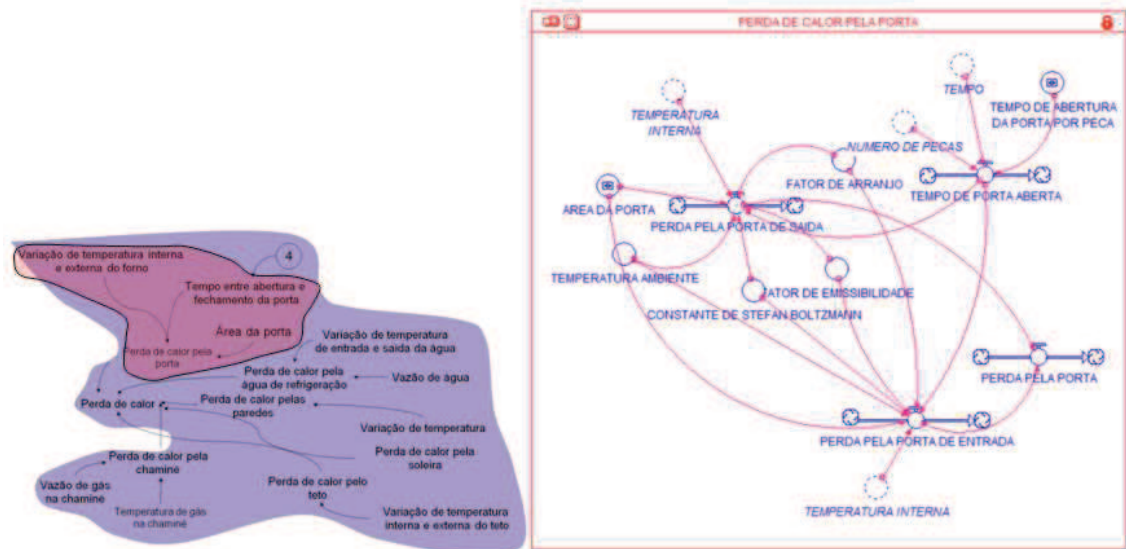
A perda de calor pela água de refrigeração dos componentes do forno pode ser calculada pela multiplicação da variável estocástica da vazão de água pelo resultado da diferença entre a variação de temperatura de saída da água e entrada de água. Esse valor deve ser multiplicado pelas variáveis de massa específica e calor específico da água, conforme apresentado na equação (38).

$$\text{Perda pela água} = \text{vazão de água} * (\text{temperatura de saída da água} - \text{temperatura de entrada da água}) * (\text{calor específico da água} * \text{massa específica}) \quad (38)$$

Verifica-se que a relação da perda de calor pela água de resfriamento dos componentes do forno tem relação direta com a variação de temperatura da água de refrigeração. O incremento da variação de temperatura provoca o aumento dessa perda. Outro fator a ser considerado diz respeito à vazão de água de refrigeração, que promove o aumento da perda pela água de refrigeração. Porém, em contrapartida, esse incremento de vazão pode contemplar um melhor resfriamento dos componentes do forno, reduzindo, assim, a temperatura de saída da água de

resfriamento e a variação de temperatura da água. A seguir, na Figura 32, é apresentada a análise da perda de calor pelas portas do forno.

Figura 32: Setor da perda de calor pela porta



Fonte: Elaborado pelo autor.

A perda de calor pela porta ocorre por indução, no momento que a porta é aberta para a entrada e saída das peças no interior do forno. Sendo assim, o tempo em que a porta permanece aberta, assim como a quantidade de peças que entram e saem por hora, tem influência nessa perda.

Outros fatores que podem potencializar essa perda são a temperatura interna do forno, a temperatura ambiente e a área da porta. Essas perdas são representadas pela equação (39), que se refere à perda pela porta de entrada do forno, pela equação (40), que se refere à perda pela porta de saída e, por fim, pela equação (41), que representa a perda pelas duas portas.

$$\begin{aligned} \text{perda porta de entrada} = & \\ & \text{constante de Stefan Boltzmann} * ((\text{temperatura interna pré aquecimento} + 273.15)^4 - \\ & (\text{temperatura ambiente} + 273.15)^4) * \text{fator de arranjo} * \text{fator de emissividade} * \\ & \text{tempo de porta aberta} * \text{área da porta} \end{aligned}$$

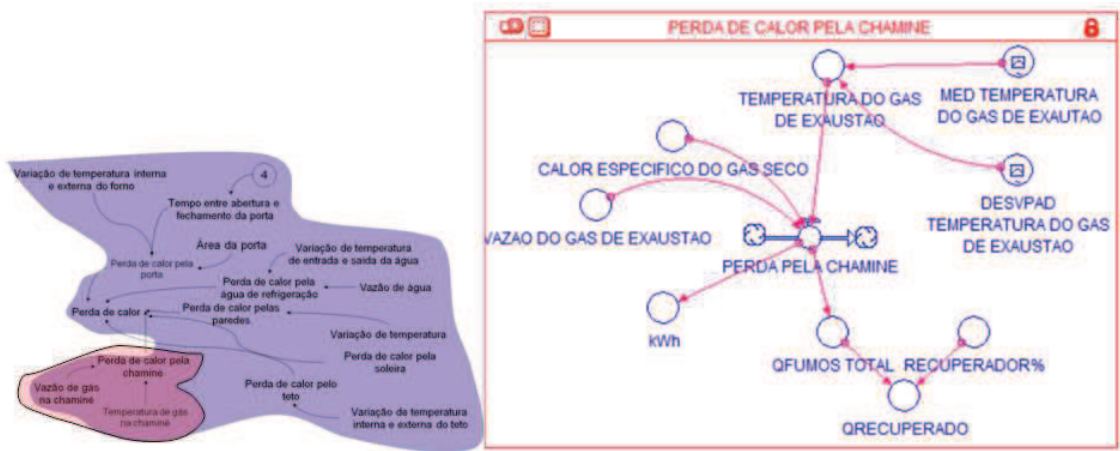
(39)

$$\begin{aligned}
 & \textit{perda porta de saída} = \\
 & \textit{constante de Stefan Boltzmann} * ((\textit{temperatura interna zona de encharque} + 273.15)^4 - \\
 & (\textit{temperatura ambiente} + 273.15)^4) * \textit{fator de arranjo} * \textit{fator de emissividade} * \\
 & \textit{tempo de porta aberta} * \textit{área da porta}
 \end{aligned}
 \tag{40}$$

$$\textit{perda pela porta} = \textit{perda porta de entrada} + \textit{perda porta de saída}
 \tag{41}$$

As equações (39) e (40) avaliam as perdas de calor pelas portas do forno. Essas perdas ocorrem pela dissipação e troca de calor do interior com a área externa do forno. As equações utilizam as variáveis do fator de arranjo, do fator de emissividade e a constante de Stefan Boltzmann, que são variáveis térmicas relacionadas à capacidade de emissão de energia de um corpo negro. A seguir, na Figura 33, é apresentada a seção de perda de calor pela chaminé.

Figura 33: Setor da perda de calor pela chaminé



Fonte: Elaborado pelo autor.

A avaliação da perda de calor pela chaminé é calculada por meio da multiplicação da variável estocástica da temperatura do gás de exaustão pela vazão do ar de exaustão e pelo calor específico do gás seco, conforme ilustrado na equação (42). Conforme os manuais de operação, mesmo em fornos perfeitamente projetados, o calor perdido pelos fumos gira em torno de 40 a 45%. Nesta pesquisa, assumiu-se uma perda de 40% do calor de fumos. Desses 40% de perda de calor dos fumos, 30% são recuperados pelos recuperadores de calor.

*perda pela chaminé = calor específico do gás seco \* temperatura do gás de exaustão \* vazão do gás de exaustão*

(42)

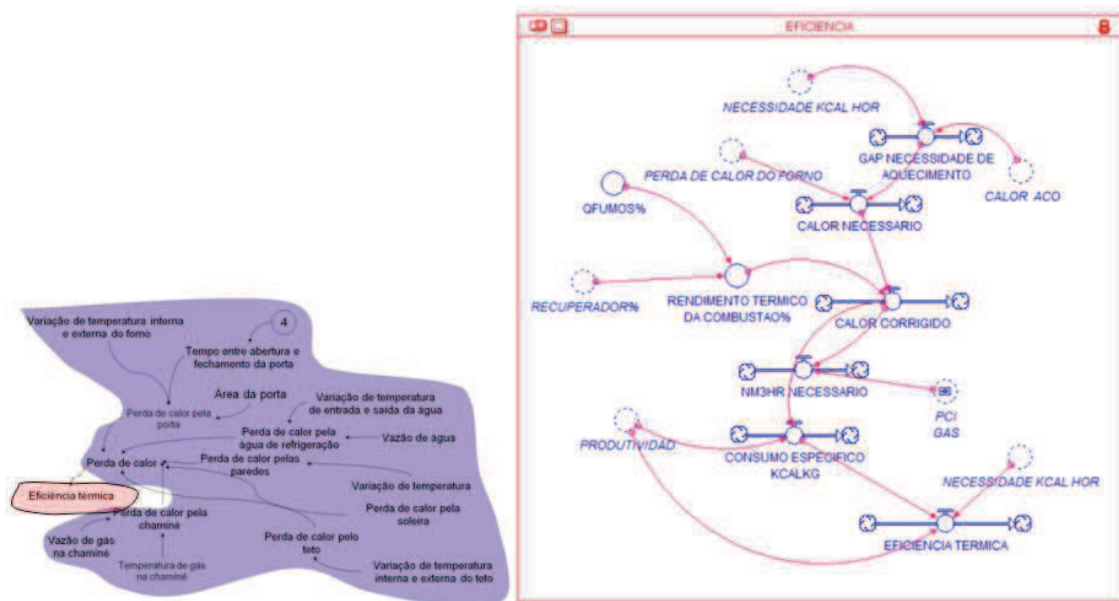
De um modo geral, as perdas de calor do forno podem ser calculadas pela equação (43). Na equação, as perdas de calor são resultantes da soma das perdas de calor das paredes, de soleira, de água, de teto, de portas e de chaminé.

*perda de calor do forno = perda de calor pela parede + perda de calor pela soleira + perda pela água + perda de calor pelo teto + perda pela chaminé + perda pela porta*

(43)

A Figura 34 apresenta o setor relacionado à eficiência térmica.

Figura 34: Setor do cálculo da eficiência térmica



Fonte: Elaborado pelo autor.

Dentre as variáveis do setor do cálculo da eficiência térmica, é possível observar a variável do *gap* de necessidade de aquecimento. Esta relaciona justamente a necessidade de calor para aquecer o aço até a temperatura de entrada no processo de laminação, descontando o calor já fornecido pelo aço.

A variável calor necessário é a soma do valor requerido para aquecer e das perdas do forno. Por fim, o calor corrigido é a razão entre a variável, o calor necessário e o rendimento da combustão %, conforme evidenciado na equação (44).

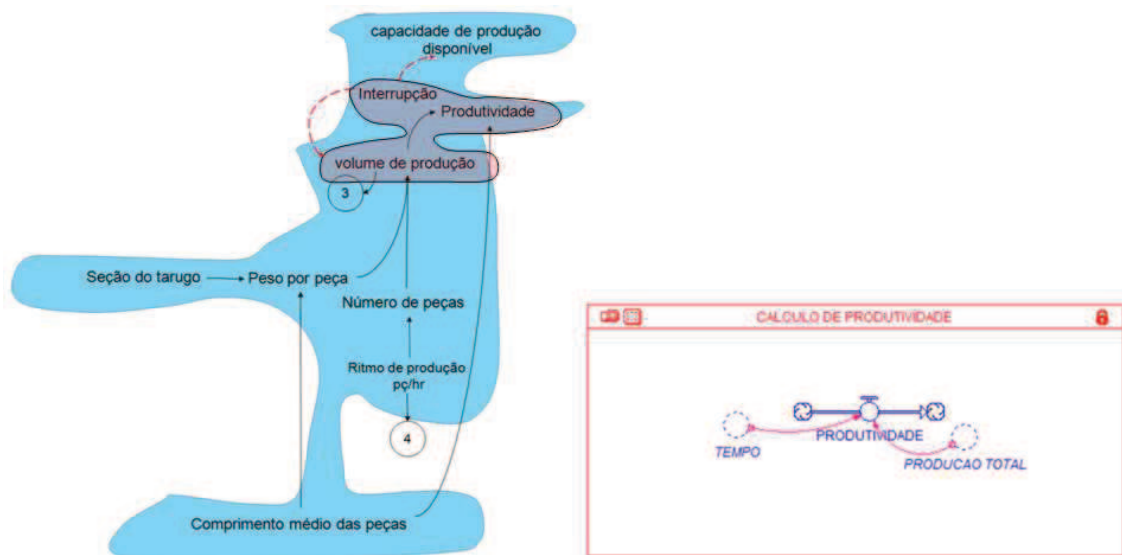
O cálculo da eficiência foi realizado conforme apresentado na equação (45). Dentre os passos para avaliar a eficiência térmica, está o cálculo da razão da necessidade térmica por hora e da produtividade, sendo a produtividade convertida em quilogramas por hora de produção de aço. Posteriormente, esse resultado é dividido pelo consumo específico dado em kcal por kg.

$$\text{Rendimento térmico da combustão} = 1 + (Q_{\text{Fumos}\%} * \text{Recuperador}\%) - Q_{\text{Fumos}} \quad (44)$$

$$\text{eficiência térmica} = \frac{\left( \frac{\text{necessidade kcal hora}}{\text{produtividade}} \right)}{\text{consumo específico kcal por kg}} \quad (45)$$

A seguir, a Figura 35 apresenta o setor de cálculo de produtividade, relacionando as variáveis produção total e tempo utilizado para a produção.

Figura 35: Setor do cálculo da produtividade



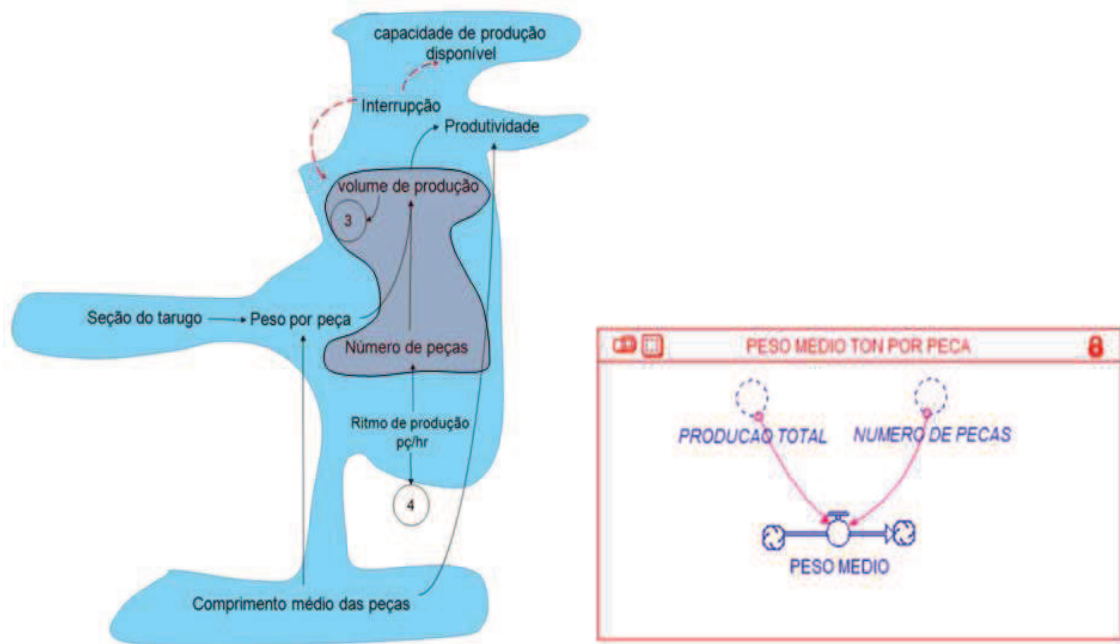
Fonte: Elaborado pelo autor.

A produtividade é calculada pela equação (46), na qual a produção total de toneladas de aço é dividida pelo tempo de operação.

$$produtividade = \frac{produção\ total}{\frac{tempo}{60}} \quad (46)$$

Apresentado o cálculo de produtividade, a Figura 36, a seguir, demonstra o setor relacionado ao peso médio dos tarugos.

Figura 36: Setor do cálculo do peso médio



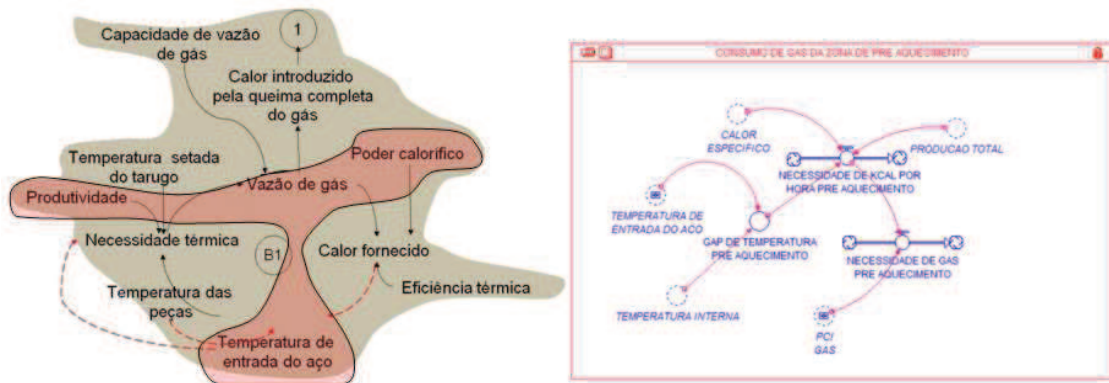
Fonte: Elaborado pelo autor.

A variável peso médio é obtida conforme ilustrado no setor do peso médio por peça, sendo que as toneladas de aço produzido são divididas pelo número de peças, conforme apresenta a equação (47).

$$peso\ médio = \frac{produção\ total}{número\ de\ peças} \quad (47)$$

O próximo setor apresentado é o de consumo de gás na zona de pré-aquecimento, conforme a Figura 37.

Figura 37: Setor do consumo de gás da zona de pré-aquecimento



Fonte: Elaborado pelo autor.

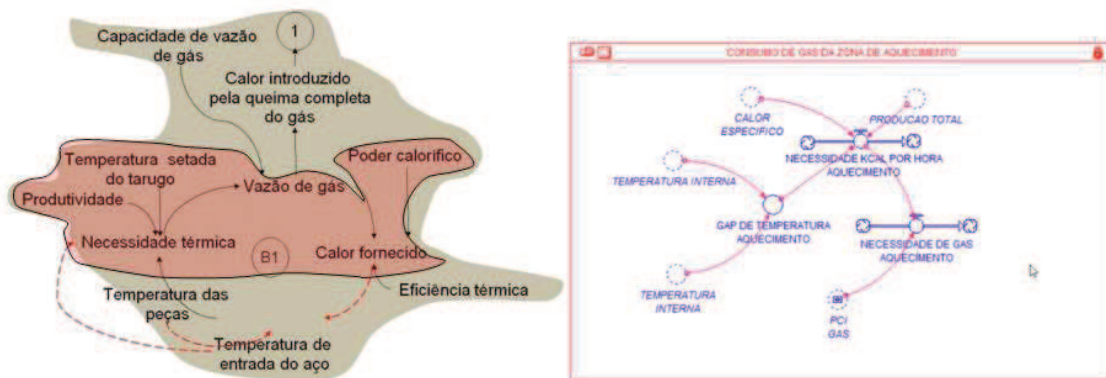
O consumo de gás da zona de pré-aquecimento é obtido com base na necessidade de energia da zona de pré-aquecimento, mensurada em kcal por hora, que é dividida pelo poder calorífico do gás natural. A necessidade térmica horária é obtida pela multiplicação da produção total de aço, do calor específico do aço e da diferença entre a temperatura final da zona de pré-aquecimento e da temperatura de entrada do aço no forno. A equação (48) representa o cálculo de consumo de gás da zona de pré-aquecimento.

$$\text{necessidade de gás da zona de pré aquecimento} = \frac{\text{necessidade de kcal por hora pré aquecimento}}{\text{PCI do gás natural}}$$

(48)

A seguir, é apresentado o setor do consumo de gás na zona de aquecimento, conforme a Figura 38.

Figura 38: Setor do consumo de gás da zona de aquecimento



Fonte: Elaborado pelo autor.



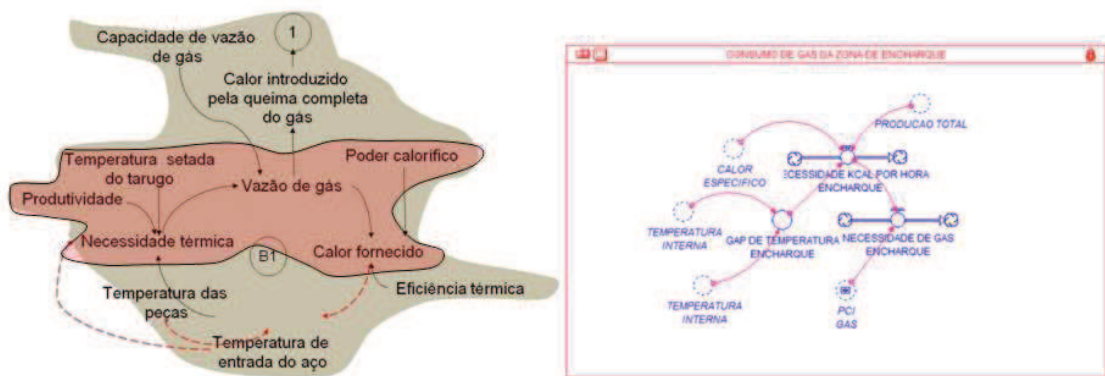
Obtém-se o consumo de gás da zona de aquecimento por meio da necessidade de kcal por hora da zona de aquecimento, dividida pelo poder calorífico do gás natural. A necessidade térmica horária da zona de aquecimento tem origem na multiplicação da produção total de aço, do calor específico do aço e da diferença entre a temperatura final da zona de aquecimento e da temperatura final da zona de pré-aquecimento do forno. A equação (49) representa o cálculo de consumo de gás da zona de aquecimento.

$$\text{necessidade de gás da zona de aquecimento} = \frac{\text{necessidade de kcal por hora aquecimento}}{\text{PCI do gás natural}}$$

(49)

A seguir, é apresentado o setor do consumo de gás na zona de encharque, sendo este apresentada na Figura 39.

Figura 39: Setor do consumo de gás da zona de encharque



Fonte: Elaborado pelo autor.

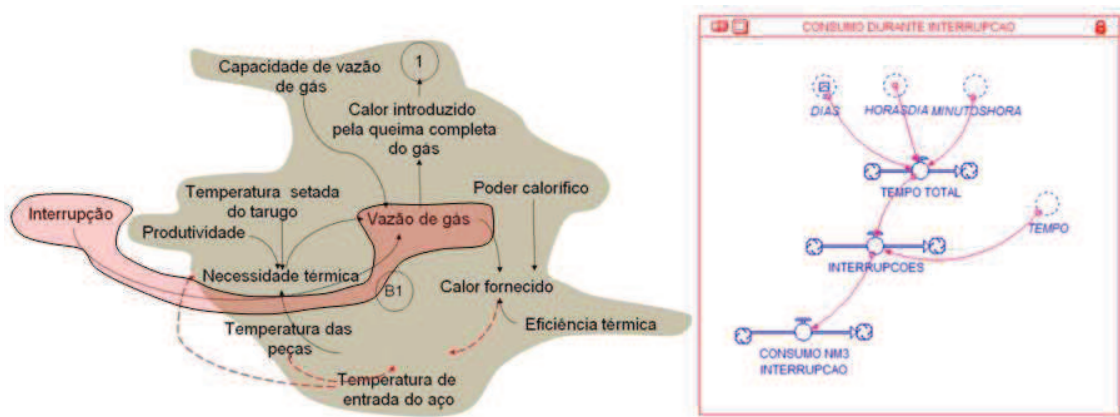
Assim como o consumo de gás das zonas de pré-aquecimento e de aquecimento, o consumo de gás da zona de encharque utiliza kcal por hora da zona de encharque, sendo esse valor dividido pelo poder calorífico do gás natural para obtenção do consumo de gás da zona de encharque.

A necessidade de kcal por hora da zona de encharque tem origem na multiplicação da produção total de aço, do calor específico do aço e da diferença entre a temperatura final da zona de encharque e da temperatura final da zona de aquecimento no forno. A equação (50) representa o cálculo de consumo de gás da zona de encharque.

$$\text{consumo de gás da zona de pré encharque} = \frac{\text{necessidade de kcal por hora encharque}}{\text{PCI do gás natural}} \quad (50)$$

A seguir, é apresentado o setor do consumo de gás durante as interrupções, evidenciado na Figura 40.

Figura 40: Setor do consumo de gás durante interrupções

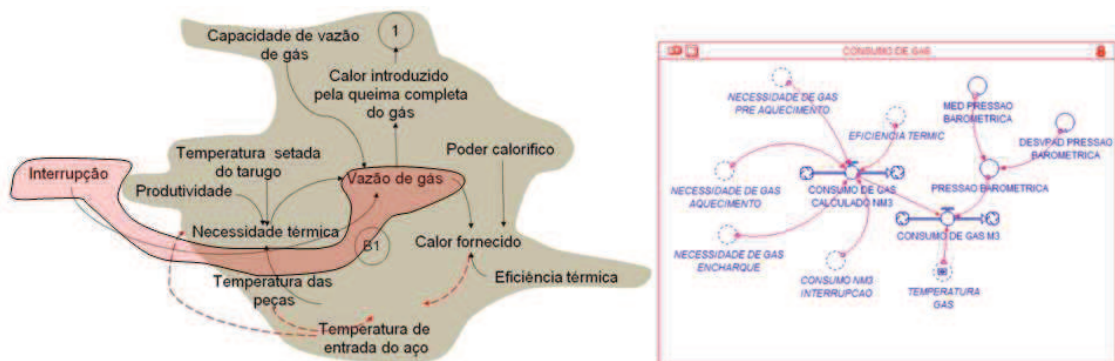


Fonte: Elaborado pelo autor.

Quando ocorre a interrupção do desenformamento de peças, o forno segue ativado com um consumo reduzido de gás. Para calcular o consumo de gás durante as interrupções, foi realizada a análise de regressão, representada pela equação (51). O tempo de interrupção é obtido pela diferença entre o tempo total disponível do mês e o tempo total multiplicado pelo valor da disponibilidade.

$$\text{consumo de gás Nm}^3 \text{ interrupção} = 5.2149 * \text{interrupções} \quad (51)$$

Figura 41: Setor do consumo de gás total



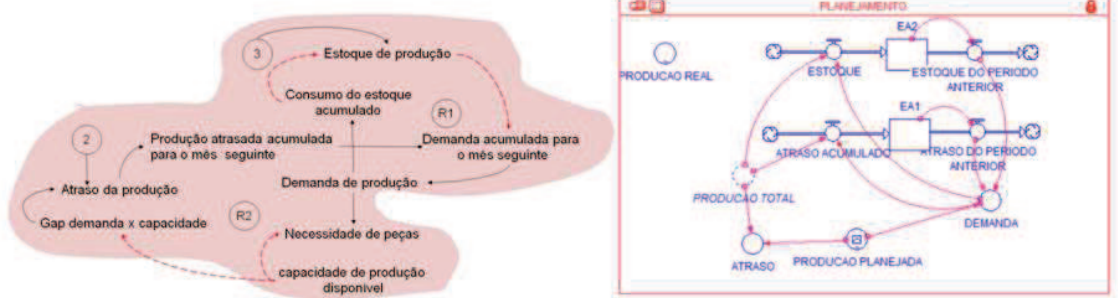
Fonte: Elaborado pelo autor.

O consumo de metros cúbicos de gás é obtido pela equação (52). Nessa equação, relaciona-se o consumo de gás em normais metros cúbicos de gás e utiliza-se a relação de pressão e temperatura para realizar a devida conversão de unidades.

$$\text{consumo de gás m}^3 = \text{consumo de gás calculado Nm}^3 * \left( \frac{273.15}{273.15 + \text{temperatura gás}} \right) * \left( \frac{\text{pressão barométrica} + 1013.25}{1013.25} \right) \quad (52)$$

A seguir, é apresentado o setor do planejamento de produção, evidenciado na Figura 42.

Figura 42: Setor de planejamento da produção



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 42 ilustra o setor de planejamento, que usa estoques auxiliares EA1 e EA2. Esses estoques auxiliares propiciam a transição e atualização de estoques e atrasos para que, juntamente com a produção planejada do mês, seja calculada a demanda. Com isso, a saída de dados de um período torna-se a entrada do período seguinte do modelo. As equações utilizadas são apresentadas a seguir.

$$\text{atraso} = \text{if} (\text{produção planejada}) > 0 \text{ then} (\text{produção planejada}) \text{ else } 0 \quad (53)$$

Finalizada a apresentação dos setores, a seção que segue demonstra os procedimentos adotados para validação do modelo.

### 4.3 VALIDAÇÃO DO MODELO

Na tabela do tamanho da amostra da variável de resposta de produção, apresentada no Apêndice C, observa-se, no mês de junho de 2017, uma avaliação de  $\alpha$  de 5% e um erro máximo de 1.000 toneladas, sendo necessário uma amostra com  $n=58$  replicações. Esse foi o maior tamanho de amostra entre os meses avaliados.

Já na tabela de definição do tamanho da amostra da variável consumo de gás, o mês de março/17, com um  $\alpha$  de 5%, um erro máximo admissível de 35.000 m<sup>3</sup> e um valor resultante de  $n=35$ , foi o maior tamanho de amostra necessário. Uma vez que o tamanho de amostra para cada uma das variáveis foi definido, as simulações foram realizadas, com posterior avaliação da normalidade das variáveis coletadas. A seguir, a Tabela 5 apresenta o teste de normalidade da variável da produção de aço.

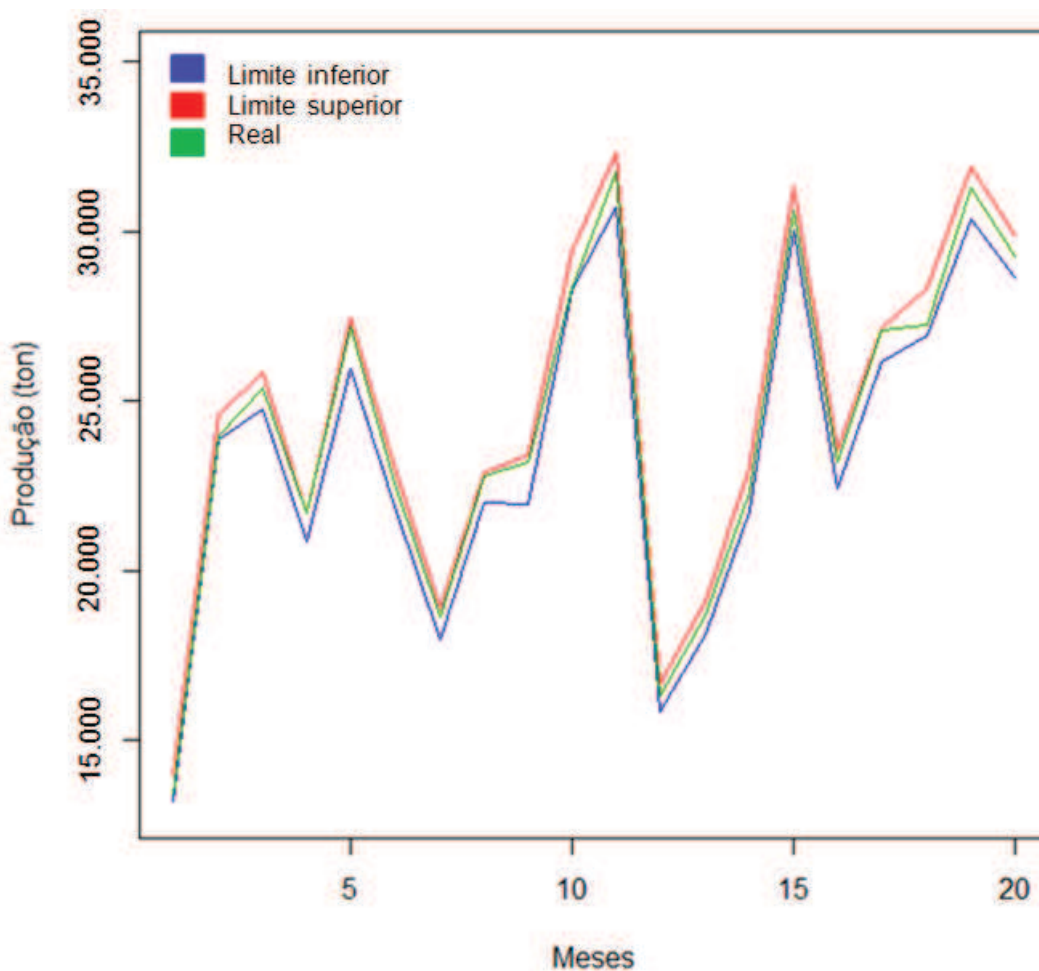
Tabela 5: Teste de normalidade da produção de toneladas de aço

	Kolmogorov-Smirnov(a)			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
jan/16	0,06	58,00	0,20*	0,99	58,00	0,78
fev/16	0,07	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,41
mar/16	0,09	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,53
abr/16	0,06	58,00	0,20*	0,97	58,00	0,16
mai/16	0,04	58,00	0,20*	0,99	58,00	0,90
jun/16	0,08	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,55
jul/16	0,09	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,40
ago/16	0,05	58,00	0,20*	0,99	58,00	0,95
set/16	0,07	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,60
out/16	0,07	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,51
nov/16	0,09	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,66
dez/16	0,10	58,00	0,20*	0,97	58,00	0,12
jan/17	0,11	58,00	0,17	0,97	58,00	0,18
fev/17	0,07	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,60
mar/17	0,08	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,47
abr/17	0,08	58,00	0,20*	0,97	58,00	0,26
mai/17	0,07	58,00	0,20*	0,99	58,00	0,80
jun/17	0,07	58,00	0,20*	0,96	58,00	0,04
jul/17	0,10	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,39
ago/17	0,06	58,00	0,20*	0,98	58,00	0,63

Fonte: Elaborado pelo autor.

