



# **ANÁLISE E IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DINÂMICO DO PROCESSO DE COMBUSTÃO EM UM CALCINADOR INDUSTRIAL**

**Daniella dos Santos Ferreira Costa**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Processos – Mestrado Profissional, PPGEP/ITEC, da Universidade Federal do Pará, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Processos.

Orientador: Orlando Fonseca Silva

Belém  
Maio de 2015

**ANÁLISE E IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DINÂMICO DO PROCESSO DE  
COMBUSTÃO EM UM CALCINADOR INDUSTRIAL**

Daniella dos Santos Ferreira Costa

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PROCESSOS – MESTRADO PROFISSIONAL (PPGEP/ITEC) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA DE PROCESSOS.

Examinada por:



Prof. Orlando Fonseca Silva, D.Eng.

(PPGEP/UFPA - Orientador)



Prof. Carlos Tavares da Costa Júnior, Dr. Ing.

(PPGEE/UFPA - Membro)



Prof. Petrónio Vieira Júnior, D.Eng.

(PPGEE/UFPA - Membro)

BELÉM, PA - BRASIL

MAIO DE 2015

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)**

---

Costa, Daniella dos Santos Ferreira

Análise e identificação do modelo dinâmico do processo de combustão em um calcinador industrial/Daniella dos Santos Ferreira Costa.- 2015.

Orientador: Orlando Fonseca Silva;

Dissertação (Mestrado Profissional) - Universidade Federal do Pará. Instituto de Tecnologia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Processos, 2015

1. Identificação de sistemas
2. Modelos matemáticos
3. Óxido de alumínio.
4. Combustão I. Título

CDD 22.ed. 003.1

---

*“Nunca esquecerei os teus ensinamentos, pois é por meio deles que tens conservado a minha vida.” Salmos 119:93. Bíblia Sagrada (NTLH).*

## AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me concedido a vida, força, coragem e a capacidade intelectual necessária para a conclusão deste trabalho, que certamente é a realização de mais um sonho.

À Hydro Alunorte pela oportunidade de participar do programa de mestrado profissional e pelo apoio no desenvolvimento desse trabalho.

Meu muito obrigado à minha família: Celso e Luiza, meus pais; Lílian, minha irmã, e seu esposo; e Shalon Guilherme, meu amado esposo. Sem o incentivo, compreensão e as orações de vocês eu certamente não teria conseguido chegar tão longe.

Ao professor Orlando pela dedicação, atenção, e enorme paciência que teve comigo ao longo desse trabalho. Sua orientação foi muito importante durante todo esse processo.

Aos amigos da Hydro Alunorte, colegas do curso, e em especial à engenheira Mônica Serra, pela amizade e pela força durante essa jornada.

Ao engenheiro Luiz Simões, da ABB, pela ajuda de sempre com o sistema de controle.

Aos operadores de sala de controle da área da Calcinação, em especial ao Augusto Aguiar, pelos esclarecimentos e paciência com que me atendiam sempre que eu precisava de alguma informação.

A todos, meus sinceros agradecimentos.

Por fim, eu gostaria de dedicar esse trabalho à minha avó materna, Maria, que faleceu alguns minutos antes da apresentação desse trabalho, mas que, certamente, olhou por mim do céu, onde ela com certeza está, descansando, nos braços do Pai.

Resumo da Dissertação apresentada ao PPGEP/UFPA como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Processos (M.Eng.)

## **ANÁLISE E IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DINÂMICO DO PROCESSO DE COMBUSTÃO EM UM CALCINADOR INDUSTRIAL**

**Daniella dos Santos Ferreira Costa**

Maio/2015

Orientador: Orlando Fonseca Silva

Área de Concentração: Engenharia de Processos

Este trabalho foi desenvolvido na refinaria de alumina da Hydro Alunorte, em Barcarena – PA, mais especificamente na área de calcinação. A calcinação é o processo através do qual toda a água livre ou combinada do hidrato ( $\text{Al}_2\text{O}_3 \cdot 3\text{H}_2\text{O}$ ) é eliminada, formando o óxido de alumínio ou, simplesmente, alumina ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ). Essa reação requer aquecimento em câmara de combustão com temperatura controlada em torno de  $1000^\circ\text{C}$ , localizada dentro dos calcinadores estacionários de leito fluidizado. Dentro da fornalha acontece uma reação de combustão que tem como combustível o óleo BPF (baixo ponto de fluidez), e como comburente o ar atmosférico, captado através de sopradores. O principal objetivo deste trabalho é identificar um modelo matemático representativo para o processo de combustão que acontece dentro da fornalha, para posteriormente otimizá-lo, aumentando assim a eficiência energética do forno calcinador.

Abstract of Dissertation presented to PPGE/UFPA as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Process Engineering (M.Eng.)

**ANALYSIS AND IDENTIFICATION OF THE DYNAMIC MODEL OF  
COMBUSTION PROCESS IN AN INDUSTRIAL CALCINER**

Daniella dos Santos Ferreira Costa

May/2015

Advisor: Orlando Fonseca Silva

Research Area: Process Engineering

This work was developed at Hydro Alunorte's alumina refinery in Barcarena - PA, specifically in the calcination's area. Calcination is the process by which all the free water or combined hydrate ( $\text{Al}_2\text{O}_3 \cdot 3\text{H}_2\text{O}$ ) is eliminated, forming aluminum oxide or simply alumina ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ). This reaction requires heating in the combustion chamber with controlled temperature around  $1000^\circ\text{C}$ , located within the stationary fluidized bed calciners. Inside the furnace, a combustion reaction takes place with HFO (Heavy Fuel Oil) as fuel and atmospheric air, which is captured via blowers. The main objective of this work is to identify a representative mathematical model for the combustion process that happens inside the furnace, to further optimize it, thus increasing the energy efficiency of the calciner oven.

## SUMÁRIO

<b>CAPÍTULO 1. INTRODUÇÃO</b> .....	1
<b>CAPÍTULO 2. CONTEXTUALIZAÇÃO DO PROBLEMA</b> .....	3
2.1 A CALCINAÇÃO.....	6
2.2 O PROCESSO DE COMBUSTÃO NA FORNALHA.....	9
2.2.1 Oxigênio/Ar estequiométrico.....	14
2.3. CARACTERÍSTICAS DO SISTEMA DE CONTROLE.....	17
2.3.1 Controle de temperatura.....	20
2.3.2 O problema do excesso de ar.....	22
2.4 ANÁLISE DO SISTEMA.....	23
<b>CAPÍTULO 3. IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS</b> .....	28
3.1 TESTES DINÂMICOS E COLETA DE DADOS.....	30
3.2 TIPOS DE MODELOS.....	34
3.3 ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS.....	35
3.3.1 Estimadores recursivos.....	36
3.3.2 Estimação de matrizes de estado.....	38
3.3 VALIDAÇÃO DE MODELOS.....	39
<b>CAPÍTULO 4. DESENVOLVIMENTO E RESULTADOS</b> .....	41
4.1 DADOS COLETADOS.....	41
4.2 APLICAÇÃO DO MÉTODO DE ESTIMAÇÃO DE MATRIZES DE ESTADO.....	47
4.3 VALIDAÇÃO DOS MODELOS.....	54
<b>CAPÍTULO 5. CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS</b> .....	59
5.1 EXPECTATIVA DE GANHOS ECONÔMICOS.....	61
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	62
<b>ANEXOS</b> .....	65
<b>ANEXO 1</b> .....	65
<b>ANEXO 2</b> .....	65
<b>ANEXO 3</b> .....	67

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 2.1</b>	Esquema das Etapas do processo Bayer [4].....	3
<b>Figura 2.2</b>	Visão geral e simplificada de um SDCD [4].....	5
<b>Figura 2.3</b>	Representação de um calcinador [7].....	6
<b>Figura 2.4</b>	Os calcinadores da Hydro Alunorte [7].....	8
<b>Figura 2.5</b>	Queimador de óleo BPF (vista lateral da fornalha) [8].....	9
<b>Figura 2.6</b>	Calcinador de leito fluidizado [8].....	11
<b>Figura 2.7</b>	Entradas e saídas do sistema em estudo: (a) representação esquemática (b) representação em diagrama de blocos.....	13
<b>Figura 2.8</b>	Eficiência da combustão e excesso de ar [17].....	16
<b>Figura 2.9</b>	Controle de temperatura convencional com realimentação [19]...	17
<b>Figura 2.10</b>	Controle de temperatura em cascata com controlador de vazão [19].....	18
<b>Figura 2.11</b>	Controle <i>feedforward</i> [20].....	18
<b>Figura 2.12</b>	Implementação do controle <i>feedforward</i> [21].....	19
<b>Figura 2.13</b>	Diagrama de blocos representativo do sistema de controle de temperatura com dois PIDs em cascata e <i>feedforward</i> .....	20
<b>Figura 2.14</b>	Telas do SDCD para o sistema de controle de temperatura.....	21
<b>Figura 2.15</b>	Excesso de ar no calcinador “F”.....	22
<b>Figura 2.16</b>	Entradas do sistema em momentos diferentes de operação.....	25
<b>Figura 2.17</b>	Saídas do sistema em momentos diferentes de operação.....	26
<b>Figura 2.18</b>	Excesso de ar.....	27
<b>Figura 3.1</b>	Etapas do processo de identificação [11].....	30
<b>Figura 3.2</b>	Sinal para <i>staircase</i> test [11].....	32
<b>Figura 3.3</b>	Análise da constante de tempo do sistema em relação às saídas....	33
<b>Figura 3.4</b>	Dados contínuos e discretos [24].....	34
<b>Figura 4.1</b>	Conjunto de dados 1.....	42
<b>Figura 4.2</b>	Conjunto de dados 3.....	43
<b>Figura 4.3</b>	Conjunto de dados 4.....	44
<b>Figura 4.4</b>	Conjunto de dados 2.....	45
<b>Figura 4.5</b>	Conjunto de dados 5.....	46
<b>Figura 4.6</b>	Conjunto de dados 6.....	47

<b>Figura 4.7</b>	Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 1.....	48
<b>Figura 4.8</b>	Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 2.....	49
<b>Figura 4.9</b>	Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 3.....	49
<b>Figura 4.10</b>	Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 4.....	50
<b>Figura 4.11</b>	Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 5.....	50
<b>Figura 4.12</b>	Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 6.....	51
<b>Figura 4.13</b>	Representação em função de transferência do sistema.....	53
<b>Figura 4.14</b>	Funções de transferência do sistema.....	53
<b>Figura 4.15</b>	Conjunto de dados escolhido para validação do modelo do conjunto 1.....	54
<b>Figura 4.16</b>	Conjunto de dados escolhido para validação do modelo do conjunto 2.....	55
<b>Figura 4.17</b>	Validação do modelo do conjunto 1.....	55
<b>Figura 4.18</b>	Validação do modelo do conjunto 2.....	56
<b>Figura 4.19</b>	Análise dos pólos do sistema.....	57
<b>Figura 5.1</b>	Média do excesso de ar nos calcinadores “D”, “E”, “F” e “G” da Hydro Alunorte.....	60

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 2.1</b>	Composição química típica do óleo BPF A1 [9].....	11
<b>Tabela 2.2</b>	Composição química do ar atmosférico (ambiente) [9].....	11
<b>Tabela 2.3</b>	Entradas e saídas do sistema em estudo.....	13
<b>Tabela 4.1</b>	Erro médio para cada conjunto de dados.....	51
<b>Tabela 4.2</b>	Erro médio após validação.....	56

## LISTA DE SIGLAS

ABAL	Associação Brasileira de Alumínio
CFB	<i>Circulating fluid bed</i> – leito fluidizado circulante
ESP	<i>Electrostatic Precipitator</i> - precipitador eletrostático
FBC	<i>Fluid bed calciner</i> - calcinador de leito fluidizado
BPF	Baixo ponto de fluidez
PID	Proporcional-Integral-Derivativo
PID	Proporcional Integral
MV	<i>Measured value</i> – variável medida
OUT	<i>Output</i> – saída
SDCD	Sistema digital de controle distribuído
IHM	Interface Homem-Máquina
CLP	Controlador lógico programável
CO	Monóxido de carbono
CO <sub>2</sub>	Dióxido de carbono
SISO	<i>Single input single output</i> – entrada única saída única
SIMO	<i>Single input multiple output</i> – entrada única saídas múltiplas
MIMO	<i>Multiple input multiple output</i> – múltiplas entradas múltiplas saídas
PIS	<i>Plant Information System</i> - sistema de informação de planta
MQR	Mínimos Quadrados Recursivo (estimador)

# CAPÍTULO 1

## INTRODUÇÃO

Segundo dados da Associação Brasileira do Alumínio (ABAL), o alumínio é o metal não-ferroso mais consumido no mundo [1]. Em termos mundiais, o Brasil é o país que detém a terceira maior jazida de bauxita do planeta, é o quarto maior produtor de alumina e ocupa a quinta colocação na exportação de alumínio primário/ligas [2].

A produção de alumínio através de processamento industrial que utiliza bauxita, um mineral básico que existe na natureza, é conhecida como produção de “alumínio primário”, enquanto que a recuperação de alumínio através de processos de reciclagem é denominada como produção de “alumínio secundário”.

O processo de obtenção do alumínio primário é constituído de três etapas principais: (i) mineração da bauxita, nas proximidades das minas onde ela ocorre; (ii) refino da bauxita para a sua transformação em alumina ( $Al_2O_3$ ); e (iii) processamento eletrolítico da alumina para a sua transformação em alumínio metálico.

Em termos aproximados são necessárias quatro toneladas de bauxita para a produção de duas toneladas de alumina que, em uma etapa seguinte, pode ser transformada em uma tonelada de alumínio primário [1].

É nesse cenário que se insere a fábrica da Hydro Alunorte, a maior refinaria de alumina do mundo. Localizada no município de Barcarena, a 50 km de Belém, capital do estado do Pará, ela possui capacidade para produzir mais de seis milhões de toneladas de alumina por ano, o que corresponde, na atualidade, a cerca de 7% da produção mundial [3] e 65% da produção brasileira [5].

Desde o início de suas operações, em 1995, a Hydro Alunorte tem realizado investimentos constantes para melhorar o seu processo de produção, sempre aliando alta tecnologia às melhores práticas socioambientais. Graças a esses investimentos, a modernidade de sua planta industrial é reconhecida por todos, e nela se destaca a existência e/ou disponibilidade de modernos sistemas e/ou tecnologia de ponta na área de automação industrial, que é considerada como uma área estratégica na operação global da empresa.

É dentro desse amplo contexto, de permanente busca de modernização tecnológica, que este trabalho apresenta um estudo, com foco em controle, de um dos

principais equipamentos da planta, um calcinador, equipamento responsável pela parte final do processo de refino da bauxita – a etapa de calcinação.

Resumidamente, a calcinação consiste na última etapa do processo Bayer, na qual são retiradas as moléculas de água existentes no material. Toda essa etapa acontece em um equipamento de grande porte, um calcinador de leito fluidizado (CFB, no inglês *circulating fluid bed*).

Sendo um dos maiores equipamentos da refinaria, o calcinador é o principal responsável pela maior parte do consumo de um dos insumos mais caros do processo de refino da bauxita: o combustível – óleo pesado conhecido como BPF (baixo ponto de fluidez).

A principal motivação para realização deste trabalho de identificação do processo dinâmico de combustão foi a possibilidade de se estudar mais profundamente esse sistema, para posteriormente otimizá-lo, através da aplicação de técnicas de controle, contribuindo para a aumento da eficiência energética do equipamento e consequentemente, para a redução do custo de produção da Hydro Alunorte.

Portanto, o principal objetivo deste trabalho é identificar um modelo matemático representativo para o processo de combustão que acontece dentro da fornalha.

Os objetivos secundários são: (i) apresentar e analisar as condições atuais de funcionamento de um calcinador industrial, instalado na planta da Hydro Alunorte, com foco no processo de combustão que acontece dentro da fornalha do calcinador, destacando possíveis aspectos que devem ser revistos para melhoria de desempenho do mesmo; (ii) apresentar uma técnica de identificação recursiva para obtenção de um modelo matemático representativo do calcinador que possa ser utilizado para ajuste dos atuais controladores ou projeto de novos. Os resultados obtidos na fase de identificação e os modelos matemáticos que descrevem o sistema são apresentados.

A dissertação está dividida em 5 capítulos, sendo o primeiro esta introdução, na qual se apresentou o cenário principal e os objetivos do trabalho; o segundo contextualiza o problema descrevendo o processo de produção da alumina, conhecido como processo Bayer, e aprofunda nas questões mais pertinentes para esse trabalho; o capítulo 3 descreve e justifica os métodos de identificação utilizados; o quarto capítulo apresenta os resultados obtidos; o quinto e último capítulo mostra as conclusões e as sugestões de trabalhos futuros.

## CAPÍTULO 2

### CONTEXTUALIZAÇÃO DO PROBLEMA

A Hydro Alunorte, empresa na qual este trabalho foi desenvolvido, está localizada a 50 km da capital do Estado do Pará, Belém, no município de Barcarena. A empresa é hoje a maior refinaria de alumina do mundo, com capacidade para produzir 6,3 milhões de toneladas de alumina por ano.

O processo Bayer, desenvolvido e patenteado pelo químico soviético Karl Josef Bayer em 1888, é o principal processo industrial de produção de alumina (óxido de alumínio -  $Al_2O_3$ ). Esse processo é utilizado na Alunorte e está representado na Figura 2.1.

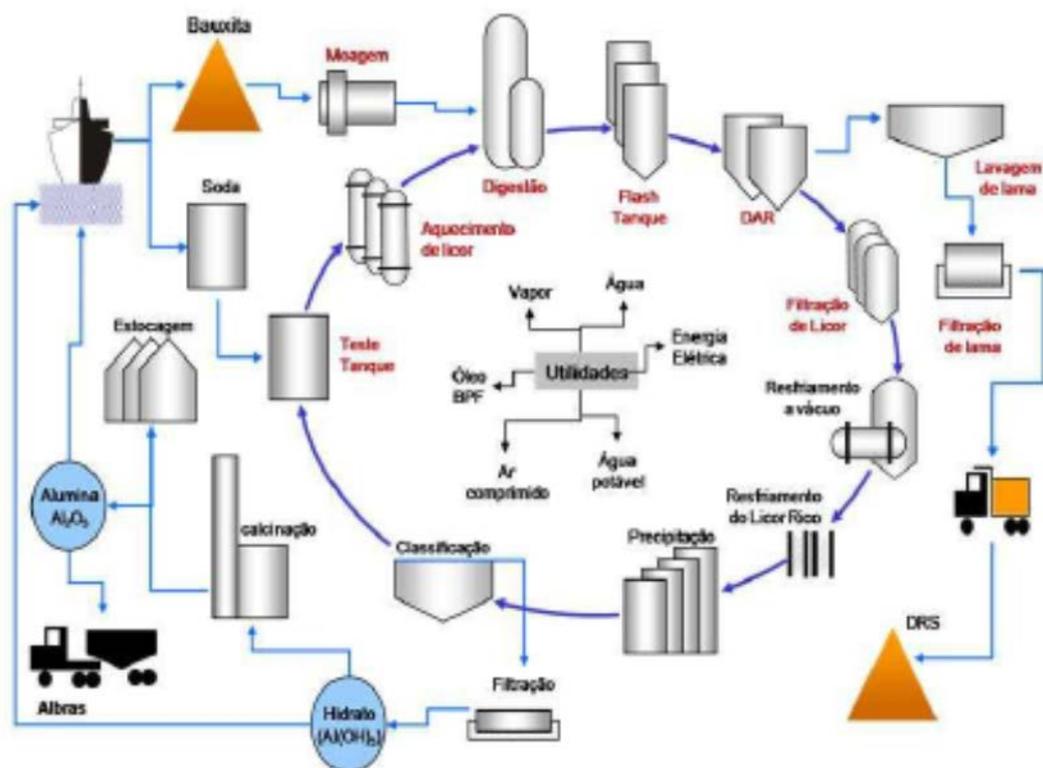


Figura 2.1. Esquema das Etapas do processo Bayer [4].

A matéria-prima para a produção da alumina é a bauxita, minério encontrado em larga escala no Pará. A bauxita utilizada na Alunorte vem em navios e através de um mineroduto, proveniente das cidades de Porto Trombetas e Paragominas, respectivamente.

A primeira etapa do processo de produção da alumina é a moagem. Moinhos combinados de barras e bolas processam a bauxita já em mistura com solução de soda cáustica e leite de cal.

A etapa seguinte é digestão, na qual a bauxita é “atacada” por uma solução cáustica pré-aquecida, formando o aluminato de sódio. Na Alunorte, isto é feito em baterias de digestores que operam segundo o processo Bayer de baixa temperatura – cerca de 150°C – e asseguram a completa extração da alumina e a eliminação da sílica solúvel.

A descompressão da mistura que flui no último digestor é feita em tanques de expansão, que reduzem a temperatura da mistura e geram vapor, reutilizado no processo.

O produto do último tanque de expansão contém alumina em solução e resíduos de bauxita em suspensão, que precisam ser separados. Os resíduos de granulação mais grossa são facilmente retirados, mas a maior parte, composta de grânulos finos só é separada em espessadores e com o auxílio de agentes flocculantes, para acelerar a decantação.

Neste processo de separação, os resíduos de bauxita que formam a chamada lama vermelha passam por um circuito de espessadores e filtros que asseguram uma eficiência de lavagem superior a 99%. Em seguida, são descartados no depósito de rejeitos, dentro de um rígido controle ambiental, de forma que esta área possa ser reflorestada depois.

Ainda é necessário passar pela etapa da filtração. Nela são removidas as últimas partículas em suspensão através de uma bateria de filtros verticais, garantindo assim a alta qualidade do produto. Depois de filtrada, a solução de processo – também chamada de licor rico – é resfriada em tanques de expansão a vácuo, permitindo a recuperação de vapor que, como na digestão, é reutilizado no processo. Esse procedimento minimiza o consumo de energia. O licor rico é direcionado então para os precipitadores. Nos precipitadores a solução filtrada se decompõe em uma reação química desencadeada pela adição de semente, que é o hidrato em granulação fina, obtido no próprio ciclo de precipitação. Assim se obtém a alumina hidratada – o hidrato – e se recupera a soda cáustica, que é reciclada para a digestão.

Os cristais de hidrato formados na precipitação são classificados em duas partes (etapa de classificação): a fração grossa – hidrato produto, que seguirá para a etapa seguinte, a calcinação, e as partículas finas, as quais são recicladas como semente para a

reação na precipitação. Na calcinação toda a água livre ou combinada do hidrato é eliminada, formando o óxido de alumínio ou, simplesmente, alumina. Essa reação requer aquecimento em câmara de combustão com temperatura controlada em torno de 1000°C, localizada dentro dos calcinadores estacionários de leito fluidizado, equipamentos dentro dos quais acontece essa fase. Encerram-se, então, as etapas de produção da alumina e segue-se a distribuição aos clientes.

Além de servir como matéria-prima básica para a produção de alumínio, a alumina também é utilizada na fabricação de detergentes, produtos de limpeza, compostos para tratamento da água, supressores de fumaça, materiais ópticos e pastas de dente, além de atender também à indústria plástica, de mármore, granito sintético e isolante [4].

Todo o processo produtivo descrito é automatizado através de um sistema digital de controle distribuído (SDCD), cuja função primordial é o controle e a supervisão de processos de forma a permitir uma “otimização” da produtividade industrial, estruturada na diminuição de custos de produção, melhoria na qualidade dos produtos, precisão das operações, segurança operacional, entre outros. Para tanto, são utilizadas técnicas de processamento digitais (discreto).

O sistema é dotado de processadores e redes redundantes e permite uma descentralização do processamento de dados e decisões, através do uso de unidades remotas na planta. Além disso, oferece uma poderosa interface homem-máquina (IHM) que permite o interfaceamento com controladores lógicos programáveis (CLP), controladores Proporcional-Integral-Derivativo (PID) através de equipamentos de comunicação digital e sistemas em rede. [4]

A Figura 2.2 mostra uma representação simplificada de um SDCD.

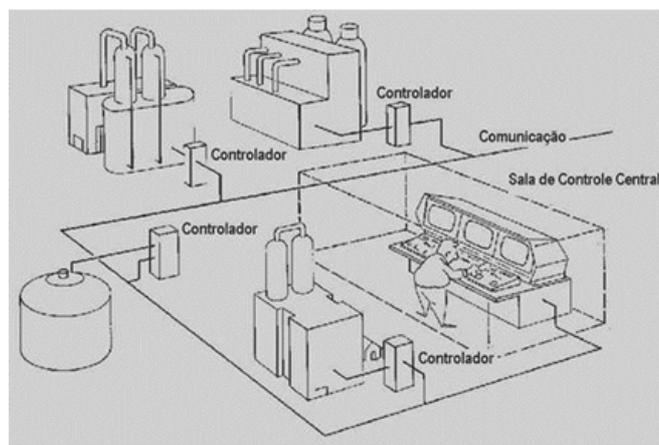


Figura 2.2. Visão geral e simplificada de um SDCD [4].

## 2.1 – A CALCINAÇÃO

A calcinação é um processo de tratamento térmico aplicado a minérios e outros materiais sólidos a fim de provocar uma decomposição térmica, transição de fase ou remoção de uma fração volátil [6].

Uma das principais características desse processo é a utilização de uma fase gasosa para transferir o calor necessário e, simultaneamente, arrastar os produtos gasosos da decomposição. As temperaturas de calcinação variam de acordo com as substâncias e, quanto maiores forem a temperatura e o tempo de exposição ao calor, maiores serão as modificações na estrutura e na morfologia do calcinado [6]. Todo esse processo ocorre dentro de um forno calcinador, representado esquematicamente na Figura 2.3. A fotografia (Figura 2.4) mostra uma foto real dos sete calcinadores que operam atualmente na Hydro Alunorte. Cada calcinador é identificado por uma letra, de “A” a “G”.

Na Hydro Alunorte, o objetivo do processo de calcinação é eliminar a água de cristalização que está quimicamente ligada à molécula de hidrato de alumínio ( $\text{Al}_2\text{O}_3 \cdot 3\text{H}_2\text{O}$ ) e é retirada sob a forma de vapor de água, tornando-se, após a calcinação, em óxido de alumínio ou simplesmente alumina ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ).

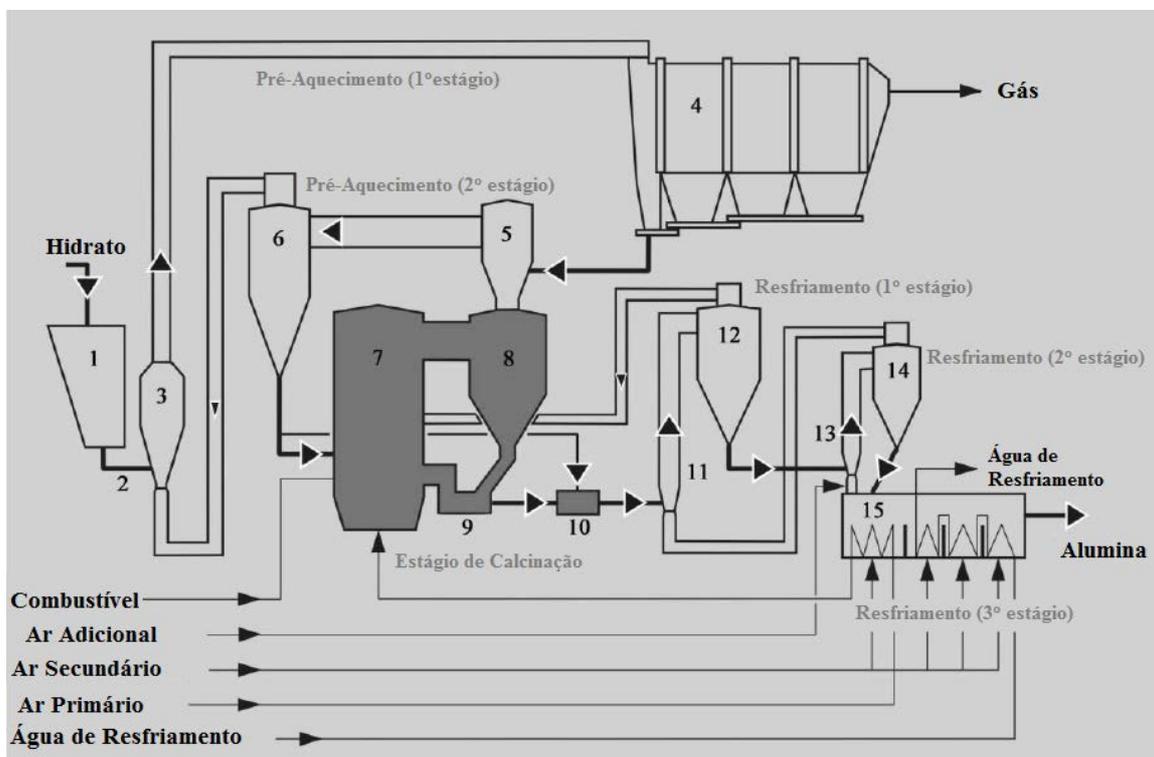


Figura 2.3. Representação de um calcinador [7].

No estágio I de pré-aquecimento, o hidrato é alimentado no silo, conhecido como bin (1) e sai através de uma rosca de alimentação (2) em direção ao secador Venturi (3). No Venturi, os sólidos são misturados com o gás vindo do ciclone (6) do estágio II de pré-aquecimento. O gás é capaz de evaporar toda a umidade contida no hidrato. O hidrato segue pelo gás através de um equipamento chamado de elevador pneumático até o precipitador eletroestático (ESP) de dois estágios (4). O primeiro estágio do ESP consiste de um separador mecânico, onde parte do sólido arrastado precipita gravitacionalmente. A corrente de ar com os finos de sólido é direcionada ao segundo estágio do ESP, onde o ar é limpo por precipitação eletrostática dos finos, sendo em seguida liberado na chaminé.

Os sólidos coletados movem-se gravitacionalmente para o fundo do estágio mecânico do ESP, onde uma corrente de ar transfere todo o sólido para o pote de elevação pneumática (5) no estágio II de pré-aquecimento. Os sólidos são descarregados na parte inferior do Venturi (5) e são conduzidos juntamente com o ar quente até o ciclone (6) do estágio II de pré-aquecimento.

O hidrato proveniente do ESP, que deixa o topo do ciclone (8) de reciclo, é parcialmente (quimicamente) desidratado devido à temperatura do ar, sendo a corrente produto, ar+sólido, separada pelo ciclone (6) do estágio II de pré-aquecimento. A porção principal do sólido pré-aquecido, proveniente do ciclone (6), alimenta a fornalha do calcinador (7) através de um pote de selagem, que funciona como um selo de pressão do material de alimentação dentro do calcinador. A parte do sólido proveniente do estágio II de pré-aquecimento, que não entrou na fornalha, seguirá por bypass para o pote misturador (10).

Em um calcinador de leito fluidizado (FBC) normalmente são utilizados gás natural e óleo combustível pesado (óleo BPF) como combustíveis para aquecer o ar de fluidização e promover a quebra do hidróxido. Devido à velocidade de fluidização, os sólidos conduzidos para fora do FBC são recuperados por ciclones como (8), onde o gás exausto é separado dos sólidos. Os sólidos retornam para o FBC através de um pote de selagem especial (9) agregado. Neste pote de selagem, os sólidos também estão fluidizados facilitando a circulação dos mesmos. As temperaturas, tanto do gás quanto dos sólidos, são praticamente idênticas nos três estágios de calcinação.

Uma corrente de sólidos é retirada do pote de vedação (9) alimentando o misturador (10), que também recebe sólidos parcialmente desidratados do bypass do Estágio II de Pré-Aquecimento.

A alumina descarregada da fornalha segue para ser resfriada através dos estágios I e II de resfriamento por contato direto com ar na direção oposta. Ambos os estágios operam em série consistindo de um duto de elevação pneumático e um ciclone de ar secundário. Por fim, o estágio III de resfriamento funciona como um resfriador de leito fluidizado.

No estágio I de resfriamento a alumina proveniente da fornalha é primeiramente misturada no duto de elevação (11) com ar pré-aquecido proveniente do Estágio II de Resfriamento e em seguida é transportada para o ciclone de ar secundário (12).

Este ar pré-aquecido é então separado e encaminhado ao forno como ar secundário a ser injetado na zona de combustão. A alumina deixa o fundo do ciclone (12) alimentando outro duto de elevação através de um selo rotativo de pressão. Os sólidos são misturados com o ar efluente do estágio III de resfriamento em leito fluidizado (15) e novamente transportados verticalmente ao ciclone (14). Ar frio adicional é injetado neste ponto via sopradores. Os sólidos do ciclone (14) são descarregados gravitacionalmente no estágio III de resfriamento em leito fluidizado (15). Os vários estágios de resfriamento funcionam em contra corrente com o ar como meio de arrefecimento do sólido ao mesmo tempo em que recuperam calor de queima ao manter o excesso de entalpia do sólido calcinado no loop de reação através do ar secundário efluente do ciclone (12).

No final do estágio III de resfriamento em leito fluidizado, água de resfriamento é utilizada em tubos para ajuste de temperatura do produto final. A alumina deixa o Estágio III de Resfriamento através de um sistema de transporte pneumático.



Figura 2.4. Os calcinadores da Hydro Alunorte [7].

## 2.2 – O PROCESSO DE COMBUSTÃO NA FORNALHA

Conforme descrito na seção 2.1, a alumina passa por um processo de combustão dentro da fornalha, para que seja removida a última molécula de água do hidrato, uma vez que as outras duas moléculas são removidas nos estágios iniciais do processo.

De uma maneira geral, define-se combustão como uma reação química exotérmica entre duas substâncias ditas combustível e comburente, ocorrendo a altas temperaturas e com ritmos intensos [9].

Há uma grande variedade de materiais ou compostos que podem ser considerados combustíveis; porém, a maior parte daqueles empregados industrialmente é composta basicamente de carbono, hidrogênio, oxigênio, enxofre e nitrogênio.

Na operação normal do calcinador, o combustível utilizado é o óleo BPF do tipo A1 que contém um baixo teor de enxofre em sua composição. Este óleo é injetado através de quatro queimadores, montados nas paredes laterais inferiores do forno (Figura 2.5).



Figura 2.5. Queimador de óleo BPF (vista lateral da fornalha) [8].

Antes de entrar no forno, ainda no tanque de estocagem, o óleo permanece com uma temperatura de aproximadamente 60°C. Em seguida, ele é aquecido para reduzir sua viscosidade, até uma temperatura entre 120°C e 140°C.

Na entrada dos queimadores acontece o processo de atomização do óleo, processo no qual o vapor é inserido nos queimadores juntamente com o combustível, para pulverizar o óleo em pequenas gotículas.

Para completar a reação de combustão, é utilizado o oxigênio do ar atmosférico como comburente.

O ar é injetado no sistema por equipamentos conhecidos como sopradores, que succionam o ar da atmosfera e o enviam para o processo, após uma etapa de aquecimento.

A injeção de ar na fornalha é dividida em ar primário, ar secundário e ar adicional.

O ar primário utilizado no processo de combustão é introduzido na fornalha através de difusores localizados na base do forno, formando uma “grelha de fluidização”. O suprimento de ar primário é feito através do soprador identificado como 1, a uma temperatura de aproximadamente 550°C.

O ar secundário tem finalidades distintas, pois além de complementar o ar total de combustão, ele também é utilizado para resfriar e fluidizar a alumina nos resfriadores, transportar o hidrato na calha fluidizada e no elevador pneumático, entre outros. A injeção de ar secundário acontece através de um anel localizado acima dos queimadores de óleo BPF, a uma temperatura aproximada de 630 °C. Os sopradores responsáveis pela captação do ar secundário são os sopradores 5 e 6.

O ar adicional é apreendido pelos sopradores 2, 3, 4, 8, 9 e 10. É utilizado para controle de oxigênio e da eficiência da combustão [8].

Cada soprador tem uma capacidade específica de injeção de ar no processo.

O ar total utilizado na combustão, dentro da fornalha é calculado a partir da soma desses três tipos de ar.

Com todos os componentes necessários à combustão dentro da fornalha, forma-se o chamado leito fluidizado de circulação.

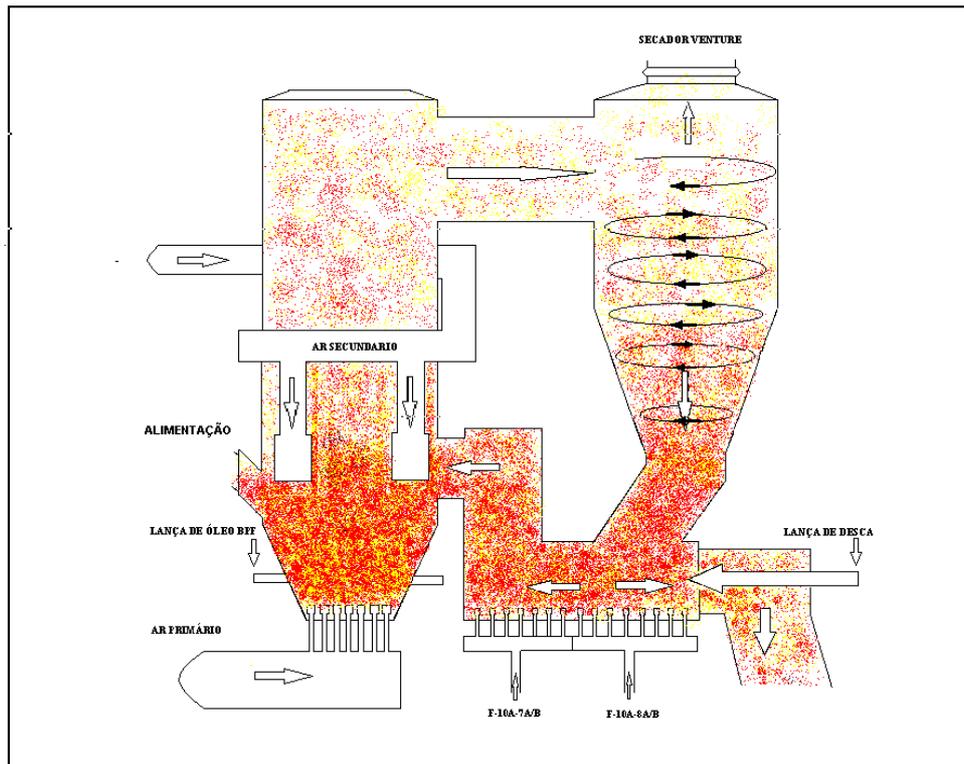


Figura 2.6. Calcinador de leito fluidizado [8].

Para compreender melhor a reação de combustão que acontece dentro da fornalha, é necessário conhecer a constituição química do combustível e comburente, apresentadas nas Tabelas 2.1 e 2.2, respectivamente.

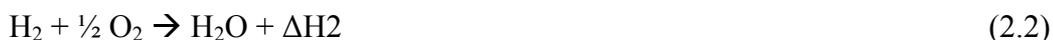
Tabela 2.1. Composição química típica do óleo BPF A1 [9].

Elemento	Quantidade (%)
Carbono	86,50%
Hidrogênio	10,70%
Enxofre	2,70%
Nitrogênio	0%
Oxigênio	0%

Tabela 2.2. Composição química do ar atmosférico (ambiente) [9].

Elemento	Em massa (%)	Em volume (%)
Oxigênio	23,2%	21%
Nitrogênio	76,8%	79%

De uma forma geral e simplificada, as Equações 2.1, 2.2 e 2.3 descrevem a reação de combustão:



Onde  $\Delta H1$ ,  $\Delta H2$  e  $\Delta H3$  representam a energia liberada por unidade de massa, ou volume ou outra unidade qualquer, normalmente referidas às substâncias combustíveis.

Na prática, costuma-se denominar “combustão completa” ao processo que leva as substâncias combustíveis à sua forma mais oxidada e, “combustão incompleta” ao processo no qual os produtos de combustão são constituídos, em parte, por formas que representam oxidação parcial dessas substâncias [9].

As equações 2.1, 2.2 e 2.3 descrevem o processo de “combustão completa”, para a “combustão incompleta” as reações são descritas pelas Equações 2.4 e 2.5.



A ocorrência da “reação completa” ou “incompleta” depende de vários fatores, tais como: relação entre as massas de combustíveis e comburentes, temperatura na qual se processa a reação, tempo de permanência do combustível, presença ou não de catalisadores.