Mediante análise dos dados gerados pelo teste de normalidade, pode-se observar, pela significância do teste Kolmogorov-Smirnov, que o menor valor encontrado dentre os meses avaliados da produção de aço foi o de 0,17, no mês de janeiro de 2017. Sendo 0,17 maior do que 0,05, não se rejeita a hipótese nula, ou seja, não se descarta a hipótese de os dados serem provenientes de uma distribuição normal. A seguir, é apresentado o Gráfico 1, com o intervalo de confiança das simulações da produção de aço.

Gráfico 1: Intervalo de confiança da produção de aço



Fonte: Elaborado pelo autor.

Como observado no gráfico do intervalo de confiança gerado a partir dos dados do modelo para a variável de produção de aço, a produção real encontra-se entre os limites superiores e inferiores dos intervalos de confiança. Assim, o modelo pode ser considerado validado, tendo em vista a avaliação dessa variável. A seguir, a Tabela 6 apresenta o teste de normalidade da variável de consumo de gás.

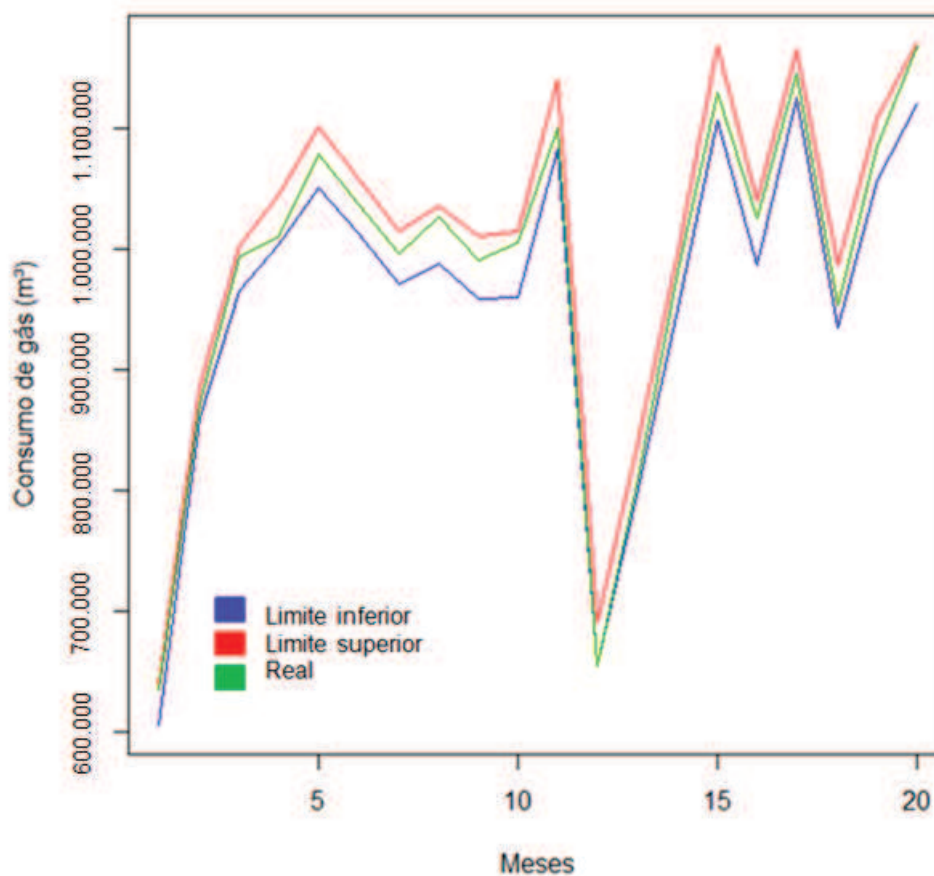
Tabela 6: Teste de normalidade do consumo de m<sup>3</sup> de gás natural

	Kolmogorov-Smirnov(a)			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
jan/16	0,10	35,00	0,20*	0,98	35,00	0,59
fev/16	0,11	35,00	0,20*	0,97	35,00	0,40
mar/16	0,09	35,00	0,20*	0,98	35,00	0,63
abr/16	0,10	35,00	0,20*	0,98	35,00	0,60
mai/16	0,08	35,00	0,20*	0,97	35,00	0,40
jun/16	0,09	35,00	0,20*	0,97	35,00	0,42
jul/16	0,12	35,00	0,20*	0,96	35,00	0,24
ago/16	0,10	35,00	0,20*	0,97	35,00	0,50
set/16	0,13	35,00	0,14	0,95	35,00	0,11
out/16	0,10	35,00	0,20*	0,98	35,00	0,75
nov/16	0,11	35,00	0,20*	0,95	35,00	0,12
dez/16	0,10	35,00	0,20*	0,98	35,00	0,77
jan/17	0,11	35,00	0,20*	0,97	35,00	0,32
fev/17	0,08	35,00	0,20*	0,98	35,00	0,67
mar/17	0,14	35,00	0,06	0,96	35,00	0,21
abr/17	0,13	35,00	0,14	0,97	35,00	0,50
mai/17	0,09	35,00	0,20*	0,97	35,00	0,47
jun/17	0,06	35,00	0,20*	0,97	35,00	0,52
jul/17	0,08	35,00	0,20*	0,95	35,00	0,14
ago/17	0,09	35,00	0,20*	0,98	35,00	0,79

Fonte: Elaborado pelo autor.

Mediante análise dos dados gerados pelo teste de normalidade, pode-se observar, pela significância do teste Kolmogorov-Smirnov, que o menor valor encontrado dentre os meses avaliados do consumo de gás foi o de 0,063, no mês de mar/17. Com isso, sendo 0,06 maior do que 0,05, não se rejeita a hipótese nula, ou seja, não se descarta a hipótese de os dados serem provenientes de uma distribuição normal. A seguir, é apresentado o Gráfico 2, com o intervalo de confiança das simulações do consumo de gás.

Gráfico 2: Intervalo de confiança do consumo de gás



Fonte: Elaborado pelo autor.

Como observado no gráfico do intervalo de confiança gerado a partir dos dados do modelo para a variável de consumo de gás, o consumo de gás real encontra-se entre os limites superiores e inferiores dos intervalos de confiança. Dessa forma, o modelo pode ser considerado validado, tendo em vista a avaliação dessa variável. A seção que segue trata a definição dos cenários e o desenvolvimento do Modelo de Análise Envoltória de Dados. Além disso executa a devida avaliação da eficiência técnica dos cenários simulados.

## 5 ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DO FORNO

A presente seção aborda a aplicação das técnicas de Análise Envoltória de Dados, que na literatura é introduzida como uma abordagem de programação para medir a eficiência relativa das Unidades Tomadoras de Decisão. A seguir, são demonstrados os procedimentos adotados e é apresentada a análise da eficiência dos cenários.

### 5.1 EFICIÊNCIA ATUAL

Como descrito no método de trabalho, esta subseção visa a avaliar a eficiência do cenário real. Para aplicação no Modelo de Análise Envoltória de Dados, foram utilizadas as variáveis do Modelo de Dinâmica de Sistemas “peso médio”, “número de peças”, “consumo de gás m<sup>3</sup>”, “eficiência térmica”, “produção total” e “atraso”. Cabe destacar que, para adequação ao modelo DEA, a variável referente ao atraso de produção teve seu valor invertido, de modo que o valor da variável usada equivale a 1 dividido pelo valor da variável. Isso é necessário por questões de adequação prática, uma vez que, na prática, deseja-se reduzir o atraso de produção.

Uma vez definidos as variáveis, a orientação do modelo a *Output* e o uso de CRS e de meses como DMU's, conforme descrito no método de trabalho da pesquisa, o cenário atual, intitulado cenário base, teve a sua eficiência calculada. Essa avaliação é apresentada a seguir, na Tabela 7.



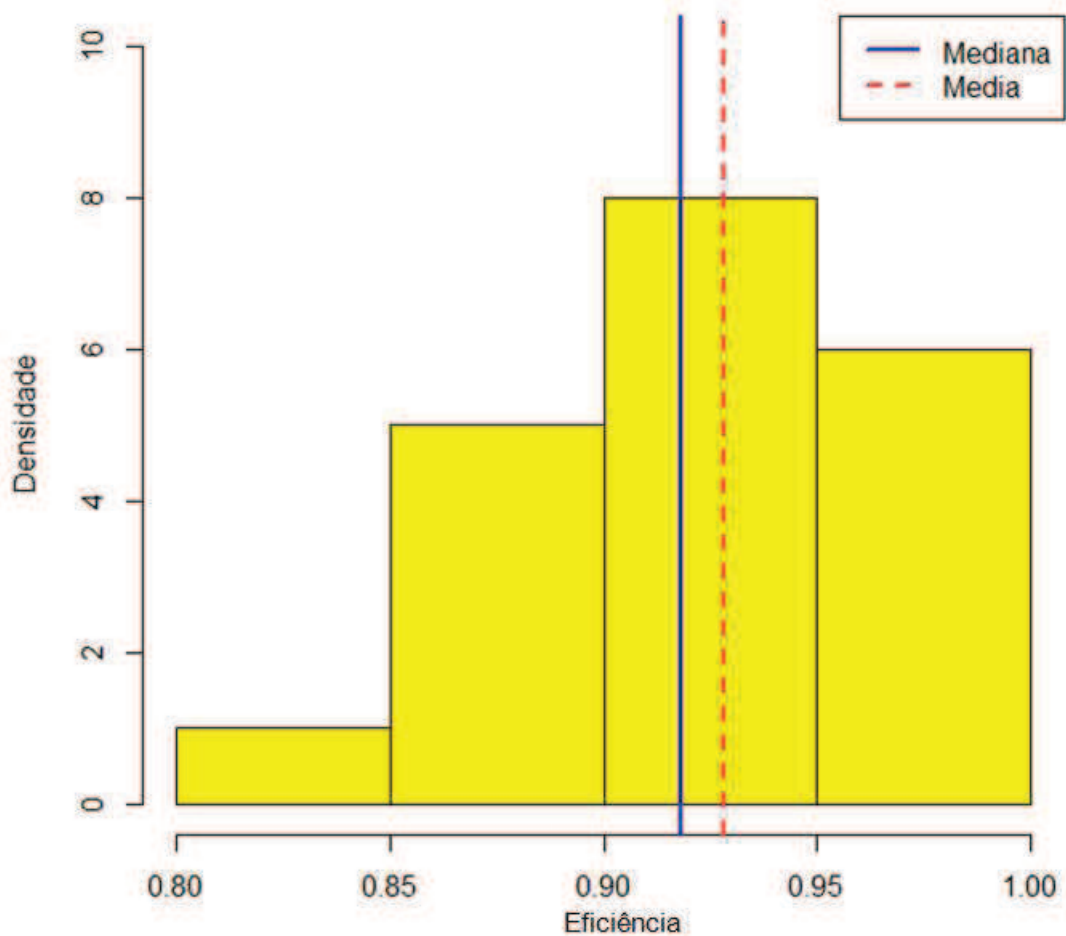
Tabela 7: Cenário base

<b>DMU</b>	<b>Input1</b> Peso médio	<b>Input2</b> Número de peças	<b>Input3</b> Consumo de gás	<b>Input4</b> Eficiência térmica	<b>Output1</b> Produção	<b>Output2</b> Atraso	<b>Padrão</b>	<b>Invertida</b>	<b>Composta</b>	<b>Composta*</b>
DMU1	2,04	6.656,28	629.266,82	0,50	13.468,94	0,00	0,87	1,00	0,44	0,75
DMU2	2,01	11.834,88	870.681,54	0,50	23.761,26	0,00	0,94	1,00	0,47	0,80
DMU3	1,85	13.713,48	989.689,90	0,49	25.267,05	0,00	0,91	1,00	0,45	0,77
DMU4	2,04	10.515,87	1.011.864,35	0,51	21.429,98	0,00	0,88	0,94	0,47	0,80
DMU5	2,05	13.509,24	1.096.680,68	0,52	27.581,57	0,00	0,94	0,91	0,51	0,88
DMU6	2,05	10.980,99	1.052.563,09	0,51	22.428,79	0,00	0,88	0,94	0,47	0,81
DMU7	1,93	9.800,90	998.363,34	0,51	18.873,10	0,00	0,83	1,00	0,42	0,71
DMU8	2,14	10.577,12	1.013.642,50	0,52	22.591,95	0,00	0,92	0,91	0,51	0,87
DMU9	1,86	12.648,50	988.002,81	0,51	23.462,53	0,00	0,86	1,00	0,43	0,74
DMU10	1,87	15.530,47	1.023.977,98	0,51	29.031,19	0,00	1,00	0,99	0,51	0,87
DMU11	2,16	14.498,38	1.103.206,66	0,52	31.302,07	0,04	1,00	0,86	0,57	0,97
DMU12	2,06	8.013,35	678.340,29	0,52	16.506,15	0,00	0,92	0,96	0,48	0,82
DMU13	2,12	8.697,06	830.431,89	0,52	18.412,89	0,00	0,91	1,00	0,46	0,78
DMU14	1,99	11.308,95	987.254,73	0,51	22.402,32	0,00	0,87	0,96	0,46	0,78
DMU15	1,95	15.753,89	1.132.021,73	0,51	30.744,54	0,00	1,00	0,94	0,53	0,90
DMU16	2,12	11.237,72	1.043.717,86	0,52	23.772,53	0,00	0,91	0,91	0,50	0,85
DMU17	1,97	13.911,56	1.152.996,01	0,50	27.313,55	0,00	0,93	0,95	0,49	0,84
DMU18	2,12	12.787,07	939.454,87	0,52	27.091,50	0,00	0,99	0,89	0,55	0,94
DMU19	2,17	14.645,96	1.092.664,19	0,52	31.685,17	0,18	1,00	0,86	0,57	0,98
DMU20	2,33	12.443,21	1.149.580,58	0,52	28.867,85	0,00	1,00	0,83	0,59	1,00

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 7 apresenta as eficiências do cenário base geradas pelo Modelo de Análise Envoltória de Dados. Após esse passo, definiu-se com os especialistas em Análise Envoltória de Dados a utilização da eficiência padrão nas análises de eficiência da DEA realizadas nesta pesquisa, uma vez que não há problemas de discriminação entre as eficiências padrão calculadas. O Gráfico 3 apresenta o histograma de distribuição da eficiência composta do cenário base.

Gráfico 3: Histograma da eficiência padrão do cenário base



Fonte: Elaborado pelo autor.

A eficiência padrão do cenário base simulado possui: i) média de 0,93; ii) mediana de 0,92; iii) eficiência mínima de 0,83 da DMU7; e iv) valor máximo de 1 das DMU10, DMU15, DMU19 e DMU20. A análise da eficiência do cenário base possui um desvio padrão de 0,05. Com o objetivo de avançar na observação da eficiência do cenário base, a seguir, é apresentada a análise de folgas e alvos.

## 5.2 ANÁLISE DE FOLGAS E ALVOS DO CENÁRIO ATUAL

Com o objetivo de analisar a fronteira de eficiências do cenário atual, efetuou-se a análise de alvos e folgas. Essa análise permite observar cada uma das DMU's e examinar a necessidade de incrementar o valor da Unidade Tomadora de Decisão de modo a torná-la eficiente. Da mesma forma, por meio das folgas, é possível constatar a possibilidade de um decréscimo do valor da DMU sem prejuízo à eficiência da unidade. A Tabela 28 do Apêndice E apresenta a análise de alvos e folgas observadas no cenário atual.

Dentre as análises relevantes que podem ser feitas em relação às folgas e aos alvos, pode-se destacar a observação da DMU com menor eficiência entre as unidades analisadas. A DMU7 possui uma eficiência de 0,83 e folga no *Input3* referente ao consumo de gás. Essa folga é de 92.895,94, o que equivale a 9,3% do valor atual. Dessa forma, esse *Input* poderia consumir até 905.467,40 m<sup>3</sup> de gás. O *Input4*, que se refere à eficiência térmica, poderia ter, como observado, uma eficiência térmica de 0,41, ou seja, um decréscimo de 19,80%.

Contudo, em relação ao *Output1*, que é a produção total de toneladas de aço, sem a folga, essa DMU deveria ter um acréscimo de 20,48%, passando de 18.873,10 para 22.737,77. Tendo em vista que essa DMU apresenta folga na eficiência térmica e no peso médio, a redução do consumo de gás natural e o acréscimo da produção podem ocorrer pelo aumento da disponibilidade, tendo em vista que essa DMU, que se refere ao mês de julho de 2016, apresentou como disponibilidade o valor de 46,8%, o segundo menor valor entre todas as DMU's que tiveram a sua eficiência avaliada.

A segunda DMU com menor eficiência é a DMU9, sendo esta representada pelo mês de agosto de 2016. Essa DMU tem uma eficiência de 0,86. Como a DMU7, apresenta folga na eficiência térmica, com o valor de 0,07. Os dados avaliados, contudo, demonstram a necessidade de redução do consumo de gás em 46.269 m<sup>3</sup>, o que poderia ser obtido com um maior controle de temperaturas e pressão do forno. Contudo, os pontos de maior destaque são relativos à produção do mês em questão, quando a produção de aço foi de 23.462 toneladas, sendo que o alvo era de 27.216 toneladas, e à variável referente ao atraso de produção, cujo alvo era de 0,15. Essa variável é, como descrito neste estudo, uma variável de valor invertido, o que na prática indica a necessidade de reduzir os atrasos de produção, tendo em vista que

esse período apresentava uma produção planejada de 26.890 toneladas.

Dentre as DMU's com eficiência de 100% estão DMU10, DMU11, DMU15, DMU19 e DMU20. Dentre elas, um caso particular é o da DMU11, que tem potencial de ser melhorada com a redução de 1,23% do consumo atual de gás, o que pode ser obtido por meio do controle de temperaturas. Outra variável a ser melhorada é o atraso de produção, a melhoria nesta DMU eficiente pode ser explicada pelo viés causado pelo arredondamento da eficiência. Uma vez avaliados os alvos e as folgas das DMU's, a próxima etapa trata da análise das variáveis prevalentes.

## 6 ANÁLISE DAS VARIÁVEIS PREVALENTES

Com o objetivo de identificar as variáveis prevalentes da eficiência técnica do forno de reaquecimento, é possível ampliar o escopo do estudo, e dessa forma, gerar dados de cenários possíveis, que vão além do cenário atual. Assim, para definir os cenários, adotou-se o procedimento de análise das variáveis de *Input* e *Output* estatisticamente significantes para a eficiência técnica do cenário base. Isso pode ser realizado por meio da análise da regressão Tobit, e para que isso fosse possível, primeiramente foram analisados os pressupostos para aplicação do método com o teste de normalidade, homocedasticidade, multicolinearidade e ausência de autocorrelação serial das variáveis.

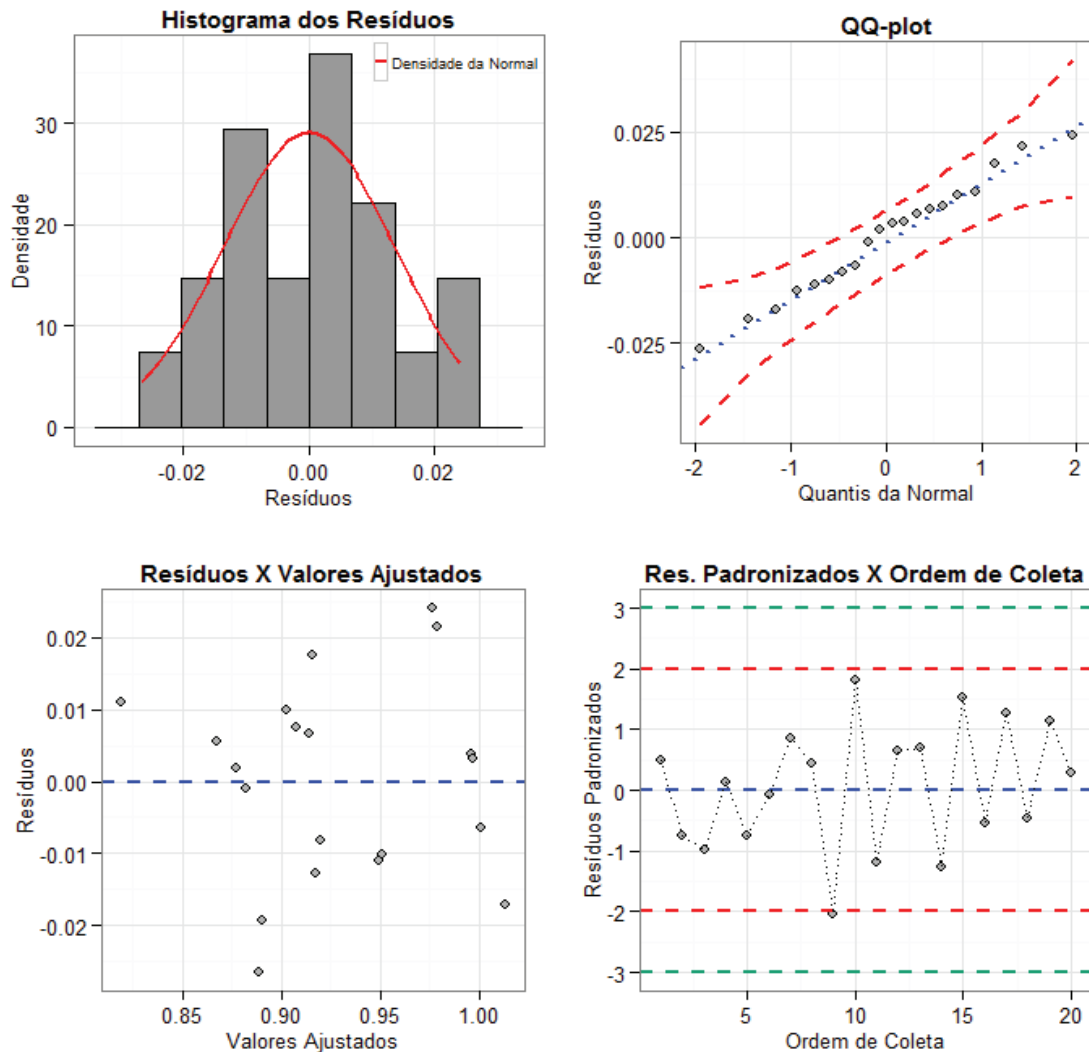
O teste foi realizado seguindo os parâmetros de aceitabilidade  $\text{Sign.} \geq 0,05$  apresentados no Capítulo 3 desta dissertação, sendo avaliado em função do *p\_valor*. A seguir, na Tabela 8, são demonstrados os testes de avaliação dos pressupostos para aplicação da análise de regressão Tobit referente à eficiência DEA do cenário base. Na sequência, no Gráfico 4, são explicitadas as análises dos resíduos.

Tabela 8: Análise de pressupostos para a regressão Tobit

<b>Teste</b>	<b>Estatística</b>	<b>P-valor</b>
Kolmogorov-Smirnov	0,10	0,85
Breusch Pagan	0,10	0,75
Durbin-Watson	3,23	1,00

Fonte: Elaborado pelo autor.

Gráfico 4: Análise dos resíduos



Fonte: Elaborado pelo autor.

Conforme apresentado na Tabela de análise de normalidade do cenário base, assim como representado no Gráfico 4, ao avaliar o teste de normalidade Kolmogorov-Smirnov (0,85) constatou-se que este apresenta um p-valor maior do que 0,05. Dessa forma, ao nível de significância de 5%, não se rejeita  $H_0$ , ou seja, não se descarta a hipótese de que o cenário base possua dados que seguem uma distribuição normal.

Conforme a avaliação do resultado do teste Breush Pagan, com uma estatística de 0,10 e um p-valor de 0,75, sendo esse valor maior do que 0,05, não se rejeita  $H_0$  ao nível de significância de 5%, ou seja, não se rejeita a hipótese de que os dados sejam homocedásticos e possuam uma variação constante. Quanto ao teste de independência, que avalia a autocorrelação dos resíduos por meio do teste Durbin-Watson, apresenta uma estatística de teste de 3,226 e um p-valor de 0,998,

o que permite não rejeitar  $H_0$  ao nível de significância de 5%, ou seja, não rejeitar a hipótese de que os dados sejam independentes. A seguir, é apresentado, na Tabela 9, o teste referente ao pressuposto de multicolinearidade.

Tabela 9: Multicolinearidade

Variável	Fator de inflação de variância (VIF)
Peso médio	2,17
Número de peças	3,63
Consumo de gás	3,20
Eficiência térmica	1,89
Atraso	1,36

Fonte: Elaborado pelo autor.

Como representado na Tabela de multicolinearidade, as variáveis presentes têm os valores do Fator de Inflação de Variância (VIF) entre 1 e 10, conforme critério de aceitação dos pressupostos. Assim, a variável produção total foi removida do modelo por apresentar multicolinearidade, com valor do (VIF) superior a 10. Uma vez realizada a análise de pressupostos, a seguir, é demonstrada a análise de regressão Tobit para avaliação da eficiência padrão do cenário base. Para essa análise, foi usado o software Gretl, sendo os dados dos *Inputs* e *Outputs* gerados pelo modelo da Análise Envoltória de Dados, a partir da averiguação dos pressupostos anteriormente expostos. Para a análise que segue, os *Inputs* e *Outputs* foram considerados como variáveis independentes, e a eficiência padrão foi considerada como a variável dependente do modelo de regressão Tobit. Essa avaliação, assim como a escolha das variáveis, tem como objetivo identificar as variáveis estatisticamente significantes para a eficiência técnica. A análise de regressão é apresentada na Tabela 10.

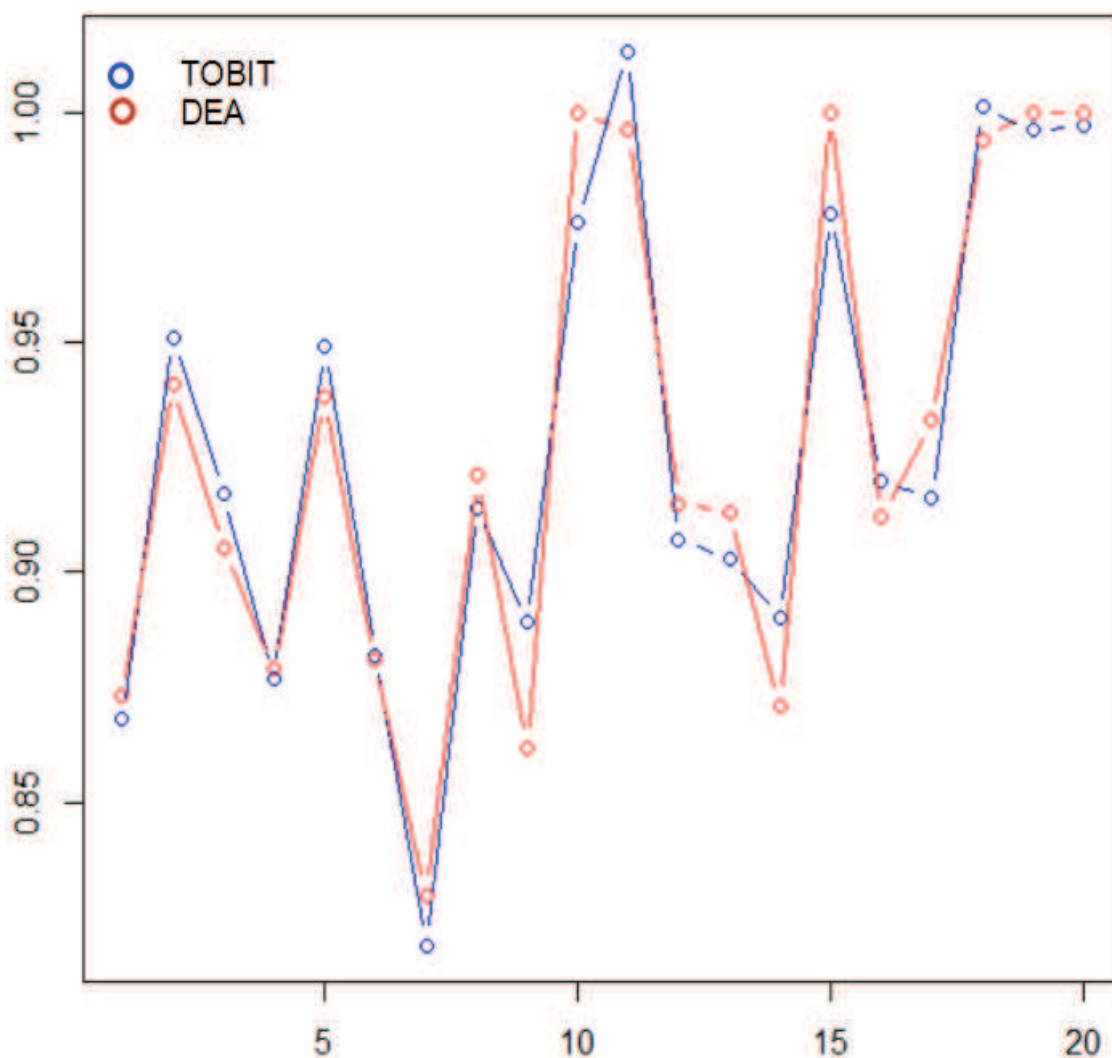
Tabela 10: Modelo Tobit - Cenário base

Variável	Coefficiente	Erro padrão	Z	p-valor	
const	0,085	0,261	0,3252	0,745	
Peso médio	0,349	0,0461	7,573	3,64E-14	***
Número de peças	0,0000322	3E-06	12,9	4,37E-38	***
Consumo de gás	-0,000000307	3E-08	-9,367	7,44E-21	***
Eficiência térmica	0,101	0,652	0,1553	0,8766	
Atraso	-0,192	0,0451	-4,246	0,0000217	***

Fonte: Elaborado pelo autor.

Mediante análise do p-valor das variáveis, é possível inferir que a variável peso médio, com um p-valor de 3,64E-14, a variável número de peças, com p-valor de 4,37E-38, a variável consumo de gás, com um p-valor de 7,44E-21 e a variável atraso, com p-valor de 0,0000217, apresentam-se como variáveis estatisticamente significantes para o modelo, que tem um R de 0,96 e um R<sup>2</sup> de 0,92. Isso significa que as variáveis independentes explicam 92,1% do comportamento da variável dependente. A seguir, apresenta-se o Gráfico 5 referente à eficiência padrão do cenário atual gerado pela DEA e os dados gerados pelo modelo de regressão Tobit.

Gráfico 5: Gráfico modelo TOBIT x Eficiência DEA



Fonte: Elaborado pelo autor.

O Gráfico 5, com os dados da eficiência padrão do cenário atual e os dados obtidos no modelo de regressão Tobit, demonstra a adequação do modelo de regressão, reforçando a validação do modelo que obteve um coeficiente de



determinação  $R^2$  de 0,92. Na sequência da pesquisa, são apresentadas as variáveis independentes que compõem os *Inputs* e *Outputs* estatisticamente significantes apresentados no modelo de regressão, que são o peso médio, o número de peças, o consumo de gás e o atraso de produção. A análise desses elementos é necessária e é usada como critério de definição dos cenários a serem simulados. A seguir, no Quadro 8, são apresentadas as variáveis independentes.

Quadro 8: Identificação das variáveis

Variável	Peso médio	Número de peças	Consumo de gás m <sup>3</sup>	Eficiência térmica	Atraso de produção
Comprimento 155 mm	X				X
Comprimento 240 mm	X				X
Dias	X	X			X
Disponibilidade	X	X			X
Mix155mm	X	X			X
Mix240mm	X	X			X
Pchr155mm	X	X			X
Pchr240mm	X	X			X
Sec155mm	X				X
Sec240mm	X				X
Temperatura ambiente			X	X	
Temperatura de entrada água			X	X	
Temperatura de entrada do aço			X	X	
Temperatura interna zona de aquecimento			X	X	
Temperatura interna zona de encharque			X	X	
Temperatura interna zona de pré-aquecimento			X	X	
Produção planejada					X

Fonte: Elaborado pelo autor.

Dentre as variáveis elucidadas no Quadro 8, são apresentadas as variáveis independentes associadas a cada *Input* e *Output* avaliadas como estatisticamente significantes no contexto da regressão Tobit. Dessa forma, a seguir, as Tabelas 11 e 12 representam os cenários a serem simulados no modelo de Dinâmica de Sistemas para avaliação da eficiência por meio da Análise Envoltória de Dados.

Tabela 11: Cenários de simulação

Variável	DISP50	DISP75	DISP100	MIX100-0	MIX0-100	MIX50-50	PCHR25-20	PCHR25-15	PCHR46-20
Disponibilidade	50%	75%	100%						
Mix155mm				100%	0%	50%			
Mix240mm				0%	100%	50%			
Pchr155mm							25	25	46
Pchr240mm							20	15	20

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 12: Cenários de simulação

Variável	COMP5000	COMP6650	COMP8300	TEMP100	TEMP200	TEMP300	SEC158-240	SEC160-240	SEC168-240
Comprimento 155mm	5000	6650	8300						
Comprimento 240mm	5000	6650	8300						
Sec155mm							158	160	168
Sec240mm							240	240	240
Temperatura de entrada do aço				100°C	200°C	300°C			

Fonte: Elaborado pelo autor.

As Tabelas 11 e 12 apresentam 18 cenários a serem simulados. Cada coluna representa o nome assumido para o cenário, enquanto as linhas indicam as variáveis. Esses cenários foram definidos mediante a avaliação das variáveis independentes e divididos em três níveis. Essas definições ocorreram mediante análise de limitações do processo e consenso dos especialistas.

As variáveis que envolvem a temperatura interna das zonas de aquecimento, embora tenham sido identificadas como variáveis independentes, foram excluídas na elaboração dos cenários. Essa exclusão leva em consideração a opinião dos especialistas do processo quanto à necessidade de estudos detalhados e específicos para mensurar os limites de trabalho das temperaturas das zonas de aquecimento. Sendo assim, essas variáveis são mantidas no estudo com os dados e as variações vinculadas ao cenário base, assim como o valor das variáveis não preenchido na tabela.

## 6.1 ANÁLISE COMPARATIVA DOS CENÁRIOS

Uma vez realizada a simulação dos cenários, os dados dos *Inputs* e *Outputs* foram coletados e unificados ao cenário base em um único conjunto de dados. A simulação resultou em 380 DMU's, contendo 4 *Inputs* e 2 *Inputs* orientados a *Output* e um modelo CRS. Esses dados foram submetidos à simulação, e tiveram sua eficiência avaliada por meio da Análise Envoltória de Dados com uso do sistema SAGEPE. A seguir, é apresentada, na Tabela 13, a estatística descritiva dos cenários simulados. O detalhamento das simulações dos cenários é demonstrado nos Apêndices (de F a X) desta pesquisa.

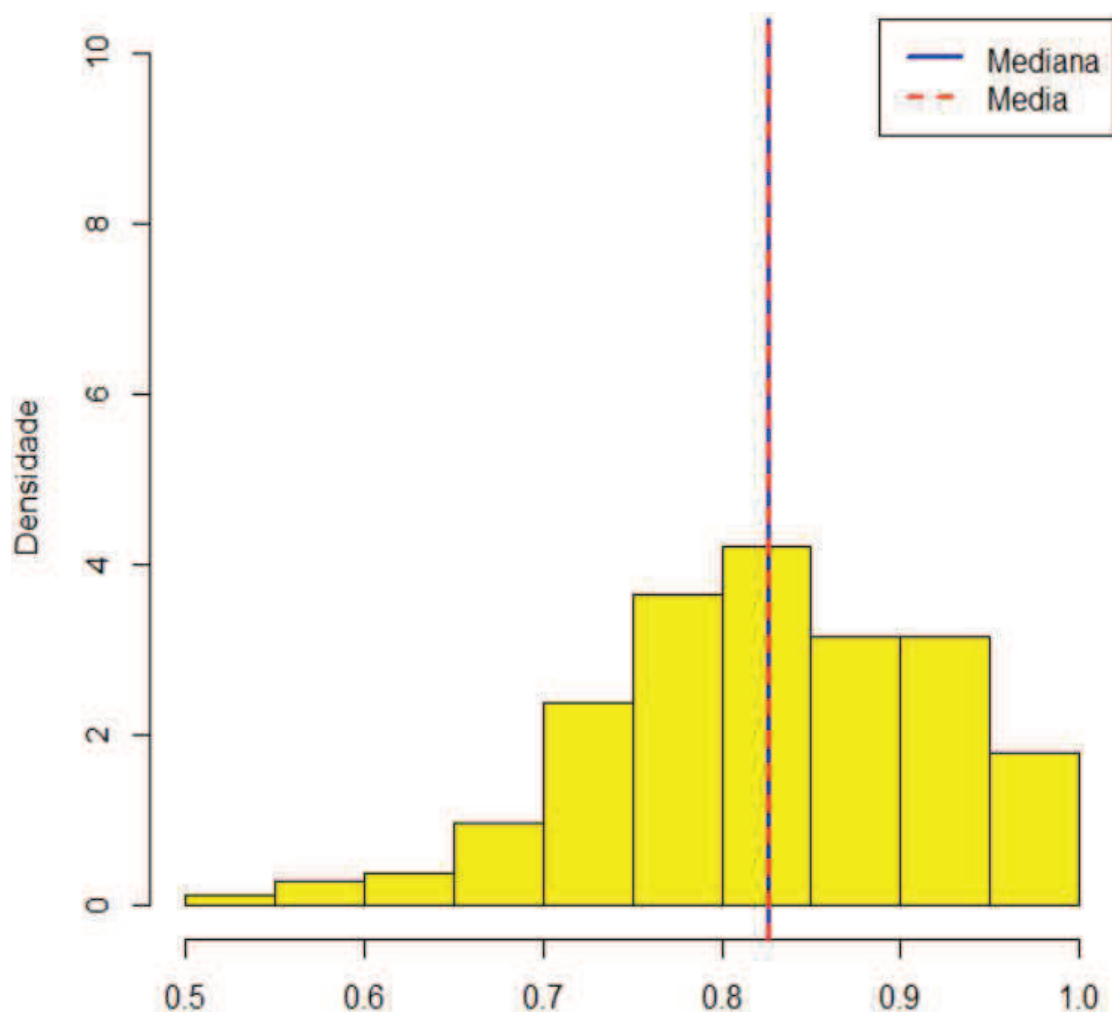
Tabela 13: Estatística descritiva

<b>Cenário</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio padrão</b>	<b>Mínima</b>	<b>Máxima</b>	<b>Mediana</b>
BASE	0,81	0,07	0,68	0,93	0,81
DISP50	0,77	0,04	0,71	0,85	0,77
DISP75	0,86	0,04	0,80	0,94	0,85
DISP100	0,95	0,05	0,85	1,00	0,96
MIX100-0	0,80	0,13	0,58	0,99	0,80
MIX0-100	0,95	0,05	0,85	1,00	0,95
MIX50-50	0,81	0,06	0,69	0,91	0,81
PCHR25-20	0,81	0,06	0,71	0,91	0,80
PCHR25-15	0,75	0,06	0,66	0,85	0,74
PCHR46-20	0,85	0,06	0,75	0,95	0,84
COMP5000	0,64	0,07	0,53	0,76	0,64
COMP6650	0,75	0,06	0,63	0,83	0,76
COMP8300	0,86	0,08	0,72	1,00	0,85
TEMP100	0,83	0,07	0,71	0,94	0,83
TEMP200	0,87	0,07	0,75	0,98	0,86
TEMP300	0,91	0,07	0,78	1,00	0,89
SEC158-240	0,82	0,06	0,69	0,93	0,82
SEC160-240	0,83	0,06	0,70	0,94	0,82
SEC168-240	0,86	0,07	0,72	0,97	0,86

Fonte: Elaborado pelo autor.

Por meio da avaliação da eficiência padrão, na Tabela 13, que representa a estatística descritiva de eficiência dos cenários, pode-se verificar que os cenários DISP100 e o cenário MIX0-100, com 0,95, destacam-se dentre os demais. O cenário COMP5000 é o cenário que possui a menor média de eficiência, com 0,64. O cenário base, com 0,81, possui média inferior aos cenários DISP75, DISP100, MIX0-100, PCHR46-20, COMP8300, TEMP100, TEMP200, TEMP300, SEC158-240, SEC160-240 e SEC168-240, inferior também à média geral dos cenários, que é de 0,83. A seguir, é apresentado o Gráfico 6, com o histograma referente à distribuição das eficiências de todos os cenários e DMU's simuladas.

Gráfico 6: Histograma da eficiência padrão dos cenários



Fonte: Elaborado pelo autor.

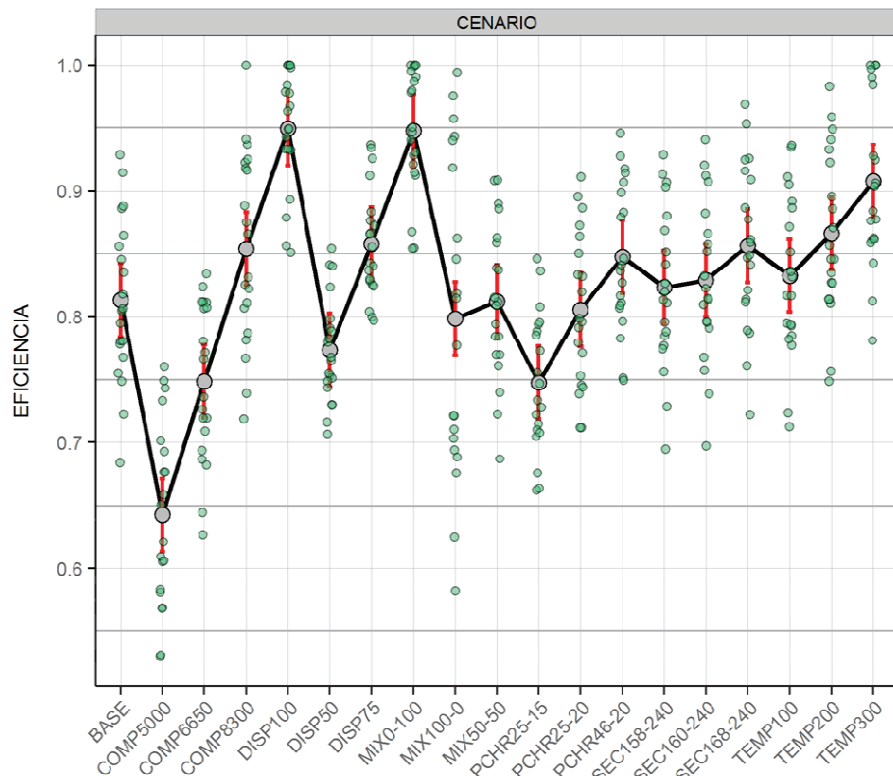
O gráfico de distribuição das eficiências apresenta a média das distribuições, cujo valor é de 0,83, e uma mediana próxima da média, com valor de 0,82. Ao comparar a média individual dos cenários em relação à média geral, pode-se observar que os cenários BASE, DISP50, MIX100-0, MIX50-50, PCHR25-20, PCHR25-15, COMP5000, COMP6650 e SEC158-240 possuem uma média inferior à média geral de todos os cenários agrupados. Com isso, prosseguindo a análise da média das eficiências, apresenta-se a Tabela 14 e o Gráfico 7, referentes ao intervalo de confiança da média das eficiências dos cenários.

Tabela 14: Intervalo de confiança das médias

Cenário	Média	Desvio Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
BASE	0,81	0,07	0,78	0,84
COMP5000	0,64	0,07	0,61	0,67
COMP6650	0,75	0,07	0,72	0,78
COMP8300	0,85	0,07	0,83	0,88
DISP100	0,95	0,07	0,92	0,98
DISP50	0,77	0,07	0,74	0,80
DISP75	0,86	0,07	0,83	0,89
MIX0-100	0,95	0,07	0,92	0,98
MIX100-0	0,80	0,07	0,77	0,83
MIX50-50	0,81	0,07	0,78	0,84
PCHR25-15	0,75	0,07	0,72	0,78
PCHR25-20	0,81	0,07	0,78	0,83
PCHR46-20	0,85	0,07	0,82	0,88
SEC158-240	0,82	0,07	0,79	0,85
SEC160-240	0,83	0,07	0,80	0,86
SEC168-240	0,86	0,07	0,83	0,89
TEMP100	0,83	0,07	0,80	0,86
TEMP200	0,87	0,07	0,84	0,90
TEMP300	0,91	0,07	0,88	0,94

Fonte: Elaborado pelo autor.

Gráfico 7: Intervalo de confiança das médias



Fonte: Elaborado pelo autor.

Com relação à tabela e ao gráfico do intervalo de confiança da média das eficiências, o fator de maior importância a ser considerado é a representação gráfica do intervalo de confiança. Quando este é pareado, é possível observar a distinção entre a distribuição e o intervalo de confiança superior dos cenários DISP100 e MIX0-100 em relação a quase todos os demais cenários. Esses elementos não podem ser distintos apenas do cenário TEMP300, uma vez que uma parcela do intervalo de confiança é comum entre esses cenários. Essa interposição pode ser observada no limite inferior e superior do intervalo de confiança, em que os cenários DISP100 e MIX0-100 tem intervalo de confiança entre 0,92 e 0,98, e o cenário TEMP300 tem valores entre 0,88 e 0,94, de modo que o intervalo de 0,92 a 0,94 é comum entre os cenários.

Seguindo o estudo, é realizada a avaliação por meio da aplicação de métodos estatísticos de comparação das médias. Em um primeiro momento, é efetuado o teste Shapiro Wilk. Com  $w = 0,99$  e  $p$ -valor de 0,16, não se rejeita  $H_0$  ao nível de significância de 5%, ou seja, não se descarta a hipótese de os resíduos serem provenientes de uma distribuição normal. Contudo, o teste de homocedasticidade, ou também chamado de homogeneidade da variância, com uma estatística de teste de 3,93 e um  $p$ -valor de  $2.027e-07$ , rejeita a  $H_0$  ao nível de significância de 5% e, dessa forma, não se pode afirmar que os dados possuam homogeneidade da variância. Sendo assim, os pressupostos para a aplicação da Anova são violados, de modo que para analisar a igualdade das médias das eficiências entre os cenários é empregado o teste paramétrico Welch test. A seguir, é apresentada a Tabela 15 com o resultado do teste Welch.

Tabela 15: Teste de Welch (Modelo Heterocedástico)

<b>Estatística F</b>	<b>GL Num</b>	<b>GL Denom</b>	<b>P-Valor</b>
27,78	18	133,63	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com uma estatística de teste de 27,78 e um  $p$ -valor de 0,00, rejeita-se  $H_0$  ao nível de significância de 5%. Com isso, verifica-se que existe diferença estatisticamente significativa de média da eficiência padrão entre os cenários. Tendo em vista que o teste Welch apresentado apenas demonstra a existência de diferença entre as médias dos cenários, não se pode chegar a uma conclusão de quais

cenários se diferenciam entre si. Dessa forma, a seguir, na Tabela 16, é apresentado o resultado do Post-Hoc pareado por meio do teste não paramétrico Kruskal-Wallis.

Tabela 16: Teste Kruskal-Wallis

<b>Informação</b>	<b>Valor</b>
Kruskal-Wallis qui-quadrado	187,48
Graus de Liberdade	18
P-valor	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com o resultado de Kruskal-Wallis qui-quadrado de 187,483 e um p-valor de 0,000, rejeita-se  $H_0$  ao nível de significância de 5%, confirmando o resultado do teste paramétrico Welch Test. Há, portanto, evidências de diferença de média da eficiência padrão entre os cenários. O teste Kruskal-Wallis Test é um instrumento de comparação múltipla, cujo detalhamento é apresentado no Apêndice Y desta pesquisa.

A partir da análise do p-valor ajustado apresentado na tabela de comparação múltipla, pode se concluir, por meio de evidências, que a média dos cenários DISP100 e MIX0-100 prevalece dentre os demais cenários, com exceção da comparação entre o cenário TEMP300, que apresenta um p-valor de 0,98. Assim, o resultado do teste Kruskal-Wallis confirma as análises realizadas a partir do intervalo de confiança das médias da Tabela 14. O teste realizado fornece uma tabela de agrupamento gerada juntamente com o teste Kruskal-Wallis, que é orientada por meio da média disposta em um Rank gerado pelo teste. Dessa forma, são gerados grupos, conforme apresentado na Tabela 17.



Tabela 17: Tabela dos Agrupamentos

<b>Fatores</b>	<b>Médias (Rank)</b>	<b>Grupos</b>
DISP100	333,50	a
MIX0-100	330,60	a
TEMP300	285,10	ab
TEMP200	238,85	bc
DISP75	232,65	bc
SEC168-240	226,90	bc
COMP8300	220,45	bc
PCHR46-20	214,10	bc
TEMP100	194,40	cd
SEC160-240	190,05	cd
SEC158-240	181,80	cd
BASE	168,00	cde
MIX50-50	167,35	cde
MIX100-0	162,30	cde
PCHR25-20	158,30	cde
DISP50	111,90	def
COMP6650	91,90	ef
PCHR25-15	86,95	ef
COMP5000	24,40	f

Fonte: Elaborado pelo autor.

Como pode ser observado na tabela de agrupamento, por mais que os testes anteriores avaliados por meio do p-valor dos cenários DISP100 e MIX0-100 e TEMP300 não tenham rejeitado  $H_0$ , com base no Ranking das médias, os cenários DISP100 e o cenário MIX0-100 se destacam dentre os demais. Conforme demonstrado na tabela de agrupamento, estes estão alocados no grupo “a”, possuindo média no Ranking de 333,50 e 330,60, respectivamente. O cenário TEMP300 é apresentado em um grupo intermediário entre os cenários DISP100 e MIX0-100 e os cenários T200, DISP75, SEC168-240, COMP8300 e PCHR46-20.

## 6.2 REDE NEURAL ARTIFICIAL DA EFICIÊNCIA TÉCNICA

As variáveis utilizadas na avaliação da eficiência técnica por meio da Rede

Neural Artificial têm, na camada de entrada, as variáveis SEC155MM e SEC240MM como fatores, além das variáveis referentes ao comprimento 155 mm, comprimento 240 mm, disponibilidade, Mix 240 mm, Mix 155 mm, peças por hora com tarugos 155 mm, peças por hora dos tarugos 240 mm, temperatura de entrada do aço no forno, temperatura do gás de exaustão, temperatura interna da zona de pré-aquecimento, temperatura interna da zona de aquecimento, temperatura interna da zona de encharque e pressão barométrica do forno. Dessa forma, a camada de entrada totalizou 20 unidades, com a exclusão da variável de viés, utilizando o método normalizado ajustado de escalonamento das covariáveis.

Na análise, foi utilizada uma camada oculta com 9 unidades, com a função de ativar a tangente hiperbólica. A camada de saída tem como característica a variável Eficiência técnica como variável dependente, e a função de ativação identidade e o uso da soma dos quadrados na função de erro. A seguir, é apresentada a Tabela 18, com o resumo de processamento.

Tabela 18: Resumo de processamento do caso da eficiência técnica

<b>Processamento</b>	<b>N</b>	<b>Porcentagem</b>
Treinamento	219	57.60%
Testes	122	32,10%
Validação	39	10,30%

Fonte: Elaborado pelo autor.

O conjunto de dados de partições utilizado na análise foi configurado em 60% de casos de treinamento, 30% de casos de testes e 10% de casos de validação, sendo que as etapas de processamento resultaram em 380 valores válidos dentre os 380 utilizados. A etapa de treinamento obteve um erro de 1,3%, tendo como regra de parada 10 etapas consecutivas sem redução de erro, e o procedimento de treinamento em minilotes, com 10 registros a cada minilote. A etapa de teste resultou em um erro de 4,00%, e a etapa de validação em um erro de 3,30% pela função do erro relativo. A Tabela 19 apresenta a classificação da importância das variáveis independentes, assim como a importância normalizada.

Tabela 19: Importância da variável independente da eficiência técnica

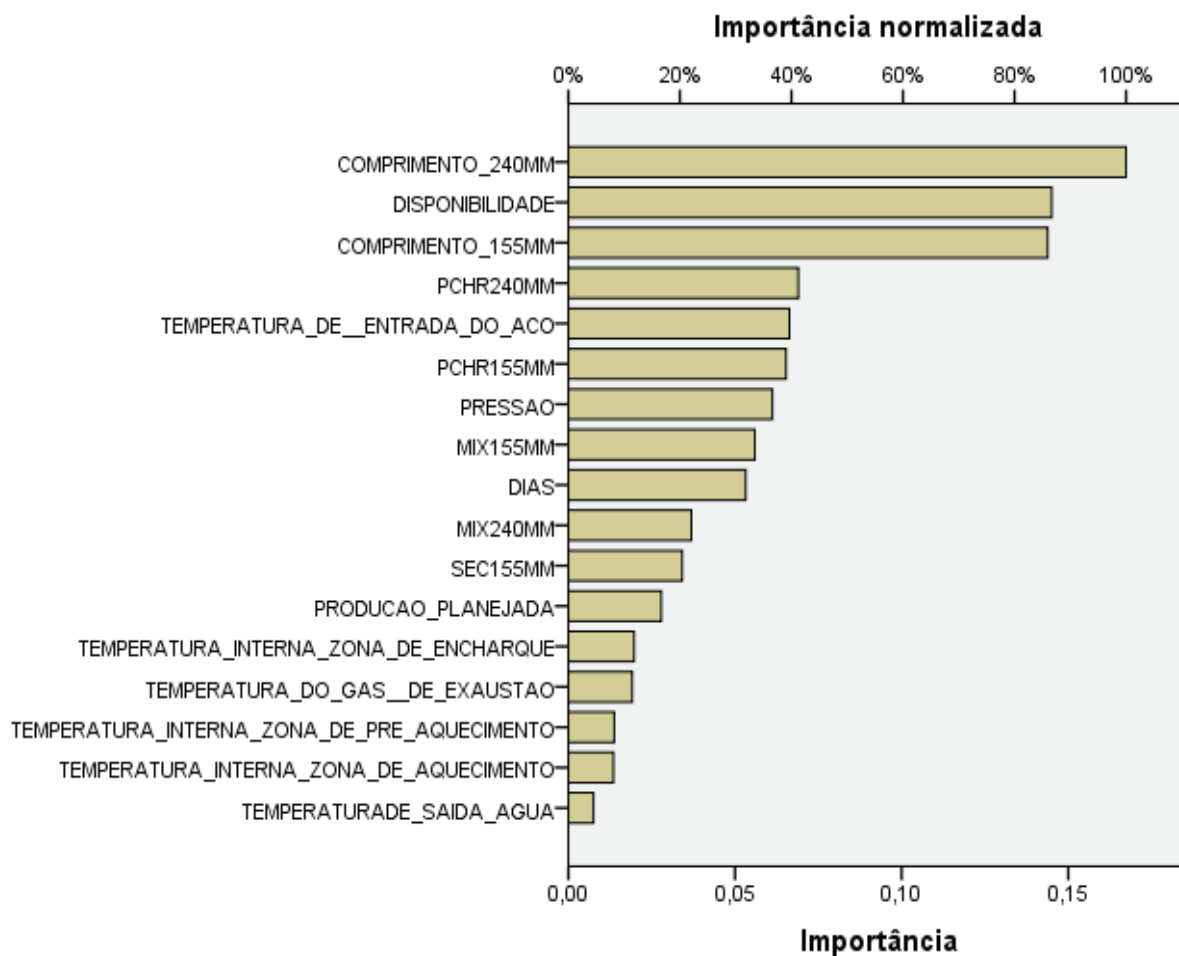
Variável	Importância	Importância normalizada
COMPRIMENTO_240MM	16,70%	100,00%
DISPONIBILIDADE	14,50%	86,70%
COMPRIMENTO_155MM	14,40%	85,90%
PCHR240MM	6,90%	41,30%
TEMPERATURA_DE__ENTRADA_DO_ACO	6,60%	39,60%
PCHR155MM	6,50%	39,00%
PRESSAO	6,10%	36,60%
MIX155MM	5,60%	33,50%
DIAS	5,30%	31,80%
MIX240MM	3,70%	22,00%
SEC155MM	3,40%	20,40%
PRODUCAO_PLANEJADA	2,80%	16,70%
TEMPERATURA_INTERNA_ZONA_DE_ENCHARQUE	2,00%	11,80%
TEMPERATURA_DO_GAS__DE_EXAUSTAO	1,90%	11,50%
TEMPERATURA_INTERNA_ZONA_DE_PRE_AQUECIMENTO	1,40%	8,20%
TEMPERATURA_INTERNA_ZONA_DE_AQUECIMENTO	1,40%	8,10%
TEMPERATURADE_SAIDA_AGUA	0,80%	4,50%

Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise com o uso da Rede Neural Artificial das variáveis de maior importância para a eficiência técnica resultou na variável referente ao Comprimento dos tarugos 240 mm como a primeira na escala de importância, com avaliação em 16,70%. A segunda variável na escala de importância é a disponibilidade, com 14,50%, seguida pelo comprimento dos tarugos com seção 155 mm. A primeira variável térmica dentre as variáveis independentes avaliadas é a temperatura de entrada do aço no forno de reaquecimento, sendo essa variável a quinta na escala de importância, com 6,60%.

Como forma de auxiliar na representação das variáveis e de suas respectivas importâncias para a obtenção da eficiência técnica, a seguir, é apresentado o Gráfico 8, que resume os dados da tabela de importância das variáveis, ilustrando a importância normalizada das variáveis independentes.

Gráfico 8: Gráfico de importância da variável independente da eficiência técnica



Fonte: Elaborado pelo autor.

### 6.3 ANÁLISE EXPLICATIVA DOS VOLUME DE PRODUÇÃO

Esta subseção tem o objetivo de avaliar a perspectiva do volume de produção dos cenários simulados em comparação aos cenários base e determinar as variáveis prevalentes relacionadas ao volume de produção de aço. Dessa forma, a seguir, são apresentadas as devidas análises.

#### 6.3.1 Análise Comparativa do Volume de Produção dos Cenários

Para a análise comparativa do volume de produção, foram coletados os valores referentes ao volume de produção de cada cenário e comparados com o cenário base. Dessa forma, avaliou-se o incremento ou decréscimo percentual de produção factível. A Tabela 20 apresenta a avaliação comparativa do percentual de

volume de produção.

Tabela 20: Avaliação comparativa do volume de produção

<b>Cenários</b>	<b>Produção (ton)</b>
DISP50	-17,8%
DISP75	22,4%
DISP100	63,8%
MIX100-0	0,3%
MIX0-100	-2,0%
MIX50-50	-0,3%
PCHR25-20	-12,6%
PCHR25-15	-26,3%
PCHR46-20	15,4%
COMP5000	-34,0%
COMP6650	-12,4%
COMP8300	7,3%
TEMP100	-0,7%
TEMP200	-0,8%
TEMP300	-0,4%
SEC158-240	2,1%
SEC160-240	2,5%
SEC168-240	8,4%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Como se pode observar, o cenário DISP100 é o que proporciona o maior incremento no volume de produção, com um aumento de 63,8%. O cenário DISP75 apresenta um incremento de 22,4% de produção. O terceiro cenário com maior incremento produtivo é o PCHR46-20, com 15,4%, seguido pelos cenários SEC168-240, com 8,4%, COMP8300, com 7,3%, SEC160-240, com 2,5%, SEC158-240, com 2,1%, e MIX100-0, com 0,3%. Os demais cenários simulados apresentaram um decréscimo de produção, sendo que o cenário COMP5000 é o mais impactado, com um decréscimo de 34% em comparação com o cenário base. A seguir, apresenta-se a avaliação das variáveis prevalentes referentes ao volume de produção.

### 6.3.2 Rede Neural Artificial do Volume de Produção

Para avaliar o volume de produção, utilizou-se a rede neural artificial Perceptron multicamadas. Para isso, foram empregadas as variáveis SEC155MM e SEC240MM como fatores e as variáveis referentes ao comprimento 155 mm, comprimento 240 mm, disponibilidade, Mix 240 mm, Mix 155 mm, peças por hora com tarugos 155 mm, peças por hora dos tarugos 240 mm. Dessa forma, a camada de entrada totalizou 15 unidades com a exclusão da variável de viés, usando o método padronizado de escalonamento das covariáveis.

Na análise, utilizou-se uma camada oculta com 7 unidades, e a tangente hiperbólica como função de ativação. A camada de saída tem como característica a variável correspondente ao volume de produção como variável dependente, a função de ativação identidade e o uso da soma dos quadrados na função de erro. A seguir, a Tabela 21 apresenta o resumo de processamento.

Tabela 21: Resumo de processamento do caso do volume de produção

<b>Processamento</b>	<b>N</b>	<b>Porcentagem</b>
Treinamento	227	59,70%
Testes	111	29,20%
Validação	42	11,10%

Fonte: Elaborado pelo autor.

O conjunto de dados de partições utilizado na análise foi configurado em 60% de casos de treinamento, em 30% de casos de testes e em 10% de casos de validação, sendo que as etapas de processamento resultaram em 380 valores válidos dentre os 380 utilizados. A etapa de treinamento obteve um erro relativo de 0,20%, tendo como regra de parada uma etapa consecutiva sem redução de erro, e um procedimento de treinamento em minilotes com 10 registros a cada minilote. A etapa de teste resultou em um erro de 0,40%, e a etapa de validação em um erro de 0,80% pela função do erro relativo. A Tabela 22 apresenta a classificação da importância das variáveis independentes, assim como a importância normalizada.