Portanto, em linhas gerais, o sistema em estudo é composto de quatro entradas e duas saídas, Figura 2.5 (a) e (b), sendo elas:

- **Entradas**

- 1) Vazão de ar (fornecido pelos sopradores), variável calculada no SDCD a partir da vazão nominal dos sopradores;
- 2) Vazão de óleo BPF, medida por instrumento instalado na entrada da fornalha;
- 3) Pressão do óleo BPF, medida por um instrumento na entrada da fornalha;
- 4) Hidrato, fornecido por uma rosca de alimentação, na entrada do calcinador, cuja velocidade é conhecida.

- **Saídas**

- 1) Temperatura (medida por termopares dentro da fornalha, em três pontos diferentes: topo, meio e base);

2) Teor de oxigênio (medido por uma sonda em uma tubulação na saída da fornalha, por onde passam todos os gases resultantes da combustão).

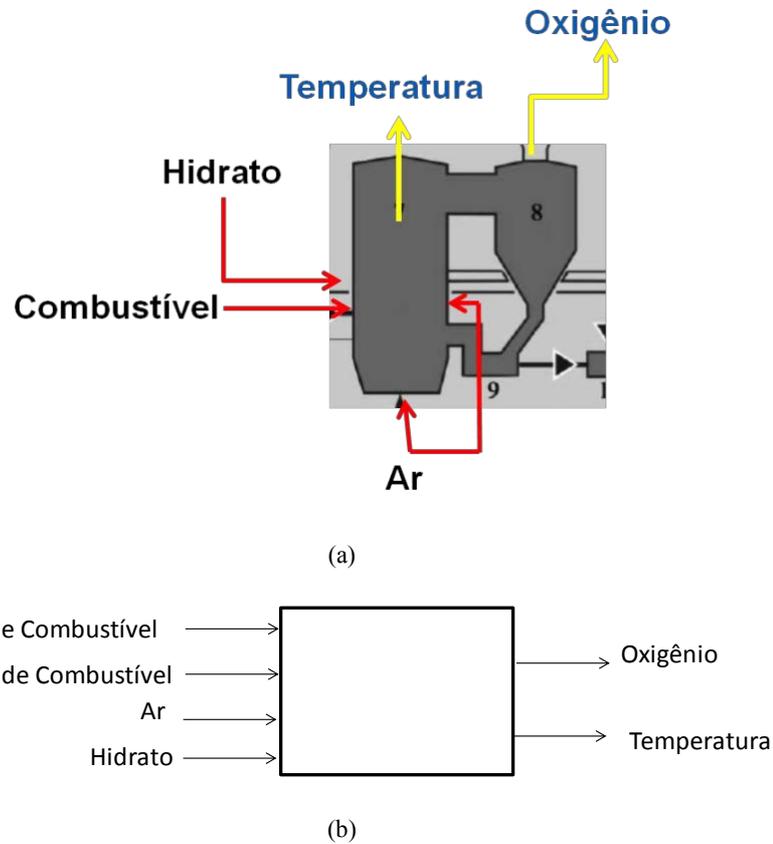


Figura 2.7. Entradas e saídas do sistema em estudo:  
 (a) representação esquemática (b) representação em diagrama de blocos.

Informações adicionais são apresentadas na Tabela 2.3.

Tabela 2.3. Entradas e saídas do sistema em estudo.

Item	Descrição	Range	Unidade
Entrada 1	Vazão de ar	0-200.000	Nm <sup>3</sup> /h
Entrada 2	Vazão de combustível (óleo BPF)	0-12	t/h
Entrada 3	Pressão de combustível (óleo BPF)	0-13	bar
Entrada 4	Velocidade da rosca de alimentação de hidrato	0-100	%
Saída 1	Temperatura da fornalha	0-1200	°C
Saída 2	Teor de oxigênio	0-21	%

Conforme mencionado anteriormente, a variável de ar, considerada como entrada do sistema é obtida através de um cálculo no qual são somadas as capacidades de cada soprador. Todos os sopradores de ar primário e secundário fornecem uma vazão constante de ar, desconsiderando-se, é claro, as perdas de eficiência de cada equipamento. Dos sopradores de ar adicional, apenas o soprador 2 tem capacidade variável, de acordo com a velocidade de rotação, que é controlada por um inversor de frequência; os demais apresentam vazão constante.

A entrada de hidrato, diferentemente da vazão de ar, é uma variável física e não calculada, mas também não é obtida de forma direta. Seria natural esperar que essa variável fosse dada em toneladas, expressando diretamente a quantidade de hidrato que entra no forno para ser calcinado. Entretanto, na prática, essa informação é fornecida pela velocidade (medida) da rosca de alimentação do forno, expressa em percentual.

A rosca de alimentação, ou transportador helicoidal, como também é chamado, tem a capacidade de alimentar o calcinador com 230t de hidrato por hora, sua velocidade igual a 4,5 rpm, com motor de 90kW, com velocidade variável, controlada por um inversor de frequência, e medida em tempo real.

O óleo BPF, utilizado como combustível, é injetado dentro da fornalha por quatro bicos atomizadores, comumente chamados de lanças, através do processo de pulverização. Para que esse processo aconteça, é utilizado vapor, cuja vazão é medida e monitorada para cada lança individualmente. Este passo é de grande importância, e uma boa atomização é essencial para o processo de combustão [16]. Adicionalmente, há também uma medição de pressão do óleo e de vazão total (geral). A pressão do óleo está diretamente relacionada com a eficiência da combustão, já que uma pressão irregular afeta a atomização podendo levar a uma combustão incompleta ou até mesmo ocasionar a extinção da chama e posterior acumulação de combustível dentro da fornalha [16].

### **2.2.1 – Oxigênio/ar estequiométrico**

Quando o oxigênio fornecido ao processo é “teoricamente” o necessário e suficiente para oxidar completamente os elementos combustíveis, diz-se que a reação é estequiométrica. Quando a quantidade do oxigênio é maior fala-se em excesso de oxigênio; em caso contrário, fala-se em falta de oxigênio, situação na qual não se pode realizar a combustão completa dos elementos constituintes do combustível.

Como usualmente o oxigênio é retirado do ar atmosférico, fala-se em excesso ou falta de ar, sendo este constituído, basicamente, de oxigênio e nitrogênio nas proporções já indicadas na Tabela 2.2.

Fazendo-se a estequiometria da combustão, é possível determinar a quantidade de ar e combustível a serem consumidos, bem como a quantidade de gases a serem gerados, em massa e volume, dando origem à chamada relação ar/combustível ou relação ar/óleo, assim intitulada quando o combustível é um óleo como o BPF A1, como mostra a Equação 2.6, por exemplo [12].

$$\text{Relação } \frac{AR}{COMBUSTÍVEL} = \frac{\text{massa de ar admitida}}{\text{massa de combustível admitida}} \quad (2.6)$$

Para a aplicação do calcinador, foco deste trabalho, a relação ar/óleo ideal definida pelo fabricante, com base na estequiometria da reação, é de 10.4.

No entanto, apesar da definição dessa relação estequiométrica, na maioria das vezes, a combustão se processa com uma quantidade de ar diferente da estequiométrica. Define-se então o coeficiente de ar ( $\lambda$ ) conforme a Equação 2.7.

$$\lambda = \frac{\text{massa de ar utilizado}}{\text{massa de ar estequiométrico}} \quad (2.7)$$

Ou ainda conforme a Equação 2.8.

$$\lambda = \frac{\text{volume de ar utilizado}}{\text{volume de ar estequiométrico}} \quad (2.8)$$

Com esta definição, tem-se  $\lambda=1$  para combustão estequiométrica,  $\lambda > 1$  para combustão com excesso de ar e  $\lambda < 1$  para combustão com falta de ar.

A partir do coeficiente de ar ( $\lambda$ ) pode-se calcular o chamado excesso de ar ( $\alpha$ ), relacionado pela Equação 2.9:

$$\alpha = 100 * (\lambda - 1) \quad (2.9)$$

É expresso em porcentagem, e é administrado na saída da fornalha.

Utiliza-se algumas vezes o índice de excesso de ar ( $e$ ) que representa o ar excedente administrado à fornalha, Equação 2.10 [9].

$$\lambda = 1 + e \quad (2.10)$$

O valor ótimo do excesso de ar ( $\alpha_{\text{ótimo}}$ ) é função do tipo e características do combustível, assim como do tipo de fornalha. É obtido experimentalmente pela análise dos produtos da combustão, durante o ajuste do equipamento de combustão. Seguindo-se esta metodologia experimental definiu-se o  $\alpha_{\text{ótimo}}$  do calcinador F como sendo igual a 14%.

Entretanto, em sistemas modernos de combustão, o coeficiente de excesso de ar ( $\alpha$ ) geralmente toma os seguintes valores [9]:

- Combustíveis sólidos: 15% a 30%;
- Combustíveis líquidos: 5% a 10%;
- Combustíveis gasosos: 2% a 5%;

A partir desses dados pode-se afirmar que:

- Se  $\alpha > \alpha_{\text{ótimo}}$ : Consumo excessivo de energia elétrica nos sopradores/ventiladores devido ao volume excedente de ar e gases que são movimentados pelos mesmos. O calor está sendo desperdiçado, já que é necessário aquecer quantidades excessivas de gases de combustão [15].

- Se  $\alpha < \alpha_{\text{ótimo}}$ : Combustão incompleta, podendo surgir CO, fuligem, cinzas, H<sub>2</sub> e CH<sub>4</sub>, causando poluição.

A Figura 2.8 ilustra bem este último caso, no qual  $\alpha < \alpha_{\text{ótimo}}$ , ela traz uma representação genérica do processo de queima em fornos, mostrando que existe uma forte relação entre o excesso de ar e a eficiência da queima, que pode ser percebida através dos gases produzidos após a combustão (expelidos pela chaminé).

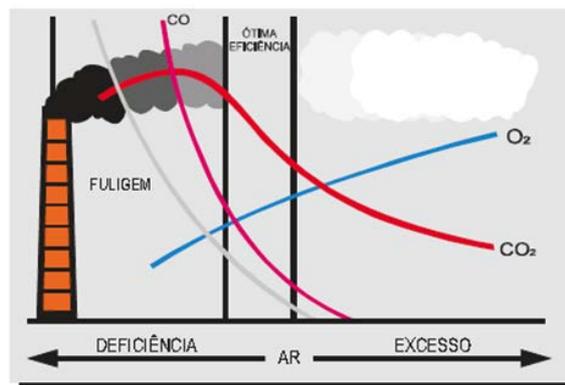


Figura 2.8. Eficiência da combustão e excesso de ar [17].

A partir da análise da imagem é possível perceber que:

- A fuligem e o CO começam a aparecer quando se reduz muito a quantidade de ar;
- O aumento da quantidade de ar não garante uma ótima eficiência da queima;
- No ponto de “ótima eficiência” a queima é completa, sem resíduos na saída da chaminé;
- A formação de CO, CO<sub>2</sub> e fuligem acontecem quando o ar é deficiente, o que leva a uma combustão incompleta.

## 2.3 – CARACTERÍSTICAS DO SISTEMA DE CONTROLE

Controladores do tipo Proporcional-Integral-Derivativo (PID) são largamente utilizados na indústria. Na Hydro Alunorte existem mais de 2000 controladores desse tipo, sendo a grande maioria apenas Proporcional-Integral (PI). Eles controlam os mais diversos processos: temperatura, vazão (fluxo), densidade, pressão, entre outros.

Em situações em que uma variável é difícil de ser controlada, devido a perturbações causadas por variações de uma outra variável, utiliza-se o conceito chamado de “controladores em cascata” [18].

Nesse tipo de configuração são utilizados dois controladores PID, sendo um controlador primário ou mestre, cuja variável medida deseja-se controlar, e um controlador secundário ou escravo, cujo *setpoint* será calculado a partir da saída do mestre. O escravo, por sua vez, atua sobre um elemento final de controle, como uma válvula, por exemplo, abrindo ou fechando-a, de modo a atingir o *setpoint* do mestre.

A principal vantagem da utilização dessa técnica é a diminuição do tempo de resposta do processo e a maior estabilidade.

A Figura 2.9 apresenta um exemplo de controle de temperatura de água de saída convencional – com realimentação (*feedback*) e a Figura 2.10 apresenta um exemplo de controle de temperatura em cascata com um controlador de vazão de vapor. O exemplo em questão é de um trocador de calor, equipamento responsável por aquecer a água utilizando a energia liberada pela troca térmica dela com o vapor de entrada (mais quente).

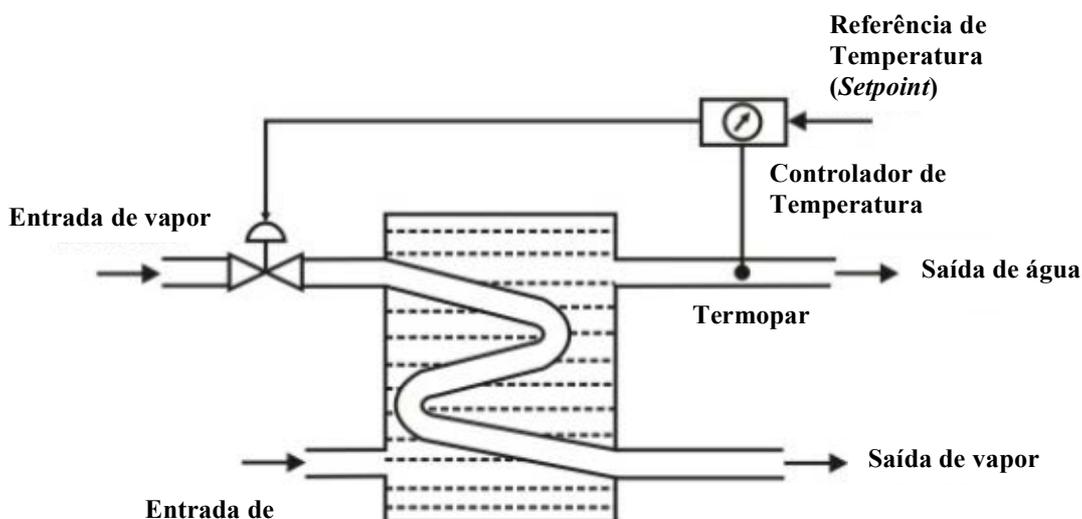


Figura 2.9. Controle de temperatura convencional com realimentação [19].

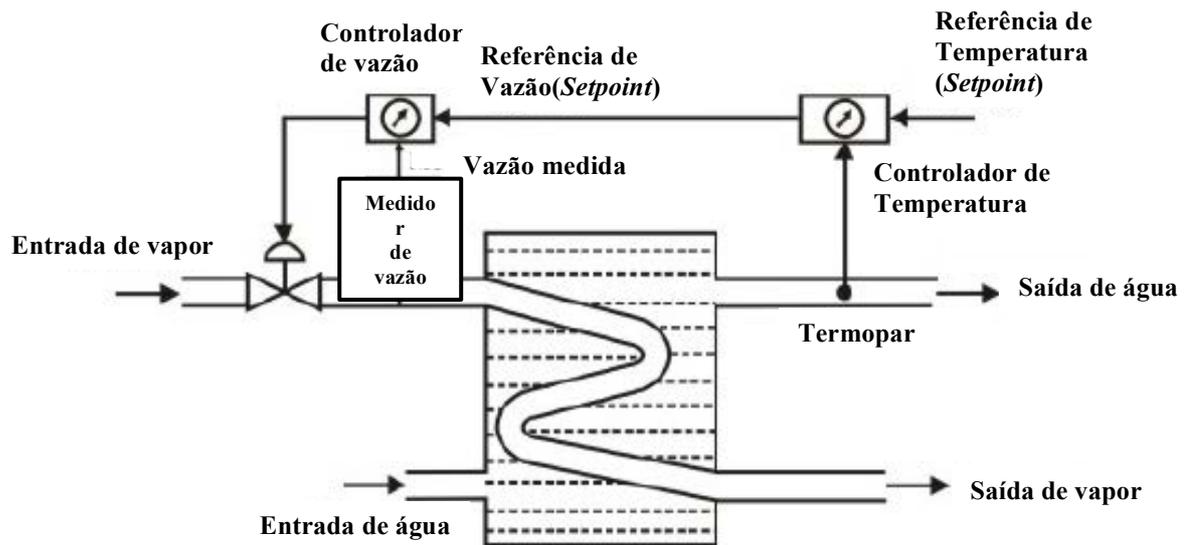


Figura 2.10. Controle de temperatura em cascata com controlador de vazão [19].

Outra técnica muito conhecida e difundida na indústria é a de controle antecipatório, ou *feedforward*. Diferentemente do controle convencional (*feedback*), que espera a dinâmica do processo ocorrer para daí então medir o resultado na saída do processo, o controle *feedforward* monitora possíveis variações já na entrada do produto da variável controlada e as transmite para o controlador de malha fechada atuar “antecipadamente” sobre a variável manipulada. Na Figura 2.11 pode-se observar de que forma isso ocorre.

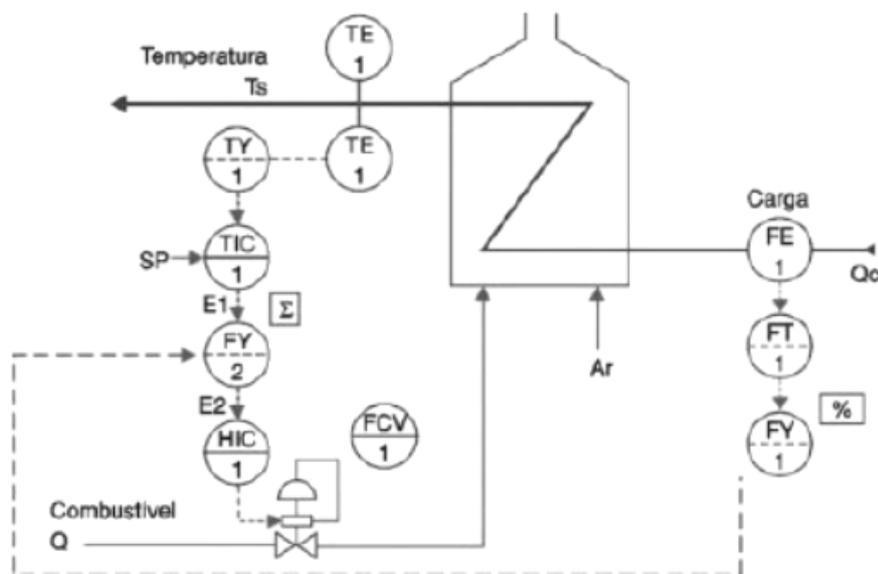


Figura 2.11. Controle *feedforward* [20].

O objetivo do processo representado na Figura 2.11 é aquecer e manter a temperatura ( $T_s$ ) dentro de um valor previamente ajustado (*setpoint*). Para manter o equilíbrio do sistema, sabe-se que para diferentes valores de vazão de entrada (carga) do fluido a ser aquecido, tem-se diferentes posições de abertura da válvula de controle (FCV).

Admitindo-se que o sistema esteja estável, no momento em que a carga aumentar, deverá aumentar também a quantidade de combustível que servirá para aquecer o forno. Logo, se para realizar esta tarefa, optar-se por uma malha de controle simples, com apenas um controlador PID, assim que o aumento de carga ocorrer, o controlador somente irá modificar a posição da válvula de controle (FCV) depois que “sentir” uma diminuição no valor da temperatura  $T_s$ . Então, dependendo da constante de tempo do sistema (tempo de resposta), o processo tenderá a oscilar a temperatura, tornando  $T_s$  instável.

Por outro lado, optando-se por um controle *feedforward* (proposto na Figura 2.11), tão logo aumente a carga, um sinal proporcional a este aumento é enviado à malha de controle através de um transmissor de vazão (FT1), que é somado ao sinal de saída do controlador de temperatura (TIC) através do somador FY2, que por sua vez, se encarregará de, antecipadamente, adicionar mais combustível ao sistema. Desta forma, a malha de controle *feedforward* “antecipa” as variações medidas já na entrada da variável controlada, e impede ou minimiza as oscilações no valor de temperatura da variável controlada  $T_s$  [20].

A implementação dessa técnica é feita adicionando-se (ou subtraindo-se) um ganho ao sinal de saída do controlador PID, conforme Figura 2.12.