Tabela 22: Importância da variável independente do volume de produção

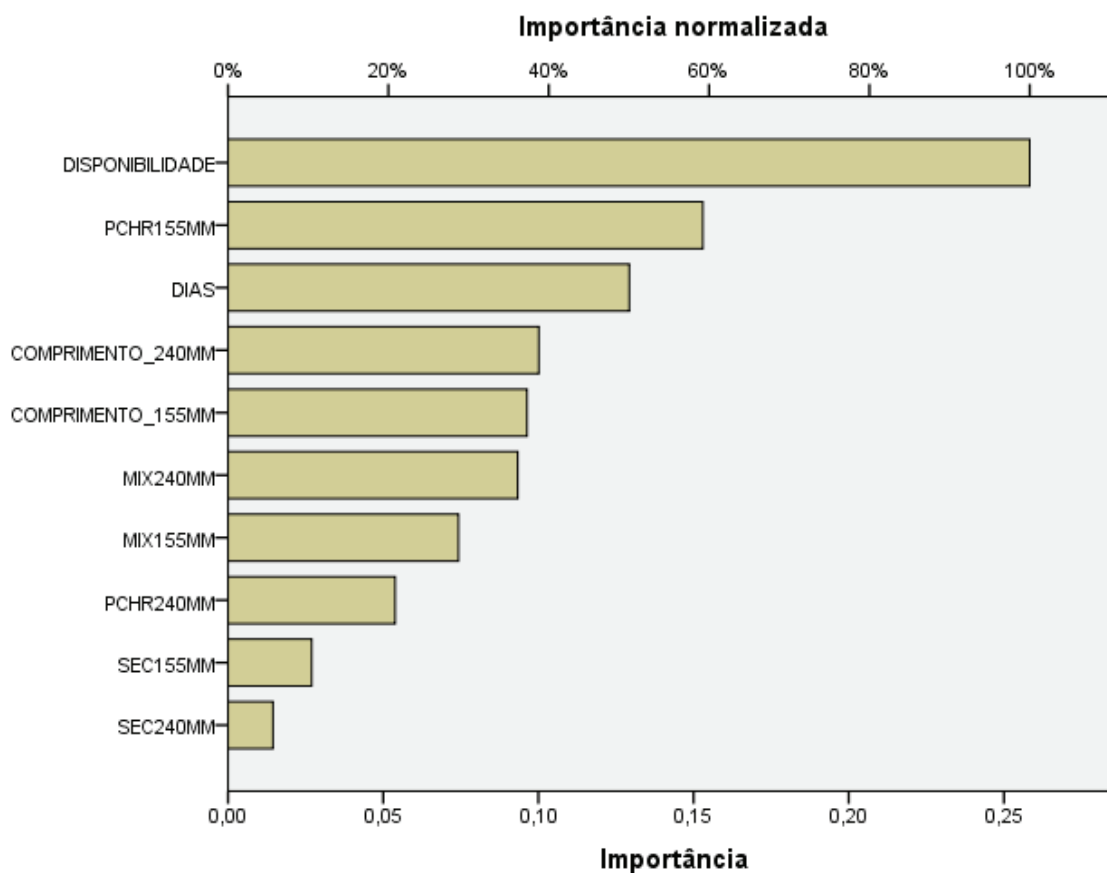
<b>Variável</b>	<b>Importância</b>	<b>Importância normalizada</b>
DISPONIBILIDADE	25,80%	100,00%
PCHR155MM	15,30%	59,20%
DIAS	12,90%	50,00%
COMPRIMENTO_240MM	10,00%	38,80%
COMPRIMENTO_155MM	9,60%	37,30%
MIX240MM	9,30%	36,20%
MIX155MM	7,40%	28,80%
PCHR240MM	5,40%	20,80%
SEC155MM	2,70%	10,40%
SEC240MM	1,40%	5,60%

Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise das variáveis mais importantes para o volume de produção, a partir do uso da Rede Neural Artificial, apontou a variável referente à disponibilidade com uma importância de 25,80%. A segunda variável na escala de importância é a produção de peças por hora dos tarugos com seção 155 mm, com 15,30%, seguida do número de dias de produção do mês observado, cujo valor obtido foi de 12,90%. Na sequência aparecem as variáveis correspondentes ao comprimento dos tarugos, sendo que o tarugo 240 mm obteve o valor de 10,00%, e o tarugo 155 mm alcançou uma importância avaliada em 9,60%. A variável do Mix240mm obteve 9,30% e do Mix155mm ficou com 7,40%. Em oitava posição na escala de importância, está a variável de produção de peças por hora dos tarugos 240 mm, com 5,40%. As últimas duas variáveis avaliadas são a seção dos tarugos 155 mm e a seção dos tarugos 240 mm, apresentando valores de 2,70% e 1,40% respectivamente.

Para auxiliar a representação das variáveis e mapear a importância delas para a obtenção do volume de produção, a seguir, apresenta-se o Gráfico 9. Esse instrumento resume os dados da tabela de importância das variáveis, ilustrando a importância normalizada das variáveis independentes.

Gráfico 9: Importância da variável independente do volume de produção



Fonte: Elaborado pelo autor.

## 6.4 ANÁLISE EXPLICATIVA DA EFICIÊNCIA TÉRMICA

Esta subseção tem o objetivo de avaliar a perspectiva da eficiência térmica dos cenários simulados em comparação aos cenários base e de determinar as variáveis prevalentes relacionadas à eficiência térmica do forno de aquecimento. Dessa forma, a seguir, são apresentadas as devidas análises.

### 6.4.1 Análise Comparativa do Consumo de Gás Eficiência Térmica

Para a análise comparativa da eficiência térmica do forno de aquecimento, foram coletados os valores referentes à eficiência térmica de cada cenário e comparados ao cenário base. Dessa forma, avaliou-se o incremento ou decréscimo percentual viável da eficiência térmica dentre as perspectivas analisadas. A Tabela 22 apresenta a avaliação comparativa do percentual de consumo de gás e eficiência



térmica.

Tabela 23: Avaliação comparativa do consumo de gás e eficiência térmica

<b>Cenários</b>	<b>Consumo de gás (%)</b>	<b>Eficiência térmica (%)</b>
DISP50	-13,5%	0,0%
DISP75	18,5%	-0,1%
DISP100	51,4%	0,0%
MIX100-0	0,1%	-0,5%
MIX0-100	-1,5%	-0,5%
MIX50-50	-0,2%	-0,1%
PCHR25-20	-8,2%	-4,2%
PCHR25-15	-17,0%	-9,6%
PCHR46-20	9,9%	4,3%
COMP5000	-21,9%	-13,6%
COMP6650	-8,0%	-4,2%
COMP8300	4,5%	2,1%
TEMP100	-9,6%	4,2%
TEMP200	-21,3%	10,8%
TEMP300	-31,8%	18,4%
SEC158-240	1,4%	0,6%
SEC160-240	1,7%	0,7%
SEC168-240	5,3%	2,4%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Dentre os cenários avaliados que incrementam a eficiência térmica e reduzem o consumo de gás simultaneamente, está o cenário TEMP300, que aumenta a eficiência em 18,40% e reduz o consumo de gás em 31,80%. O cenário TEMP200 incrementa a eficiência térmica em 10,80% e reduz o consumo de gás em 21,30%. Já o cenário TEMP100 proporciona o aumento de 4,20% na eficiência térmica e a redução de 9,6% no consumo de gás em comparação ao cenário base.

O cenário com efeito mais danoso para a eficiência térmica é o cenário COMP5000, que reduz a eficiência térmica em 13,60%, apesar de diminuir em 21,90% o consumo de gás. Contudo, essa redução do consumo de gás se deve a um decréscimo de 34% no volume de produção. A seguir, é apresentada a avaliação das variáveis prevalentes referentes à eficiência térmica do forno de reaquecimento.

### 6.4.2 Rede Neural Artificial da Eficiência Térmica

Para avaliar a eficiência térmica, utilizou-se a rede neural artificial Perceptron multicamadas. Para isso, foram empregadas as variáveis SEC155MM e SEC240MM como fatores, e as variáveis referentes à temperatura de entrada do aço, comprimento dos tarugos com seção 155mm, produção de peças por hora dos tarugos com seção 155 mm, comprimento dos tarugos com seção 240mm, produção de peças por hora dos tarugos com seção 240 mm, Mix155 mm, Mix240mm, dias de produção do mês observado, seção dos tarugos 155 mm, temperatura interna da zona de encharque, seção dos tarugos 240 mm, temperatura interna da zona de aquecimento, atraso de produção, temperatura do gás de exaustão, temperatura interna da zona de pré-aquecimento, disponibilidade, temperatura de saída da água de refrigeração e pressão barométrica do forno. Essas variáveis independentes são ligadas à eficiência térmica do forno de reaquecimento. Dessa forma, a camada de entrada totalizou 23 unidades com a exclusão da variável de viés. Para tal, utilizou-se o método padronizado de escalonamento das covariáveis.

Na análise, empregou-se uma camada oculta com 8 unidades, e a tangente hiperbólica como função de ativação. A camada de saída tem como característica a variável correspondente à eficiência térmica do forno de reaquecimento como variável dependente, a função de ativação identidade e o uso da soma dos quadrados na função de erro. A seguir, é apresentada a Tabela 24, com o resumo de processamento.

Tabela 24: Resumo de processamento do caso da eficiência térmica

<b>Processamento</b>	<b>N</b>	<b>Porcentagem</b>
Treinamento	235	61,80%
Testes	116	30,50%
Validação	29	7,60%

Fonte: Elaborado pelo autor.

O conjunto de dados de partições utilizado na análise foi configurado em 60% de casos de treinamento, 30% de casos de testes e 10% de casos de validação, sendo que as etapas de processamento resultaram em 380 valores válidos dentre os 380 utilizados no processamento. A etapa de treinamento obteve um erro relativo de 1,30%, assumindo como regra de parada uma etapa consecutiva sem redução de

erro, e o procedimento de treinamento em minilotes com 10 registros a cada minilote. A etapa de teste resultou em um erro de 4,50%, e a etapa de validação em um erro de 1,10% pela função do erro relativo. A Tabela 25 apresenta a classificação da importância das variáveis independentes, assim como a importância normalizada.

Tabela 25: Importância da variável independente da eficiência térmica

Variável	Importância	Importância normalizada
TEMPERATURA_DE__ENTRADA_DO_ACO	17,20%	100,00%
COMPRIMENTO_155MM	13,90%	80,90%
PCHR155MM	12,40%	72,20%
COMPRIMENTO_240MM	10,90%	63,40%
PCHR240MM	9,00%	52,40%
MIX155MM	8,40%	49,00%
MIX240MM	5,80%	33,50%
DIAS	3,10%	17,90%
SEC155MM	3,00%	17,60%
TEMPERATURA_INTERNA_ZONA_DE_ENCHARQUE	3,00%	17,50%
SEC240MM	2,30%	13,10%
TEMPERATURA_INTERNA_ZONA_DE_AQUECIMENTO	2,20%	12,90%
ATRASO	2,10%	12,00%
TEMPERATURA_DO_GAS__DE_EXAUSTAO	1,90%	11,10%
TEMPERATURA_INTERNA_ZONA_DE_PRE_AQUECIMENTO	1,60%	9,00%
DISPONIBILIDADE	1,20%	7,00%
TEMPERATURADE_SAIDA_AGUA	1,00%	5,90%
PRESSAO	0,90%	5,00%

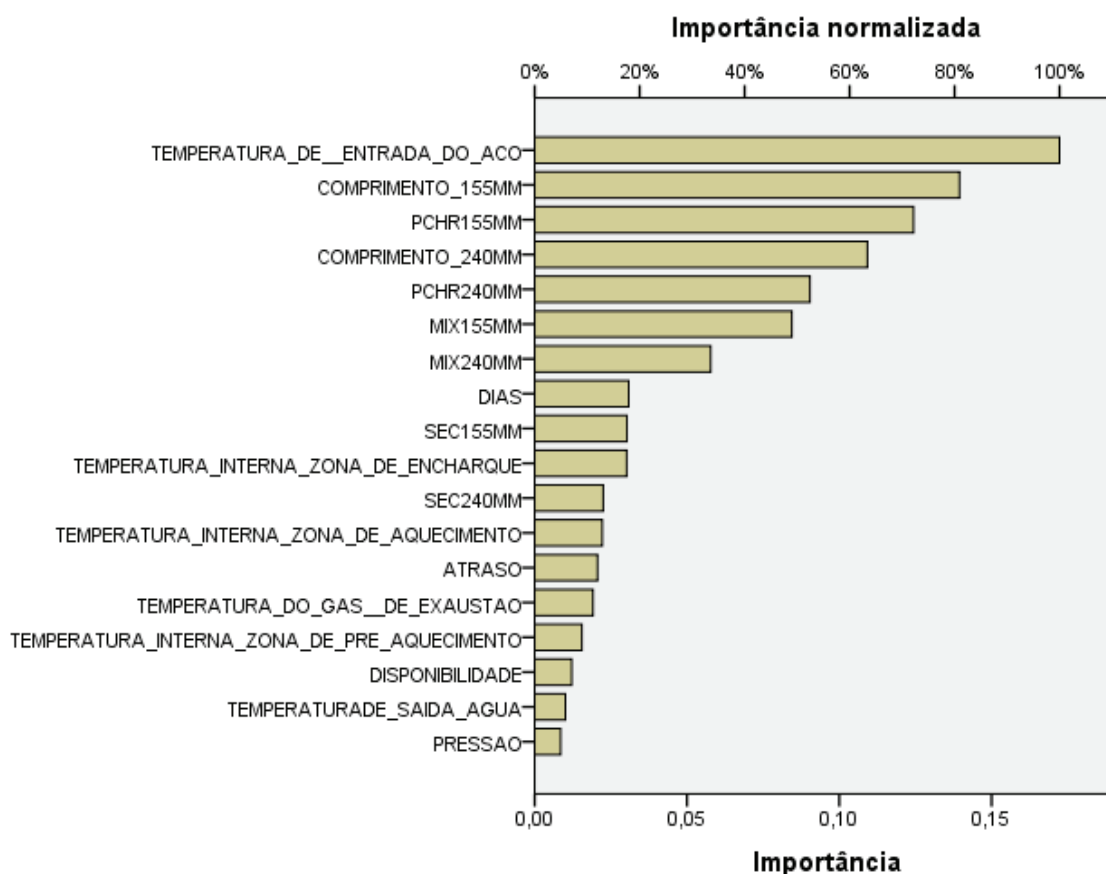
Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise das variáveis mais importantes para a eficiência térmica, a partir do uso da Rede Neural Artificial, apontou a variável referente à temperatura de entrada do aço com uma importância de 17,20%. A segunda variável na escala de importância é o comprimento dos tarugos com seção 155 mm, que aparecem com 13,90%. Na sequência, estão peças por hora dos tarugos 155 mm, com 12,40%, comprimento dos tarugos com seção 240 mm, com 10,90%, peças por hora dos tarugos 240 mm, com 9,00%, Mix155mm, com 8,40%, Mix 240 mm, com 5,80%, números de dias utilizados para produção, com 3,10%, seção dos tarugos 155 mm, com 3%, temperatura interna da zona de encharque, com 3%, seção dos tarugos 240 mm, com 2,30%, temperatura interna da zona de aquecimento, com 2,20%,

atraso de produção, com 2,10%, temperatura do gás de exaustão, com 1,90%, temperatura interna da zona de pré-aquecimento, com 1,60%, disponibilidade, com 1,20%, temperatura de saída da água de refrigeração, com 1%, e pressão barométrica do forno, com 0,90%.

Para auxiliar a representação das variáveis e mapear a importância delas para a obtenção da eficiência térmica, a seguir, apresenta-se o Gráfico 10. Esse instrumento resume os dados da tabela de importância das variáveis, ilustrando a importância normalizada das variáveis independentes.

Gráfico 10: Importância da variável independente da eficiência térmica



Fonte: Elaborado pelo autor.

As análises realizadas neste capítulo permitiram identificar as variáveis prevalentes para a eficiência técnica do forno de reaquecimento, assim como as variáveis de maior importância para implementar o volume de produção e a eficiência térmica, bem como para reduzir o consumo de gás. Além dos resultados apresentados, foi possível avaliar e comparar as variáveis dentre os cenários. Dessa forma, a seguir, é apresentado o capítulo que discute os resultados desta pesquisa.

## 7 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Esta seção discute as contribuições deste trabalho sob as perspectivas práticas e teóricas. Com relação ao aspecto prático, são analisadas as implicações dos resultados para a empresa e para os gestores. Em seguida, são abordadas as contribuições teóricas e acadêmicas do estudo em relação aos diversos públicos aos quais este trabalho se direciona, abrangendo a literatura sobre Dinâmica de Sistemas e a literatura sobre Análise Envoltória de Dados.

### 7.1 CONTRIBUIÇÕES DOS RESULTADOS PARA A EMPRESA

No âmbito das contribuições para a empresa, o método adotado na pesquisa corrobora a identificação das variáveis prevalentes, discutindo a eficiência do forno de reaquecimento além de contextualizar a tradicional abordagem da eficiência térmica. Tais estudos possibilitam e estimulam o planejamento, a gestão e a tomada de decisão, partindo da análise das melhores opções e cenários. Com isso, permitem a tomada de ações baseadas no conhecimento prévio, contribuindo para a formulação de iniciativas pontuais e focadas na competitividade. Por meio das variáveis prevalente identificadas, oportunizou-se a criação de indicadores para acompanhamento e gestão de variáveis fundamentais, que até o momento eram ignoradas ou consideradas de pouca significância na condução de uma operação eficiente.

O estudo desenvolvido, de uma forma geral, contribui com uma nova expertise para a empresa, apresentando aos gestores e tomadores de decisão novas técnicas, bem como a exposição minuciosa de dados e de cenários que podem ser ampliados a novos contextos, auxiliando na análise e no direcionamento de soluções de problemas.

Dentre as entregas deste estudo está o desenvolvimento de um modelo robusto e de fácil interface, que foi concedido à empresa. Esse modelo pode ser usado na rotina, acompanhando a realização de simulações de cenários que extrapolam os abordados nesta pesquisa, permitindo a diversificação de cenários que conduzem a um aumento do volume de produção e à redução do consumo de gás. Por meio do modelo, é possível mensurar a eficiência térmica que, embora

fosse considerada importante para empresa, apresentava dificuldade no sentido de identificar a interação das variáveis e a complexidade dos fatores, de modo que não era calculada de forma nítida e confiável. Além disso, a pesquisa desmitifica e possibilita a quebra de alguns paradigmas do conhecimento tácito, motivando o consenso, removendo conflitos e fomentando decisões claras e direcionadas de forma objetiva. Ainda, mediante a análise gráfica das variáveis, é possível identificar e focalizar os esforços, avaliando, tratando e direcionando aspectos relacionados aos *trades offs* de produção e consumo de gás, possibilitando, na prática, estratégias baseadas no aumento de ganho e na redução de custos.

## 7.2 CONTRIBUIÇÕES DOS RESULTADOS PARA A TEORIA

Dentre as técnicas utilizadas neste trabalho está a construção de uma Estrutura Sistêmica, inicialmente utilizada para identificar as relações e circularidades das variáveis. Consequentemente, a pesquisa usa modelagem, classificação e discussão acerca das variáveis prevalentes para eficiência técnica do forno de reaquecimento, e dessa forma, contribui para identificar pontos de alavancagem, apoiando novos estudos. Na perspectiva da teoria, esta pesquisa contribui para discutir o uso de Modelos de Dinâmicas de Sistemas em conjunto com outras técnicas, indo ao encontro da abordagem de Zolfagharian et al. (2018), que reforça a ideia de que tal combinação serve para articular problemas complexos e explorar potenciais soluções.

Posto isso, como destacado por Schwaninger (2006), o presente estudo ampara o desenvolvimento de explicações e a análise do comportamento do sistema, comparando diferentes cenários e gerando dados que não seriam possíveis, ou que seriam inviáveis se não por simulação. Esses cenários são fundamentais para averiguar múltiplas interação e seus efeitos. (WALRAVE; OORSCHOT; ROMME, 2011).

Além disso, conforme Zolfagharian et al. (2018), a validação de Modelos de Dinâmica de Sistemas geralmente se dá a partir de procedimentos informais e subjetivos. Contudo, esta pesquisa aborda, em seu processo de validação, um método que contribui para a Dinâmica de Sistemas considerando o rigor da coleta e análise dos dados inseridos no modelo e a devida validação estatística desses

dados. Dessa forma, apresenta, por meio da Dinâmica de Sistemas, dados estimados que, integrados à Análise Envoltória de Dados, avaliam a eficiência técnica de diferentes cenários, sobrepujando entraves descritos por Sterman (2001). Essas dificuldades se relacionam à presença intensa de modelos mentais que atuam na análise de problemas complexos, limitando e tratando dados e fatos de forma inconsistente e pouco confiável.

De acordo com Zolfagharian et al. (2018), no que diz respeito à Dinâmica de Sistemas, o uso do planejamento de cenários se justifica pelas variáveis presentes e suas relações causais, assim como pela diversidade dos agentes envolvidos no contexto do problema. Contudo, o autor descreve não ter encontrado essa combinação de características em nenhum dos artigos analisados em seus estudos. A presente pesquisa oferece, pois, uma estrutura para análise e planejamento de cenários que complementa essa lacuna.

A abordagem desse estudo amplia o escopo de pesquisas encontradas nas bases, tanto na combinação da simulação de Dinâmica de Sistemas com Análise Envoltória de Dados, quanto no que tange à abordagem do conhecimento acerca da operação eficiente de fornos de reaquecimento. Para a Análise Envoltória de Dados, essa combinação subsidia um método particular de obtenção de dados validados estatisticamente, de forma a representar a realidade e remover uma limitação da análise *Ex Post Facto*, a saber, a análise de dados de saída após o fato consumado, como tradicionalmente abordado pelos métodos da DEA.

Dentre os benefícios deste estudo, está o uso de ferramentas estatísticas, como a análise dos pressupostos, o teste de normalidade, o intervalo de confiança e os processos de validação por meio da análise da significância estatística. Essas ferramentas incrementam o rigor e a confiança sobre a pesquisa, reduzindo as incertezas e subjetividades. Por fim, o uso da rede neural artificial aplicada nesta pesquisa torna possível, por meio da avaliação da importância das variáveis independentes, identificar as variáveis prevalentes no contexto da operação eficiente do forno de reaquecimento.

## 8 CONCLUSÕES

Esta seção revisa os objetivos da pesquisa e concentra a discussão nas conclusões obtidas a partir da efetivação de cada objetivo. Como desfecho, são apresentadas alternativas de trabalhos futuros.

Esta pesquisa teve como objetivo identificar as variáveis sistemicamente prevalentes para a eficiência técnica do forno de reaquecimento. Para isso, foram definidos objetivos específicos, que passam pela compreensão dinâmica das variáveis, assim como pela identificação das relações sistêmicas que afetam a eficiência técnica de um forno de reaquecimento.

Outro objetivo específico da pesquisa foi aplicar de forma conjunta as técnicas Dinâmica de Sistemas e Análise Envoltória de Dados. Para que isso fosse possível, foi necessário construir um modelo que gerasse dados para estimar a eficiência técnica de um forno de reaquecimento.

Inicialmente, nesta pesquisa foram abordados aspectos relevantes do contexto e da importância do forno de reaquecimento para o setor siderúrgico, assim como para a estratégica da empresa. Com o aprofundamento da pesquisa, revisando os elementos relacionados à eficiência do forno, constatou-se a limitação de estudos, uma vez que as pesquisas já realizadas nesse contexto abordam questões focadas apenas na eficiência térmica. Dessa forma, esta pesquisa contribuiu para ampliar o escopo de estudos sobre fornos de reaquecimento, abordando a perspectiva da eficiência técnica em detrimento de estudos singulares encontrados nas bases.

Em virtude do objetivo geral da pesquisa, que trata da identificação das variáveis sistemicamente prevalentes para o forno de reaquecimento, foi necessário ampliar o escopo, extrapolando os dados coletados no cenário atual. Para tanto, foi desenvolvido um Modelo de Dinâmica de Sistemas. Contudo, para isso, foram necessários estudos teóricos disseminados nas bases e em dados contidos em manuais de operação do forno de reaquecimento, assim como a contribuição de especialistas do processo para identificação das variáveis.

O desenvolvimento da Estrutura Sistêmica, utilizado como modelo conceitual no âmbito desta pesquisa, facilitou e contribuiu para a construção do Modelo de Dinâmica de Sistemas, uma vez que possibilitou identificar as relações sistêmicas, os enlaces e o diagrama de caminho, o que também pode ser vislumbrado como



contribuição desta pesquisa para trabalhos futuros.

O Modelo de Dinâmica de Sistemas desenvolvido pode ser empregado para fins diversos aos quais foi inicialmente designado, ou seja, pode gerar dados a serem analisados no modelo DEA. O Modelo de Dinâmica de Sistemas fornece aos gestores e demais tomadores de decisão uma ferramenta de análise de fácil interface, possibilitando a simulação de diversos cenários. Além disso, apresenta um grupo de equações úteis a outras pesquisas. Esta dissertação empregou, ainda, um método que utiliza análises estatísticas. Assim, o teste t para definição do tamanho da amostra, a avaliação da normalidade e o intervalo de confiança dos resultados do Modelo de Dinâmica de Sistemas servem como estrutura que pode ser aplicada a outros estudos.

Em seguida, a pesquisa embasou-se no modelo de Análise Envoltória de Dados, avaliando o cenário atual. Por meio da regressão Tobit, aplicada nos *Inputs* e *Outputs* do modelo DEA e da Eficiência padrão, foi possível identificar as variáveis estatisticamente significantes, o que auxiliou na análise e definição dos cenários simulados. Por meio dos cenários simulados e dos devidos testes de comparação de médias, como o teste Welch e o teste Kruskal wallis, obteve-se a tabela de agrupamento dos cenários, sendo assim, foi possível distinguir dos demais os cenários DISP100, que trata da variável disponibilidade com o valor 100%, e o MIX0-100, que é o cenário com o Mix com 100% de tarugos com seção 240 mm.

Por fim, adotou-se na pesquisa o uso da Rede Neural Artificial, uma vez que os pressupostos para aplicação da regressão Tobit não foram satisfeitos para o conjunto de cenários simulados. Dessa forma, foi possível identificar as variáveis prevalentes para a eficiência técnica do Forno de reaquecimento, classificando-as pelo grau de importância fornecido pela análise da RNA com o uso do *software* SPSS. Dentre as variáveis prevalentes identificadas, estão o Comprimento dos tarugos 240 mm, com importância de 16,70%, a disponibilidade, com 14,50%, seguida pelo comprimento dos tarugos com seção 155 mm. É possível avaliar que as variáveis prevalentes vão ao encontro de resultados de cenários distintos na comparação de cenários. Além disso, são variáveis referentes à produção, e não propriamente variáveis ligadas à energia térmica dissipada e/ou inserida no forno. Ainda por meio da RNA, ao avaliar o volume de produção e as devidas variáveis independentes de cada cenário, foi possível inferir a importância da disponibilidade e da produção de peças por hora dos tarugos com seção 240 mm como as variáveis

prevalentes nesse quesito.

Com relação à eficiência térmica, pode-se verificar, por meio da RNA, que a variável de maior importância nesse item é a temperatura de entrada do aço no forno de reaquecimento, com uma importância de 17,20%, seguida pelo comprimento dos tarugos com seção 155 mm, com 13,90%, e pelas peças por hora dos tarugos 155 mm, com 12,40% de importância. A variável disponibilidade, que se destacou na avaliação de importância das variáveis prevalentes da eficiência técnica e ficou em segunda posição dentre as variáveis prevalentes de volume de produção, aparece como décima sexta variável na escala de importância da eficiência térmica. Contudo, mesmo que a variável de maior importância para a eficiência térmica do forno venha a ser a temperatura de entrada do tarugo no forno, a análise realizada mostra que a escala de prevalência é seguida de variáveis de produção. por assim dizer. Tais variáveis se referem ao comprimento dos tarugos, à produção de peças por hora e ao próprio Mix de produção. As variáveis de produção se destacam se comparadas a variáveis térmicas, como temperatura das zonas e pressão do forno, sendo essas variáveis comumente trabalhadas em estudos que envolvem fornos de reaquecimento. Dessa forma, esta pesquisa contribui para a teoria e para avaliação da prática da operação do forno de reaquecimento.

Dentre possíveis novos trabalhos e abordagens estão a pesquisa de cenários múltiplos, realizando investigações por meio das variáveis identificadas como prevalentes nesta pesquisa. Outra investigação, desta vez teórica, é a comparação e o confronto de avaliações de cenários individuais que atendam aos pressupostos da regressão Tobit com a análise realizada com a RNA.

## REFERÊNCIAS

- ADAMIDES, E. D.; POMONIS, N. The co-evolution of product, production and supply chain decisions, and the emergence of manufacturing strategy. **Intern. Journal of Production Economics**, v. 121, n. 2, p. 301-312, 2009.
- AGENO, A. M. et al. Tenova FlexyTech® regenerative flameless burners. [S.l.], p. 115-122, 2002.
- ANDRADE, A. L. et al. **Pensamento sistêmico**: caderno de campo: o desafio da mudança sustentada nas organizações e na sociedade. Porto Alegre: [S.n.], 2006.
- BANKER, R. D. Estimating most productive scale size using data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 17, n. 1, p. 35-44, 1984.
- BANKER, A. R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, 1984.
- BANKER, R. D.; MAINDIRATTA, A. Piecewise loglinear estimation of efficient production surfaces. **Management Science**, v. 32, n. 1, p. 126-136, 1986.
- BANKER, R. D.; MOREY, R. C. The use of categorical variables in data envelopment analysis. **Management Science**, v. 32, n. 12, p. 1613-1627, 1986a.
- BANKER, R. D.; MOREY, R. C. Efficiency analysis for exogenously fixed inputs and outputs. **Operations Research**, v. 34, n. 4, p. 513-521, 1986b.
- BANKER, R. D.; THRALL, R. M. Estimation of returns to scale using data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 62, n. 1, p. 74-84, 1992.
- BANKER, R. D. et al. Returns to scale in different DEA models. **European Journal of Operational Research**, v. 154, n. 2, p. 345-362, 2004.
- BANKER, R. D.; PODINOVSKI, V. V. Novel theory and methodology developments in data envelopment analysis. **Annals of Operations Research**, v. 250, n. 1, p. 1-3, 2017.
- BESSENT, A.; BESSENT, W.; ELAM, J. Efficiency frontier determination by constrained facet analysis. **Operations Research**, v. 36, n. 5, p. 785-796, 1985.
- BORN, C.; GRANDERATH, R. Concepts for power generation from the waste energy of EAFs and reheating furnaces. **Stahl Und Eisen**, v. 132, n. 12, p. 115-120, 2012.
- CALEIRO, João Pedro. Produtividade brasileira não cresce desde 1980, diz estudo. **Revista Exame**, 9 mar. 2017. Disponível em:

<<http://exame.abril.com.br/economia/produtividade-brasileira-nao-cresce-desde-1980-diz-estudo>>. Acesso em: 24 abr. 2017.

CAMARGO, L. F. R. SAGEPE - EffProd. Disponível em:< [https://iesb-analytics.shinyapps.io/DEA\\_APP/](https://iesb-analytics.shinyapps.io/DEA_APP/)>Acesso em: 28 mar. 2018.

CAVALERI, S.; STERMAN, J. D. Towards evaluation of systems thinking interventions: a case study. [S.I.], v. 13, n. 2, p. 171-186, 1997.

CHAOJUN, Xu, GUIDO, Sand. **An innovative scheduling coordination method for improved productivity and energy efficiency of a large-scale integrated steel plant.** [S.I.]: IFAC, 2012. v. 45.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, v. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.

CHARNES, A. A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Evaluating program and managerial efficiency: an application of data envelopment analysis to program follow through. [S.I.], v. 27, n. 6, p. 668-697, 1981.

CHARNES, A. et al. A developmental study of data envelopment analysis in measuring the efficiency of maintenance units in the U.S. air forces. **Annals of Operations Research**, v. 2, n. 1, p. 95-112, 1984.

COELLI, T. J. et al. **An introduction to efficiency and productivity analysis.** New York: Springer-Verlag, 2005.

COOK, W. D.; TONE, K.; ZHU, J. Data envelopment analysis: prior to choosing a model. **Omega (United Kingdom)**, v. 44, p. 1-4, 2013.

COYLE, R. G. Tanker chartering case study. [S.I.], v. 2, p. 86-96, 1978.

CRONIN, M. A.; GONZALEZ, C.; STERMAN, J. D. Organizational behavior and human decision processes why don't well-educated adults understand accumulation?: a challenge to researchers, educators and citizens. **Organizational Behavior and Human Decision Processes**, v. 108, n. 1, p. 116-130, 2009.

DONG, Liang. Empirical analysis and countermeasures on the efficiency of industrial input-output in science and technology in wuhan. **International Conference on Product Innovation Management**, 2011.

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; ANTUNES JR., J. A. V. **Design science research: método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia.** Porto Alegre: Bookman, 2015.

DUBEY, S. K.; AGARWAL, N.; SRINIVASAN, P. Three dimensional transient heat transfer model for steel billet. [S.I.], p. 1-5, 2016.

FARELL, M. J. The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, series A: General, v. 120, n. 3, p. 253-290, 1957.

FERREIRA, C. M. C.; GOMES, A. P. **Introdução a análise envoltória de dados**. Viçosa: [S.n.], 2009.

FERREIRA, Fernanda Baldasso **Análise da eficiência relativa das usinas mini-mills da Gerdau S.A nas américas**: um estudo a partir da Análise Envoltória de Dados. 2012. Dissertação (Mestrado em Ciências contábeis) - Programa de Pós-Graduação em ciências contábeis, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2012.