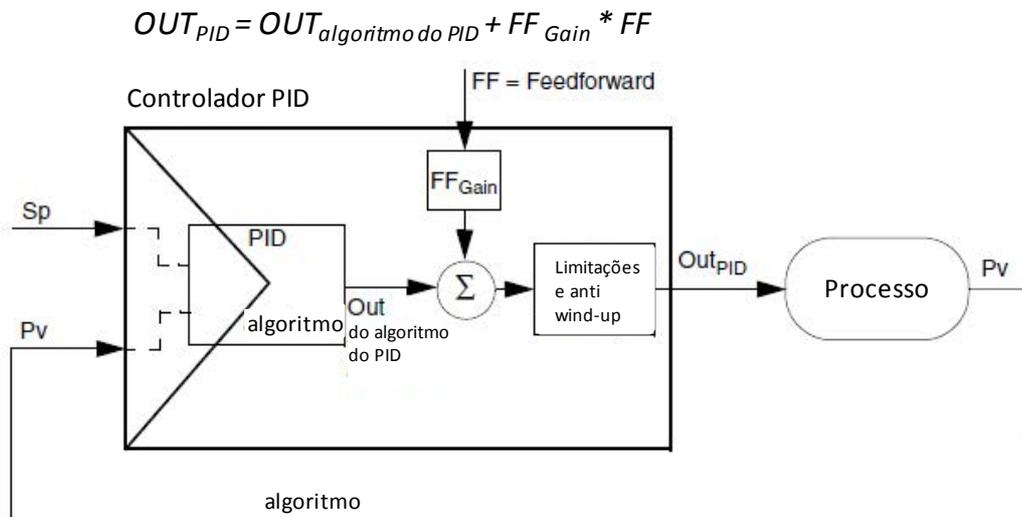


Figura 2.12. Implementação do controle *feedforward* [21].

### 2.3.1 – Controle de temperatura

A variável mais importante no processo de calcinação é a temperatura, por isso o controle de temperatura é o principal controle do calcinador.

O objetivo primordial do sistema de controle é mantê-la em torno de 950°C a 1000°C para assegurar que a última molécula de água seja removida e a alumina produzida atenda a parâmetros mínimos de qualidade.

Atualmente o controle de temperatura é feito utilizando as duas técnicas mencionadas anteriormente: malhas de controle em cascata e controle *feedforward*, conforme a Figura 2.13, onde:

$G_{c1}(s)$  – Controlador de Temperatura (PID)

$$G_{c1}(s) = 2.3 \left( 1 + \frac{1}{200s} + \frac{40s}{1 + 2s} \right) + FF_{Gain}$$

$$K1 = 0.12$$

$G_{c2}(s)$  – Controlador de Vazão de Óleo Combustível (PI)

$$G_{c2}(s) = 0.5 \left( 1 + \frac{1}{10s} \right)$$

$G_p(s)$  – Planta (fornalha)

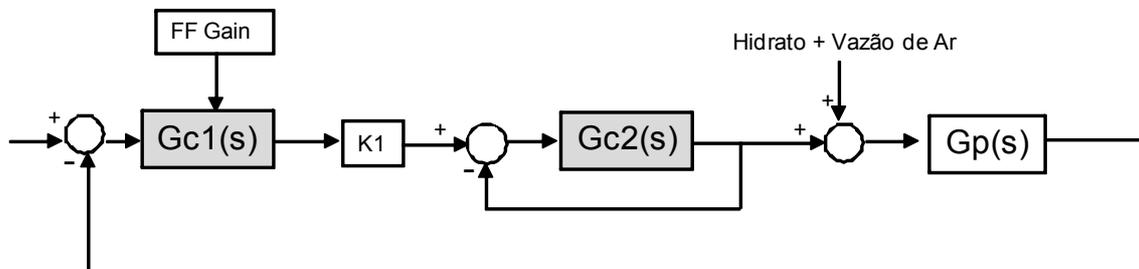


Figura 2.13. Diagrama de blocos representativo do sistema de controle de temperatura com dois PIDs em cascata e *feedforward*.

O sistema funciona da seguinte forma: O controlador PID de temperatura (mestre) recebe o valor da temperatura da fornalha através da medição de um instrumento. Esse valor é indicado na variável MV, na tela do PID (Figura 2.14). O valor desejado de temperatura é inserido pelo operador do supervisório no campo SP (*setpoint*). O algoritmo do PID processa as informações e a saída calculada é adicionado o ganho do *feedforward* ( $FF\ Gain$ ). O resultado final é colocado no campo OUT (do inglês *output* – saída), que representa a saída do PID.

O ganho do controle *feedforward* apresentado foi calculado pelo fabricante do calcinador, a empresa Outotec®, e foi concebido de forma a “antever” os movimentos da rosca de alimentação de hidrato, de forma que o controle de temperatura seja o mais estável possível. Detalhes desse cálculo não são conhecidos.

O controlador de vazão de combustível funciona de forma semelhante, mas com uma diferença: o valor de SP não é inserido manualmente pelo operador como no caso anterior, ele é inserido pelo próprio sistema de controle (SDCD), através de um cálculo de conversão de unidades (representado por K1 no diagrama de blocos), que utiliza a saída do PID mestre. Apenas o PID escravo tem conectado em sua saída um elemento final de controle. Nesse caso, uma bomba com velocidade variável. A partir do *setpoint* recebido, o controlador escravo processa e calcula o valor de referência, que é enviado para um inversor de frequência que, por sua vez, controla a velocidade da bomba, de forma a aumentar ou diminuir a vazão de combustível para a fornalha.

Dessa maneira a vazão de combustível aumenta ou diminui para manter a temperatura o mais estável possível. É importante perceber que o controle da temperatura não leva em consideração a injeção de ar (comburente), sendo todo feito pelo combustível. Esse tipo de técnica de controle, baseada apenas no óleo traz uma grande desvantagem econômica para o processo: o descontrole no excesso de ar.

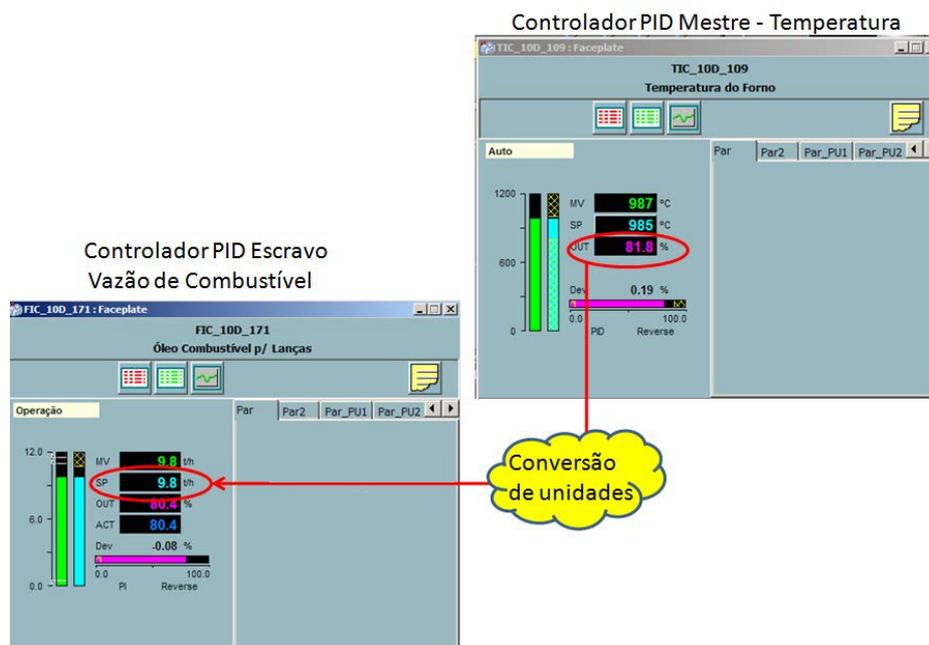


Figura 2.14. Telas do SDCD para o sistema de controle de temperatura.

### 2.3.2 – O problema do excesso de ar

O excesso de ar é fator determinante da eficiência da combustão, pois controla o volume, temperatura e entalpia dos produtos da combustão. Um grande excesso de ar é indesejável, pois quanto maior for a quantidade de ar que deve ser aquecida pela chama, menor será a temperatura resultante na mesma, o que leva a uma menor troca de calor por radiação e como consequência, diminui a temperatura e a eficiência do forno (fração do calor liberado na combustão, que é aproveitado), além de reduzir a capacidade do mesmo. Sendo o controle de temperatura feito pela quantidade de combustível injetado na fornalha, um grande excesso de ar também leva a um aumento no consumo de combustível, que passa a queimar em maior quantidade para compensar a redução da temperatura.

No entanto, a operação do forno sem excesso de ar é indesejável, pois levaria à combustão incompleta, por ser impraticável a homogeneização perfeita entre o ar e o combustível.

Pode-se dizer então que a importância do controle adequado do excesso de ar é óbvia e representa um recurso importante de operação econômica dos equipamentos que queimam combustíveis [9].

A seguir é apresentado, na Figura 2.15, o gráfico do excesso de ar no calcinador “F” da Hydro Alunorte, no período de 01/10/2014 a 31/12/2014.

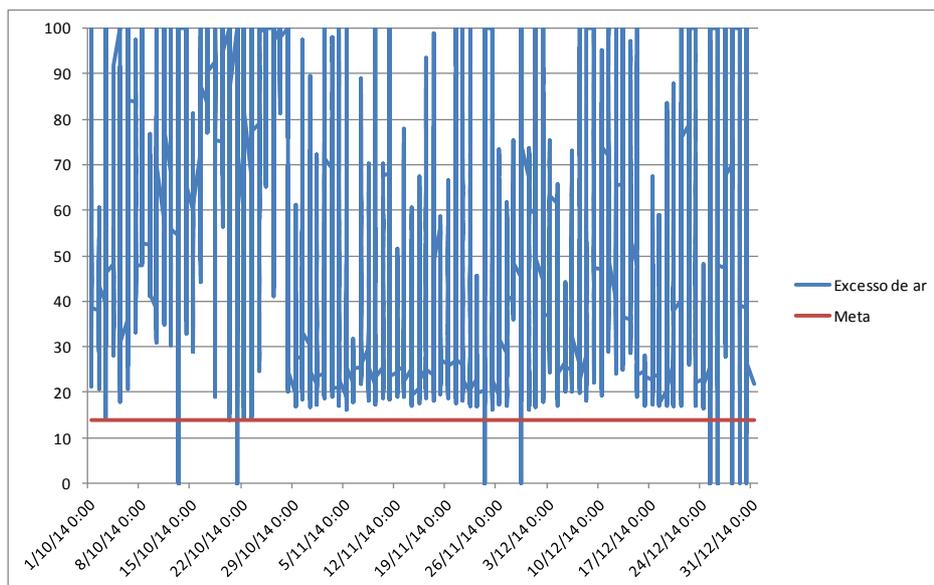


Figura 2.15. Excesso de ar no calcinador “F”.

Analisando-se o gráfico é fácil concluir que o excesso de ar, embora seja calculado no sistema e esteja disponível para a operação da área de calcinação, não é controlado. Calculando-se a média do valor no período analisado, o valor obtido é de 49,12%, sendo que a meta é de 14%.

## **2.4 – ANÁLISE DO SISTEMA**

Antes de entrar no problema de identificação propriamente dito é importante entender como se comportam, em sua maioria, os sistemas industriais e, mais profundamente, o sistema em estudo nesse trabalho.

Grande parte dos sistemas industriais apresentam as características listadas a seguir [11].

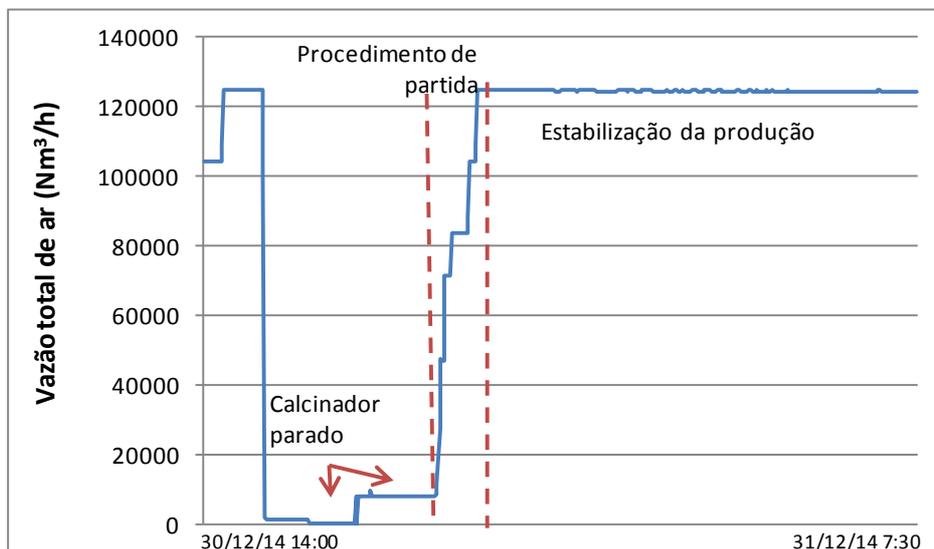
- Processos contínuos: Um processo contínuo opera em um estado estacionário por um longo período de tempo. Em cada ponto de operação o processo trabalha em uma condição de equilíbrio na qual as variações da composição do material são pequenas e condições de processo tais como: temperaturas, pressões e vazões são mantidas o mais constante possível ou dentro de faixas de variação pré-estabelecidas. Em geral, processos contínuos podem ser efetivamente controlados usando modelos lineares, pelo menos para cada ponto de operação. Isso é possível porque sistemas não lineares podem ser aproximados por funções lineares, em torno dos pontos de equilíbrio do sistema. Os momentos em que essa aproximação não é aceitável, geralmente, acontecem em situações de partida e/ou paradas dos sistemas, momentos nos quais as não linearidades dos processos se tornam dominantes.

Outras características relevantes dos processos contínuos incluem também: dinâmica de variação no tempo lenta; possibilidade de existência de atrasos no processo e nas medições das variáveis; a modelagem a partir das equações que regem a física dos processos é extremamente trabalhosa e geralmente leva a um conjunto de equações diferenciais.

- Processos em batelada: A dinâmica dos sistemas em batelada está fortemente relacionada com a quantidade, composição física e propriedades do material a ser processado. De um “lote” para outro podem ocorrer mudanças significativas de comportamento e mudanças nas constantes de tempo, portanto, cada operação, do início ao fim, deve ser controlada com cuidado. Nesse tipo de sistemas, em particular, erros de operação ou no sistema de controle podem levar à perda do lote completo do produto,

diferentemente dos processos contínuos, nos quais o produto “danificado” pode ser descartado, armazenado em algum local específico ou aproveitado futuramente, através de *blending* (mistura).

A partir das informações que já foram apresentadas sobre o processo de combustão que acontece dentro da fornalha de um calcinador industrial e das definições apresentadas acima, pode-se concluir que se trata de um processo contínuo. Os gráficos das Figuras 2.16 e 2.17 mostram claramente diferentes momentos de operação do forno, entre os quais é possível perceber a variação que ocorre quando há uma mudança na faixa de operação do sistema. No jargão da refinaria diz-se que o forno pode operar em dois modos: “reduzido”, quando a vazão de óleo combustível está abaixo de 9 t/h ou em “máxima produção”, quando esta vazão encontra-se entre 9 e 10 t/h. São apresentados também momentos de partida e parada do equipamento, que evidenciam a existência de não linearidades durante essas situações. Em termos práticos, durante os momentos de partida e parada os controladores PIDs não operam em modo cascata, já que não apresentam boa resposta nessas situações, eles são colocados em modo manual e os operadores, devidamente treinados, comandam os procedimentos até que o forno se estabilize, e só então, os controladores são colocados em cascata.



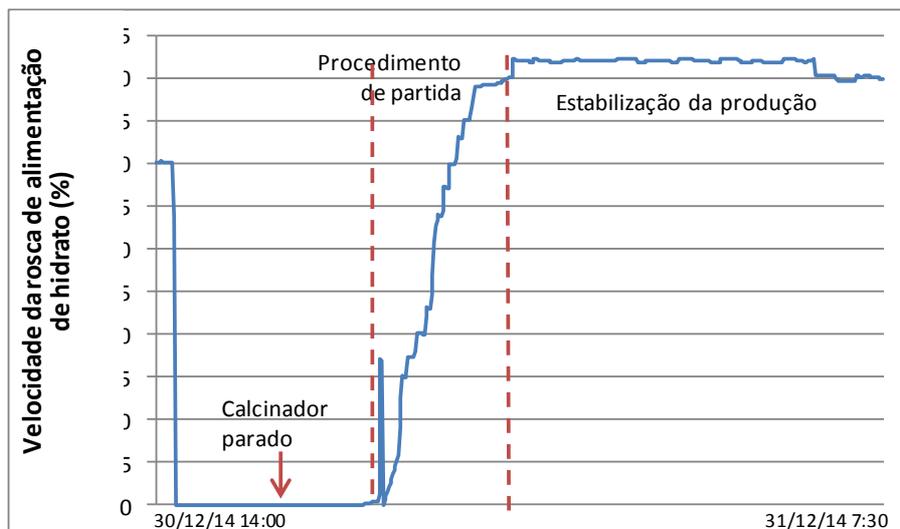
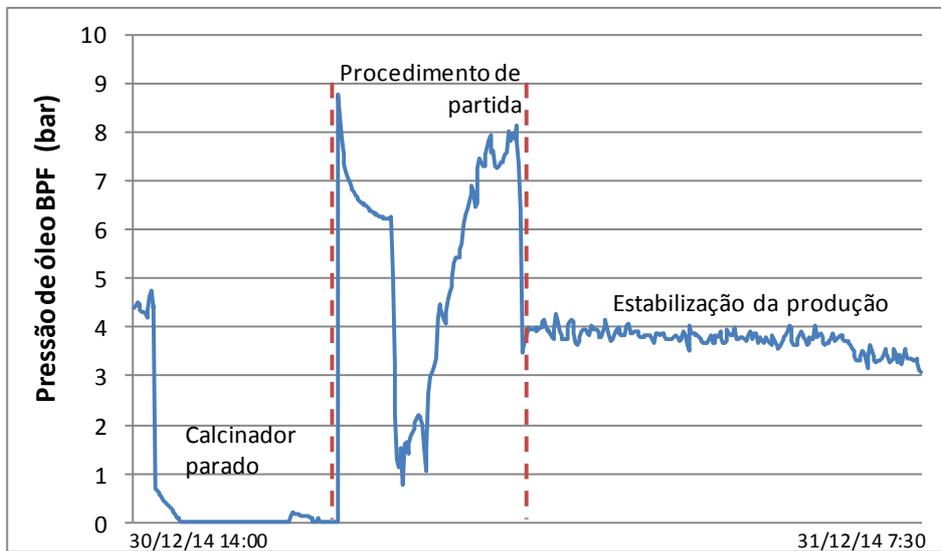
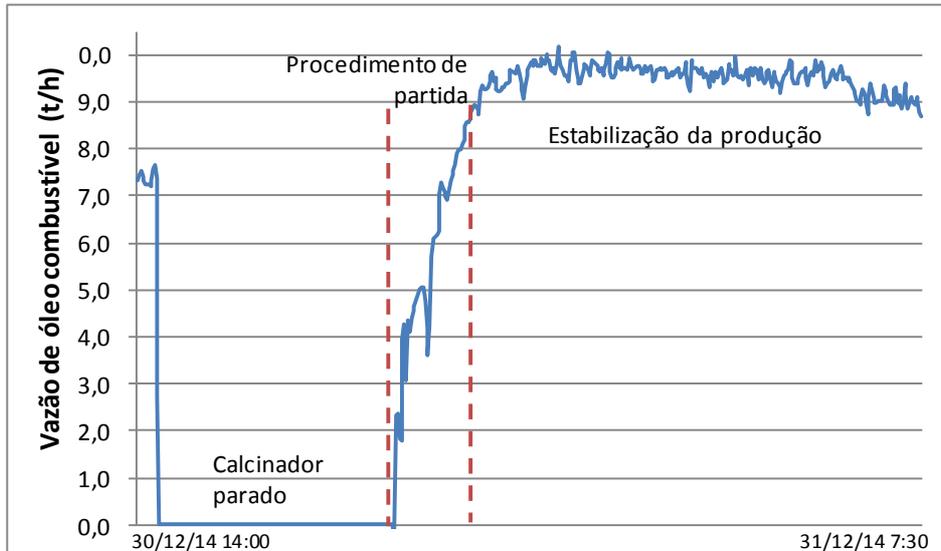


Figura 2.16. Entradas do sistema em momentos diferentes de operação.

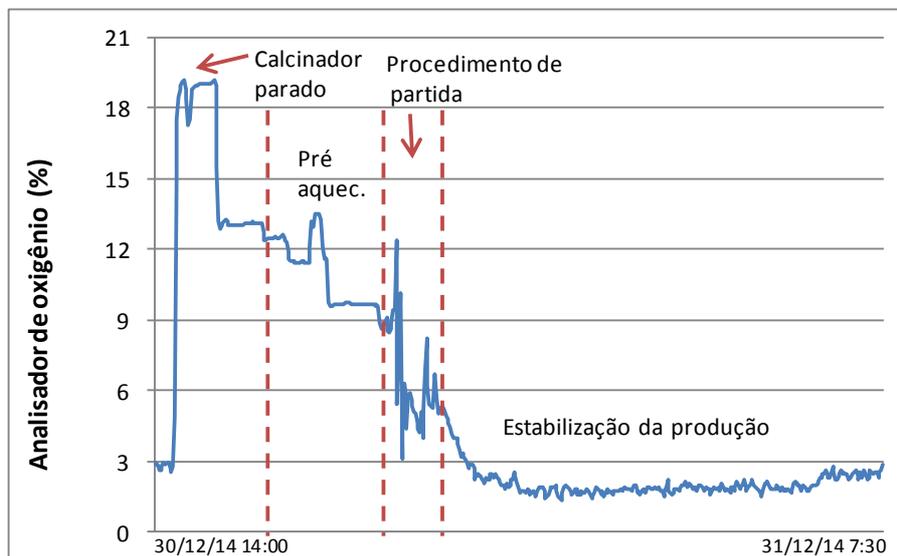
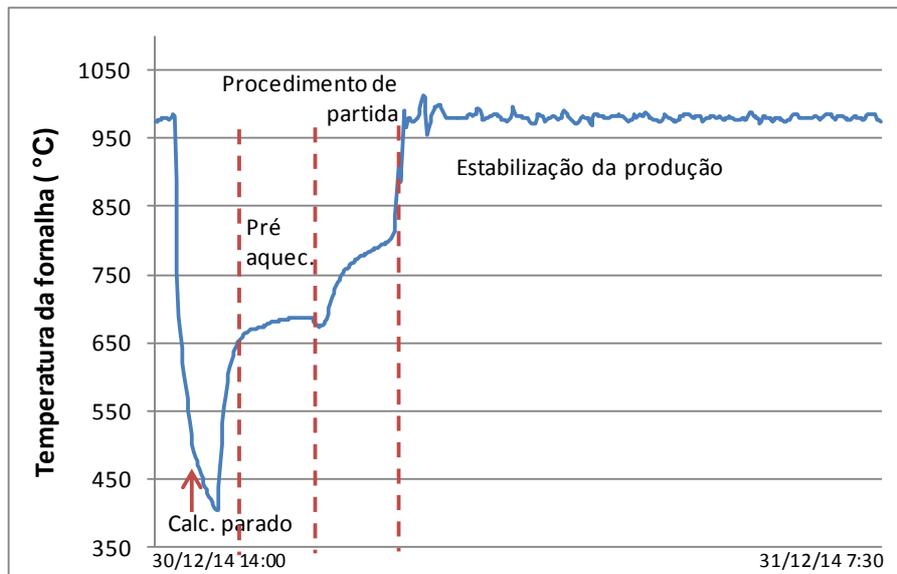


Figura 2.17. Saídas do sistema em momentos diferentes de operação.

Ao se buscar um modelo matemático que relacione dinamicamente duas variáveis de um sistema, parte-se do pressuposto de que há correlação significativa entre tais variáveis que justifique o modelo. Esta correlação é evidenciada nos gráficos anteriores, por exemplo: no fim do período analisado (de 14 horas do dia 30/12/2014 às 7 horas e 30 minutos do dia 31/12/2014), acontece uma pequena redução da velocidade da rosca de alimentação de hidrato, certamente conduzida pelo operador do sistema manualmente (não há malha de controle para essa variável), conseqüentemente, há uma pequena queda do óleo, realizada pelo controlador de vazão de óleo, que recebe comando de seu mestre, o controlador de temperatura, já que nesse momento as malhas estavam operando em cascata. O controlador de temperatura, por sua vez, ordena a

redução do óleo de forma antecipada, devido à existência do ganho *feedforward*. Também é notório que em nenhum momento há redução da vazão de ar.

Analisando-se o excesso de ar no mesmo período, observa-se, mais uma vez, a grande quantidade de ar que fica em excesso na fornalha, sempre acima da meta estabelecida como mostra a Figura 2.18.

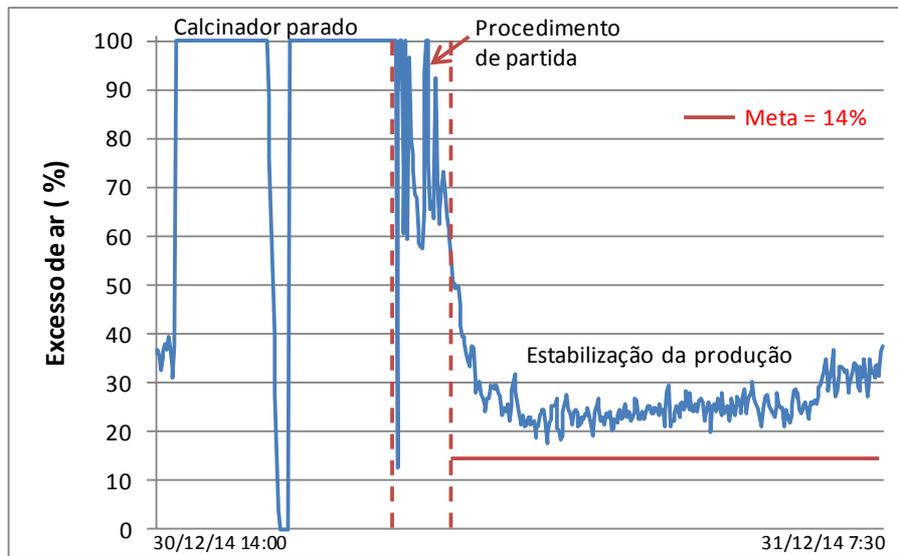


Figura 2.18. Excesso de ar.

## CAPÍTULO 3

### IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

Modelagem matemática é a área do conhecimento que estuda maneiras de desenvolver e implementar modelos matemáticos de sistemas reais [13]. Há várias formas e técnicas de se obter modelos matemáticos, uma delas é a modelagem caixa branca. Nesse caso, faz-se necessário conhecer a fundo o sistema a ser modelado. Além de estar bem familiarizado com o sistema, para esse tipo de modelagem é necessário conhecer as relações matemáticas que descrevem os fenômenos envolvidos. Modelagem caixa branca também é conhecida como modelagem física ou da natureza do processo ou ainda modelagem fenomenológica ou conceitual. Infelizmente, devido ao conhecimento e tempo necessários para modelar um sistema partindo do equacionamento dos fenômenos envolvidos, nem sempre é viável seguir esse procedimento de modelagem [13]. Nesse trabalho existe ainda mais um agravante que dificulta uma modelagem caixa branca: a complexidade dos fenômenos envolvidos. No calcinador, além dos elementos que participam do processo de combustão propriamente, existem outros fatores externos, como o rendimento dos equipamentos, por exemplo, que interferem e causam distúrbios no sistema.

Identificação de sistemas é uma área do conhecimento que estuda técnicas alternativas de modelagem matemática, ou como definido por Zadeh (1962): é, basicamente, a determinação das entradas e saídas de um sistema (modelo), para o qual o sistema em teste é equivalente (de acordo com um critério estabelecido) [11].

Uma das características dessa técnica é que pouco conhecimento prévio do sistema é necessário e, conseqüentemente, tais métodos são referidos como modelagem (ou identificação) caixa preta ou modelagem empírica. No caso da modelagem do sistema de combustão da fornalha do FBC essa é a técnica que se mostra mais adequada.

É importante destacar que o modelo matemático desenvolvido para um determinado sistema é apenas uma representação aproximada. Conseqüentemente, não existe o modelo do sistema, mas sim uma família de modelos com características e desempenhos variados. O modelo também denota a aproximação de apenas algumas características do sistema real. Em outras palavras, pretender desenvolver um modelo

que contenha muitas das características do sistema real é algo normalmente inatingível [13].

A motivação básica para realizar a identificação de um sistema é o fato de não se conhecer a fundo a dinâmica do mesmo e as relações que o descrevem.

Considerando que os sinais de entrada,  $u(k)$ , e de saída,  $y(k)$ , de um sistema estejam disponíveis é possível obter, a partir das técnicas de identificação, um modelo matemático que explique, pelo menos em parte e de forma aproximada, a relação de causa e efeito, presente nos dados.

Em linhas gerais, as principais etapas de um problema de identificação são [13]:

1. Testes dinâmicos e coleta de dados: Uma vez que a identificação se propõe a obter modelos a partir de dados, é necessário gerar tais dados. Muitas vezes, os únicos dados disponíveis são os de “operação normal”. Em outras situações, entretanto, será possível e desejável efetuar testes de forma a extrair informação dinâmica do sistema (experimentos). Problemas importantes relacionados a esta etapa são a escolha dos sinais de excitação e a execução de teste para a escolha do tempo de amostragem.

2. Escolha da representação matemática a ser usada: Modelos dinâmicos contínuos, descritos por equações diferenciais e obtidos por métodos determinísticos de identificação, ou modelos dinâmicos discretos no tempo, descritos por equações de diferenças e obtidos por métodos estocásticos de identificação.

3. Especificação da estrutura do modelo: No caso de modelos lineares, a sua estrutura se restringe, basicamente, à escolha do número de pólos e zeros, bem como a existência ou não de atraso puro de tempo.

4. Estimação de parâmetros: Para essa etapa é necessário escolher um algoritmo a ser utilizado. O mais comum é o método clássico de mínimos quadrados.

5. Validação do modelo: Tendo obtido uma família de modelos, é necessário verificar se eles incorporam ou não as características de interesse do sistema original. Além disso, é interessante poder comparar os modelos entre si e decidir se há algum candidato significativamente melhor que os demais.

A Figura 3.1 simplifica as etapas descritas anteriormente.

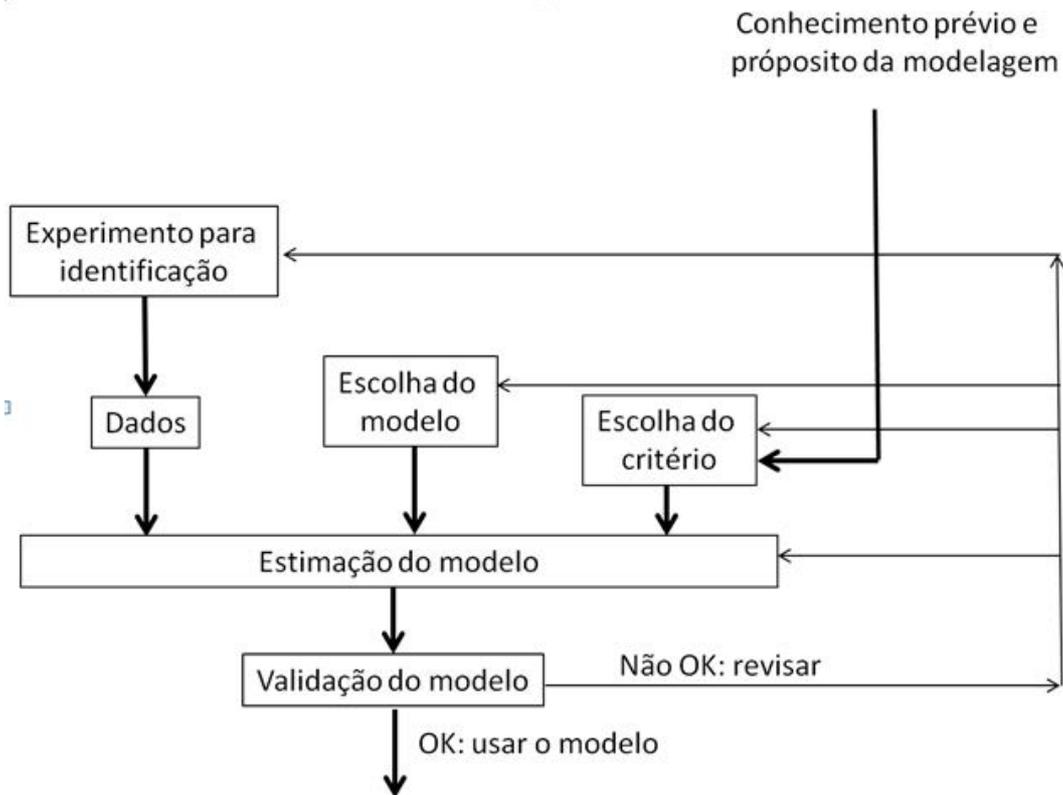


Figura 3.1. Etapas do processo de identificação [11].

As próximas seções apresentam um maior detalhamento a respeito dessas etapas.

### 3.1 – TESTES DINÂMICOS E COLETA DE DADOS

A identificação começa e termina com dados reais [22]. Dados são necessários para construir e validar os modelos e devem ser coletados pela observação de um dado processo ou sistema. Entretanto, para alguns sistemas, por razões econômicas, ecológicas ou biológicas, a coleta de dados é, geralmente, um processo passivo, ou seja, só é possível observar as saídas do sistema sob determinadas circunstâncias, sendo muito difícil ou tecnicamente impossível introduzir excitações extras nesses sistemas. Os dados desses sistemas podem não ser suficientemente ricos, o que pode tornar difícil a identificação dos mesmos. O processo de excitar o sistema e coletar os dados é chamado de teste de identificação ou experimento.

Antes de iniciar o experimento é importante conhecer um pouco do sistema, tais como constantes de tempo, não linearidades, características dos distúrbios e etc. Esse conhecimento pode ser obtido através da experiência dos operadores da planta, daí a importância de existir uma boa comunicação entre operadores e engenheiros. Foi

através desse diálogo com os operadores da calcinação que decidiu-se por escolher o calcinador “F” como modelo para esse trabalho. Segundo eles, esse calcinador é o que, atualmente, apresenta melhores condições operacionais, por ser mais novo (entrou em operação no ano de 2008) e porque recentemente passou por um *overhaul*. O sistema de controle também é o mais completo (controle cascata mais *feedforward*) e os sopradores de ar têm maior eficiência.

A etapa inicial do experimento é a coleta de dados históricos. Nesse passo, devem ser coletados dados de operação normal do equipamento, em diferentes momentos de operação. As saídas devem ser medidas por longos períodos de tempo, de preferência em momentos em que não estejam sendo realizadas alterações pelos operadores. Esse tipo de dado é importante para visualizar os distúrbios que afetam as saídas. Esse passo é tecnicamente fácil e tem baixo custo. Na Hydro Alunorte todos os dados do processo são armazenados por um software de banco de dados chamado de PIS (do inglês, *Plant Information System*), desenvolvido pela empresa OsiSoft®. Nesse banco de dados estão armazenadas informações reais da planta, a uma taxa de amostragem mínima de 1 segundo (as taxas de amostragem variam de acordo com o tipo de sinal), desde a partida da fábrica, portanto, todos os dados usados nesse trabalho foram obtidos do PIS.

Posteriormente, pode-se fazer um *step test* (teste em degrau) ou *staircase test* (teste em escada). Esse teste consiste em variar as entradas, dando degraus, separadamente e em malha aberta, com a menor intervenção possível da operação, e gravar os dados. Dois ou três degraus podem ser feitos para cada entrada e o tempo de duração de cada degrau deve ser superior ao tempo de assentamento/estabilização do sistema. *Step test* é o tipo mais comum de teste, sendo geralmente usado na prática pelos operadores, e fornecem as seguintes informações: uma estimativa das constantes de tempo dominantes do sistema; se os equipamentos em campo (válvulas, bombas, instrumentos de medição, etc.) estão funcionando adequadamente, pois, se não estiverem podem interferir nos resultados e ajudam o engenheiro a entender melhor a dinâmica do processo. Quando é necessário checar as não linearidades do processo, um *staircase test* pode ser utilizado (Figura 3.2), seguindo os mesmos princípios já expostos para o *step test* [11].

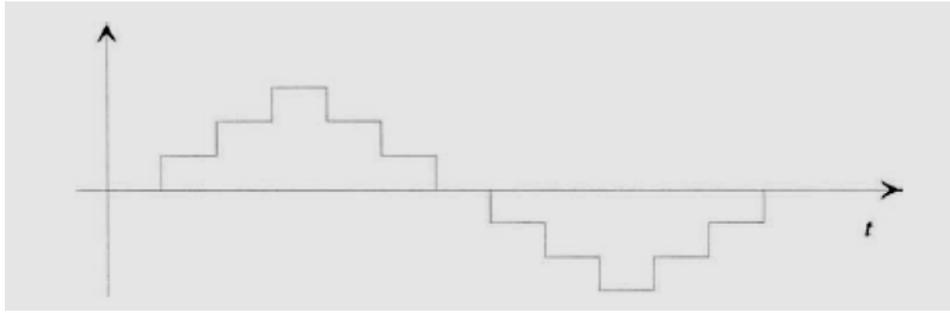


Figura 3.2. Sinal para *staircase test* [11].

Outros tipos de testes também podem ser feitos, como teste com ruído branco, sinais binários pseudo-aleatórios, soma de senóides, entre outros.

Para esse trabalho, inicialmente, foi feita a opção por realizar um *step test*, por ser mais simples e seguro de ser feito com o sistema em operação. Para que o degrau pudesse ser aplicado algumas condições deveriam ser satisfeitas:

- a) a malha de controle de óleo combustível deveria ser colocada em manual e o degrau aplicado na saída do PID;
- b) a vazão de ar deveria ser variada (aumentando-se ou diminuindo-se a velocidade do soprador 2, que possui inversor de frequência), enquanto a malha de controle de vazão de combustível deve ser mantida em manual, com saída fixa;
- c) a velocidade da rosca de alimentação deveria ser alterada (para baixo ou para cima), enquanto a malha de controle de combustível deveria permanecer em manual, com saída fixa.

Em outras palavras, o teste precisaria ser feito em malha aberta, com variações no degrau, sendo as amplitudes às menores possíveis, de forma a não excitar as não linearidades do sistema. O fato de se manter uma das entradas constante, ou pelo menos dentro de uma faixa estreita de operação, também é importante principalmente em sistemas multivariáveis, uma vez que se os sinais de entrada variarem juntos, o algoritmo de identificação não “saberá” a que entrada atribuir um determinado efeito observado numa determinada saída [13].

No entanto, devido às condições operacionais da refinaria e definições estratégicas de negócio, este experimento não pôde ser realizado. Como alternativa, foram feitas coletas dos dados de “operação normal” do calcinador “F” entre os meses de Dezembro de 2014 a Janeiro de 2015, e filtrados os dados de forma a atender, o mais próximo possível, às restrições impostas para o teste real.

A taxa de amostragem utilizada foi de 1 minuto. Empiricamente sabe-se que uma amostragem com tempo menor poderia tornar os sinais “superamostrados”, com muitas informações redundantes. Por outro lado, um tempo de amostragem maior poderia ocultar alguns comportamentos do sistema, principalmente durante as variações da entrada.

O período de amostragem  $T_s$  deve ser pequeno comparado com a menor constante de tempo do sistema, usualmente por um fator de 5 a 10 vezes [23].

Pela análise da Figura 3.3, que traz informações coletadas no dia 30/12/2014, é possível perceber que a constante de tempo do sistema, da variável de entrada vazão de óleo, em relação à saída 1 (temperatura) é da ordem de 8 minutos, e, em relação à saída 2 (oxigênio) é de, aproximadamente, 4 minutos. Nesse gráfico não estão representadas as outras variáveis de entrada, entretanto, elas estavam quase que constantes no período analisado.

Assim, sabendo que a menor constante de tempo do sistema é da ordem de 4 minutos, pode-se concluir que a taxa de amostragem de 1 minuto utilizada está bem próxima do limite máximo desejável (cinco vezes menor).