FORRESTER, J. A. Y. W. **The system dynamics national model: understanding socio-economic behavior and policy alternatives**. [S.l:s.n], 1976.

FORRESTER, J. W. Nonlinearity in high-order models of social systems. **European Journal of Operational Research** **30**, v. 30, p. 104-109, 1987.

FORRESTER, J. W. Policies, decisions and information sources for modeling. **European Journal of Operational Research**, v. 59, p. 42-63, 1992.

FORRESTER, J. W. System dynamics as an organizing framework for pre-college education. [S.l.], v. 9, n. 2, p. 183-194, 1993.

FORRESTER, J. W. System dynamics: a personal view of the first fifty years. [S.l.], v. 23, n. 2, p. 345-358, 2007.

FORRESTER, J. W.; FORRESTER, J. W. System dynamics. [S.l.], v. 23, n. 2, p. 359-370, 2007.

GILSA, C. Von. **Avaliação longitudinal da eficiência e fator total de produtividade em uma empresa petroquímica a partir da análise envoltória de dados (DEA) e o índice de malmquist**. 2012. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) – Programa de Pós-Graduação, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2012.

GONÇALVES, E. S. D. S. **Modelo de simulação em tempo real de um forno de reaquecimento de tarugos para laminação**. 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2011.

GRÖNROOS, C.; OJASALO, K. Service productivity Towards a conceptualization of the transformation of inputs into economic results in services. **Journal of Business Research**, v. 57, p. 414-423, 2004.

GUILHERME, M.; SANTOS, B. **Automação da relação ar / gás e controle do fator de excesso de ar em fornos de reaquecimento**. 2015. Projeto de Fim de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) – Instituto Politécnico da Universidade Católica Engenharia de Energia, [S.l.], 2015.

HAN, S. H.; CHANG, D. Optimum residence time analysis for a walking beam type reheating furnace. **International Journal of Heat and Mass Transfer**, v. 55, n. 15-16, p. 4079-4087, 2012.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. 2. ed. Porto Alegre: Artes Médicas, 2001.

HOMER, J.; OLIVA, R. Maps and models in system dynamics: a response to Coyle. [S.l.], v. 17, n. 4, p. 347-355, 2001.

HUANG, Y.-H.; WU, L.-W.; CHEN, C.-H. Fracture prediction of electromagnetic silicon steel in reheating furnace. **Journal of Thermal Stresses**, v. 39, n. 5, p. 571-588, maio 2016.

JANG, Jiin-Yuh; LIN, Chien-Nan; LEE, Cheng-Yuan. Three dimensional analysis of the slab reheating furnace. [S.l.], v. 610, p. 1029-1033, 2014.

JIAN-GUO, W. et al. Data-driven thermal efficiency modeling and optimization for reheating furnace based on statistics analysis. [S.l.], p. 8271-8275, 2015.

KANGVANSKOL, Kitipong; TANGTHIENG, C. An energy analysis of a slab preheating chamber for a reheating furnace. **Engineering Journal**, v. 18, n. 2, p. 1-12, 2014.

KILINÇ, E. et al. An energy efficiency analysis of an industrial reheating furnace and an implementation of efficiency enhancements methods. [S.l.], v. 32, n. 6, p. 989-1003, 2014.

KIM, Youngil; RYU, Jun-Hyung; LEE, I.-B. Control excess air ratio in a reheating furnace using tunable diode laser absorption spectroscopy sensor. **Journal of Chemical Engineering of Japan**, v. 46, n. 7, p. 480-487, 2013.

KLAMKLANG, S. et al. High emissivity coating for energy saving in industrial furnaces: Case study of steel reheating furnace. **SEASI Quarterly (South East Asia Iron and Steel Institute)**, v. 44, n. 1, p. 18-20, 2015.

KLEIN, A. Z. et al. **Metodologia de pesquisa em administração: uma abordagem prática**. São Paulo: [S.n.], 2015.

MARCONI, M.; LAKATOS, E. **Fundamentos de metodologia científica**. [S.l.: s.n.], 2015.

MARIANO, E. B.; ALMEIDA, M. R.; REBELATTO, D. A. N. Princípios básicos para uma proposta de ensino sobre análise envoltória de dados. **Cobenge 2006**, p. 37-50, Sep. 2006.

MARQUES, R. **Análise da eficiência e das influências do cliente em operações de serviços**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Produção) - Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2017.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. **A Logical Calculus of the ideas immanent in nervous activity warren**. Of, Bulletin Biophysics, Mathematical, v. 5, p. 115-133, 1943.

MIGUEL, P. A. C. Estudo de caso na engenharia de produção: estruturação e recomendações para sua condução. **Produção**, v. 17, n. 1, p. 216-229, 2007.

MIGUEL, P. A. C. et al. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. 2. ed. Rio de Janeiro: [S.n.], 2012.

MORANDI, M. I. W. M.; CAMARGO, L. F. R. Design Science Research: In: BOOKMAN (Ed.). **Método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia**. Porto Alegre: [S.n.], 2015. p. 141-172.

MORANDI, M. I. W. M. **Tomada De Decisão Em Opções Estratégicas: Proposta De Um Método De Avaliação Sistemico E Dinâmico**. 2017. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2017.

MORTIMER, J.; ADLER, C. V. D. **Como ler livros**: guia clássico para leitura inteligente. 4. ed. São Paulo: [S.n.], 2015.

NACHUM, L. Measurement of productivity of professional services An illustration on Swedish management consulting firms. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 19, n. 9, p. 922-950, 1999.

NAKAJIMA, S. **Introdução ao TPM**. São Paulo: IMC Internacional Sistemas Educativos, 1989. 110p.

NETTO, D. **O Brasil precisa de um setor siderúrgico eficiente e competitivo**. Disponível em: <<https://www.cartacapital.com.br/revista/940/o-bras>>. Acesso em: 25 abr. 2017.

OLIVEIRA, Iran Rodrigues. **Utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA), no diagnóstico da eficiência de cultivo do camarão marinho Litopeneus vannamei**. (Boone,1931). Dissertação (Mestrado em Biometria e Estatística Aplicada), Programa de Pós-graduação em Modelagem Estatística e Computacional, Universidade Federal Rural de Pernambuco, 2008.

PARK, Jaehun; LEE, Dongha; ZHU, Joe. An integrated approach for ship block manufacturing process performance evaluation: Case from a Korean shipbuilding company. **International Journal of Production Economics**, v. 156, p. 214-222, 2014.

PIRAN, F. A. S. **Modularização de produto e os efeitos sobre a eficiência técnica**: uma avaliação em uma fabricante de ônibus. 2015. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2015.

RATHORE, A. et al. Performance management through strategic total productivity optimisation. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 25, n. 9-10, p. 1020-1028, 2005.

RICHARDSON, R. J. **Pesquisa social métodos e técnicas**. São Paulo: [S.n.], 1999.

RIZZO, E. M. S. **Processos de laminação dos aços**: uma introdução - série: capacitação técnica em processos siderúrgicos – área: laminação. [S.l: s.n.], 2007.

SANTOS, H. S. O. dos. **Minimização do custo energético de um forno de reaquecimento de tarugos utilizando algoritmos genéticos**. [S.l: s.n.], 2013.

SAUNDERS, M.; LEWIS, P.; THORNHILL, A. **Research methods for business students**. [S.l: s.n.], 2008.

SCHWANINGER, M. ResearchArticle **Theories of Viability : a Comparison**. v. 347, p. 337-347, 2006.

SIGGLE, E. India's trade policy reforms and industry competitiveness in the 1980s. **The World Economy**, v. 24, n. 2, p. 159-183, 2001.

SILVER, M.; BENNETT, A. Potential productivity : concepts and application. **Omega**, v. 14, n. 6, p. 443-452, 1986.

SMIRNOV, N. **Table for Estimating the Goodness of Fit of Empirical Distributions**. Ann. Math. Statist., v. 19, p. 279-281, 1948.

SOUZA, Maria Goretti Zago Nunes de **Avaliação da eficiência energética usando Análise Envoltória de Dados**: aplicação aos países em desenvolvimento. 2012. Tese (Doutorado em Engenharia elétrica) - Programa de Pós-Graduação em engenharia elétrica, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2012.

SOUZA, I. G. de. Os Programas de melhoria realmente importam?: uma avaliação em uma empresa de manufatura. [S.l.], p. 200, 2014a.

SOUZA, Iberê Guarani de. **Avaliação longitudinal da eficiência em uma fábrica de munições a partir da análise envoltória de dados (DEA)**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas), Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, 2014b.

STEENHUIS, H.-J.; BRUIJN, E. J. de. International shopfloor level productivity differences: an exploratory study. **Journal of Manufacturing Technology Management**, v. 17, n. 1, p. 42-55, 2006.

STERMAN, J. D. **Expectation formation in behavioral simulation**. [S.l.], v. 32, 1987.

STERMAN, J. D. System dynamics modeling: tools for learning in a complex world. **California Management Review**, v. 43, n. 4, 2001.

STERMAN, J. D.; WRIGHT, J.; PRIZE, F. All models are wrong : reflections on becoming a systems scientist. [S.l.], v. 18, n. 4, p. 501-531, 2002.

SWEENEY, L. B. **Thinking about systems: student and teacher conceptions of natural and social systems**. [S.l.], v. 23, n. 2, p. 285-311, 2007.



SWINK, Morgan; TALLURI, Srinivas; PANDEJPONG, Temyos. **Faster, better, cheaper: a study of NPD project efficiency and performance trade-offs.** *Journal of Operations Management*, v. 24, n. 5, p. 542-562, 2006.

TANG, Guangwu et al. Modeling of steel slab reheating process in a walking beam reheating furnace. [S.l.], p. 1-6, 2017.

TEIXEIRA, B. O. S.; JOTA, F. G.; TEIXEIRA, M. H. Modelagem, controle e otimização do processo dos fornos de reaquecimento de placas. **SBA: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, v. 18, n. 1, p. 67-93, 2007.

TOBIN, J. et al. Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables Published by : The Econometric Society OF RELATIONSHIPS FOR LIMITED DEPENDENT VARIABLES '. *The Econometric Society*, v. 26, n. 1, p. 24–36, 1958.

TUCKER, R.; WARD, J. Identifying and quantifying energy savings on fired plant using low cost modelling techniques. **Applied Energy**, v. 89, n. 1, p. 127-132, jan. 2012.

WALRAVE, B.; OORSCHOT, K. E. VAN; ROMME, A. G. L. **Getting Trapped in the Suppression of Exploration** : n. December, 2011.

WANG, J. et al. Soft-sensing method for optimizing combustion efficiency of reheating. **Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers**, p. 1-11, 2016.

WELCH, B. Y. B. L. **Trust on the Comparison of Several Mean Values: An Alternative Approach.** v. 38, n. 3/4, p. 330-336, 1951.

YAMAMOTO, M.; TOKUNAGA, M. Energy saving and CO2 reduction at chubu steel plate nagoya, japan. **SEASI Quarterly (South East Asia Iron and Steel Institute)**, v. 41, n. 4, p. 35-39, 2012.

YIN, R. K. **Estudo de caso: planejamento e método.** 5. ed. Porto Alegre: [S.n.], 2015.

ZOLFAGHARIAN, M., AKBARI, R.; FARTOOKZADEH, H. (2014). **Theory of knowledge in System Dynamics models.** *Foundations of Science*, 19, 189-207. doi:10.1007/s10699-013-9328-9.

## APÊNDICE A - Protocolo para revisão sistemática

<b>Framework conceitual:</b>	Fornos de reaquecimento são utilizados na indústria siderúrgica para aquecimento uniforme do aço de origem do lingotamento. A operação de reaquecimento prepara as peças para um posterior processo de laminação. Mediante a complexidade e efeito de interação das variáveis que impactam na eficiência da operação dos fornos de reaquecimento, a requerida revisão sistemática da literatura visa identificar quais são as variáveis sistematicamente prevalentes na operação do forno de reaquecimento.
<b>Contexto:</b>	Forno de reaquecimento usado no setor siderúrgico
<b>Estratégia de revisão:</b>	Agregativa

Fonte de busca	Critério e termos de busca			
Base de dados internacional	Palavra exata	Operador booleano	Palavra exata	Campo
Web of Science	"Reheating furnace"	AND	"Efficiency"	Tópico
Scopus/ Elsevier	"Reheating furnace"	AND	"Efficiency"	TITLE-ABS-KEY
EbscoHost	"Reheating furnace"	AND	"Efficiency"	AB Resumo
Science Direct	"Reheating furnace"	AND	"Efficiency"	Abstract, Title, keywords
Base de dados nacional	Palavra exata	Operador booleano	Palavra exata	Campo
Scielo	"Forno de reaquecimento"	E	"Eficiência"	Todos os índices

Critério de refinamento da pesquisa	
<b>Artigos:</b>	Journal ou Conference Paper
<b>Idiomas:</b>	Inglês, português
<b>Horizonte:</b>	Estudos publicados entre o período de 2000 a 2017

<b>Critério de inclusão e exclusão dos artigos</b>	
<b>Adequação a questão de revisão</b>	O objeto de estudo é, ou tem relação direta com a operação do forno de reaquecimento.
<b>Adequação ao foco da pesquisa</b>	O estudo analisado aborda a eficiência do forno de reaquecimento
<b>Qualidade da execução dos estudos</b>	O método apresentado é seguido com rigor adequado Os argumentos apresentados são fundamentados Os resultados podem ser generalizados
<b>Relevância para a pesquisa</b>	Fornecem variáveis que possam ser usadas na elaboração da pesquisa Fornece informações para construção da estrutura sistêmica

## APÊNDICE B - Variáveis relacionadas ao modelo de Dinâmica de Sistemas

Quadro 9: Variáveis relacionadas ao modelo de Dinâmica de Sistemas

(Continua)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Área da parede	m <sup>2</sup>	Manual do forno	Área superficial situada na lateral do forno de reaquecimento
Área da porta	m <sup>2</sup>	Manual do forno	Área superficial da abertura de entrada e saídas das peças do forno de reaquecimento
Área da soleira	m <sup>2</sup>	Manual do forno	Área superficial situada na parte inferior do forno
Área do teto	m <sup>2</sup>	Manual do forno	Área superficial situada na parte superior do forno
Área ocupada 155 mm	m <sup>2</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Área superficial resultante da multiplicação do comprimento seção e Mix dos tarugos com seção 155 mm
Área ocupada 240 mm	m <sup>2</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Área superficial resultante da multiplicação do comprimento seção e Mix dos tarugos com seção 240 mm
Área ocupado forno	m <sup>2</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma das áreas ocupadas dos tarugos 155, 185 e 240 mm.
Area util	m <sup>2</sup>	Manual do forno	Área superficial interna resultante da multiplicação da largura e do comprimento do forno de reaquecimento

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Atraso	ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Diferença negativa entre a subtração da produção do mês e a produção planejada mensurada em toneladas
Atraso acumulado	ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Diferença negativa acumulada entre a subtração da produção dos meses observados e a sua respectiva produção planejada mensurada em toneladas
Atraso do período anterior	ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Diferença negativa entre a subtração da produção do mês que antecede o mês observado e a sua respectiva produção, planejada em toneladas.
Calor do aço	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de energia resultante da multiplicação da temperatura de entrada do aço no forno, o calor específico do aço e a produtividade dada em toneladas por hora.
Calor do ar de combustão	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de energia resultante da multiplicação da temperatura de entrada do ar de combustão do forno, do calor específico e a vazão do ar de combustão.

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Calor corrigido	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Razão entre o calor necessário para o aquecimento do aço pelo rendimento térmico da combustão
Calor específico do aço	kcal/kg°C	Manual do forno	Constante referente à variação térmica do aço ao receber uma determinada quantidade de calor
Calor específico água	kcal/kg°C	Manual do forno	Constante referente à variação térmica da água ao receber uma determinada quantidade de calor
Calor específico do ar de combustão	kcal/kg°C	Manual do forno	Constante referente à variação térmica do ar de combustão ao receber uma determinada quantidade de calor
Calor específico do gás seco	kcal/g°C	Manual do forno	Constante referente à variação térmica do gás seco ao receber uma determinada quantidade de calor
Calor específico do gás	kcal/kg°C	Manual do forno	Constante referente à variação térmica do gás natural ao receber uma determinada quantidade de calor
Calor da formação de carepa	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de energia resultante do calor da carepa acumulada dos tarugos

(Continuação)

<b>Variável</b>	<b>Unidade</b>	<b>Fonte</b>	<b>Descrição</b>
Calor introduzido no forno kcal	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma da quantidade de energia que entram no forno
Calor necessário	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de energia necessária para aquecer o aço
Calor da temperatura do gás	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de energia gerada pela temperatura de entrada do gás de combustão
Capacidade Nm <sup>3</sup> por hora aquecimento	Nm <sup>3</sup> /h	Manual do forno	Capacidade de vazão de gás em Nm <sup>3</sup> /h da zona de aquecimento do forno de reaquecimento
Capacidade Nm <sup>3</sup> por hora do encharque	Nm <sup>3</sup> /h	Manual do forno	Capacidade de vazão de gás em Nm <sup>3</sup> /h da zona de encharque do forno de reaquecimento
Capacidade Nm <sup>3</sup> por hora do pré-aquecimento	Nm <sup>3</sup> /h	Manual do forno	Capacidade de vazão de gás em Nm <sup>3</sup> /h da zona de pré-aquecimento do forno de reaquecimento
Capacidade Nm <sup>3</sup> total das zonas	Nm <sup>3</sup> /h	Manual do forno	Soma das capacidades de vazão Nm <sup>3</sup> /h das zonas do forno
Capacidade total mês	Nm <sup>3</sup> /mês	Manual do forno	Soma das capacidades de vazão Nm <sup>3</sup> /mês das zonas do forno
Comp 155 mm	mm	PIMS	Variável do comprimento dos tarugos com seção 155 mm observada no processo

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Comp 240 mm	mm	PIMS	Variável do comprimento dos tarugos com seção 240 mm observada no processo
Comprimento do forno	mm	Manual do forno	Medida superficial horizontal referente ao comprimento do forno de reaquecimento
Comprimento medio	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável resultante da razão da soma dos comprimentos pela soma da quantidade de peças
Comprimento total 155 mm	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável resultante da multiplicação do comprimento médio pela quantidade de peças dos tarugos com seção 155 mm
Comprimento total 240 mm	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável resultante da multiplicação do comprimento médio pela quantidade de peças dos tarugos com seção 240 mm
Condutividade termica da soleira	w/m.k	Manual do forno	Propriedade térmica da quantidade de calor por unidade de tempo que atravessa a camada de espessura da soleira pela diferença de temperatura entre as suas duas faces da soleira



(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Condutividade termica do teto	w/m.k	Manual do forno	Propriedade térmica da quantidade de calor por unidade de tempo que atravessa a camada de espessura do teto do forno pela diferença de temperatura entre as suas duas faces da soleira
Condutividade termica da parede	w/m.k	Manual do forno	Propriedade térmica da quantidade de calor por unidade de tempo que atravessa a camada de espessura da parede do forno pela diferença de temperatura entre as suas duas faces da soleira
Constante de Stefan Boltzmann	kcal/h m <sup>2</sup> °C <sup>4</sup>	Manual do forno	Constante física da energia irradiada da área da superfície de um corpo negro numa unidade de tempo em relação à quarta potência da temperatura
Consumo de gas aquecimento	Nm <sup>3</sup> /h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de gás utilizado pela zona de aquecimento para aquecer as peças, sendo medida na unidade normal metros cúbicos por hora.
Consumo de gas calculado Nm <sup>3</sup>	Nm <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de gás utilizado pelo forno para aquecer as peças produzidas no mês

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Consumo de gas no encharque	Nm <sup>3</sup> /h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de gás utilizado pela zona de encharque para aquecer as peças, sendo medida na unidade normal metros cúbicos por hora.
Consumo de gas m <sup>3</sup>	m <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de gás utilizado pelo forno para aquecer as peças produzidas no mês em metros cúbicos
Consumo de gas no pré-aquecimento	Nm <sup>3</sup> /h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de gás utilizado pela zona de pré-aquecimento para aquecer as peças, sendo medida na unidade normal metros cúbicos por hora.
Consumo específico kcal/kg	kcal/kg	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável de energia consumida do quilograma produzido de aço
Consumo Nm <sup>3</sup> durante interrupções	Nm <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Volume de gás consumido durante a interrupção do processo de laminação
Consumo real m <sup>3</sup>	m <sup>3</sup>	Relatórios	Volume de gás consumido convertido em metros cúbicos
Demanda de produção	ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Exigência do volume de produção para suprimento da produção planejada acrescida dos atrasos

(Continuação)

<b>Variável</b>	<b>Unidade</b>	<b>Fonte</b>	<b>Descrição</b>
Desvpad disponibilidade	%	Relatórios	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da disponibilidade
Desvpad aquecimento	°c	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da temperatura da zona de aquecimento
Desvpad Comp155mm	mm	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada do comprimento das peças com seção 155 mm
Desvpad Comp240mm	mm	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada do comprimento das peças com seção 240 mm
Desvpad Encharque	°c	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da temperatura da zona de encharque
Desvpad Pchr155mm	Pç/h	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da produção de peças por hora dos tarugos com seção 155 mm

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Desvpad Pchr240mm	Pç/h	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da produção de peças por hora dos tarugos com seção 240 mm
Desvpad Pré-aquecimento	°C	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da temperatura da zona de pré-aquecimento
Desvpad Pressão barométrica	BAR	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da pressão interna do forno
Desvpad temperatura de saída de água	°C	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da temperatura da água utilizada para refrigeração dos componentes do forno
Desvpad temperatura do ar de combustão	°C	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da temperatura do ar utilizado para gerar a combustão do forno

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Desvpad temperatura do gas de exaustão	°c	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada da temperatura do gás removido do interior do forno após a queima do combustível
Desvpad vazão de agua	m³	PIMS	Variável estatística relacionada à medida de dispersão observada do volume de água utilizada para o resfriamento do forno
Dias	Dias	Relatórios	Número de dias no mês no qual o forno está ligado
Disponibilidade	%	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão da disponibilidade do forno
Disponibilidade acumulada	%	PIMS	Variável estatística relacionada a media observada da disponibilidade medida do mês
Eficiencia térmica	%	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Medida de desempenho térmico do forno que relaciona a quantidade de energia de saída do forno dividida pela energia de entrada
Espessura da parede	m	Manual do forno	Medida da espessura da parede do forno medida em metros

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Espessura da soleira	m	Manual do forno	Medida da espessura da soleira do forno medida em metros
Espessura do teto	m	Manual do forno	Medida da espessura do teto do forno medida em metros
Estoque	ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Produção em toneladas de aço acima da produção planejada para o mês observado
Estoque do periodo anterior	ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Produção em toneladas de aço acima da produção planejada para o mês anterior ao mês observado
kWh	kWh	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Perda de calor perdida pela chaminé convertida para Kwh
Largura do forno	mm	Manual do forno	Medida superficial horizontal referente à largura do forno de reaquecimento
Massa especifica	g/m <sup>3</sup>	Manual do forno	Variável referente à massa específica da água de resfriamento dos componentes do forno
Med Comp155mm	mm	PIMS	Variável estatística relacionada a media observada do comprimento dos tarugos com seção 155 mm

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Med Comp240mm	mm	PIMS	Variável estatística relacionada a media observada do comprimento dos tarugos com seção 240 mm
Med Peças po rhora	Pç/h	PIMS	Variável estatística relacionada a media observada da produção de peças por hora das peças com seção 155 e 240 mm.
Med pressão barométrica	BAR	PIMS	Variável estatística relacionada à média observada da pressão interna do forno de reaquecimento
Med temperatura de saída da água	°c	PIMS	Variável estatística relacionada à média observada da temperatura de saída da água de refrigeração dos componentes do forno de reaquecimento
Med temperatura do gas de exautão	°c	PIMS	Variável estatística relacionada à média observada da temperatura do gás de exaustão do forno de reaquecimento
Med vazão de agua	m <sup>3</sup>	PIMS	Variável estatística relacionada à média observada da vazão de água utilizada para a refrigeração dos componentes do forno de reaquecimento

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Media Pchr 155mm	Pç/h	PIMS	Variável estatística relacionada à média observada da produção de peças por hora das peças com seção 155 mm
Media Pchr185mm	Pç/h	PIMS	Variável estatística relacionada à média observada da produção de peças por hora das peças com seção 185 mm
Media Pchr240mm	Pç/h	PIMS	Variável estatística relacionada à média observada da produção de peças por hora das peças com seção 240 mm
Minutos_hora	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável utilizada para conversão de horas para minutos no modelo de Dinâmica de Sistemas
Mix 155mm	%	Relatórios operacionais	Percentual representativo do Mix avaliado na medida de tempo no qual foi utilizado para produção de peças com seção 155 mm
Mix 240mm	%	Relatórios operacionais	Percentual representativo do Mix avaliado na medida de tempo no qual foi utilizado para produção de peças com seção 240 mm
Necessidade de gás no aquecimento	Nm <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Demanda de gás para aquecer os tarugos na zona de aquecimento do forno



(Continuação)

<b>Variável</b>	<b>Unidade</b>	<b>Fonte</b>	<b>Descrição</b>
Necessidade de gás no encharque	Nm <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Demanda de gás para aquecer os tarugos na zona de encharque do forno
Necessidade de gás no pré-aquecimento	Nm <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Demanda de gás para aquecer os tarugos na zona de pré-aquecimento do forno
Necessidade kcal por hora no pré-aquecimento	kcal/h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Demanda de energia medida em kcal para aquecer os tarugos na zona de pré-aquecimento do forno
Necessidade de peças	Pç	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Cálculo do número de peças necessárias para atingimento da produção planejada em função da demanda e do peso médio por peça
Necessidade kcal por hora	kcal/h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Demanda de energia medida em kcal por hora necessária para aquecer o aço
Necessidade kcal por hora aquecimento	kcal/h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Demanda de energia medida em kcal por hora necessária para aquecer o aço na zona de aquecimento do forno
Necessidade kcal por hora no encharque	kcal/h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Demanda de energia medida em kcal por hora necessária para aquecer o aço na zona de encharque do forno

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Nm <sup>3</sup> por hora	Nm <sup>3</sup> /h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Vazão de gás em Nm <sup>3</sup> /h necessária para aquecer o aço
Nm <sup>3</sup> necessário	Nm <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Vazão de gás em Nm <sup>3</sup> /h necessária para aquecer o aço corrigido em função do rendimento térmico da combustão
Nm <sup>3</sup> ton	Nm <sup>3</sup> /ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Volume de gás em Nm <sup>3</sup> demandado por tonelada de aço produzida
Número de peças	Pç	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma do número de peças produzidas no mês das seções dos tarugos 155 mm e 240 mm
Ocupação do forno%	%	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Razão entre a área real utilizada pelos tarugos dentro do forno em função da área total interna do forno de reaquecimento
Passo 155 mm	mm	Manual do forno	Distância em mm avançada pela soleira do forno entre as peças enfiadas com seção 155 mm
Passo 240 mm	mm	Manual do forno	Distância em mm avançada pela soleira do forno entre as peças enfiadas com seção 240 mm
Peças 155 mm	Nº	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Número de peças totais com seção 155 mm reaquecidas no forno

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Peças 240 mm	N°	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Número de peças totais com seção 240 mm reaquecidas no forno
Peças por hora 155 mm	Pç/h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão das peças por hora com seção do tarugo 155 mm reaquecidas no forno
Peças por hora 240 mm	Pç/h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão das peças por hora com seção do tarugo 240 mm reaquecidas no forno
PCI do gás natural	kcal/Nm <sup>3</sup>	Manual do forno	Variável referente ao poder calorífico inferior do gás natural
Peças no forno 155 mm	Pç	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Número total de peças com tarugo de seção 155 mm possíveis dentro do forno, calculada em função do passo da soleira.
Peças no forno 240 mm	Pç	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Número total de peças com tarugo de seção 240 mm possíveis dentro do forno, calculada em função do passo da soleira.