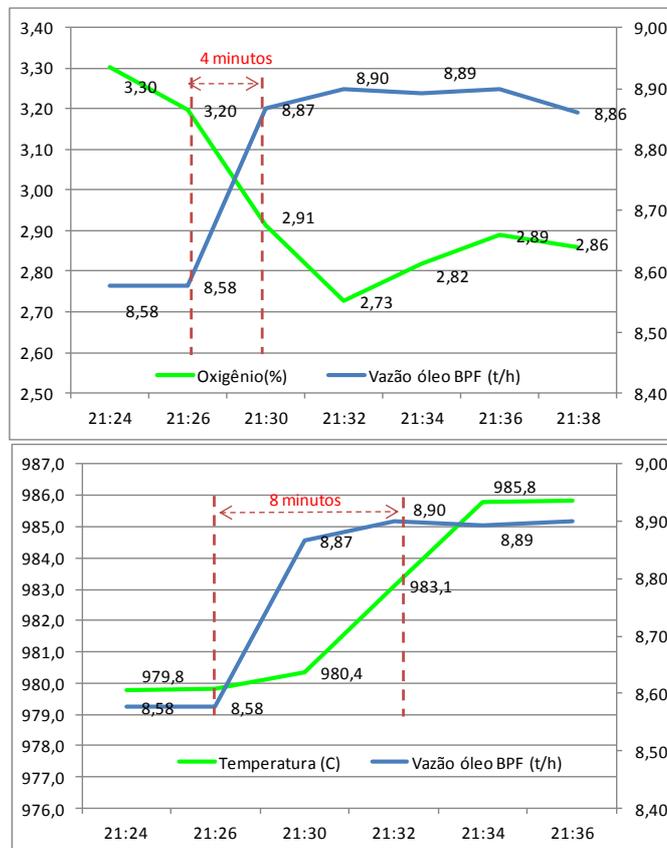


Figura 3.3. Análise da constante de tempo do sistema em relação às saídas.

### 3.2 – TIPOS DE MODELOS

Seria impossível tentar descrever todos os tipos de modelos matemáticos. A seguir, mencionam-se alguns dos mais comuns.

a) Modelos estáticos: Relacionam variáveis sem quantificar sua dependência temporal. Normalmente são descritos por equações algébricas.

b) Modelos dinâmicos: Relacionam variáveis quantificando sua dependência temporal. Geralmente são compostos por equações diferenciais (ou a diferenças, no caso de tempo discreto), sendo que tais modelos podem também incluir equações algébricas. Todo sistema real é, em última análise, dinâmico. A opção por descrever um sistema real por um modelo estático é viável quando sua dinâmica é muito rápida ou muito lenta, se comparada com a escala de tempo de interesse [13].

c) Modelos discretos: Os dados são amostrados no tempo.

d) Modelos contínuos: Os dados são contínuos no tempo.

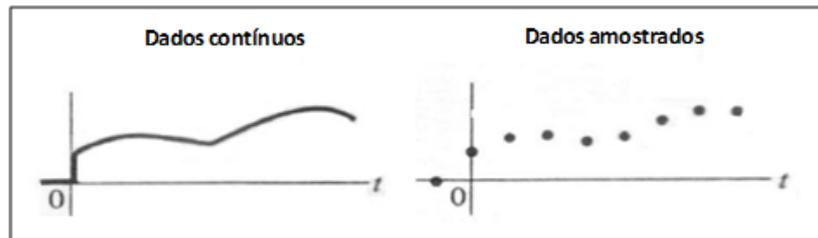


Figura 3.4. Dados contínuos e discretos. [24].

A maioria dos métodos determinísticos de identificação fornece modelos contínuos, ainda que os dados sejam obtidos em instantes específicos de tempo, ou seja, os dados são amostrados. Por outro lado, a grande maioria dos métodos estocásticos de identificação resultam em modelos discretos no tempo, ainda que praticamente todos os sistemas reais sejam contínuos no tempo.

e) Modelos monovariáveis: Representam a relação causa e efeito de apenas um par de variáveis, ou seja, de uma entrada e de uma saída. Na literatura, modelos monovariáveis são conhecidos como modelos SISO (do inglês, *single input, single output*).

f) Modelos multivariáveis: Apresentam mais de uma entrada ou mais de uma saída. Podem ser classificados dependendo do número de entradas e saídas. Modelos de múltiplas entradas e uma saída são referidos como modelos MISO (do inglês, *multiple inputs, single output*); modelos com uma única entrada e mais de uma saída são denominados SIMO (do inglês, *single input, multiple output*); e modelos com mais de

uma entrada e mais de uma saída são chamados de modelos MIMO (do inglês, *multiple inputs, multiple outputs*).

g) Modelos determinísticos: Modelos nos quais não são modeladas incertezas de nenhuma natureza. As saídas dos modelos determinísticos são números determinísticos.

h) Modelos estocásticos: Modelos nos quais são modeladas incertezas na forma de variáveis aleatórias.

Deve ser notado que o uso de modelos monovariáveis não implica em que o sistema real tenha apenas uma entrada e uma saída. De fato, a maioria dos sistemas reais tem várias entradas e várias saídas, muitas delas possivelmente desconhecidas [13].

A fim de se desenvolver modelos aproximados, normalmente são feitas considerações simplificadoras. Uma delas é a de se supor que o sistema que está sendo modelado comporta-se de forma aproximadamente linear. Tal suposição é normalmente verificada observando-se o comportamento de um sistema numa faixa relativamente estreita de operação. Essa aproximação será considerada nesse trabalho, portanto, o sistema será considerado linear, estabelecendo-se para isso duas faixas de operação: entre 5 t/h e 9 t/h de vazão de óleo BPF (produção reduzida) e entre 9 e 10 t/h (produção máxima).

A segunda consideração simplificadora a ser feita diz respeito à invariância temporal. O sistema pode ser considerado como invariante no tempo se um deslocamento no tempo na entrada causa um deslocamento no tempo na saída, ou, em outras palavras, implica que a dinâmica não se altera significativamente no período de tempo em que se analisa o sistema.

Portanto, considerando-se o conhecimento dos modelos mais comuns e as características já estudadas, pode-se concluir que o modelo mais adequado para modelar o processo de combustão na fornalha é dinâmico, discreto e multivariável, além de linear e invariante no tempo.

### **3.3 – ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS**

Dependendo da forma como os dados estão disponíveis, utilizam-se métodos de estimação diferentes. Se o algoritmo escolhido processar todos os dados de uma só vez, diz-se que tal algoritmo faz estimação em batelada. Se os dados são processados sequencialmente, diz-se que a estimação é recursiva. Por outro lado, a denominação tempo real (em inglês também é usado o termo equivalente *on-line*) refere-se ao fato do

processamento (que pode ser tanto recursivo como em batelada) ocorrer suficientemente rápido (menor que um período de amostragem) de maneira que o resultado esteja disponível para aplicação ou não no processo sendo monitorado ou controlado [13].

O algoritmo que realiza a estimação é conhecido na literatura como estimador. Existem diversos algoritmos capazes de realizar estimação recursiva, como por exemplo, atualização recursiva, o estimador recursivo de mínimos quadrados, o estimador recursivo de variáveis instrumentais, entre outros [25].

### 3.3.1 – Estimadores recursivos

Técnicas recursivas são muito úteis por dois motivos. O primeiro deles é porque é possível, através dessas técnicas, estimar os parâmetros de um determinado modelo à medida que os dados do processo são disponibilizados. Em segundo lugar, tais algoritmos também são úteis na resolução de problemas numéricos cuja solução em batelada seria difícil.

O estimador de mínimos quadrados recursivo (doravante referenciado apenas pelas iniciais MQR) é um dos mais utilizados e conhecidos métodos de estimação.

O ponto de partida é o seguinte modelo dado na Equação 3.1:

$$y(k) = \Psi^T(k-1)\hat{\Theta} + \xi(k) \quad (3.1)$$

Sendo que:

$y(k)$ : é a saída medida do processo, no instante  $k$

$\psi(k-1)$ : é vetor de regressores

$\Theta$ : é o vetor de parâmetros

$\xi(k)$ : são os resíduos no instante  $k$

E uma sequência de dados, representados na Equação 3.2,

$$y(k) \text{ e } \Psi(k-1), k = 1, \dots \quad (3.2)$$

para a qual não é necessário considerar um limite de tamanho.

O estimador MQ será escrito da forma mostrada na Equação 3.3:

$$\hat{\Theta}_{MQ}(k) = \left[ \sum_{i=1}^k \Psi(i-1)\Psi^T(i-1) \right]^{-1} \left[ \sum_{i=1}^k \Psi(i-1)y(i) \right] \quad (3.3)$$

A seguir será usada a notação indicada nas Equações 3.4 e 3.5.

$$P_k = \left[ \sum_{i=1}^k \psi(i-1)\psi^T(i-1) \right]^{-1} \quad (3.4)$$

$$P_k^{-1} = \left[ \sum_{i=1}^{k-1} \psi(i-1)\psi^T(i-1) \right] + \sum_{i=1}^{k-1} \psi(i-1)\psi^T(i-1)$$

$$P_k^{-1} = P_{k-1}^{-1} + \psi(k-1)\psi^T(k-1). \quad (3.5)$$

A ideia básica no desenvolvimento é a de expressar grandezas num determinado instante  $k$  em função de valores em instantes passados. Esse é o princípio de algoritmos recursivos. O estimador pode ser reescrito conforme a Equação 3.6.

$$\hat{\theta}_k = P_k \left[ \sum_{i=1}^{k-1} \psi(i-1)y(i) + \psi(k-1)y(k) \right] \quad (3.6)$$

Escrevendo-se para o instante  $k-1$  obtém-se a Equação 3.7.

$$\left[ \sum_{i=1}^{k-1} \psi(i-1)\psi^T(i-1) \right] \hat{\theta}_{k-1} = \left[ \sum_{i=1}^{k-1} \psi(i-1)y(i) \right] \quad (3.7)$$

Sendo que o lado esquerdo da Equação 3.7 pode ser representado em forma compacta como mostrado na Equação 3.8:

$$P_k^{-1} \hat{\theta}_{k-1} \quad (3.8)$$

Substituindo-se esse resultado na Equação 3.6 chega-se a Equação 3.9:

$$\hat{\theta}_k = P_k \left[ P_{k-1}^{-1} \hat{\theta}_{k-1} + \psi(k-1)y(k) \right]$$

$$\hat{\theta}_k = P_k \left[ (P_k^{-1} - \psi(k-1)\psi^T(k-1)) \hat{\theta}_{k-1} + \psi(k-1)y(k) \right]$$

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} - P_k \psi(k-1)\psi^T(k-1)\hat{\theta}_{k-1} + P_k \psi(k-1)y(k)$$

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} - P_k \psi(k-1) \left[ y(k) - \psi^T(k-1)\hat{\theta}_{k-1} \right]$$

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k \eta(k) \quad (3.9)$$

Sendo:

$K_k = P_k \psi(k-1)$  uma matriz de ganho e

$\eta(k) = y(k) - \psi^T(k-1)\hat{\theta}_{k-1}$  a inovação no instante  $k$ .

Aplicando-se o lema da inversão de matrizes (ver Anexo1) tem-se a Equação 3.10:

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1} \psi(k-1) \left( \psi^T(k-1) P_{k-1} \psi(k-1) + 1 \right)^{-1} \psi^T(k-1) P_{k-1}, \quad (3.10)$$

O termo a ser invertido será um escalar para modelos com apenas uma saída. Finalmente, usando-se a Equação 3.10, a matriz de ganho  $K_k$ , e lembrando que  $\psi^T(k-1)P_{k-1}\psi(k-1)$  é um escalar, chega-se a Equação 3.11:

$$K_k = P_{k-1} \psi(k-1) - \frac{P_{k-1} \psi(k-1) \psi^T(k-1) P_{k-1} \psi(k-1)}{\psi^T(k-1) P_{k-1} \psi(k-1) + 1}$$

$$K_k = \frac{P_{k-1} \psi(k-1)}{\psi^T(k-1) P_{k-1} \psi(k-1) + 1} \quad (3.11)$$

Colocando-se as equações 3.9, 3.10 e 3.11 em ordem apropriada para cálculo tem-se o algoritmo recursivo de mínimos quadrados.

$$\begin{cases} K_k = \frac{P_{k-1}\psi_k}{\psi_k^T P_{k-1} \psi_k + 1} \\ \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k [y(k) - \psi_k^T \hat{\theta}_{k-1}] \\ P_k = P_{k-1} - K_k \psi_k^T P_{k-1} \end{cases}$$

### 3.3.2 – Estimação de matrizes de estado

O método apresentado a seguir descreve a estimação estocástica de duas matrizes na representação de estados: a matriz da dinâmica do sistema  $\Phi$  e a matriz de entrada  $\Gamma$ .

Considere o modelo discreto linear representado no espaço de estados pela Equação 3.12:

$$x(k) = \Phi x(k-1) + \Gamma u(k-1) + e(k) \quad (3.12)$$

Sendo que:

$x(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ \dots \ x_n(k)]^T$ : são os  $n$  estados no instante  $k$

$u(k) = [u_1(k) \ u(k) \ \dots \ u_r(k)]^T$ : são as  $r$  entradas no instante  $k-1$

$e(k) = [e_1(k) \ e(k) \ \dots \ e_n(k)]^T$ : são os valores dos erros de regressão para cada um dos estados, no instante  $k$ .

As matrizes na Equação 3.12 têm as seguintes dimensões:

$$\Phi \in \mathbb{R}^{n \times n} \text{ e } \Gamma \in \mathbb{R}^{n \times r}$$

A Equação 3.12 pode ser reescrita na forma da Equação 3.13:

$$\begin{aligned} x(k) &= [\Phi \ \Gamma] \begin{bmatrix} x(k-1) \\ u(k-1) \end{bmatrix} \\ x(k) &= \Delta^T m(k-1)^T \\ x(k)^T &= m(k-1) \Delta \\ x(k)^T &= [x(k-1)^T \ u(k-1)^T] \begin{bmatrix} \Phi^T \\ \Gamma^T \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.13)$$

Tomando-se  $N$  aplicações, tem-se a Equação 3.14:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x(1)^T \\ x(2)^T \\ \vdots \\ x(N)^T \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} m(0) \\ m(1) \\ \vdots \\ m(N-1) \end{bmatrix} \Delta \\ X_N &= M \Delta \end{aligned} \quad (3.14)$$

A Equação 3.14 pode ser resolvida de forma recursiva usando o estimador MQR [6], fazendo-se:

$$\begin{cases} K_k = \frac{P_{k-1} m(k-1)^T}{1+m(k-1)P_{k-1}m(k-1)^T}; \\ \hat{\Delta}_k = \hat{\Delta}_{k-1} + K_k [x^T(k) - m(k-1)\hat{\Delta}_{k-1}]; \\ P_k = P_{k-1} - \frac{P_{k-1} m(k-1)^T m(k-1) P_{k-1}^T}{1+m(k-1)P_{k-1}m(k-1)^T}. \end{cases} \quad (3.15)$$

Um aspecto importante a observar quando se deseja estimar as matrizes de um modelo representado no espaço de estados é que todos os estados precisam ser medidos.

### 3.4 – VALIDAÇÃO DE MODELOS

Depois de concluídas as etapas que compõem a identificação de um sistema real chega-se ao modelo, ou conjunto de modelos, que representam o sistema. É nesse momento que se deve iniciar o processo de examinar o modelo, avaliar sua qualidade, medir sua confiabilidade, para poder aceitá-lo ou até mesmo rejeitar seu uso para a finalidade desejada. Esse processo é conhecido como validação do modelo.

A validação tem, pelo menos, três objetivos diferentes [22]:

1. Decidir se o modelo é adequado para a aplicação pretendida;
2. Decidir o quão distante do verdadeiro sistema está o modelo;
3. Decidir se o modelo e os dados são consistentes com as suposições inicialmente realizadas a respeito do modelo e sua estrutura.

Comparar a simulação do modelo obtido com dados medidos é provavelmente a forma mais usual de se validar um modelo. Nesse caso, deseja-se saber se o modelo reproduz ao longo do tempo, os dados observados. Para isso, devem ser utilizados dados de validação (que não foram usados na identificação). Dessa forma, é possível verificar a capacidade de generalização do modelo. Entretanto, os dados utilizados na estimação podem ser usados na simulação, caso a realização de um teste adicional no sistema real seja muito cara ou difícil [11].

Um cuidado que deve ser tomado durante a realização desse tipo de teste é o de submeter o modelo a dados que tenham sido obtidos com o sistema operando em situações semelhantes às utilizadas durante a identificação. Isso porque, se o conjunto de dados for coletado com o sistema operando em condições diferentes, então a dinâmica do sistema provavelmente será distinta, e nesse caso o modelo identificado

revelará diferenças com relação às observações quando for validado, principalmente se os modelos identificados forem lineares [13].

Outra técnica possível de ser utilizada é a de análise de resíduos, da teoria das probabilidades. São computados os resíduos  $\varepsilon(t)$ , como sendo a diferença entre a saída do sistema real e a saída do modelo; então deve-se checar se [11]:

- $\varepsilon(t)$  é um ruído branco de media zero;
- $\varepsilon(t)$  não está correlacionado com as entradas passadas  $u(t)$ .

Calculando-se a função auto-correlação dos resíduos, ela deve ser semelhante a um impulso, e calculando-se a função auto-correlação cruzada entre os resíduos e as entradas passadas, o resultado deve ser próximo de zero [11].

A motivação para verificar quão aleatórios são os resíduos pode ser entendida lembrando-se que os resíduos são a parte dos dados que o modelo não conseguiu explicar. O modelo deve explicar tudo que for “explicável” nos dados. Se isso ocorrer, então os ruídos conterão apenas aquilo que é inexplicável e, conseqüentemente, serão brancos [13].

De qualquer forma, um modelo matemático é apenas uma descrição aproximada de um processo real. A identificação estará sempre sujeita a uma série de erros nessa aproximação, que podem ser de dois tipos [22]:

- Erros devido a entradas não medidas, ou erros aleatórios, ou erros de variância;
- Erros devido à modelagem excessivamente simples da estrutura.

A validação do modelo dependerá, portanto, de um processo eficiente de se medir a distância entre o sistema real e o modelo identificado, ou realizar tal medida indiretamente através da medida das saídas devida à mesma entrada, para ambos.

Para o caso específico desse trabalho, é importante destacar que o objetivo final do modelo a ser obtido será a melhoria do sistema de controle de combustão, com o projeto de um novo sistema de controle, ou ainda, a sintonia dos controladores já existentes.

## **CAPÍTULO 4**

### **DESENVOLVIMENTO E RESULTADOS**

Conforme mencionado anteriormente, não foi possível a realização de um experimento para obtenção dos dados para a identificação, portanto, nesse trabalho serão apresentados dados de operação normal do calcinador.

Os dados foram coletados do PIS entre Dezembro de 2014 e Janeiro de 2015.

#### **4.1 – DADOS COLETADOS**

Uma análise inicial dos dados mostrou que no período analisado o sistema não sofreu grandes oscilações, o que dificultaria ou até mesmo impossibilitaria a obtenção de modelos para vários pontos de operação.

Os dados apresentados nas figuras seguintes apresentam o forno em diferentes momentos. Eles foram escolhidos de forma intencional porque nesses momentos há variações nas entradas, o que faz com que a planta “se mostre” o suficiente para que seu comportamento seja apreendido a partir dos dados. Entretanto, não é objetivo desse trabalho obter modelos para os momentos de partida e parada do equipamento, e sim para os momentos de estabilidade da produção, esteja ela reduzida ou não.

Os conjuntos de dados foram divididos em dois grupos: dados de produção reduzida (vazão de óleo combustível BPF abaixo de 9 t/h) e de máxima produção (acima de 9 t/h).

– Produção reduzida

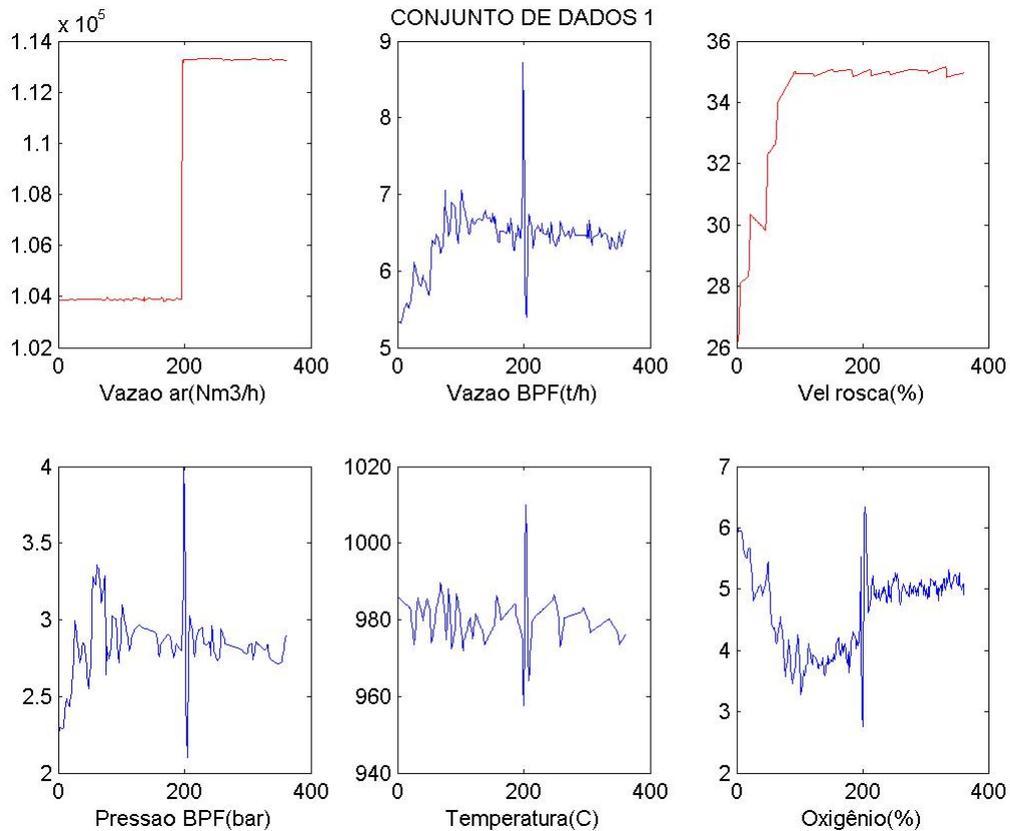


Figura 4.1. Conjunto de dados 1.

A Figura 4.1 traz os dados do dia 27/12/2014, das 20:00h até 02:00 h do dia seguinte, um total de 361 amostras, durante uma subida de produção, de 5t/h até cerca de 7 t/h de óleo combustível. Na Figura 4.1 vê-se um momento em que há um aumento significativo na vazão de ar, devido a mais um soprador ter sido ligado. Essa variação abrupta na vazão de ar levou a um distúrbio na vazão de óleo combustível, que rapidamente estabilizou-se novamente. O distúrbio no combustível, por sua vez, teve reflexos na temperatura e no teor de oxigênio. As medições de vazão e pressão do combustível apresentam comportamentos muito semelhantes.

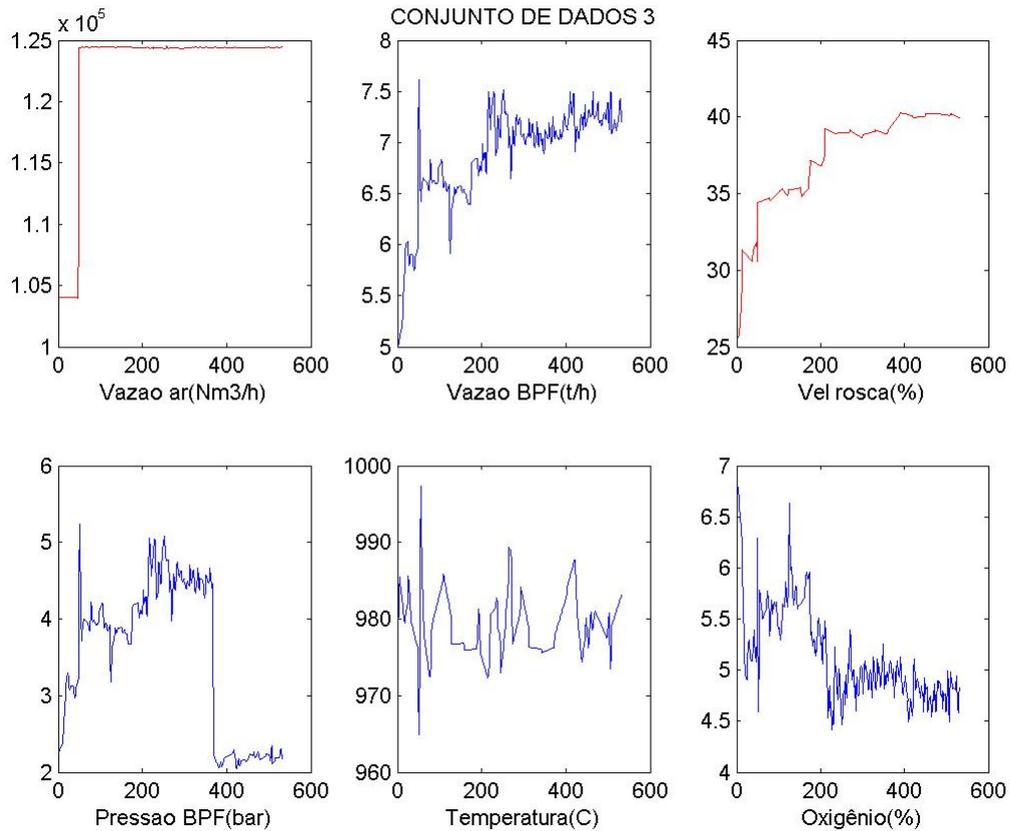


Figura 4.2. Conjunto de dados 3.

A Figura 4.2 mostra dados do dia 06/01/2015, de 10:09h às 19:00h, totalizando 532 amostras, durante uma subida de produção, de 5 t/h até aproximadamente 7,5 t/h de óleo combustível. Na Figura 4.2 vê-se um aumento gradativo da alimentação do forno (velocidade da rosca de hidrato). Nota-se também que a vazão de combustível acompanha a subida de produção, com uma pequena oscilação, de forma a controlar a temperatura, que varia em torno de 20 graus Celsius (de 970°C a 990°C). No início do gráfico há um pico de temperatura, que coincide com um pico na vazão de combustível, causada pela variação na vazão de ar. O gráfico indicativo da pressão do óleo combustível apresenta um comportamento anormal, com uma queda na pressão em um momento próximo ao da amostra de número 400. Como essa variação na pressão não tem reflexo na vazão, supõe-se que tenha havido algum problema na bomba dosadora de óleo BPF.

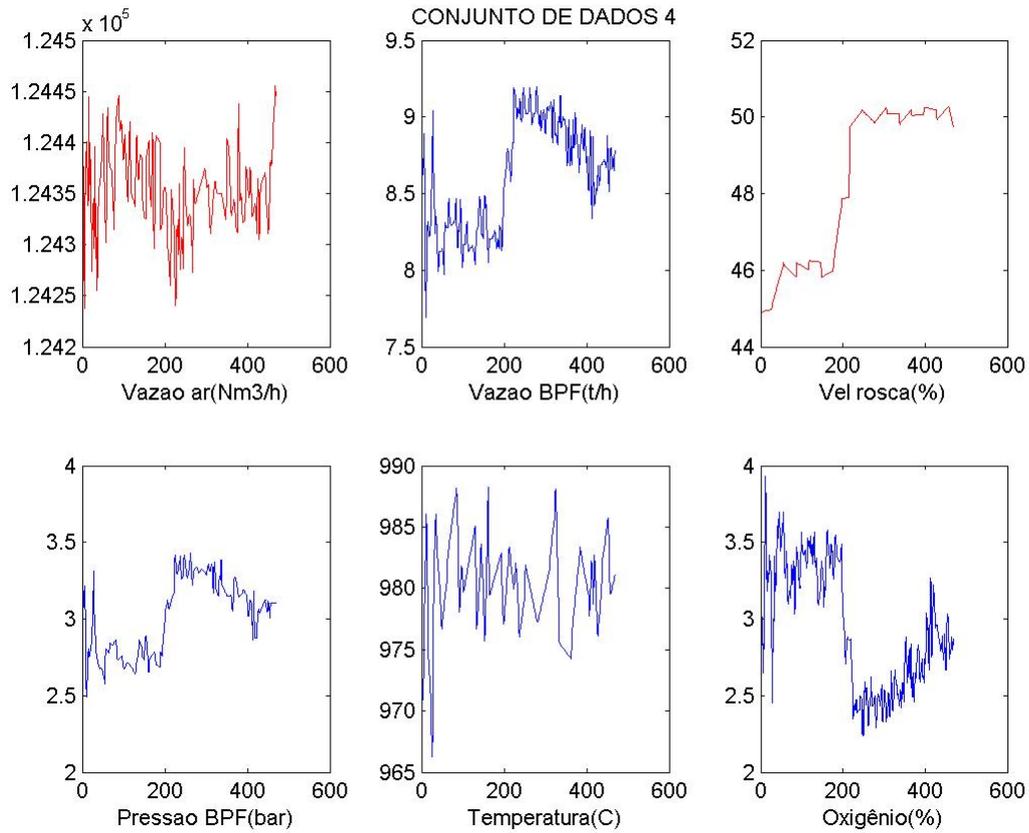


Figura 4.3. Conjunto de dados 4.

Os dados do dia 11/01/2015, de 14:30h às 22:18h, totalizando 469 amostras. Na Figura 4.3 vê-se um aumento gradativo da alimentação do forno de 45% a 50% de velocidade na rosca de hidrato. É claramente perceptível que a vazão de óleo BPF acompanha a subida de produção, com alguma oscilação, de forma a controlar a temperatura, apresenta uma variação em torno de 15 graus Celsius (de 975°C a 990°C), em torno do *setpoint* de 980°C. A forte correlação entre as variáveis teor de oxigênio, vazão e pressão de combustível é notória.

– Produção máxima

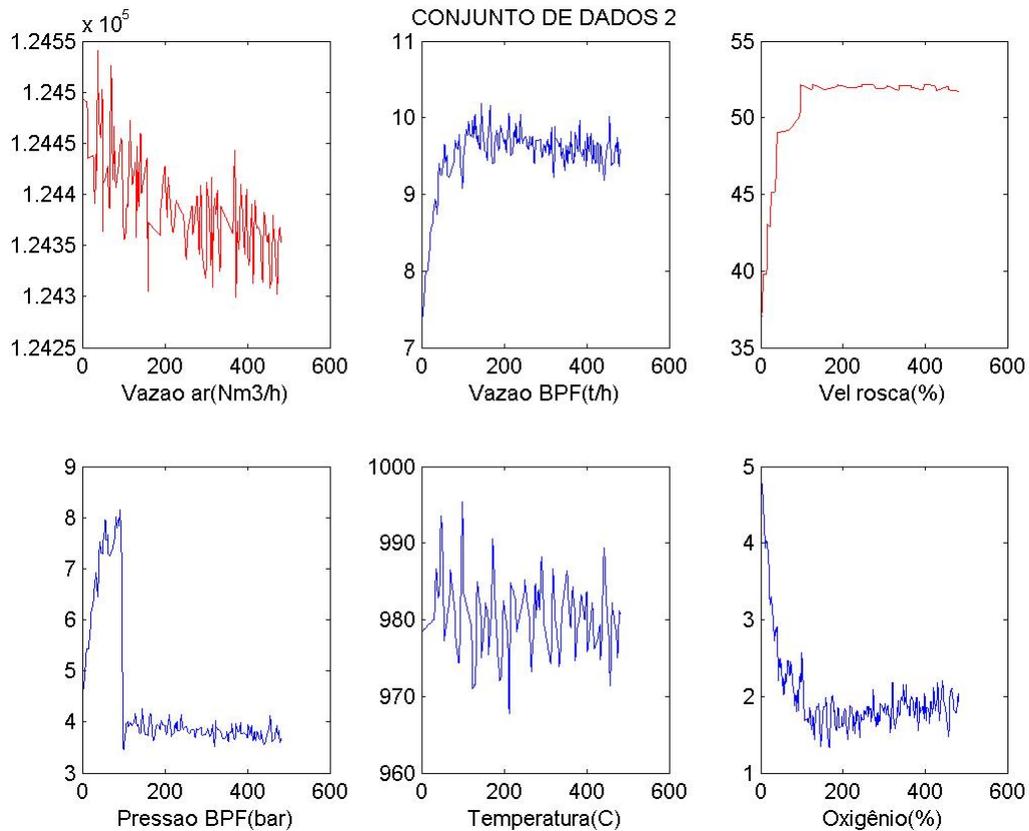


Figura 4.4. Conjunto de dados 2.

O conjunto de dados 2 (Figura 4.4) apresenta dados de 21:00h do dia 30/12/2014 até 05:00h do dia seguinte, um total de 481 amostras, durante uma subida de produção. A variação na vazão de ar é devida, provavelmente, à pequenas variações na velocidade do soprador 2. O aumento na alimentação de hidrato é acompanhado pela vazão de combustível e a temperatura se mantém estável em torno de 980°C. Comparando-se com os gráficos anteriores, nos quais o calcinador estava com produção menor, percebe-se que o teor e oxigênio é maior quando a produção está reduzida. Durante os momentos de subida de produção, percebe-se o aumento na pressão do combustível, o que é esperado, já que a bomba precisa realizar maior “esforço” para atender à demanda. Entretanto, quando a produção estabiliza (vazão de BPF quase constante), a pressão cai e se mantém baixa, em torno de 3,5 a 4,0 bar.

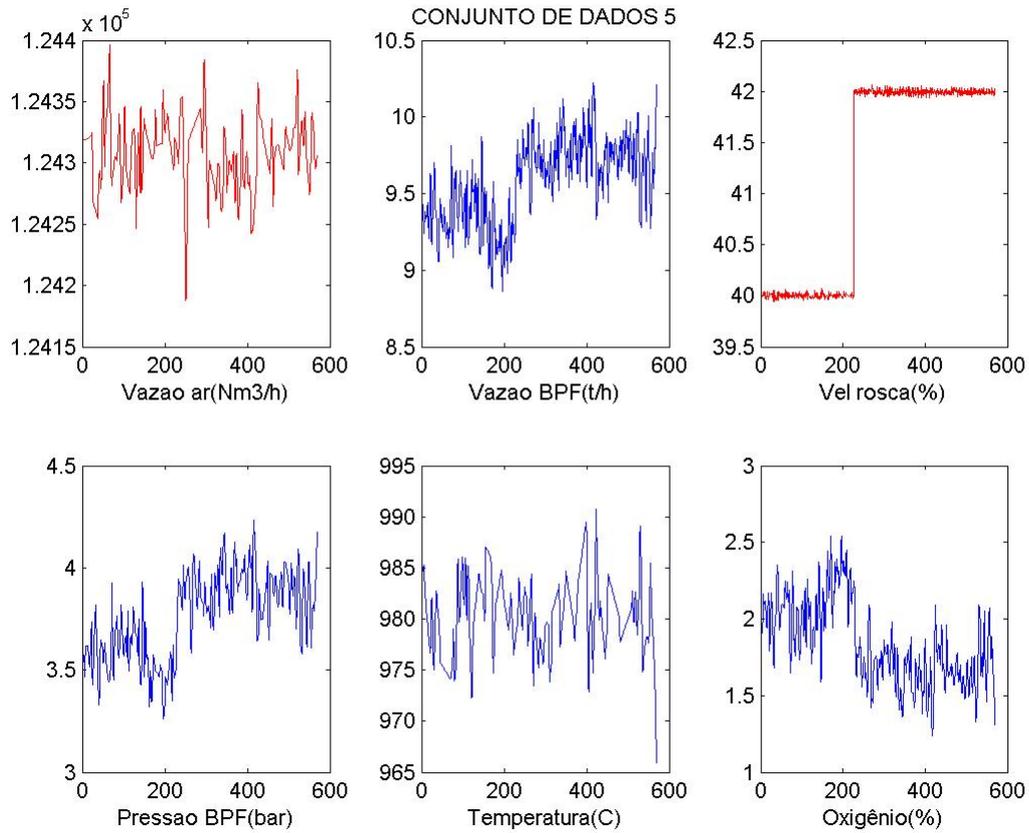


Figura 4.5. Conjunto de dados 5.

O conjunto de dados 5 (Figura 4.5) apresenta dados do dia 24/01/2015, de 17:00h até 02:29h do dia seguinte, totalizando 570 amostras, em um momento de operação máxima. A variação na vazão de ar é considerada normal. O aumento na alimentação de hidrato é acompanhado pela vazão de combustível, e conseqüentemente da pressão, e a temperatura se mantém estável em torno de 975°C a 980°C. É perceptível que quanto mais se aumenta a produção, menor é o teor de oxigênio, pois o oxigênio presente na fornalha é consumido durante a reação de combustão.

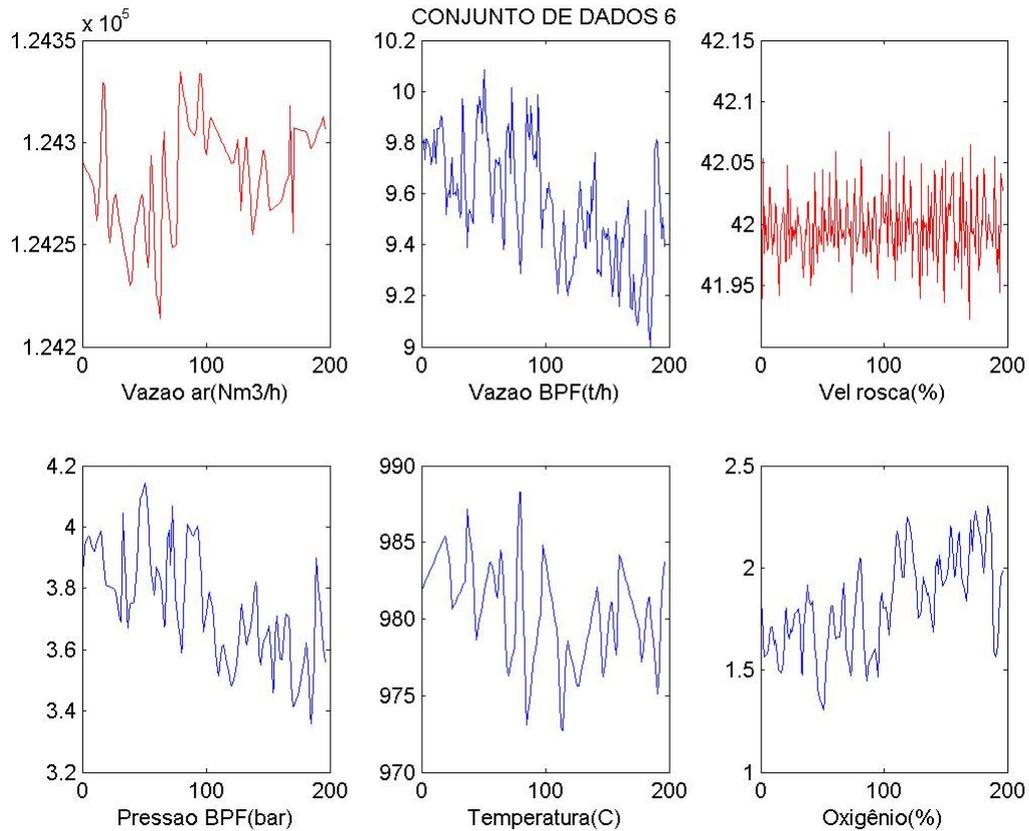


Figura 4.6. Conjunto de dados 6.

O conjunto de dados 6 apresenta dados do dia 25/01/2015, de 02:45h às 06:00h, totalizando 196 amostras, em um momento de operação máxima. A variação na vazão de ar é considerada pequena, mas é responsável pela variação na vazão de óleo, entre 9 t/h e 10 t/h. A alimentação de hidrato é mantida constante e a temperatura se mantém entre 970°C e 990°C. Como foi observado nos gráficos anteriores, as variáveis vazão e pressão de combustível são fortemente correlacionadas, e a pressão se mantém em torno de 3,5 a 4,0 bar sempre que a produção do forno está no máximo.