(Continuação)

<b>Variável</b>	<b>Unidade</b>	<b>Fonte</b>	<b>Descrição</b>
Perda ao fogo%	%	Manual do forno	Variável determinística definida para o percentual de perda pela geração de carepa após durante o aquecimento do aço
Perda de calor do forno	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma de perdas de calor do forno medidas em kcal
Perda de calor pela parede	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma calculada da perda de calor pela parede do forno
Perda de calor pela soleira	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma calculada da perda de calor gerada pela soleira do forno
Perda de calor pelo teto	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma calculada da perda de calor gerada pelo teto do forno
Perda pela água	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma calculada da perda de calor gerada pela água de resfriamento
Perda pela chaminé	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma calculada da perda de calor gerada pela chaminé
Perda pela porta	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma da perda de calor gerada pelas portas de entrada e saída do forno
Perda pela porta de entrada	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma calculada da perda de calor gerada pela porta de entrada do forno de reaquecimento

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Perda pela porta de saída	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Soma calculada da perda de calor gerada pela porta de saída do forno de reaquecimento
Peso específico do aço	Kg/m <sup>3</sup>	Manual do forno	Constante relacionada ao peso específico do aço
Peso médio	ton./pç	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável calculada pela divisão entre a produção de toneladas de aço dividida pelo número de peças produzidas
Peso por peça	ton./pç	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável relacionada ao peso médio por peça
Pressão barométrica	BAR	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão da pressão interna do forno de reaquecimento
Prod 155 mm	ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Produção de toneladas de aço com tarugos com seção 155 mm
Prod 240 mm	ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Produção de toneladas de aço com tarugos com seção 240 mm
Produção planejada	ton.	Relatórios operacionais	Produção de toneladas de aço planejada do mês
Produção real	ton.	Relatórios operacionais	Produção de toneladas de aço real do mês

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Produção total	ton.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Produção de toneladas de aço do mês calculada pelo modelo de Dinâmica de Sistemas
Produtividade	ton./h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Cálculo de produtividade, tendo como variável a produção de toneladas por hora de aço.
Qfumos%	%	Manual do forno	Percentual de energia contida nos fumos do forno
Qfumos total	%	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de energia contida nos fumos do forno
Q recuperado	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Quantidade de energia recuperadas dos fumos
Queima completa do gás	kcal	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Percentual de energia gerada pela queima completa do gás
Recuperador%	%	Manual do forno	Percentual de energia recuperada dos fumos
Rendimento térmico da combustao%	%	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Desempenho da combustão com base na perda de calor sensível do gás
Sec155mm	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Dimensão real dos tarugos com seção 155 mm
Sec240mm	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Dimensão real dos tarugos com seção 240 mm

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Seção média	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Seção média calculada com base no Mix e dimensão real dos tarugos
Sobra de vazão de gás	Nm <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Calculo que relaciona a diferença entre o volume de gás disponível e o volume de gás utilizado para o aquecimento do aço
Soma dos comprimentos	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável auxiliar de soma do comprimento dos tarugos utilizada para o cálculo do comprimento médio
Soma da seção 155 mm	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável auxiliar de soma da seção dos tarugos utilizada para o cálculo da seção média dos tarugos com seção 155 mm
Soma seção 240 mm	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável auxiliar de soma da seção dos tarugos utilizada para o cálculo da seção média dos tarugos com seção 240 mm
Takt time	min./pç	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável que indica o tempo em minutos necessário para produção de cada peça considerando a demanda de produção

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Tempo médio residencia	h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Tempo médio que cada peça permanece dentro do forno
Temperatura do gás	°C	Manual do forno	Temperatura do gás natural
Temperatura interna do forno	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Média das temperaturas internas das zonas do forno
Temperatura ambiente	°C	Manual do forno	Média da temperatura ambiente considerada nos cálculos
Temperatura de entrada da água	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Temperatura média de entrada da água de resfriamento dos componentes do forno
Temperatura de entrada do aço	°C	Manual do forno	Temperatura de entrada da dos tarugos no forno de reaquecimento
Temperatura do ar de combustão	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão da temperatura do ar de combustão aquecido
Temperatura do gás de exaustão	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão da temperatura do ar de exaustão do forno



(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Temperatura externa	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Média das temperaturas externas medidas das paredes do forno de reaquecimento
Temperatura externa aquecimento	°C	Medição em campo	Média das temperaturas externas medidas nas paredes da zona de aquecimento
Temperatura externa da soleira	°C	Medição em campo	Média das temperaturas medidas da soleira do forno
Temperatura externa do encharque	°C	Medição em campo	Média das temperaturas externas medidas nas paredes da zona de encharque
Temperatura externa do pré-aquecimento	°C	Medição em campo	Média das temperaturas externas medidas nas paredes da zona de pré-aquecimento
Temperatura do gás pré-aquecido	°C	Supervisório	Temperatura do gás pré-aquecido
Temperatura interna do aquecimento	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão da temperatura interna da zona de aquecimento do forno
Temperatura interna do encharque	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão da temperatura interna da zona de encharque do forno

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Temperatura interna do pré-aquecimento	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão da temperatura interna da zona de pré-aquecimento do forno
Temperatura média do quecimento	°C	PIMS	Variável estatística relacionada a media observada da temperatura interna da zona de aquecimento do forno
Temperatura média do encharque	°C	PIMS	Variável estatística relacionada a media observada da temperatura interna da zona de encharque do forno
Temperatura média externa da parede	°C	PIMS	Temperatura média medida das paredes externa entre as zonas de pré-aquecimento, aquecimento e encharque.
Temperatura média interna da parede	°C	PIMS	Temperatura média interna entre as zonas de pré-aquecimento, aquecimento e encharque.
Temperatura média do pré-aquecimento	°C	PIMS	Variável estatística relacionada a media observada da temperatura interna da zona de pré-aquecimento do forno

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Temperatura média do ar de combustão	°C	PIMS	Variável estatística relacionada a media observada da temperatura do ar de combustão do forno
Temperatura de saída da água	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estatística relacionada a media observada da temperatura da saída da água de refrigeração dos componentes do forno
Tempo	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável de tempo resultante do tempo total disponível tendo subtraído o tempo de interrupções
Tempo de ciclo médio	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável que indica o tempo de ciclo médio
Tempo de porta aberta	s	Manual do forno	Intervalo de tempo entre a abertura da porta, entrada do tarugo no forno de reaquecimento e fechamento da porta de entrada e saída do forno.
Tempo médio 155 mm	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Tempo médio que um tarugo com seção 155 mm permanece dentro do forno de reaquecimento

(Continuação)

<b>Variável</b>	<b>Unidade</b>	<b>Fonte</b>	<b>Descrição</b>
Tempo médio 240 mm	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Tempo médio que um tarugo com seção 240 mm permanece dentro do forno de reaquecimento
Tempo total	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável do tempo total disponível para a produção
Tempo total 155 mm	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Tempo total consumido para a produção de peças com tarugos com seção 155 mm
Tempo total 240 mm	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Tempo total consumido para a produção de peças com tarugos com seção 240 mm
Tempo total de residência	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Tempo total no qual os tarugos permanecem dentro do forno de reaquecimento
Tempo 155 mm	min.	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Tempo total consumido para a produção de peças com tarugos com seção 155 mm
Tempo 240 mm	min	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Tempo total consumido para a produção de peças com tarugos com seção 240 mm

(Continuação)

Variável	Unidade	Fonte	Descrição
Var Comprimento 155 mm	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão do comprimento dos tarugos com seção 155 mm
Var Comprimento 240 mm	mm	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão do comprimento dos tarugos com seção 240 mm
Variação de temperatura da parede	°C	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Varição média de temperatura medida entre a superfície interna e externa do forno de reaquecimento
Vazão de água	m <sup>3</sup> /h	Supervisório	Variável estocástica resultante do cálculo da distribuição normal entre a média e desvio padrão da vazão de água de refrigeração dos componentes do forno
Vazão do ar de combustão	m <sup>3</sup> /h	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Vazão do ar de combustão calculado em relação em relação ao consumo de ar/ gás
Vazão do gás de exaustão	m <sup>3</sup> /h	Manual do forno	Vazão do gás de exaustão na saída do forno

(Conclusão)

<b>Variável</b>	<b>Unidade</b>	<b>Fonte</b>	<b>Descrição</b>
Volume 155 mm	m <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável resultante do cálculo do volume em m <sup>3</sup> dos tarugos com seção 155 mm
Volume 240 mm	m <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável resultante do cálculo do volume em m <sup>3</sup> dos tarugos com seção 240 mm
Volume m <sup>3</sup>	m <sup>3</sup>	Modelo de Dinâmica de Sistemas	Variável resultante da soma dos volumes em m <sup>3</sup> dos tarugos

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE C - Definição do tamanho de amostra variável produção

Tabela 26: Teste t para definição do tamanho da amostra da variável produção (ton)

(Continua)

	jan/16	fev/16	mar/16	abr/16	mai/16	jun/16	jul/16
1	13.166	22.897	24.640	19.907	21.216	24.053	18.490
2	13.097	23.402	23.688	18.891	26.969	24.439	19.652
3	16.175	25.542	25.069	23.950	24.655	25.376	17.908
4	15.471	24.175	26.609	20.491	27.291	18.414	14.714
5	13.944	24.841	26.635	21.527	26.642	20.043	15.793
6	11.605	24.535	31.069	20.862	27.436	25.140	20.185
7	13.901	25.482	24.620	23.876	19.968	18.226	18.186
8	12.552	21.602	26.404	19.763	28.524	20.898	17.431
9	14.859	25.729	24.125	24.176	26.549	25.125	19.143
10	12.225	25.774	28.179	22.418	24.636	20.244	19.183
11	12.172	25.084	22.717	22.921	27.661	20.791	18.883
12	13.742	21.441	24.042	21.292	23.882	22.441	16.326
13	13.378	23.442	22.088	20.659	25.376	25.062	17.454
14	10.538	24.324	24.833	21.528	28.005	23.316	18.904
15	12.354	23.119	23.101	19.410	24.976	22.913	21.746
16	12.931	21.711	27.251	18.648	28.913	21.378	19.436
17	13.541	25.056	23.698	20.308	23.629	19.237	19.300
18	11.577	25.718	27.902	19.382	22.444	22.833	15.707
19	13.102	25.189	23.223	21.052	25.870	23.144	17.639
20	13.617	23.526	25.251	21.296	28.816	23.967	19.611
21	13.238	23.607	25.333	21.374	26.286	24.277	17.792
22	16.369	27.944	24.155	24.103	23.566	23.036	19.567
23	11.942	23.218	29.502	22.125	30.401	23.443	16.826
24	17.254	21.960	26.447	20.170	27.020	23.369	18.855
25	14.660	25.830	24.431	21.217	28.022	26.128	16.688
26	12.609	24.243	25.832	21.383	30.651	21.514	20.242
27	14.766	22.979	24.758	20.501	31.587	18.002	17.143
28	13.803	23.930	24.289	21.888	31.732	18.478	20.157
29	14.670	23.726	26.556	18.863	30.499	22.557	19.653
30	11.944	22.817	23.201	18.930	28.525	25.639	16.211
<b>Média</b>	<b>13.507</b>	<b>24.095</b>	<b>25.322</b>	<b>21.097</b>	<b>26.725</b>	<b>22.449</b>	<b>18.294</b>
<b>Desvio</b>	<b>1.534</b>	<b>1.498</b>	<b>2.042</b>	<b>1.595</b>	<b>2.931</b>	<b>2.402</b>	<b>1.630</b>
<b>Erro Máx</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>
<b><math>\alpha</math></b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>
<b>tc</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>
<b>n</b>	<b>13</b>	<b>13</b>	<b>23</b>	<b>14</b>	<b>48</b>	<b>32</b>	<b>15</b>
<b>Erro</b>	<b>662</b>	<b>646</b>	<b>881</b>	<b>688</b>	<b>1265</b>	<b>1037</b>	<b>703</b>

(Continuação)

	ago/16	set/16	out/16	nov/16	dez/16	jan/17	fev/17
1	22.223	21.947	28.248	29.814	17.585	20.295	24.781
2	21.981	21.170	28.089	30.887	15.788	16.099	22.884
3	22.184	25.824	28.512	31.825	16.369	19.798	25.123
4	18.611	25.522	29.388	28.284	16.023	19.532	22.900
5	19.849	21.982	29.495	29.162	14.293	20.476	21.192
6	23.395	27.803	32.540	32.892	15.144	17.316	22.258
7	19.824	25.203	32.492	27.988	14.795	19.105	17.993
8	23.223	20.516	26.143	30.222	12.949	17.725	23.348
9	20.649	26.025	31.832	33.030	16.381	20.713	22.164
10	24.163	18.930	30.397	28.659	13.599	20.147	21.603
11	23.347	16.538	27.700	33.335	18.076	20.056	21.564
12	25.090	18.997	27.812	31.534	18.989	19.245	25.125
13	23.291	22.092	28.359	32.189	15.506	18.134	18.765
14	24.152	22.585	27.486	33.696	16.684	18.061	21.095
15	22.531	22.726	31.994	33.393	17.686	17.498	20.069
16	23.577	21.265	26.564	35.704	15.348	16.200	22.682
17	21.494	22.229	33.521	34.072	19.275	19.342	16.971
18	22.424	24.566	25.476	29.894	18.452	17.012	24.674
19	23.920	19.747	26.556	31.473	17.015	18.608	24.172
20	23.728	25.082	32.730	34.779	18.810	20.876	21.680
21	20.693	20.069	28.912	30.797	17.099	17.660	23.061
22	21.843	23.877	26.161	33.220	13.303	20.208	21.240
23	19.633	19.686	30.051	34.208	18.336	20.237	26.457
24	21.719	21.632	29.199	31.953	18.315	21.007	18.758
25	22.498	26.447	28.149	33.452	14.990	18.858	24.938
26	20.790	24.426	28.067	36.156	13.842	19.672	20.558
27	26.243	24.360	28.975	23.521	16.551	22.579	23.784
28	21.785	25.120	30.430	30.715	17.517	18.259	21.516
29	20.437	25.485	29.039	30.544	18.262	15.708	21.860
30	24.563	19.968	30.667	26.698	15.508	17.964	20.480
<b>média</b>	<b>22.329</b>	<b>22.727</b>	<b>29.166</b>	<b>31.470</b>	<b>16.416</b>	<b>18.946</b>	<b>22.123</b>
<b>desvio</b>	<b>1.775</b>	<b>2.723</b>	<b>2.143</b>	<b>2.754</b>	<b>1.797</b>	<b>1.630</b>	<b>2.264</b>
<b>Erro Máx</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>
<b><math>\alpha</math></b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>
<b>tc</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>
<b>n</b>	<b>18</b>	<b>41</b>	<b>26</b>	<b>42</b>	<b>18</b>	<b>15</b>	<b>29</b>
<b>Erro</b>	<b>766</b>	<b>1175</b>	<b>925</b>	<b>1189</b>	<b>775</b>	<b>703</b>	<b>977</b>



(Conclusão)

	mar/17	abr/17	mai/17	jun/17	jul/17	ago/17
1	35.341	22.836	27.742	31.309	25.859	28.431
2	30.682	21.642	24.787	29.777	29.455	32.132
3	28.749	21.979	28.825	26.465	31.976	27.917
4	31.557	22.832	29.614	31.680	29.291	32.237
5	29.528	21.070	22.807	28.322	34.173	32.643
6	31.510	21.506	25.011	26.789	29.215	28.908
7	31.983	22.931	24.420	31.326	29.209	27.623
8	33.634	22.365	29.546	21.373	31.926	31.623
9	32.686	24.646	23.517	26.571	28.059	30.576
10	24.403	23.380	23.799	25.025	28.674	30.935
11	28.002	25.146	24.981	30.559	29.225	24.141
12	28.761	22.034	26.377	26.144	27.074	27.904
13	31.609	18.821	23.775	29.429	24.958	31.136
14	33.314	24.331	25.312	27.725	33.565	24.436
15	33.996	26.246	26.097	25.894	35.106	30.722
16	29.003	26.961	27.204	30.620	33.123	29.921
17	26.375	19.702	28.766	28.214	33.921	30.777
18	31.870	25.522	26.091	31.016	32.656	29.493
19	33.138	25.534	27.059	31.098	32.490	29.420
20	29.866	19.876	27.426	28.486	28.648	29.002
21	31.963	23.646	24.484	31.777	23.804	33.333
22	29.369	25.932	27.492	21.578	32.407	29.666
23	28.399	25.256	26.445	27.782	31.393	30.719
24	35.945	21.398	25.437	25.244	28.906	27.015
25	33.347	22.596	24.667	22.024	30.444	29.271
26	31.288	21.100	25.614	24.561	33.063	29.461
27	32.073	18.792	25.110	29.950	33.536	34.245
28	31.994	19.431	26.110	23.786	32.223	26.078
29	30.478	23.061	26.458	22.789	31.280	27.471
30	29.413	22.691	28.314	30.521	27.807	28.538
<b>média</b>	<b>31.009</b>	<b>22.775</b>	<b>26.110</b>	<b>27.595</b>	<b>30.449</b>	<b>29.526</b>
<b>desvio</b>	<b>2.540</b>	<b>2.244</b>	<b>1.807</b>	<b>3.220</b>	<b>2.865</b>	<b>2.381</b>
<b>Erro Máx</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>
<b><math>\alpha</math></b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>
<b>tc</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>
<b>n</b>	<b>36</b>	<b>28</b>	<b>18</b>	<b>58</b>	<b>46</b>	<b>32</b>
<b>Erro</b>	<b>1096</b>	<b>969</b>	<b>780</b>	<b>1390</b>	<b>1237</b>	<b>1027</b>

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE D - Definição do tamanho de amostra variável consumo de gás

Tabela 27: Teste t para definição do tamanho da amostra da variável consumo de gás m<sup>3</sup>

(Continua)

	jan/16	fev/16	mar/16	abr/16	mai/16	jun/16	jul/16
1	699.354	868.865	943.509	985.820	1.117.210	927.220	1.095.431
2	587.921	848.669	1.007.429	1.059.265	960.726	1.009.262	993.591
3	559.414	899.961	999.835	1.034.506	1.087.640	1.004.157	939.868
4	622.243	809.699	1.016.277	896.915	1.109.302	1.043.022	981.464
5	608.213	935.456	986.429	942.794	955.706	1.054.717	1.044.564
6	644.713	859.760	1.001.268	1.147.279	1.048.696	1.167.228	1.081.047
7	604.037	883.057	955.578	1.000.932	1.108.651	949.302	998.858
8	662.235	899.975	958.558	1.064.994	976.905	1.032.858	999.623
9	575.541	866.650	886.339	1.064.514	1.106.142	1.051.320	1.047.008
10	604.615	831.442	967.964	1.029.658	1.165.469	989.336	919.118
11	629.718	885.125	1.020.140	1.031.186	1.119.062	973.759	904.431
12	669.250	855.462	934.848	1.008.208	1.083.550	1.012.304	921.892
13	690.413	858.271	1.014.692	1.010.123	1.249.410	977.600	960.089
14	622.227	896.881	909.250	911.454	977.323	999.967	925.541
15	759.256	809.988	1.039.849	931.130	1.079.945	1.014.815	1.006.563
16	701.812	873.355	877.367	1.094.764	1.085.195	1.126.301	1.050.207
17	633.054	951.042	1.016.193	1.144.357	1.030.041	989.048	905.969
18	532.787	873.442	970.589	933.643	1.062.635	1.035.518	970.639
19	595.654	913.164	1.031.786	1.023.942	1.079.561	979.813	949.134
20	598.914	848.964	946.999	1.027.575	1.088.471	1.124.825	1.122.217
21	605.767	759.324	994.986	1.084.378	1.094.858	1.082.870	987.973
22	576.388	874.209	1.082.591	1.038.475	1.213.472	1.076.383	1.082.014
23	649.773	914.279	959.442	1.009.091	988.502	987.996	977.978
24	611.846	870.143	915.476	998.415	1.051.000	1.038.626	907.547
25	675.124	890.018	985.054	980.433	950.178	1.057.003	967.720
26	581.032	876.031	1.059.035	1.030.359	1.078.357	988.624	1.090.899
27	668.589	876.970	1.025.281	1.018.885	1.007.374	1.118.459	922.432
28	585.837	900.404	974.178	971.994	1.153.532	882.854	1.106.486
29	632.301	907.797	964.809	1.114.585	1.049.681	1.130.194	1.041.118
30	565.133	868.055	929.086	1.091.094	1.126.428	1.171.508	1.027.851
<b>média</b>	<b>625.105</b>	<b>873.549</b>	<b>979.161</b>	<b>1.022.692</b>	<b>1.073.501</b>	<b>1.033.230</b>	<b>997.642</b>
<b>desvio</b>	<b>49.796</b>	<b>38.254</b>	<b>49.095</b>	<b>63.287</b>	<b>72.556</b>	<b>69.033</b>	<b>66.292</b>
<b>Erro Máx</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>
<b>α</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>
<b>tc</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>
<b>n</b>	<b>11</b>	<b>7</b>	<b>11</b>	<b>18</b>	<b>24</b>	<b>22</b>	<b>20</b>
<b>Erro</b>	<b>21.491</b>	<b>16.509</b>	<b>21.188</b>	<b>27.313</b>	<b>31.313</b>	<b>29.793</b>	<b>28.610</b>

(Continuação)

	ago/16	set/16	out/16	nov/16	dez/16	jan/17	fev/17
1	963.611	910.529	1.005.283	1.161.978	579.384	751.766	900.070
2	1.098.797	992.303	892.609	1.038.524	719.232	774.176	991.645
3	966.534	1.008.140	947.992	1.266.202	610.836	833.038	920.819
4	1.130.900	978.673	1.041.889	1.083.805	650.517	776.359	886.853
5	1.125.005	937.877	969.027	1.027.911	574.787	959.500	849.600
6	1.081.011	969.936	1.051.740	1.142.509	765.205	838.158	940.011
7	1.053.071	958.805	986.557	1.072.268	665.923	764.403	903.950
8	1.118.953	1.019.234	1.058.785	1.252.403	738.961	906.859	972.920
9	1.030.309	870.017	987.809	1.036.065	654.063	830.996	984.289
10	1.055.303	995.477	933.483	1.051.465	671.936	831.872	963.347
11	1.018.105	1.023.135	940.867	1.003.844	779.006	871.002	917.761
12	943.984	987.101	987.419	1.132.644	740.461	741.387	1.021.653
13	894.727	1.118.868	1.096.747	1.142.803	685.274	845.223	1.088.237
14	1.047.558	1.138.282	955.536	1.161.876	705.121	789.593	1.004.020
15	975.234	1.069.815	886.526	1.122.805	561.360	834.221	983.707
16	1.080.208	1.113.918	1.017.523	1.151.635	693.933	813.793	976.038
17	968.326	949.532	1.096.537	1.079.627	613.177	772.463	975.211
18	971.431	956.053	930.870	1.146.771	638.883	830.456	968.939
19	1.092.090	961.419	885.602	1.107.656	612.078	797.848	1.074.427
20	995.752	1.039.647	1.113.840	1.146.084	691.422	914.510	1.030.472
21	997.710	1.009.678	1.090.609	1.275.510	639.822	828.768	972.048
22	971.598	897.201	1.160.776	1.036.752	688.135	844.803	1.029.457
23	1.115.347	946.229	1.125.846	1.057.735	738.340	750.420	998.411
24	979.928	938.631	837.671	1.086.365	693.262	844.705	973.512
25	938.940	968.576	921.911	988.788	665.716	740.929	903.957
26	960.593	858.012	955.753	976.818	696.050	773.168	1.106.408
27	979.711	874.921	1.023.507	1.163.244	667.378	900.471	860.524
28	1.004.910	981.186	980.892	988.027	676.248	900.981	923.893
29	1.032.989	1.015.904	971.957	1.037.442	729.661	922.305	1.051.677
30	1.022.677	934.128	863.400	1.202.938	626.876	778.582	932.482
<b>média</b>	<b>1.020.511</b>	<b>980.774</b>	<b>990.632</b>	<b>1.104.750</b>	<b>672.435</b>	<b>825.425</b>	<b>970.211</b>
<b>desvio</b>	<b>63.209</b>	<b>69.392</b>	<b>82.675</b>	<b>81.279</b>	<b>55.339</b>	<b>58.960</b>	<b>64.211</b>
<b>Erro Máx</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>
<b><math>\alpha</math></b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>
<b>tc</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>
<b>n</b>	<b>18</b>	<b>22</b>	<b>31</b>	<b>30</b>	<b>14</b>	<b>16</b>	<b>19</b>
<b>Erro</b>	<b>27.280</b>	<b>29.948</b>	<b>35.681</b>	<b>35.078</b>	<b>23.883</b>	<b>25.446</b>	<b>27.712</b>

(Conclusão)

	mar/17	abr/17	mai/17	jun/17	jul/17	ago/17
1	1.265.220	1.002.023	1.114.122	1.052.380	1.057.050	1.182.007
2	1.026.813	943.184	1.245.943	993.196	1.204.229	1.076.972
3	1.188.960	878.243	1.125.684	812.781	1.054.786	1.216.460
4	1.243.947	924.526	1.084.163	1.018.108	1.090.246	1.024.257
5	1.175.864	896.818	1.174.721	939.049	1.116.366	1.175.233
6	1.041.670	1.090.739	1.139.313	956.355	1.161.217	1.109.898
7	1.137.562	893.583	1.106.875	917.545	1.042.005	1.208.677
8	1.200.219	1.029.725	1.225.021	976.000	1.099.996	1.272.365
9	1.066.616	1.108.045	1.095.042	1.026.298	1.021.720	1.139.065
10	1.135.860	1.034.612	1.196.094	1.077.151	991.213	1.092.105
11	1.158.100	927.091	1.085.334	1.001.832	1.178.020	1.132.698
12	1.285.218	1.060.609	1.076.063	956.114	1.079.301	1.120.841
13	1.110.985	919.265	1.257.163	923.871	1.009.781	1.141.479
14	1.133.380	946.637	1.135.732	972.607	1.060.883	1.145.029
15	1.099.723	1.029.164	1.150.561	832.190	1.055.150	1.102.676
16	1.067.189	1.024.783	1.082.938	941.911	1.213.826	1.054.457
17	1.182.986	1.019.487	1.173.472	1.062.858	1.205.039	1.258.973
18	1.029.295	1.070.324	1.162.228	968.634	1.077.935	1.030.659
19	1.174.305	983.272	1.166.560	931.901	1.120.638	1.285.052
20	1.069.727	1.131.745	1.137.640	1.005.320	1.047.544	1.211.941
21	1.212.571	996.782	1.254.241	975.741	1.016.904	1.261.006
22	1.029.629	957.060	1.190.709	1.005.483	1.031.115	1.135.586
23	1.052.427	1.186.491	1.131.657	958.014	1.020.991	1.133.679
24	1.158.743	937.574	1.199.114	781.803	1.060.232	1.160.314
25	1.229.466	1.025.547	1.084.711	952.179	1.006.405	1.099.391
26	1.243.645	1.028.791	1.066.930	919.445	1.122.046	1.077.020
27	1.335.474	958.114	1.090.366	889.511	1.118.359	1.172.650
28	1.020.622	1.061.989	1.155.142	1.073.478	1.135.371	1.173.603
29	1.194.792	957.153	1.049.080	1.079.674	1.111.066	1.161.996
30	1.029.973	1.090.870	1.169.757	877.113	1.132.223	1.182.476
<b>média</b>	<b>1.143.366</b>	<b>1.003.808</b>	<b>1.144.212</b>	<b>962.618</b>	<b>1.088.055</b>	<b>1.151.285</b>
<b>desvio</b>	<b>87.606</b>	<b>76.058</b>	<b>57.333</b>	<b>75.045</b>	<b>62.485</b>	<b>68.111</b>
<b>Erro Máx</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>	<b>35.000</b>
<b><math>\alpha</math></b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>	<b>5%</b>
<b>tc</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>	<b>2,3638</b>
<b>n</b>	<b>35</b>	<b>26</b>	<b>15</b>	<b>26</b>	<b>18</b>	<b>21</b>
<b>Erro</b>	<b>37.809</b>	<b>32.825</b>	<b>24.744</b>	<b>32.388</b>	<b>26.967</b>	<b>29.395</b>

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE E - ANÁLISE DE ALVOS E FOLGAS DO CENÁRIO ATUA

Tabela 28: Análise de alvos e folgas do cenário atua

(Continua)

DMU	Variável	Atual	Folga	Alvo	Eficiência
DMU1	Input1	2,04	0,80	1,24	0,87
	Input2	6.656,28	0,00	6.656,28	
	Input3	629.266,82	15.564,32	613.702,50	
	Input4	0,50	0,22	0,28	
	Output1	13.468,94	0,00	15.431,39	
	Output2	0,00	0,00	0,00	
DMU2	Input1	2,01	0,28	1,73	0,94
	Input2	11.834,88	164,35	11.670,53	
	Input3	870.681,54	0,00	870.681,54	
	Input4	0,50	0,09	0,41	
	Output1	23.761,26	0,00	25.248,09	
	Output2	0,00	0,14	0,14	
DMU3	Input1	1,85	0,00	1,85	0,91
	Input2	13.713,48	0,00	13.713,48	
	Input3	989.689,90	0,00	989.689,90	
	Input4	0,49	0,03	0,46	
	Output1	25.267,05	0,00	27.931,87	
	Output2	0,00	0,08	0,08	
DMU4	Input1	2,04	0,08	1,96	0,88
	Input2	10.515,87	0,00	10.515,87	
	Input3	1.011.864,35	40.868,18	970.996,16	
	Input4	0,51	0,07	0,44	
	Output1	21.429,98	0,00	24.391,86	
	Output2	0,00	0,00	0,00	
DMU5	Input1	2,05	0,00	2,05	0,94
	Input2	13.509,24	0,00	13.509,24	
	Input3	1.096.680,68	68.243,24	1.028.437,45	
	Input4	0,52	0,03	0,49	
	Output1	27.581,57	0,00	29.407,16	
	Output2	0,00	0,15	0,15	

(Continuação)

DMU	Variável	Atual	Folga	Alvo	Eficiência
DMU6	Input1	2,05	0,00	2,05	0,88
	Input2	10.980,99	0,00	10.980,99	
	Input3	1.052.563,09	39.235,31	1.013.327,79	
	Input4	0,51	0,05	0,46	
	Output1	22.428,79	0,00	25.465,30	
	Output2	0,00	0,00	0,00	
DMU7	Input1	1,93	0,10	1,83	0,83
	Input2	9.800,90	0,00	9.800,90	
	Input3	998.363,34	92.895,94	905.467,41	
	Input4	0,51	0,10	0,41	
	Output1	18.873,10	0,00	22.737,77	
	Output2	0,00	0,00	0,00	
DMU8	Input1	2,14	0,17	1,98	0,92
	Input2	10.577,12	0,00	10.577,12	
	Input3	1.013.642,50	36.623,59	977.018,91	
	Input4	0,52	0,07	0,44	
	Output1	22.591,95	0,00	24.537,17	
	Output2	0,00	0,00	0,00	
DMU9	Input1	1,86	0,00	1,86	0,86
	Input2	12.648,50	0,00	12.648,50	
	Input3	988.002,81	46.269,94	941.732,87	
	Input4	0,51	0,07	0,45	
	Output1	23.462,53	0,00	27.216,61	
	Output2	0,00	0,15	0,15	
DMU10	Input1	1,87	0,00	1,87	1,00
	Input2	15.530,47	0,00	15.530,47	
	Input3	1.023.977,98	0,00	1.023.977,98	
	Input4	0,51	0,00	0,51	
	Output1	29.031,19	0,00	29.031,19	
	Output2	0,00	0,00	0,00	

(Continuação)

DMU	Variável	Atual	Folga	Alvo	Eficiência
DMU11	Input1	2,16	0,00	2,16	1,00
	Input2	14.498,38	0,00	14.498,38	
	Input3	1.103.206,66	13.579,86	1.089.626,80	
	Input4	0,52	0,00	0,52	
	Output1	31.302,07	0,00	31.436,09	
	Output2	0,04	0,13	0,17	
DMU12	Input1	2,06	0,70	1,36	0,92
	Input2	8.013,35	0,00	8.013,35	
	Input3	678.340,29	0,00	678.340,29	
	Input4	0,52	0,21	0,31	
	Output1	16.506,15	0,00	18.044,96	
	Output2	0,00	0,04	0,04	
DMU13	Input1	2,12	0,50	1,62	0,91
	Input2	8.697,06	0,00	8.697,06	
	Input3	830.431,89	27.181,36	803.250,53	
	Input4	0,52	0,15	0,36	
	Output1	18.412,89	0,00	20.174,81	
	Output2	0,00	0,00	0,00	
DMU14	Input1	1,99	0,00	1,99	0,87
	Input2	11.308,95	0,00	11.308,95	
	Input3	987.254,73	879,91	986.374,82	
	Input4	0,51	0,06	0,45	
	Output1	22.402,32	0,00	25.722,05	
	Output2	0,00	0,04	0,04	
DMU15	Input1	1,95	0,00	1,95	1,00
	Input2	15.753,89	0,00	15.753,89	
	Input3	1.132.021,73	0,00	1.132.021,73	
	Input4	0,51	0,00	0,51	
	Output1	30.744,54	0,00	30.744,54	
	Output2	0,00	0,00	0,00	

(Conclusão)

DMU	Variável	Atual	Folga	Alvo	Eficiência
DMU16	Input1	2,12	0,02	2,10	0,91
	Input2	11.237,72	0,00	11.237,72	
	Input3	1.043.717,86	5.508,38	1.038.209,47	
	Input4	0,52	0,05	0,47	
	Output1	23.772,53	0,00	26.071,14	
	Output2	0,00	0,00	0,00	
DMU17	Input1	1,97	0,00	1,97	0,93
	Input2	13.911,56	0,00	13.911,56	
	Input3	1.152.996,01	125.917,69	1.027.078,32	
	Input4	0,50	0,02	0,48	
	Output1	27.313,55	0,00	29.264,22	
	Output2	0,00	0,12	0,12	
DMU18	Input1	2,12	0,26	1,86	0,99
	Input2	12.787,07	194,71	12.592,36	
	Input3	939.454,87	0,00	939.454,87	
	Input4	0,52	0,07	0,45	
	Output1	27.091,50	0,00	27.242,39	
	Output2	0,00	0,15	0,15	
DMU19	Input1	2,17	0,00	2,17	1,00
	Input2	14.645,96	0,00	14.645,96	
	Input3	1.092.664,19	0,00	1.092.664,19	
	Input4	0,52	0,00	0,52	
	Output1	31.685,17	0,00	31.685,17	
	Output2	0,18	0,00	0,18	
DMU20	Input1	2,33	0,00	2,33	1,00
	Input2	12.443,21	0,00	12.443,21	
	Input3	1.149.580,58	0,00	1.149.580,58	
	Input4	0,52	0,00	0,52	
	Output1	28.867,85	0,00	28.867,85	
	Output2	0,00	0,00	0,00	

Fonte: Elaborado pelo autor.



## APÊNDICE F - CENÁRIO BASE

Tabela 29: Cenário base

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU1	2,037	6.656,284	629.266,819	0,503	13.468,935	0,001	0,680	0,860	0,410	0,580
DMU2	2,011	11.834,881	870.681,538	0,501	23.761,255	0,000	0,840	1,000	0,420	0,590
DMU3	1,847	13.713,484	989.689,899	0,494	25.267,053	0,000	0,800	0,680	0,560	0,790
DMU4	2,041	10.515,870	1.011.864,347	0,512	21.429,977	0,001	0,770	0,760	0,510	0,710
DMU5	2,045	13.509,237	1.096.680,683	0,517	27.581,570	0,002	0,850	0,630	0,610	0,850
DMU6	2,049	10.980,994	1.052.563,093	0,508	22.428,790	0,000	0,780	0,750	0,520	0,720
DMU7	1,930	9.800,900	998.363,341	0,512	18.873,095	0,000	0,720	0,840	0,440	0,620
DMU8	2,142	10.577,123	1.013.642,498	0,517	22.591,950	0,000	0,790	0,730	0,530	0,750
DMU9	1,856	12.648,496	988.002,814	0,514	23.462,531	0,000	0,780	0,680	0,550	0,770
DMU10	1,874	15.530,469	1.023.977,979	0,506	29.031,186	0,001	0,860	0,670	0,590	0,830
DMU11	2,164	14.498,384	1.103.206,663	0,517	31.302,073	0,041	0,910	0,590	0,660	0,930
DMU12	2,064	8.013,350	678.340,288	0,520	16.506,152	0,001	0,750	0,750	0,500	0,700
DMU13	2,121	8.697,059	830.431,889	0,518	18.412,890	0,000	0,760	0,770	0,490	0,690
DMU14	1,985	11.308,949	987.254,730	0,508	22.402,321	0,000	0,780	0,710	0,540	0,750
DMU15	1,954	15.753,888	1.132.021,729	0,512	30.744,539	0,001	0,860	0,640	0,610	0,860
DMU16	2,123	11.237,718	1.043.717,856	0,520	23.772,525	0,000	0,810	0,710	0,550	0,770
DMU17	1,965	13.911,561	1.152.996,006	0,503	27.313,547	0,000	0,820	0,650	0,580	0,810
DMU18	2,122	12.787,067	939.454,865	0,515	27.091,496	0,000	0,890	0,630	0,630	0,880
DMU19	2,168	14.645,962	1.092.664,186	0,518	31.685,165	0,177	0,930	0,590	0,670	0,940
DMU20	2,325	12.443,214	1.149.580,583	0,522	28.867,851	0,000	0,890	0,640	0,620	0,870

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE G - CENÁRIO DISP50

Tabela 30: Cenário DISP50

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU21	2,036	7.356,359	672.484,263	0,501	14.884,672	0,002	0,710	0,810	0,450	0,620
DMU22	1,990	9.463,725	728.792,772	0,503	18.810,124	0,004	0,780	0,690	0,550	0,760
DMU23	1,861	10.336,718	800.138,144	0,497	19.199,962	0,000	0,750	0,820	0,470	0,650
DMU24	1,996	10.301,551	986.919,508	0,512	20.531,152	0,000	0,750	0,770	0,490	0,690
DMU25	2,056	10.420,091	904.299,306	0,509	21.394,163	0,000	0,790	0,730	0,530	0,750
DMU26	2,076	10.021,653	978.968,246	0,513	20.741,659	0,000	0,770	0,770	0,500	0,700
DMU27	1,911	10.413,755	1.034.740,483	0,511	19.868,045	0,000	0,730	0,820	0,460	0,640
DMU28	2,141	10.691,696	1.024.836,124	0,520	22.863,133	0,000	0,800	0,730	0,540	0,750
DMU29	1,849	10.856,967	876.483,551	0,513	20.045,291	0,000	0,750	0,760	0,490	0,690
DMU30	1,876	10.062,459	725.143,256	0,506	18.844,304	0,000	0,770	0,840	0,460	0,650
DMU31	2,120	10.250,808	820.407,377	0,520	21.654,790	0,000	0,820	0,720	0,550	0,770
DMU32	2,058	6.509,204	574.134,897	0,522	13.357,685	0,000	0,720	0,880	0,420	0,580
DMU33	2,112	7.842,118	759.174,238	0,522	16.529,478	0,000	0,730	0,830	0,450	0,630
DMU34	2,003	9.346,248	857.088,817	0,506	18.666,339	0,000	0,740	0,790	0,470	0,670
DMU35	1,973	10.712,607	853.010,529	0,509	21.082,917	0,000	0,790	0,770	0,510	0,710
DMU36	2,132	9.947,670	945.920,622	0,519	21.129,318	0,000	0,780	0,760	0,510	0,720
DMU37	1,961	10.249,177	908.508,920	0,502	20.074,094	0,000	0,760	0,820	0,470	0,660
DMU38	2,124	10.527,309	811.800,244	0,519	22.371,308	0,000	0,840	0,770	0,540	0,750
DMU39	2,153	10.483,765	837.315,762	0,514	22.547,520	0,000	0,840	0,690	0,570	0,800
DMU40	2,355	10.531,541	1.014.523,108	0,526	24.759,149	0,000	0,850	0,740	0,560	0,780

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE H - CENÁRIO DISP75

Tabela 31: Cenário DISP75

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU41	2,049	10.926,322	925.003,370	0,502	22.270,522	0,000	0,800	1,000	0,400	0,560
DMU42	2,001	13.982,451	991.174,255	0,501	27.906,156	0,000	0,870	0,980	0,440	0,620
DMU43	1,847	15.404,412	1.085.496,926	0,492	28.401,859	0,001	0,830	0,680	0,570	0,810
DMU44	2,036	15.351,218	1.355.252,078	0,514	31.194,620	0,000	0,840	0,990	0,430	0,600
DMU45	2,019	15.502,925	1.214.654,724	0,508	31.255,612	0,011	0,870	0,620	0,620	0,870
DMU46	2,052	14.741,650	1.324.652,154	0,508	30.180,548	0,004	0,840	0,670	0,580	0,820
DMU47	1,915	15.431,588	1.412.857,751	0,509	29.471,091	0,014	0,800	0,740	0,530	0,750
DMU48	2,139	16.040,054	1.411.719,896	0,520	34.210,699	0,000	0,880	0,940	0,470	0,660
DMU49	1,879	15.854,887	1.200.945,948	0,514	29.726,415	0,006	0,830	0,670	0,580	0,810
DMU50	1,870	15.351,359	1.001.681,846	0,508	28.657,429	0,001	0,860	0,670	0,590	0,830
DMU51	2,109	15.522,135	1.142.545,531	0,520	32.651,582	0,000	0,910	0,930	0,490	0,690
DMU52	2,042	9.899,185	790.961,681	0,520	20.175,821	0,029	0,800	0,680	0,560	0,780
DMU53	2,176	11.275,864	1.042.933,480	0,520	24.437,899	0,020	0,820	0,690	0,570	0,790
DMU54	1,985	14.513,130	1.204.587,353	0,511	28.767,970	0,005	0,830	0,650	0,590	0,830
DMU55	1,977	16.315,862	1.180.831,262	0,512	32.166,293	0,006	0,880	0,640	0,620	0,870
DMU56	2,171	14.395,192	1.284.388,502	0,516	31.158,184	0,005	0,870	0,640	0,620	0,860
DMU57	1,973	15.234,101	1.244.271,633	0,503	30.032,544	0,002	0,840	0,640	0,600	0,840
DMU58	2,135	15.251,870	1.094.804,042	0,516	32.506,321	0,002	0,930	0,590	0,670	0,930
DMU59	2,172	15.713,818	1.161.258,806	0,516	34.069,224	0,000	0,940	0,900	0,520	0,730
DMU60	2,307	15.560,892	1.374.325,602	0,521	35.850,323	0,005	0,930	0,590	0,670	0,940

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE I - CENÁRIO DISP100

Tabela 32: Cenário DISP100

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU61	2,041	14.658,644	1.174.920,754	0,502	29.764,295	0,000	0,860	0,970	0,450	0,620
DMU62	2,011	18.672,410	1.267.750,488	0,502	37.472,191	0,000	0,930	0,950	0,490	0,690
DMU63	1,889	20.424,354	1.385.646,077	0,497	38.447,596	0,000	0,950	1,000	0,480	0,670
DMU64	2,013	20.404,420	1.722.300,597	0,511	41.023,448	0,000	0,950	0,950	0,500	0,700
DMU65	2,071	20.744,620	1.579.727,937	0,512	42.826,458	0,000	0,970	0,920	0,520	0,730
DMU66	2,021	19.967,417	1.688.342,174	0,508	40.294,512	0,000	0,930	0,950	0,490	0,690
DMU67	1,901	21.351,615	1.859.522,311	0,514	40.508,341	0,000	0,980	1,000	0,490	0,690
DMU68	2,136	21.487,512	1.815.123,855	0,519	45.812,262	0,000	1,000	0,900	0,550	0,770
DMU69	1,891	21.242,359	1.544.517,912	0,513	40.074,258	0,000	0,980	1,000	0,490	0,690
DMU70	1,879	20.072,951	1.261.245,673	0,506	37.623,973	0,000	0,960	1,000	0,480	0,670
DMU71	2,137	20.202,344	1.448.110,794	0,518	43.063,112	0,000	0,980	0,890	0,540	0,760
DMU72	2,064	12.732,702	996.926,208	0,517	26.234,378	0,000	0,850	0,970	0,440	0,620
DMU73	2,135	15.381,490	1.330.871,370	0,521	32.771,349	0,000	0,880	0,930	0,470	0,660
DMU74	1,974	19.033,180	1.505.965,820	0,508	37.507,246	0,000	0,890	0,970	0,460	0,650
DMU75	1,965	21.713,499	1.495.147,083	0,509	42.560,479	0,000	1,000	0,960	0,520	0,730
DMU76	2,140	19.845,720	1.649.662,347	0,518	42.306,222	0,000	0,930	0,900	0,520	0,720
DMU77	1,977	20.264,246	1.577.541,920	0,503	39.994,627	0,000	0,940	0,960	0,490	0,690
DMU78	2,143	20.086,876	1.378.819,500	0,515	42.991,682	0,000	1,000	0,890	0,560	0,780
DMU79	2,154	21.150,629	1.486.241,107	0,516	45.467,454	0,000	1,000	0,880	0,560	0,780
DMU80	2,329	21.193,601	1.788.064,014	0,525	49.215,777	0,000	1,000	0,830	0,590	0,820

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE J - CENÁRIO MIX100-0

Tabela 33: Cenário MIX100-0

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU81	1,384	8.074,635	565.732,738	0,467	11.176,912	0,000	0,580	0,940	0,320	0,450
DMU82	1,386	15.975,845	835.251,892	0,489	22.148,435	0,016	0,820	0,900	0,460	0,650
DMU83	1,288	18.112,103	939.788,189	0,481	23.331,793	0,000	0,850	0,970	0,440	0,620
DMU84	1,472	13.787,541	981.208,397	0,503	20.304,926	0,000	0,680	0,850	0,410	0,580
DMU85	1,562	17.196,867	1.079.929,612	0,511	26.863,103	0,001	0,810	0,800	0,510	0,710
DMU86	1,457	14.918,662	1.020.004,324	0,501	21.702,952	0,000	0,700	0,860	0,420	0,590
DMU87	1,453	11.699,892	937.025,889	0,493	17.018,661	0,000	0,630	0,860	0,380	0,530
DMU88	1,560	14.015,704	995.141,559	0,511	21.870,353	0,000	0,710	0,800	0,450	0,640
DMU89	1,560	15.988,161	1.028.219,492	0,521	24.944,303	0,000	0,780	0,800	0,490	0,690
DMU90	1,557	20.701,037	1.096.661,668	0,522	32.239,857	0,001	0,980	0,800	0,590	0,820
DMU91	1,556	20.056,672	1.107.597,362	0,515	31.217,241	0,004	0,940	0,800	0,570	0,800
DMU92	1,557	10.797,186	685.061,048	0,523	16.809,928	0,001	0,690	0,810	0,440	0,620
DMU93	1,558	11.929,120	840.761,953	0,519	18.590,662	0,000	0,690	0,810	0,440	0,620
DMU94	1,560	14.277,400	979.812,307	0,506	22.279,424	0,000	0,720	0,800	0,460	0,650
DMU95	1,561	21.506,683	1.211.771,467	0,524	33.562,751	0,003	0,990	0,800	0,600	0,840
DMU96	1,561	14.558,493	1.009.385,264	0,513	22.721,425	0,000	0,720	0,800	0,460	0,650
DMU97	1,560	20.352,825	1.275.609,998	0,523	31.747,023	0,001	0,940	0,800	0,570	0,800
DMU98	1,560	18.335,556	974.172,357	0,522	28.611,335	0,000	0,920	0,800	0,560	0,790
DMU99	1,560	20.239,817	1.089.574,680	0,516	31.564,391	0,007	0,960	0,800	0,580	0,810
DMU100	1,559	18.497,471	1.143.460,755	0,523	28.831,633	0,000	0,860	0,800	0,530	0,750

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE K - CENÁRIO MIX0-100

Tabela 34: Cenário MIX0-100

DMU	INPUT1	INPUT2	INPUT3	INPUT4	OUTPUT1	OUTPUT2	PADRÃO	INVERTIDA	COMPOSTA	COMPOSTA*
DMU101	3,602	4.301,740	682.947,071	0,521	15.492,748	0,007	1,000	1,000	0,500	0,700
DMU102	3,527	7.425,225	926.662,844	0,517	26.192,460	0,000	1,000	1,000	0,500	0,700
DMU103	3,160	8.518,404	1.025.904,101	0,504	26.923,066	0,000	0,950	0,680	0,630	0,880
DMU104	3,465	6.484,856	1.044.442,046	0,519	22.458,025	0,001	0,980	0,860	0,560	0,790
DMU105	3,168	8.238,685	1.054.898,780	0,505	26.058,578	0,001	0,940	0,720	0,610	0,850
DMU106	3,249	7.032,000	1.062.659,483	0,509	22.877,026	0,000	0,930	0,850	0,540	0,750
DMU107	3,522	5.726,325	1.033.781,018	0,524	20.169,156	0,000	0,990	1,000	0,500	0,690
DMU108	3,492	6.633,597	1.030.340,125	0,523	23.163,671	0,000	0,990	0,820	0,580	0,810
DMU109	2,905	7.195,413	914.892,834	0,496	20.895,080	0,000	0,850	0,870	0,490	0,690
DMU110	2,691	9.423,649	928.114,368	0,487	25.358,314	0,000	0,910	0,690	0,610	0,860
DMU111	3,229	9.469,060	1.087.570,627	0,513	30.576,423	0,003	1,000	0,630	0,680	0,960
DMU112	3,244	4.825,222	643.277,359	0,512	15.649,616	0,001	0,910	1,000	0,460	0,640
DMU113	3,270	5.555,938	822.107,568	0,515	18.177,004	0,000	0,920	0,960	0,480	0,680
DMU114	2,905	7.169,391	948.183,983	0,497	20.825,645	0,000	0,850	0,840	0,510	0,710
DMU115	2,954	9.543,951	1.070.773,360	0,498	28.190,521	0,001	0,950	0,660	0,650	0,900
DMU116	3,282	6.897,086	1.006.848,682	0,514	22.641,673	0,000	0,930	0,870	0,530	0,740
DMU117	2,622	9.113,487	1.057.514,796	0,481	23.895,046	0,000	0,870	0,760	0,550	0,770
DMU118	3,232	8.249,415	933.229,803	0,511	26.658,770	0,000	0,980	0,730	0,630	0,880
DMU119	3,328	9.113,251	1.057.003,896	0,512	30.321,068	0,003	1,000	0,630	0,680	0,960
DMU120	3,325	8.917,784	1.160.663,943	0,527	29.651,778	0,000	1,000	0,690	0,650	0,920

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE L - CENÁRIO MIX50-50

Tabela 35: Cenário MIX50-50

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU121	2,045	6.686,224	628.602,280	0,501	13.553,890	0,001	0,690	0,860	0,420	0,580
DMU122	1,989	12.295,141	889.166,262	0,504	24.440,574	0,000	0,840	1,000	0,420	0,590
DMU123	1,878	13.545,690	991.255,255	0,496	25.402,522	0,000	0,810	0,670	0,570	0,800
DMU124	2,030	10.737,690	1.020.488,784	0,515	21.780,488	0,001	0,770	0,750	0,510	0,710
DMU125	2,036	13.268,385	1.082.660,450	0,512	26.919,655	0,002	0,840	0,640	0,600	0,840
DMU126	2,009	10.992,188	1.041.083,303	0,505	22.081,787	0,000	0,770	0,750	0,510	0,710
DMU127	1,931	9.762,424	997.639,203	0,512	18.820,403	0,000	0,720	0,840	0,440	0,620
DMU128	2,119	10.759,977	1.022.819,950	0,519	22.770,381	0,000	0,790	0,730	0,530	0,750
DMU129	1,884	12.576,613	996.456,129	0,515	23.616,365	0,000	0,780	0,680	0,550	0,770
DMU130	1,871	15.487,037	1.008.617,124	0,508	28.944,699	0,001	0,860	0,670	0,590	0,830
DMU131	2,143	14.547,872	1.102.595,381	0,516	31.100,554	0,037	0,910	0,590	0,660	0,920
DMU132	2,024	7.945,793	660.891,805	0,516	16.043,137	0,001	0,740	0,760	0,490	0,690
DMU133	2,134	8.804,759	837.971,950	0,521	18.743,723	0,000	0,760	0,760	0,500	0,700
DMU134	2,002	11.318,238	991.920,394	0,510	22.580,186	0,000	0,780	0,710	0,540	0,760
DMU135	1,964	15.509,749	1.125.451,346	0,510	30.383,193	0,003	0,860	0,640	0,610	0,860
DMU136	2,143	11.056,912	1.029.718,127	0,518	23.601,307	0,000	0,810	0,710	0,550	0,770
DMU137	1,962	13.873,736	1.153.721,723	0,501	27.178,032	0,000	0,820	0,660	0,580	0,810
DMU138	2,138	12.825,016	948.918,940	0,517	27.375,423	0,000	0,890	0,620	0,630	0,890
DMU139	2,148	14.187,724	1.064.581,863	0,512	30.456,252	0,005	0,910	0,590	0,660	0,920
DMU140	2,278	12.724,034	1.145.032,168	0,523	28.962,847	0,000	0,890	0,630	0,630	0,880

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE M - CENÁRIO PCHR25-20

Tabela 36: Cenário PCHR25-20

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU141	2,316	5.823,484	625.907,291	0,497	13.319,844	0,001	0,710	0,900	0,410	0,570
DMU142	2,261	10.070,709	850.731,907	0,493	22.690,299	0,398	0,870	0,650	0,610	0,850
DMU143	2,124	10.895,749	934.926,308	0,480	23.040,036	0,000	0,820	0,710	0,550	0,780
DMU144	2,275	8.501,445	950.777,349	0,495	19.300,944	0,000	0,770	0,820	0,470	0,660
DMU145	2,239	10.769,390	1.004.987,803	0,494	24.030,003	0,000	0,830	0,690	0,570	0,800
DMU146	2,236	9.009,433	979.302,501	0,490	20.127,901	0,000	0,780	0,800	0,490	0,680
DMU147	2,140	7.624,764	907.017,175	0,488	16.258,689	0,000	0,710	0,930	0,390	0,550
DMU148	2,379	8.458,371	944.588,592	0,500	20.059,476	0,000	0,790	0,800	0,490	0,690
DMU149	2,048	9.084,400	851.179,264	0,477	18.525,392	0,000	0,750	0,840	0,450	0,630
DMU150	2,009	12.147,922	905.673,094	0,478	24.286,013	0,000	0,830	0,690	0,570	0,800
DMU151	2,302	12.045,296	1.011.588,428	0,497	27.551,045	0,001	0,900	0,610	0,640	0,900
DMU152	2,286	5.933,722	593.284,706	0,488	13.511,010	0,000	0,740	0,890	0,420	0,590
DMU153	2,365	7.162,492	786.928,591	0,505	16.912,178	0,000	0,740	0,850	0,450	0,630
DMU154	2,151	8.939,747	894.187,258	0,482	19.065,700	0,000	0,750	0,800	0,480	0,670
DMU155	2,156	12.004,578	1.014.013,594	0,484	25.766,131	0,000	0,850	0,640	0,600	0,840
DMU156	2,359	8.780,360	949.658,275	0,498	20.597,505	0,000	0,800	0,810	0,490	0,690
DMU157	2,099	11.173,576	1.042.620,580	0,478	23.407,464	0,000	0,800	0,730	0,530	0,750
DMU158	2,403	10.201,386	879.844,648	0,498	24.424,863	0,000	0,890	0,730	0,580	0,810
DMU159	2,414	11.339,442	992.298,952	0,494	27.333,564	0,001	0,910	0,610	0,650	0,910
DMU160	2,505	9.821,744	1.032.787,360	0,498	24.558,496	0,000	0,860	0,760	0,550	0,770

Fonte: Elaborado pelo autor.



## APÊNDICE N - CENÁRIO PCHR25-15

Tabela 37: Cenário PCHR25-15

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU161	2,198	5.015,310	556.744,644	0,467	10.894,318	0,000	0,660	1,000	0,330	0,460
DMU162	2,123	9.056,498	767.242,012	0,465	19.173,706	0,003	0,790	0,710	0,540	0,760
DMU163	1,947	10.035,023	842.681,633	0,451	19.430,256	0,000	0,760	0,820	0,470	0,660
DMU164	2,125	7.840,376	871.911,504	0,470	16.569,651	0,000	0,710	0,880	0,420	0,580
DMU165	2,123	9.505,324	898.223,654	0,464	20.103,032	0,000	0,770	0,770	0,500	0,700
DMU166	2,118	8.078,538	889.277,801	0,463	17.049,364	0,000	0,720	0,910	0,410	0,570
DMU167	1,998	7.078,025	848.126,893	0,465	14.096,660	0,000	0,660	1,000	0,330	0,460
DMU168	2,234	7.688,017	859.120,838	0,474	17.117,885	0,000	0,730	0,900	0,420	0,590
DMU169	1,943	8.642,544	803.887,518	0,458	16.738,658	0,000	0,710	0,900	0,410	0,570
DMU170	1,943	10.803,199	829.374,443	0,452	20.866,112	0,000	0,790	0,780	0,500	0,700
DMU171	2,229	10.460,130	913.353,985	0,469	23.137,585	0,000	0,840	0,680	0,580	0,810
DMU172	2,178	5.488,807	545.086,944	0,468	11.873,445	0,000	0,700	1,000	0,350	0,490
DMU173	2,261	6.035,702	695.000,738	0,470	13.542,845	0,000	0,680	1,000	0,340	0,470
DMU174	2,054	8.117,587	826.692,675	0,459	16.572,133	0,000	0,710	0,890	0,410	0,570
DMU175	2,100	10.355,679	912.238,068	0,453	21.554,810	0,000	0,790	0,770	0,510	0,720
DMU176	2,229	7.587,954	837.312,356	0,464	16.828,138	0,000	0,730	0,940	0,390	0,550
DMU177	2,065	9.416,479	933.830,668	0,446	19.366,947	0,000	0,750	0,860	0,440	0,620
DMU178	2,229	8.929,140	774.398,671	0,464	19.806,177	0,000	0,810	0,860	0,470	0,660
DMU179	2,288	10.121,979	899.626,871	0,464	23.083,537	0,000	0,850	0,680	0,580	0,810
DMU180	2,378	8.586,720	923.290,965	0,467	20.356,887	0,000	0,800	0,880	0,460	0,640

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE O- CENÁRIO PCHR46-20

Tabela 38: Cenário PCHR46-20

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU181	1,981	8.865,742	737.354,733	0,538	17.503,927	0,051	0,750	0,740	0,510	0,710
DMU182	1,975	15.104,112	1.010.357,868	0,535	29.795,607	0,000	0,880	0,980	0,450	0,630
DMU183	1,823	16.408,053	1.095.391,650	0,521	29.906,780	0,002	0,850	0,680	0,580	0,810
DMU184	2,008	12.962,348	1.149.463,714	0,541	26.002,944	0,018	0,810	0,690	0,560	0,780
DMU185	2,031	15.689,505	1.203.252,683	0,536	31.873,459	0,027	0,880	0,620	0,630	0,880
DMU186	2,023	13.057,095	1.159.298,071	0,533	26.362,585	0,001	0,810	0,690	0,560	0,790
DMU187	1,898	11.750,425	1.106.290,702	0,537	22.241,010	0,000	0,750	0,770	0,490	0,680
DMU188	2,110	12.337,741	1.107.921,502	0,539	25.974,765	0,002	0,830	0,680	0,580	0,810
DMU189	1,865	14.431,195	1.086.970,480	0,535	26.867,581	0,001	0,810	0,670	0,570	0,790
DMU190	1,861	17.854,641	1.106.512,240	0,528	33.170,137	0,009	0,920	0,670	0,620	0,870
DMU191	2,075	17.193,072	1.218.858,445	0,536	35.605,782	0,000	0,930	0,930	0,500	0,700
DMU192	2,049	9.160,690	734.180,269	0,539	18.744,860	0,008	0,780	0,700	0,540	0,760
DMU193	2,129	10.115,295	921.116,743	0,541	21.498,719	0,002	0,800	0,710	0,540	0,760
DMU194	1,955	13.652,214	1.105.089,150	0,535	26.638,983	0,003	0,820	0,650	0,580	0,820
DMU195	1,962	18.258,452	1.255.879,478	0,535	35.725,527	0,007	0,910	0,640	0,630	0,890
DMU196	2,122	12.603,987	1.121.205,186	0,537	26.669,002	0,001	0,840	0,670	0,590	0,820
DMU197	1,961	15.490,224	1.231.811,746	0,520	30.344,574	0,001	0,840	0,640	0,600	0,840
DMU198	2,120	14.440,810	1.020.940,266	0,533	30.530,328	0,001	0,910	0,600	0,660	0,920
DMU199	2,159	16.239,487	1.173.592,491	0,531	34.994,720	0,079	0,950	0,580	0,680	0,950
DMU200	2,281	13.426,748	1.196.421,300	0,531	30.595,897	0,001	0,900	0,620	0,640	0,900

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE P - CENÁRIO COMP5000

Tabela 39: Cenário COMP5000

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU2001	1,323	6.775,361	505.119,600	0,432	8.919,466	0,000	0,530	1,000	0,260	0,370
DMU202	1,325	11.769,905	685.306,147	0,428	15.574,469	0,000	0,650	0,940	0,350	0,500
DMU203	1,368	13.567,659	820.579,187	0,442	18.523,161	0,000	0,690	0,920	0,390	0,540
DMU204	1,297	10.600,370	792.038,019	0,437	13.722,076	0,000	0,570	0,970	0,300	0,420
DMU205	1,321	13.274,579	833.317,016	0,438	17.473,853	0,000	0,660	0,940	0,360	0,500
DMU206	1,390	11.103,914	841.557,080	0,443	15.417,822	0,000	0,610	0,930	0,340	0,480
DMU207	1,261	9.525,295	779.300,685	0,435	11.971,557	0,000	0,530	1,000	0,270	0,370
DMU208	1,313	10.802,489	780.967,230	0,439	14.125,657	0,000	0,580	0,960	0,310	0,440
DMU209	1,247	12.348,939	768.480,398	0,444	15.353,420	0,000	0,620	1,000	0,310	0,440
DMU210	1,319	15.088,747	807.807,360	0,444	19.823,488	0,000	0,760	0,960	0,400	0,560
DMU211	1,369	14.871,898	839.053,093	0,444	20.279,750	0,000	0,750	0,910	0,420	0,590
DMU212	1,303	8.082,648	513.885,384	0,446	10.528,600	0,000	0,570	0,990	0,290	0,410
DMU213	1,390	8.787,145	645.822,230	0,450	12.140,391	0,000	0,580	0,970	0,310	0,430
DMU214	1,365	11.214,707	786.328,263	0,444	15.242,521	0,000	0,610	0,920	0,340	0,480
DMU215	1,341	15.174,476	886.669,252	0,443	20.270,773	0,000	0,730	0,930	0,400	0,560
DMU216	1,385	10.776,183	786.058,483	0,444	14.884,328	0,000	0,610	0,960	0,320	0,450
DMU217	1,451	13.889,283	951.675,512	0,454	20.108,424	0,000	0,680	0,900	0,390	0,540
DMU218	1,385	12.821,831	724.020,558	0,443	17.677,394	0,000	0,700	0,980	0,360	0,510
DMU219	1,364	14.518,916	815.457,424	0,440	19.773,294	0,000	0,740	0,910	0,420	0,580
DMU220	1,499	12.738,795	892.971,915	0,453	19.073,615	0,000	0,680	0,930	0,370	0,520

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE Q - CENÁRIO COMP6650

Tabela 40: Cenário COMP6650

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU221	1,783	6.529,811	576.126,102	0,477	11.564,285	0,000	0,630	0,910	0,360	0,500
DMU222	1,762	11.974,214	806.081,335	0,481	21.056,445	0,038	0,770	0,720	0,520	0,730
DMU223	1,777	13.393,668	951.439,609	0,486	23.785,941	0,000	0,780	0,710	0,540	0,750
DMU224	1,741	10.604,018	928.903,823	0,487	18.443,205	0,000	0,690	0,800	0,450	0,630
DMU225	1,776	13.122,308	982.951,872	0,489	23.286,975	0,000	0,770	0,710	0,530	0,740
DMU226	1,812	10.965,364	973.353,630	0,488	19.874,059	0,000	0,720	0,770	0,470	0,660
DMU227	1,662	9.535,607	895.987,130	0,485	15.821,597	0,000	0,640	0,890	0,380	0,530
DMU228	1,793	10.456,824	905.519,237	0,487	18.684,061	0,000	0,710	0,790	0,460	0,650
DMU229	1,660	12.400,186	915.201,196	0,493	20.530,531	0,000	0,720	0,760	0,480	0,670
DMU230	1,744	15.423,674	972.598,886	0,495	26.817,525	0,000	0,820	0,720	0,550	0,770
DMU231	1,796	14.751,972	995.904,713	0,490	26.378,338	0,001	0,810	0,700	0,560	0,780
DMU232	1,735	8.124,707	608.020,351	0,496	14.080,187	0,000	0,680	0,800	0,440	0,620
DMU133	1,817	8.611,891	746.444,254	0,491	15.576,390	0,000	0,690	0,840	0,420	0,590
DMU234	1,820	11.252,264	929.866,856	0,494	20.351,822	0,000	0,740	0,740	0,500	0,700
DMU235	1,784	15.379,714	1.052.007,764	0,494	27.327,349	0,001	0,810	0,700	0,550	0,780
DMU236	1,798	11.198,178	941.242,637	0,494	20.063,343	0,000	0,730	0,770	0,480	0,670
DMU237	1,937	13.658,212	1.121.017,940	0,500	26.381,058	0,000	0,810	0,660	0,570	0,800
DMU238	1,843	12.964,099	865.153,586	0,494	23.840,335	0,000	0,810	0,710	0,550	0,770
DMU239	1,884	14.345,130	987.423,332	0,491	26.952,037	0,001	0,830	0,670	0,580	0,820
DMU240	1,972	12.610,213	1.044.182,329	0,499	24.864,318	0,000	0,810	0,710	0,550	0,770

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE R - CENÁRIO COMP8300

Tabela 41: Cenário COMP8300

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU241	2,234	6.469,245	657.900,301	0,511	14.378,789	0,002	0,720	0,850	0,430	0,610
DMU242	2,185	11.661,364	912.387,694	0,512	25.442,319	0,000	0,880	0,930	0,470	0,660
DMU243	2,147	13.713,787	1.087.776,634	0,519	29.402,116	0,002	0,890	0,600	0,650	0,900
DMU244	2,097	10.701,912	1.043.023,320	0,519	22.413,540	0,001	0,790	0,750	0,520	0,730
DMU245	2,143	13.254,152	1.112.911,195	0,520	28.327,366	0,004	0,870	0,630	0,620	0,870
DMU246	2,156	10.952,373	1.082.664,999	0,516	23.543,212	0,000	0,810	0,740	0,540	0,750
DMU247	2,015	9.549,627	1.009.245,143	0,516	19.199,478	0,000	0,740	0,840	0,450	0,630
DMU248	2,180	10.859,545	1.043.554,744	0,524	23.602,059	0,001	0,810	0,720	0,550	0,770
DMU249	2,048	12.461,328	1.039.957,953	0,526	25.421,101	0,001	0,830	0,660	0,580	0,820
DMU250	2,200	14.856,722	1.098.094,747	0,526	32.572,783	0,033	0,940	0,580	0,680	0,950
DMU251	2,233	14.713,748	1.139.821,735	0,525	32.796,986	0,000	1,000	0,570	0,710	1,000
DMU252	2,163	7.913,077	687.555,516	0,526	17.066,435	0,002	0,770	0,740	0,510	0,720
DMU253	2,240	8.799,306	866.396,155	0,529	19.664,707	0,001	0,780	0,750	0,510	0,720
DMU254	2,209	11.381,520	1.066.191,195	0,526	25.028,023	0,001	0,830	0,690	0,570	0,800
DMU255	2,178	15.381,683	1.210.480,292	0,525	33.429,388	0,094	0,920	0,580	0,670	0,940
DMU256	2,229	10.793,958	1.035.469,971	0,522	23.959,173	0,000	0,820	0,700	0,560	0,780
DMU257	2,385	13.685,302	1.294.275,304	0,531	32.584,128	0,014	0,930	0,630	0,650	0,910
DMU258	2,218	13.085,356	978.482,598	0,526	28.981,716	0,001	0,920	0,580	0,670	0,930
DMU259	2,249	14.575,169	1.116.723,587	0,522	32.714,942	0,000	0,940	0,880	0,530	0,740
DMU260	2,421	12.756,169	1.199.667,387	0,533	30.799,793	0,001	0,920	0,630	0,650	0,900

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE S - CENÁRIO T100

Tabela 42: Cenário T100

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU261	2,063	6.388,335	568.968,582	0,516	13.124,141	0,001	0,710	0,870	0,420	0,590
DMU262	1,991	11.876,270	789.266,462	0,522	23.624,055	0,000	0,850	1,000	0,430	0,600
DMU263	1,874	13.525,093	892.998,805	0,518	25.296,430	0,000	0,830	0,680	0,580	0,810
DMU264	2,018	10.709,250	923.755,339	0,536	21.561,071	0,001	0,790	0,700	0,540	0,760
DMU265	2,088	13.034,770	977.395,218	0,537	27.121,373	0,002	0,870	0,620	0,630	0,880
DMU266	2,018	11.167,350	952.778,867	0,531	22.440,924	0,000	0,790	0,700	0,550	0,770
DMU267	1,912	9.758,285	901.513,280	0,534	18.633,230	0,000	0,720	0,790	0,470	0,650
DMU268	2,141	10.594,292	924.890,861	0,541	22.622,820	0,000	0,820	0,680	0,570	0,800
DMU269	1,874	12.131,182	878.511,537	0,533	22.653,855	0,000	0,790	0,690	0,550	0,770
DMU270	1,872	15.548,191	917.559,245	0,530	29.050,987	0,001	0,890	0,670	0,610	0,860
DMU271	2,133	14.943,036	1.011.684,872	0,543	31.776,592	0,008	0,930	0,600	0,670	0,940
DMU272	2,079	7.934,349	613.017,794	0,542	16.427,891	0,001	0,780	0,750	0,510	0,720
DMU273	2,130	8.835,259	767.237,254	0,544	18.805,591	0,000	0,780	0,720	0,530	0,740
DMU274	1,961	11.254,358	890.241,942	0,527	22.001,943	0,000	0,790	0,680	0,560	0,780
DMU275	1,966	15.550,923	1.034.014,384	0,533	30.503,702	0,002	0,890	0,640	0,620	0,870
DMU276	2,118	10.807,281	928.991,988	0,538	22.803,085	0,000	0,820	0,700	0,560	0,780
DMU277	1,958	13.789,437	1.038.922,088	0,523	26.953,094	0,000	0,840	0,650	0,590	0,830
DMU278	2,118	13.022,593	861.233,428	0,541	27.520,818	0,000	0,910	0,620	0,650	0,910
DMU279	2,149	14.392,443	971.871,354	0,535	30.892,191	0,009	0,940	0,590	0,670	0,940
DMU280	2,263	12.677,962	1.037.233,379	0,543	28.671,917	0,000	0,910	0,620	0,640	0,900

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE T - CENÁRIO T200

Tabela 43: Cenário T200

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU281	2,038	6.525,271	504.420,260	0,551	13.206,627	0,001	0,760	0,910	0,430	0,600
DMU282	1,999	12.030,602	688.802,077	0,558	24.015,828	0,000	0,890	0,990	0,450	0,620
DMU283	1,868	13.448,996	778.014,364	0,547	25.092,346	0,000	0,860	0,680	0,590	0,830
DMU284	2,006	10.702,939	807.764,124	0,570	21.432,344	0,001	0,810	0,650	0,580	0,810
DMU285	2,064	13.009,011	843.104,738	0,570	26.759,211	0,001	0,900	0,620	0,640	0,890
DMU286	1,984	11.136,166	829.679,807	0,560	22.072,619	0,000	0,810	0,710	0,550	0,780
DMU287	1,953	9.386,284	787.993,395	0,564	18.294,608	0,000	0,750	0,840	0,450	0,640
DMU288	2,142	10.536,243	806.106,393	0,577	22.494,261	0,000	0,850	0,660	0,590	0,830
DMU289	1,876	12.206,790	762.604,291	0,568	22.844,086	0,000	0,830	0,690	0,570	0,800
DMU290	1,877	15.413,751	794.738,789	0,561	28.843,220	0,001	0,940	0,670	0,640	0,890
DMU291	2,097	14.974,255	865.207,961	0,575	31.336,352	0,007	0,960	0,600	0,680	0,950
DMU292	2,041	8.139,143	532.554,358	0,579	16.563,714	0,001	0,830	0,750	0,540	0,760
DMU293	2,113	9.003,998	670.341,230	0,580	18.993,492	0,000	0,810	0,690	0,560	0,790
DMU294	2,009	11.231,211	785.425,431	0,565	22.493,294	0,000	0,840	0,660	0,590	0,830
DMU295	1,969	15.236,168	874.370,009	0,563	29.894,918	0,001	0,920	0,640	0,640	0,900
DMU296	2,101	10.858,113	803.652,673	0,572	22.730,106	0,000	0,850	0,710	0,570	0,800
DMU297	1,954	14.076,801	916.819,769	0,559	27.476,984	0,000	0,870	0,650	0,610	0,860
DMU298	2,102	12.798,391	736.063,474	0,570	26.869,864	0,000	0,930	0,640	0,650	0,910
DMU299	2,195	14.487,476	864.932,663	0,574	31.778,234	0,018	0,980	0,580	0,700	0,980
DMU300	2,314	12.563,568	909.184,029	0,582	29.029,889	0,000	0,950	0,600	0,670	0,940

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE U - CENÁRIO T300

Tabela 44: Cenário T300

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU301	2,055	6.678,626	455.032,904	0,587	13.616,064	0,001	0,810	0,920	0,450	0,620
DMU302	1,987	12.009,642	596.532,633	0,593	23.825,476	0,000	0,930	1,000	0,460	0,650
DMU303	1,835	13.737,740	668.746,624	0,583	25.137,463	0,000	0,910	0,690	0,610	0,850
DMU304	2,029	10.659,429	708.208,515	0,610	21.574,195	0,001	0,840	0,650	0,600	0,840
DMU305	2,054	13.199,246	736.810,348	0,611	27.085,503	0,001	0,930	0,620	0,650	0,910
DMU306	2,050	11.128,593	729.319,643	0,605	22.768,634	0,000	0,860	0,690	0,590	0,820
DMU307	1,934	9.764,127	696.480,980	0,611	18.809,361	0,000	0,780	0,860	0,460	0,650
DMU308	2,145	10.545,774	700.450,428	0,617	22.558,677	0,000	0,880	0,660	0,610	0,850
DMU309	1,891	12.266,336	668.145,868	0,608	23.129,986	0,000	0,860	0,680	0,590	0,830
DMU310	1,876	15.486,529	684.473,178	0,599	28.967,302	0,001	1,000	0,670	0,670	0,930
DMU311	2,089	14.577,791	729.913,625	0,608	30.361,765	0,006	0,990	0,610	0,690	0,970
DMU312	2,044	7.951,046	451.892,116	0,613	16.219,230	0,001	0,880	0,800	0,540	0,760
DMU313	2,134	8.911,791	586.430,486	0,621	18.975,436	0,000	0,860	0,700	0,580	0,820
DMU314	2,009	11.200,219	682.576,977	0,601	22.419,601	0,000	0,860	0,660	0,600	0,840
DMU315	1,959	15.435,766	758.908,625	0,603	30.156,966	0,002	0,980	0,640	0,670	0,940
DMU316	2,115	10.654,074	687.490,518	0,608	22.470,367	0,000	0,880	0,730	0,570	0,800
DMU317	1,970	13.847,263	780.561,772	0,594	27.244,711	0,000	0,900	0,640	0,630	0,880
DMU318	2,205	12.727,490	646.386,394	0,619	27.985,323	0,000	1,000	0,610	0,700	0,980
DMU319	2,148	14.415,518	728.440,680	0,608	30.949,147	0,010	1,000	0,590	0,700	0,990
DMU320	2,352	12.674,203	794.843,361	0,626	29.766,075	0,000	1,000	0,580	0,710	0,990

Fonte: Elaborado pelo autor.



## APÊNDICE V - CENÁRIO SEC158-240

Tabela 45: Cenário SEC158-240

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU321	2,088	6.610,696	636.622,140	0,503	13.737,650	0,001	0,690	0,850	0,420	0,590
DMU322	2,031	11.896,155	879.120,147	0,504	24.118,299	0,000	0,840	0,990	0,430	0,600
DMU323	1,895	13.813,117	1.011.541,786	0,500	26.118,401	0,000	0,820	0,670	0,580	0,810
DMU324	2,061	10.685,781	1.024.687,812	0,515	21.996,702	0,001	0,780	0,750	0,510	0,720
DMU325	2,092	13.212,785	1.099.498,178	0,515	27.584,627	0,002	0,850	0,630	0,610	0,850
DMU326	2,050	11.330,937	1.074.541,604	0,512	23.139,274	0,000	0,780	0,740	0,520	0,730
DMU327	1,955	9.773,601	1.004.258,155	0,514	19.074,182	0,000	0,730	0,840	0,450	0,620
DMU328	2,175	10.893,559	1.048.956,050	0,526	23.640,910	0,001	0,810	0,720	0,550	0,770
DMU329	1,921	12.123,253	979.086,711	0,512	23.240,337	0,000	0,790	0,680	0,550	0,780
DMU330	1,916	15.550,180	1.037.775,861	0,511	29.744,745	0,001	0,870	0,650	0,610	0,850
DMU331	2,136	14.942,246	1.118.852,720	0,520	31.886,833	0,005	0,910	0,590	0,660	0,920
DMU332	2,098	7.971,115	679.198,921	0,523	16.708,213	0,002	0,760	0,740	0,510	0,710
DMU333	2,201	8.827,734	860.256,239	0,526	19.386,817	0,001	0,770	0,760	0,510	0,710
DMU334	2,035	11.427,485	1.010.034,958	0,514	23.212,385	0,000	0,800	0,700	0,550	0,770
DMU335	2,005	15.876,054	1.160.241,731	0,517	31.765,338	0,004	0,880	0,630	0,630	0,880
DMU336	2,176	10.962,998	1.041.605,045	0,520	23.799,170	0,000	0,810	0,710	0,550	0,770
DMU337	2,007	13.825,165	1.168.586,549	0,506	27.726,408	0,000	0,830	0,650	0,590	0,820
DMU338	2,199	12.823,348	960.336,419	0,522	28.136,527	0,000	0,910	0,600	0,650	0,920
DMU339	2,234	14.119,703	1.089.634,087	0,516	31.473,861	0,000	0,930	0,890	0,520	0,730
DMU340	2,360	12.705,980	1.173.996,125	0,528	29.939,893	0,000	0,900	0,630	0,640	0,890

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE W - CENÁRIO SEC160-240

Tabela 46: Cenário SEC160-240

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU341	2,134	6.363,029	629.147,431	0,502	13.497,378	0,001	0,700	0,870	0,410	0,580
DMU342	2,049	12.141,146	896.231,361	0,508	24.840,301	0,000	0,850	0,980	0,440	0,610
DMU343	1,917	13.510,845	997.983,676	0,499	25.847,785	0,000	0,820	0,660	0,580	0,810
DMU344	2,118	10.609,638	1.046.626,122	0,518	22.455,292	0,001	0,790	0,750	0,520	0,730
DMU345	2,123	13.073,265	1.092.551,803	0,517	27.663,440	0,002	0,860	0,630	0,610	0,860
DMU346	2,094	11.116,595	1.070.358,421	0,512	23.270,514	0,000	0,800	0,730	0,530	0,740
DMU347	2,011	9.604,176	1.020.042,397	0,515	19.254,203	0,000	0,740	0,850	0,450	0,630
DMU348	2,230	10.396,468	1.033.586,069	0,522	23.129,721	0,000	0,810	0,730	0,540	0,760
DMU349	1,954	12.897,062	1.039.595,896	0,523	25.167,824	0,000	0,810	0,660	0,580	0,810
DMU350	1,963	14.608,411	1.008.448,185	0,505	28.628,920	0,001	0,870	0,640	0,610	0,860
DMU351	2,190	14.651,368	1.125.826,644	0,520	31.984,318	0,012	0,920	0,580	0,670	0,940
DMU352	2,103	8.018,826	686.261,838	0,523	16.835,733	0,002	0,760	0,740	0,510	0,710
DMU353	2,203	8.574,013	846.166,426	0,522	18.883,511	0,000	0,770	0,770	0,500	0,700
DMU354	2,057	11.316,068	1.017.867,908	0,515	23.220,385	0,000	0,800	0,700	0,550	0,760
DMU355	2,041	15.271,002	1.144.664,066	0,513	31.135,621	0,002	0,880	0,620	0,630	0,890
DMU356	2,192	10.842,151	1.034.866,953	0,520	23.691,930	0,000	0,810	0,710	0,550	0,770
DMU357	2,021	13.843,962	1.165.798,664	0,508	27.950,605	0,000	0,830	0,650	0,590	0,830
DMU358	2,235	12.654,097	966.740,004	0,522	28.240,550	0,000	0,910	0,600	0,660	0,920
DMU359	2,238	14.561,512	1.107.873,263	0,524	32.539,466	0,031	0,940	0,570	0,680	0,960
DMU360	2,397	12.563,359	1.187.763,991	0,527	30.096,191	0,001	0,910	0,630	0,640	0,890

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE X - CENÁRIO SEC168-240

Tabela 47: Cenário SEC168-240

<b>DMU</b>	<b>INPUT1</b>	<b>INPUT2</b>	<b>INPUT3</b>	<b>INPUT4</b>	<b>OUTPUT1</b>	<b>OUTPUT2</b>	<b>PADRÃO</b>	<b>INVERTIDA</b>	<b>COMPOSTA</b>	<b>COMPOSTA*</b>
DMU361	2,207	6.643,632	658.145,323	0,514	14.599,411	0,002	0,720	0,840	0,440	0,620
DMU362	2,175	11.836,591	917.072,950	0,513	25.718,440	0,000	0,880	0,930	0,470	0,660
DMU363	2,059	13.377,068	1.043.089,673	0,509	27.522,528	0,001	0,860	0,620	0,620	0,870
DMU364	2,210	10.582,167	1.065.410,751	0,524	23.351,529	0,002	0,810	0,740	0,540	0,750
DMU365	2,233	13.167,820	1.139.531,202	0,525	29.336,144	0,004	0,890	0,620	0,630	0,890
DMU366	2,175	10.914,713	1.080.489,088	0,517	23.691,560	0,000	0,810	0,730	0,540	0,760
DMU367	2,086	9.706,502	1.045.007,732	0,524	20.211,791	0,000	0,760	0,830	0,470	0,650
DMU368	2,320	10.827,396	1.081.944,102	0,534	25.061,114	0,001	0,850	0,700	0,570	0,800
DMU369	2,090	12.602,224	1.060.674,138	0,531	26.311,577	0,001	0,840	0,650	0,600	0,840
DMU370	2,073	15.346,096	1.080.572,675	0,520	31.755,987	0,002	0,910	0,610	0,650	0,910
DMU371	2,280	14.946,552	1.165.323,038	0,530	34.057,608	0,009	0,950	0,560	0,700	0,980
DMU372	2,234	8.120,642	718.302,886	0,533	18.103,677	0,003	0,790	0,730	0,530	0,740
DMU373	2,328	8.537,025	871.928,644	0,529	19.824,445	0,001	0,790	0,760	0,520	0,720
DMU374	2,155	11.319,247	1.046.852,377	0,522	24.388,461	0,001	0,820	0,690	0,560	0,790
DMU375	2,163	15.388,782	1.203.866,621	0,523	33.239,650	0,004	0,920	0,590	0,670	0,930
DMU376	2,309	11.009,661	1.095.452,701	0,529	25.376,482	0,000	0,850	0,700	0,570	0,800
DMU377	2,139	13.836,483	1.215.787,466	0,515	29.580,353	0,001	0,860	0,640	0,610	0,850
DMU378	2,280	12.827,718	989.774,460	0,526	29.176,911	0,001	0,930	0,570	0,680	0,950
DMU379	2,346	14.589,550	1.148.023,980	0,530	34.210,246	0,000	0,970	0,850	0,560	0,780
DMU380	2,448	12.766,726	1.209.760,361	0,534	31.229,105	0,001	0,930	0,620	0,650	0,910

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE Y – COMPARAÇÃO MÚLTIPLA

Tabela 48: Tabela de Comparações Múltiplas - FWER (Comparação Múltipla)

(Continua)

<b>Cenários</b>	<b>Diferença Observada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Limite Inferior</b>	<b>Limite Superior</b>	<b>P-valor ajustado</b>
BASE - COMP5000	143,6	5,676	93,848	193,352	0,000
BASE - COMP6650	76,1	3,008	26,348	125,852	0,248
BASE - COMP8300	-52,45	2,073	-102,202	-2,698	0,980
BASE - DISP100	-165,5	6,542	-215,252	-115,748	0,000
BASE - DISP50	56,1	2,217	6,348	105,852	0,980
BASE - DISP75	-64,65	2,555	-114,402	-14,898	0,786
BASE - MIX0-100	-162,6	6,427	-212,352	-112,848	0,000
BASE - MIX100-0	5,7	0,225	-44,052	55,452	0,980
BASE - MIX50-50	0,65	0,026	-49,102	50,402	0,980
BASE - PCHR25-15	81,05	3,204	31,298	130,802	0,137
BASE - PCHR25-20	9,7	0,383	-40,052	59,452	0,980
BASE - PCHR46-20	-46,1	1,822	-95,852	3,652	0,980
BASE - SEC158-240	-13,8	0,545	-63,552	35,952	0,980
BASE - SEC160-240	-22,05	0,872	-71,802	27,702	0,980
BASE - SEC168-240	-58,9	2,328	-108,652	-9,148	0,980
BASE - TEMP100	-26,4	1,044	-76,152	23,352	0,980
BASE - TEMP200	-70,85	2,800	-120,602	-21,098	0,436
BASE - TEMP300	-117,1	4,629	-166,852	-67,348	0,001
COMP5000 - COMP6650	-67,5	2,668	-117,252	-17,748	0,606
COMP5000 - COMP8300	-196,05	7,749	-245,802	-146,298	0,000
COMP5000 - DISP100	-309,1	12,218	-358,852	-259,348	0,000

(Continuação)

<b>Cenários</b>	<b>Diferença Observada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Limite Inferior</b>	<b>Limite Superior</b>	<b>P-valor ajustado</b>
COMP5000 - DISP50	-87,5	3,459	-137,252	-37,748	0,058
COMP5000 - DISP75	-208,25	8,231	-258,002	-158,498	0,000
COMP5000 - MIX0-100	-306,2	12,103	-355,952	-256,448	0,000
COMP5000 - MIX100-0	-137,9	5,451	-187,652	-88,148	0,000
COMP5000 - MIX50-50	-142,95	5,650	-192,702	-93,198	0,000
COMP5000 - PCHR25-15	-62,55	2,472	-112,302	-12,798	0,972
COMP5000 - PCHR25-20	-133,9	5,293	-183,652	-84,148	0,000
COMP5000 - PCHR46-20	-189,7	7,498	-239,452	-139,948	0,000
COMP5000 - SEC158-240	-157,4	6,222	-207,152	-107,648	0,000
COMP5000 - SEC160-240	-165,65	6,548	-215,402	-115,898	0,000
COMP5000 - SEC168-240	-202,5	8,004	-252,252	-152,748	0,000
COMP5000 - TEMP100	-170	6,720	-219,752	-120,248	0,000
COMP5000 - TEMP200	-214,45	8,477	-264,202	-164,698	0,000
COMP5000 - TEMP300	-260,7	10,305	-310,452	-210,948	0,000
COMP6650 - COMP8300	-128,55	5,081	-178,302	-78,798	0,000
COMP6650 - DISP100	-241,6	9,550	-291,352	-191,848	0,000
COMP6650 - DISP50	-20	0,791	-69,752	29,752	0,980
COMP6650 - DISP75	-140,75	5,563	-190,502	-90,998	0,000
COMP6650 - MIX0-100	-238,7	9,435	-288,452	-188,948	0,000
COMP6650 - MIX100-0	-70,4	2,783	-120,152	-20,648	0,451
COMP6650 - MIX50-50	-75,45	2,982	-125,202	-25,698	0,266

(Continuação)

<b>Cenários</b>	<b>Diferença Observada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Limite Inferior</b>	<b>Limite Superior</b>	<b>P-valor ajustado</b>
COMP6650 - PCHR25-15	4,95	0,196	-44,802	54,702	0,980
COMP6650 - PCHR25-20	-66,4	2,625	-116,152	-16,648	0,678
COMP6650 - PCHR46-20	-122,2	4,830	-171,952	-72,448	0,000
COMP6650 - SEC158-240	-89,9	3,553	-139,652	-40,148	0,041
COMP6650 - SEC160-240	-98,15	3,880	-147,902	-48,398	0,013
COMP6650 - SEC168-240	-135	5,336	-184,752	-85,248	0,000
COMP6650 - TEMP100	-102,5	4,051	-152,252	-52,748	0,007
COMP6650 - TEMP200	-146,95	5,808	-196,702	-97,198	0,000
COMP6650 - TEMP300	-193,2	7,637	-242,952	-143,448	0,000
COMP8300 - DISP100	-113,05	4,469	-162,802	-63,298	0,001
COMP8300 - DISP50	108,55	4,291	58,798	158,302	0,003
COMP8300 - DISP75	-12,2	0,482	-61,952	37,552	0,980
COMP8300 - MIX0-100	-110,15	4,354	-159,902	-60,398	0,002
COMP8300 - MIX100-0	58,15	2,298	8,398	107,902	0,980
COMP8300 - MIX50-50	53,1	2,099	3,348	102,852	0,980
COMP8300 - PCHR25-15	133,5	5,277	83,748	183,252	0,000
COMP8300 - PCHR25-20	62,15	2,457	12,398	111,902	0,980
COMP8300 - PCHR46-20	6,35	0,251	-43,402	56,102	0,980
COMP8300 - SEC158-240	38,65	1,528	-11,102	88,402	0,980
COMP8300 - SEC160-240	30,4	1,202	-19,352	80,152	0,980
COMP8300 - SEC168-240	-6,45	0,255	-56,202	43,302	0,980

(Continuação)

<b>Cenários</b>	<b>Diferença Observada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Limite Inferior</b>	<b>Limite Superior</b>	<b>P-valor ajustado</b>
COMP8300 - TEMP100	26,05	1,030	-23,702	75,802	0,980
COMP8300 - TEMP200	-18,4	0,727	-68,152	31,352	0,980
COMP8300 - TEMP300	-64,65	2,555	-114,402	-14,898	0,786
DISP100 - DISP50	221,6	8,759	171,848	271,352	0,000
DISP100 - DISP75	100,85	3,986	51,098	150,602	0,008
DISP100 - MIX0-100	2,9	0,115	-46,852	52,652	0,980
DISP100 - MIX100-0	171,2	6,767	121,448	220,952	0,000
DISP100 - MIX50-50	166,15	6,567	116,398	215,902	0,000
DISP100 - PCHR25-15	246,55	9,745	196,798	296,302	0,000
DISP100 - PCHR25-20	175,2	6,925	125,448	224,952	0,000
DISP100 - PCHR46-20	119,4	4,720	69,648	169,152	0,000
DISP100 - SEC158-240	151,7	5,996	101,948	201,452	0,000
DISP100 - SEC160-240	143,45	5,670	93,698	193,202	0,000
DISP100 - SEC168-240	106,6	4,214	56,848	156,352	0,003
DISP100 - TEMP100	139,1	5,498	89,348	188,852	0,000
DISP100 - TEMP200	94,65	3,741	44,898	144,402	0,021
DISP100 - TEMP300	48,4	1,913	-1,352	98,152	0,980
DISP50 - DISP75	-120,75	4,773	-170,502	-70,998	0,000
DISP50 - MIX0-100	-218,7	8,645	-268,452	-168,948	0,000
DISP50 - MIX100-0	-50,4	1,992	-100,152	-0,648	0,980
DISP50 - MIX50-50	-55,45	2,192	-105,202	-5,698	0,980

(Continuação)

<b>Cenários</b>	<b>Diferença Observada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Limite Inferior</b>	<b>Limite Superior</b>	<b>P-valor ajustado</b>
DISP50 - PCHR25-15	24,95	0,986	-24,802	74,702	0,980
DISP50 - PCHR25-20	-46,4	1,834	-96,152	3,352	0,980
DISP50 - PCHR46-20	-102,2	4,040	-151,952	-52,448	0,007
DISP50 - SEC158-240	-69,9	2,763	-119,652	-20,148	0,470
DISP50 - SEC160-240	-78,15	3,089	-127,902	-28,398	0,195
DISP50 - SEC168-240	-115	4,546	-164,752	-65,248	0,001
DISP50 - TEMP100	-82,5	3,261	-132,252	-32,748	0,114
DISP50 - TEMP200	-126,95	5,018	-176,702	-77,198	0,000
DISP50 - TEMP300	-173,2	6,846	-222,952	-123,448	0,000
DISP75 - MIX0-100	-97,95	3,872	-147,702	-48,198	0,013
DISP75 - MIX100-0	70,35	2,781	20,598	120,102	0,451
DISP75 - MIX50-50	65,3	2,581	15,548	115,052	0,758
DISP75 - PCHR25-15	145,7	5,759	95,948	195,452	0,000
DISP75 - PCHR25-20	74,35	2,939	24,598	124,102	0,298
DISP75 - PCHR46-20	18,55	0,733	-31,202	68,302	0,980
DISP75 - SEC158-240	50,85	2,010	1,098	100,602	0,980
DISP75 - SEC160-240	42,6	1,684	-7,152	92,352	0,980
DISP75 - SEC168-240	5,75	0,227	-44,002	55,502	0,980
DISP75 - TEMP100	38,25	1,512	-11,502	88,002	0,980
DISP75 - TEMP200	-6,2	0,245	-55,952	43,552	0,980
DISP75 - TEMP300	-52,45	2,073	-102,202	-2,698	0,980



(Continuação)

<b>Cenários</b>	<b>Diferença Observada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Limite Inferior</b>	<b>Limite Superior</b>	<b>P-valor ajustado</b>
MIX0-100 - MIX100-0	168,3	6,652	118,548	218,052	0,000
MIX0-100 - MIX50-50	163,25	6,453	113,498	213,002	0,000
MIX0-100 - PCHR25-15	243,65	9,631	193,898	293,402	0,000
MIX0-100 - PCHR25-20	172,3	6,810	122,548	222,052	0,000
MIX0-100 - PCHR46-20	116,5	4,605	66,748	166,252	0,001
MIX0-100 - SEC158-240	148,8	5,882	99,048	198,552	0,000
MIX0-100 - SEC160-240	140,55	5,555	90,798	190,302	0,000
MIX0-100 - SEC168-240	103,7	4,099	53,948	153,452	0,006
MIX0-100 - TEMP100	136,2	5,384	86,448	185,952	0,000
MIX0-100 - TEMP200	91,75	3,627	41,998	141,502	0,032
MIX0-100 - TEMP300	45,5	1,798	-4,252	95,252	0,980
MIX100-0 - MIX50-50	-5,05	0,200	-54,802	44,702	0,980
MIX100-0 - PCHR25-15	75,35	2,978	25,598	125,102	0,266
MIX100-0 - PCHR25-20	4	0,158	-45,752	53,752	0,980
MIX100-0 - PCHR46-20	-51,8	2,047	-101,552	-2,048	0,980
MIX100-0 - SEC158-240	-19,5	0,771	-69,252	30,252	0,980
MIX100-0 - SEC160-240	-27,75	1,097	-77,502	22,002	0,980
MIX100-0 - SEC168-240	-64,6	2,553	-114,352	-14,848	0,786
MIX100-0 - TEMP100	-32,1	1,269	-81,852	17,652	0,980
MIX100-0 - TEMP200	-76,55	3,026	-126,302	-26,798	0,237
MIX100-0 - TEMP300	-122,8	4,854	-172,552	-73,048	0,000

(Continuação)

<b>Cenários</b>	<b>Diferença Observada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Limite Inferior</b>	<b>Limite Superior</b>	<b>P-valor ajustado</b>
MIX50-50 - PCHR25-15	80,4	3,178	30,648	130,152	0,147
MIX50-50 - PCHR25-20	9,05	0,358	-40,702	58,802	0,980
MIX50-50 - PCHR46-20	-46,75	1,848	-96,502	3,002	0,980
MIX50-50 - SEC158-240	-14,45	0,571	-64,202	35,302	0,980
MIX50-50 - SEC160-240	-22,7	0,897	-72,452	27,052	0,980
MIX50-50 - SEC168-240	-59,55	2,354	-109,302	-9,798	0,980
MIX50-50 - TEMP100	-27,05	1,069	-76,802	22,702	0,980
MIX50-50 - TEMP200	-71,5	2,826	-121,252	-21,748	0,418
MIX50-50 - TEMP300	-117,75	4,654	-167,502	-67,998	0,001
PCHR25-15 - PCHR25-20	-71,35	2,820	-121,102	-21,598	0,420
PCHR25-15 - PCHR46-20	-127,15	5,026	-176,902	-77,398	0,000
PCHR25-15 - SEC158-240	-94,85	3,749	-144,602	-45,098	0,021
PCHR25-15 - SEC160-240	-103,1	4,075	-152,852	-53,348	0,006
PCHR25-15 - SEC168-240	-139,95	5,532	-189,702	-90,198	0,000
PCHR25-15 - TEMP100	-107,45	4,247	-157,202	-57,698	0,003
PCHR25-15 - TEMP200	-151,9	6,004	-201,652	-102,148	0,000
PCHR25-15 - TEMP300	-198,15	7,832	-247,902	-148,398	0,000
PCHR25-20 - PCHR46-20	-55,8	2,206	-105,552	-6,048	0,980
PCHR25-20 - SEC158-240	-23,5	0,929	-73,252	26,252	0,980
PCHR25-20 - SEC160-240	-31,75	1,255	-81,502	18,002	0,980
PCHR25-20 - SEC168-240	-68,6	2,712	-118,352	-18,848	0,540

(Continuação)

<b>Cenários</b>	<b>Diferença Observada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Limite Inferior</b>	<b>Limite Superior</b>	<b>P-valor ajustado</b>
PCHR25-20 - TEMP100	-36,1	1,427	-85,852	13,652	0,980
PCHR25-20 - TEMP200	-80,55	3,184	-130,302	-30,798	0,145
PCHR25-20 - TEMP300	-126,8	5,012	-176,552	-77,048	0,000
PCHR46-20 - SEC158-240	32,3	1,277	-17,452	82,052	0,980
PCHR46-20 - SEC160-240	24,05	0,951	-25,702	73,802	0,980
PCHR46-20 - SEC168-240	-12,8	0,506	-62,552	36,952	0,980
PCHR46-20 - TEMP100	19,7	0,779	-30,052	69,452	0,980
PCHR46-20 - TEMP200	-24,75	0,978	-74,502	25,002	0,980
PCHR46-20 - TEMP300	-71	2,806	-120,752	-21,248	0,433
SEC158-240 - SEC160-240	-8,25	0,326	-58,002	41,502	0,980
SEC158-240 - SEC168-240	-45,1	1,783	-94,852	4,652	0,980
SEC158-240 - TEMP100	-12,6	0,498	-62,352	37,152	0,980
SEC158-240 - TEMP200	-57,05	2,255	-106,802	-7,298	0,980
SEC158-240 - TEMP300	-103,3	4,083	-153,052	-53,548	0,006
SEC160-240 - SEC168-240	-36,85	1,457	-86,602	12,902	0,980
SEC160-240 - TEMP100	-4,35	0,172	-54,102	45,402	0,980
SEC160-240 - TEMP200	-48,8	1,929	-98,552	0,952	0,980
SEC160-240 - TEMP300	-95,05	3,757	-144,802	-45,298	0,020
SEC168-240 - TEMP100	32,5	1,285	-17,252	82,252	0,980
SEC168-240 - TEMP200	-11,95	0,472	-61,702	37,802	0,980
SEC168-240 - TEMP300	-58,2	2,300	-107,952	-8,448	0,980

(Conclusão)

<b>Cenários</b>	<b>Diferença Observada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Limite Inferior</b>	<b>Limite Superior</b>	<b>P-valor ajustado</b>
TEMP100 - TEMP200	-44,45	1,757	-94,202	5,302	0,980
TEMP100 - TEMP300	-90,7	3,585	-140,452	-40,948	0,037
TEMP200 - TEMP300	-46,25	1,828	-96,002	3,502	0,980

Fonte: Elaborado pelo autor.

## APÊNDICE Z - VISÃO GERAL DO MODELO DE DINÂMICA DE SISTEMAS