## 4.2 – APLICAÇÃO DO MÉTODO DE ESTIMAÇÃO DE MATRIZES DE ESTADO

Em se tratando da análise de sistemas multivariáveis, é essencial reduzir a complexidade das expressões matemáticas, bem como recorrer aos computadores para a

maioria das tarefas de cálculo necessárias à análise. O enfoque de variáveis de estado é a melhor solução, deste ponto de vista [10].

Portanto, optou-se, entre os métodos apresentados no capítulo 3, pelo método de estimação de matrizes de estado.

Aplicando-se o algoritmo, conforme descrito na seção 3.3.2, foi desenvolvido o código-fonte apresentado no anexo 2.

O código-fonte foi executado para os seis conjuntos de dados apresentados e gerou os resultados apresentados nas Figuras 4.7 a 4.12, nas quais a linha vermelha representa os dados reais, já apresentados anteriormente; e a linha azul representa a saída estimada (do modelo):

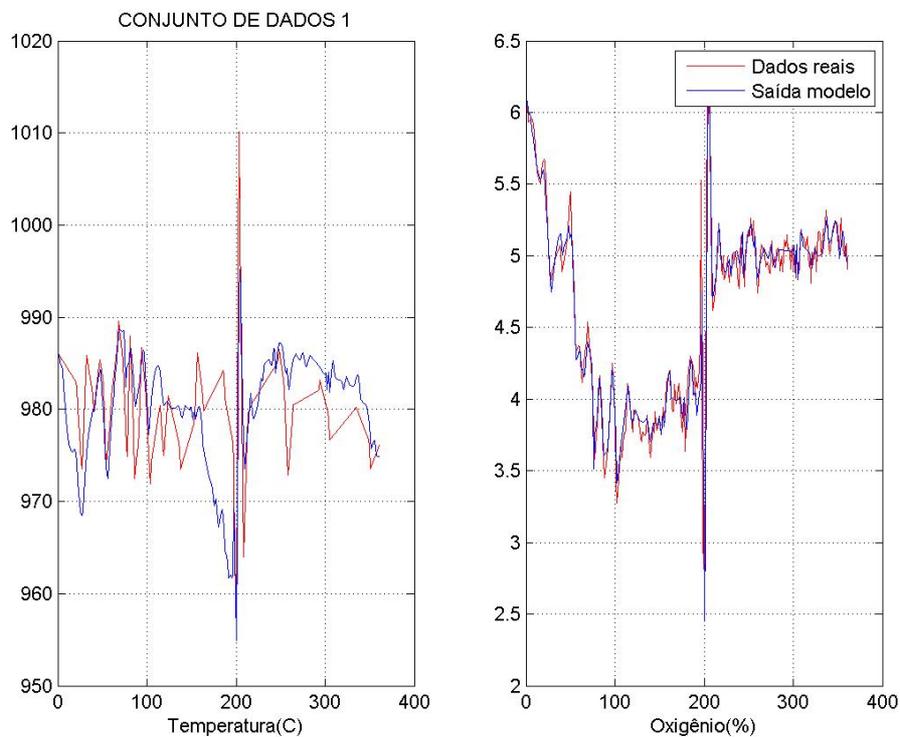


Figura 4.7. Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 1.

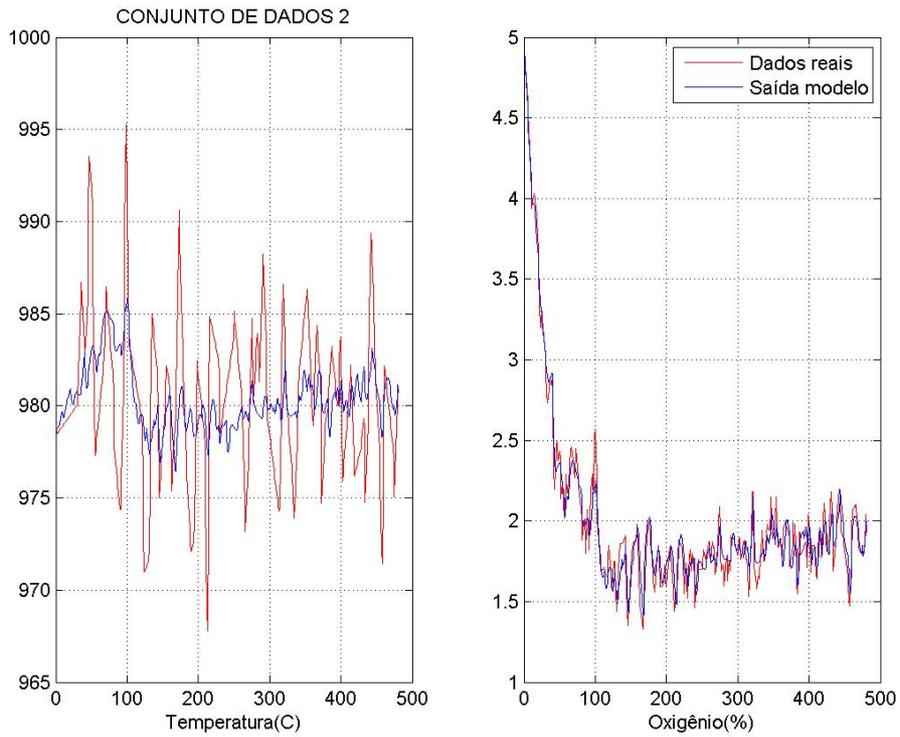


Figura 4.8. Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 2.

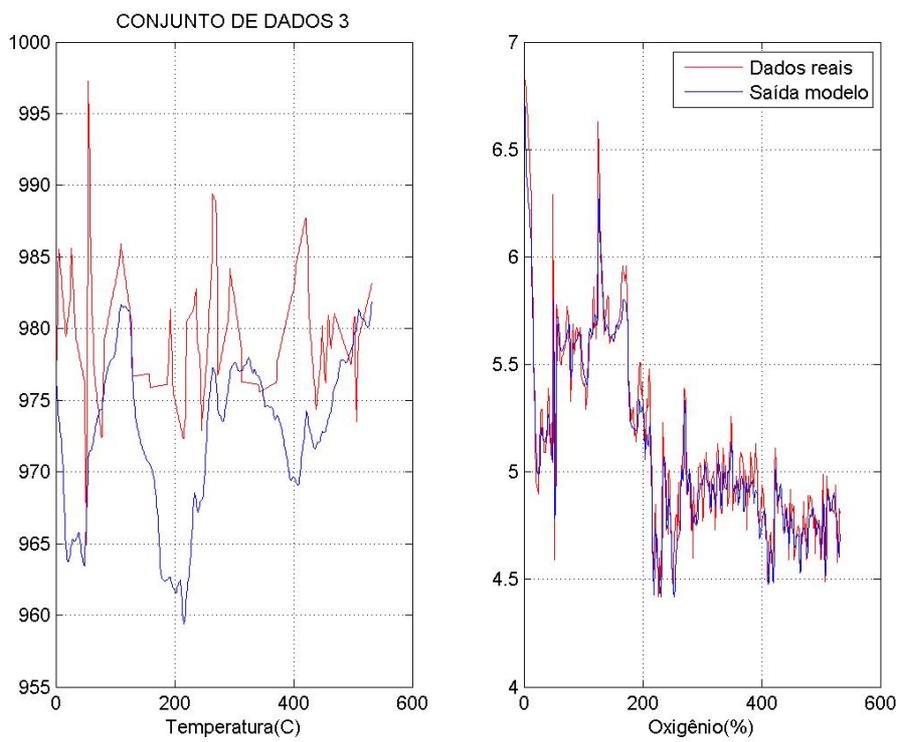


Figura 4.9. Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 3.

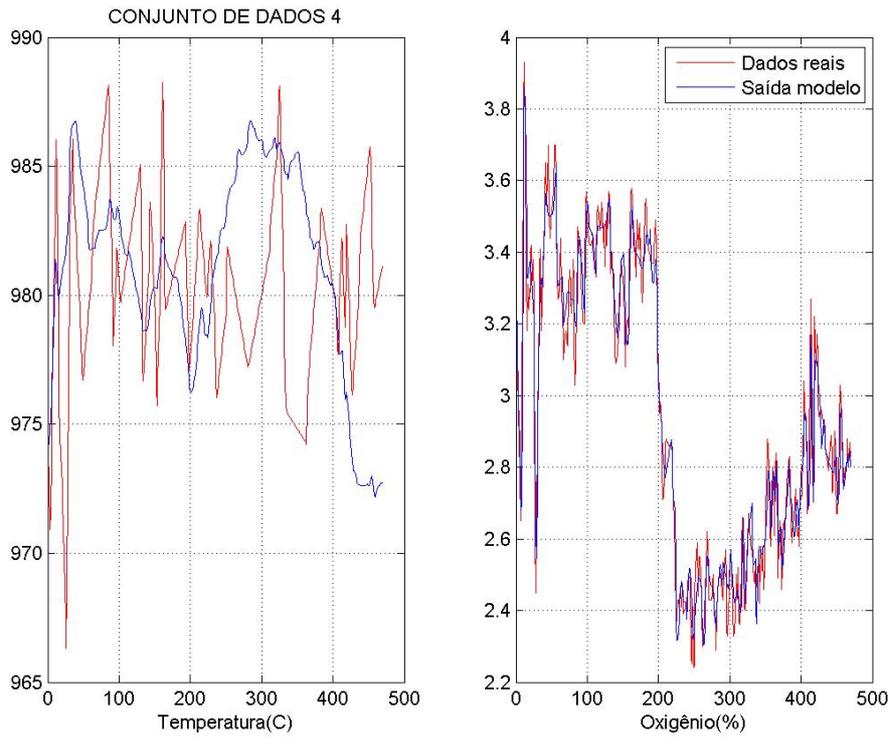


Figura 4.10. Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 4.

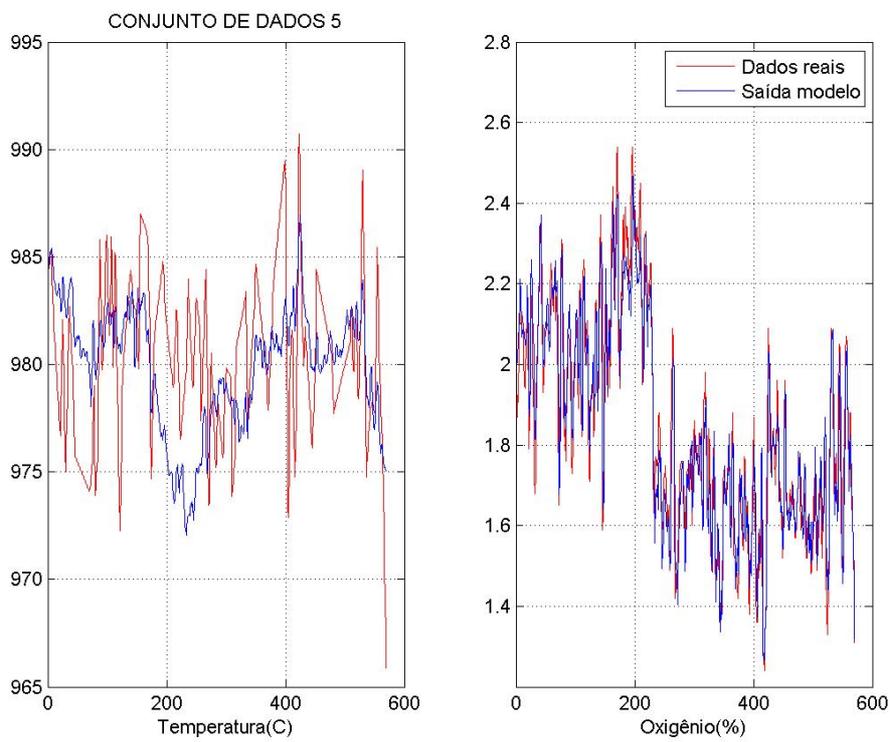


Figura 4.11. Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 5.

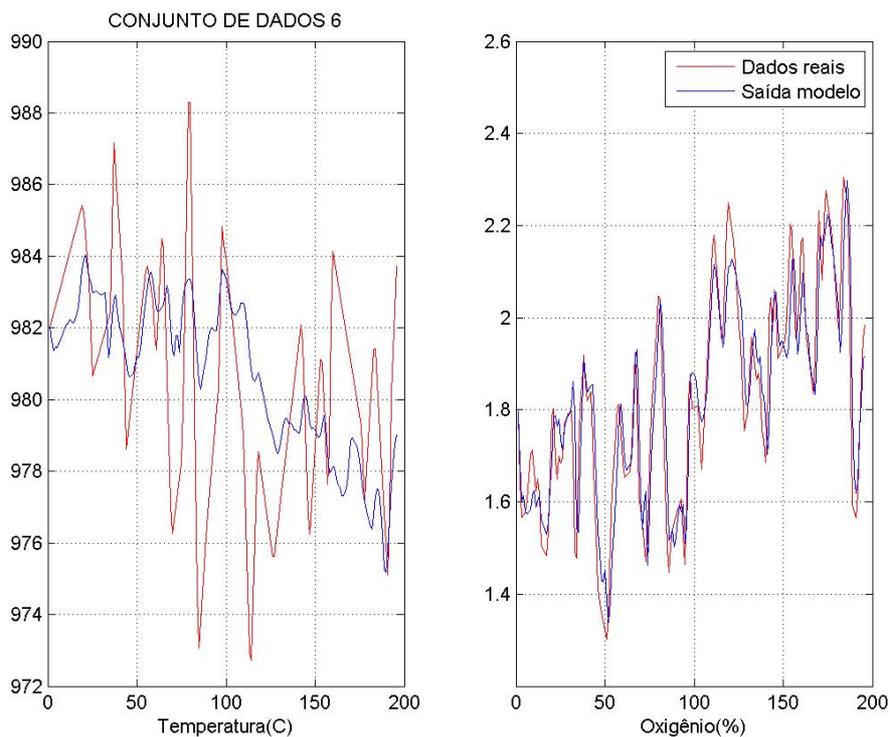


Figura 4.12. Resultado da simulação utilizando o conjunto de dados 6.

É importante destacar que os gráficos apresentados nas Figuras 4.7 a 4.12 apresentam o resultado da simulação utilizando os próprios dados usados na identificação.

Avaliando visualmente os gráficos é possível perceber que o modelo obtido para representação da saída “oxigênio” é significativamente melhor do que o modelo obtido para a variável de saída “temperatura”, conclusão esta que pode ser verificada calculando-se o erro médio entre o modelo resultante da simulação e os dados reais (Tabela 4.1).

Tabela 4.1. Erro médio para cada conjunto de dados.

Conjunto de dados	Erro médio Temperatura (°C)	Erro médio Oxigênio (%)
1	0,0102	-0,0004601
2	-0,0165	0,0003148
3	6,5400	0,0416496
4	-0,8941	-0,0014099
5	0,4899	0,0013537
6	-0,1695	-0,0014817

Considerando-se que, por definição da engenharia de processo da área de Calcinação da Hydro Alunorte, é aceitável uma variação de até 5°C na temperatura (para mais ou para menos) e até 0,1% no teor de oxigênio (para mais ou para menos), excetuando-se o modelo obtido pelo conjunto 3, todos os demais seriam adequados.

A discrepância nos valores de temperatura real e estimado do modelo 3 pode ser justificada pela variação anormal na pressão do óleo combustível apresentada neste conjunto de dados, pois, como já mencionado, esta variável afeta diretamente a eficiência da combustão, e conseqüentemente, a temperatura.

Dessa forma, serão escolhidos os modelos dos conjuntos 1 e 2, por terem apresentado valores menores para os erros calculados (tanto para a temperatura como para o oxigênio), para representarem o calcinador em seus dois pontos de operação definidos: com produção reduzida e em máxima produção, respectivamente.

Repetindo-se a Equação 3.12 e acrescentando-se a Equação 4.1 têm-se o modelo discreto linear representado no espaço de estados.

$$x(k) = \Phi x(k-1) + \Gamma u(k-1) + e(k) \quad (3.12)$$

$$y(k) = Cx(k) + Du(k), \quad (4.1)$$

Substituindo-se as matrizes calculadas, obtiveram-se os seguintes modelos:

– Conjunto 1

$$x(k) = \begin{bmatrix} 1.0234 & -9.8931 \\ 0.0033 & 0.0341 \end{bmatrix} x(k-1) + \begin{bmatrix} -9.5038 & 0.0011 & -1.0728 & 9.7176 \\ -1.1010 & 2.0071 & -0.0656 & -0.0640 \end{bmatrix} u(k-1) + e(k)$$

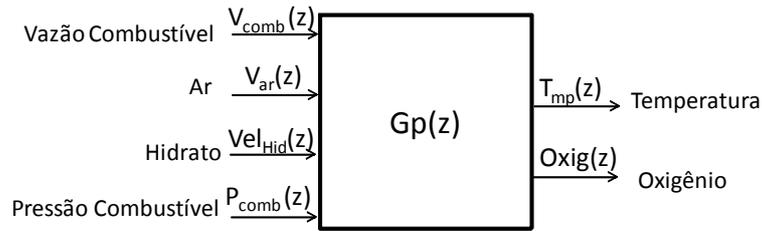
$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

– Conjunto 2

$$x(k) = \begin{bmatrix} 0.9219 & -3.0245 \\ 0.0001 & 0.4426 \end{bmatrix} x(k-1) + \begin{bmatrix} -3.7354 & 0.0001 & -0.5048 & 5.7905 \\ -0.0234 & 0.1570 & -0.0287 & 0.0060 \end{bmatrix} u(k-1) + e(k)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Ao final do algoritmo, foi realizada a conversão do modelo em espaço de estados para a representação em funções de transferência discretas, conforme as Figuras 4.13 e 4.14.



$$\begin{bmatrix} T_{mp}(z) \\ Oxig(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G11(z) & G12(z) \\ G21(z) & G22(z) \\ G31(z) & G32(z) \\ G41(z) & G42(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{comb}(z) \\ V_{ar}(z) \\ Vel_{Hid}(z) \\ P_{comb}(z) \end{bmatrix}$$

Figura 4.13. Representação em função de transferência do sistema.

<b>Conjunto 1</b>	<b>Conjunto 2</b>
$G11(z) = \frac{-9.5038 z + 10.9371}{z^2 - 1.0575 z + 0.06781}$	$G11(z) = \frac{-3.7354 z + 3.1797}{z^2 - 1.3644 z + 0.40838}$
$G12(z) = \frac{-1.0727 z + 1.0663}{z^2 - 1.0575 z + 0.06781}$	$G12(z) = \frac{-0.50477 z + 0.46477}{z^2 - 1.3644 z + 0.40838}$
$G21(z) = \frac{0.0010692 z - 0.00099786}{z^2 - 1.0575 z + 0.06781}$	$G21(z) = \frac{0.00095434 z - 0.00059746}{z^2 - 1.3644 z + 0.40838}$
$G22(z) = \frac{9.7176e-5 z - 9.5896e-5}{z^2 - 1.0575 z + 0.06781}$	$G22(z) = \frac{5.7905e-5 z - 5.3241e-5}{z^2 - 1.3644 z + 0.40838}$
$G31(z) = \frac{-1.101 z + 0.68642}{z^2 - 1.0575 z + 0.06781}$	$G31(z) = \frac{-0.023454 z + 0.097149}{z^2 - 1.3644 z + 0.40838}$
$G32(z) = \frac{-0.065586 z + 0.063461}{z^2 - 1.0575 z + 0.06781}$	$G32(z) = \frac{-0.028689 z + 0.026443}{z^2 - 1.3644 z + 0.40838}$
$G41(z) = \frac{2.0071 z + 0.56476}{z^2 - 1.0575 z + 0.06781}$	$G41(z) = \frac{0.15703 z - 0.087718}{z^2 - 1.3644 z + 0.40838}$
$G42(z) = \frac{-0.06401 z + 0.072179}{z^2 - 1.0575 z + 0.06781}$	$G42(z) = \frac{0.0060266 z - 0.00553238}{z^2 - 1.3644 z + 0.40838}$

Figura 4.14. Funções de transferência do sistema.

### 4.3 – VALIDAÇÃO DOS MODELOS

O procedimento de identificação, descrito no capítulo 2, prevê a validação dos modelos obtidos a partir de dados que não tenham sido utilizados na estimação.

Portanto, a fim de validar os modelos representativos dos conjuntos 1 e 2, foram selecionados os dados apresentados nas Figuras 4.15 e 4.16.

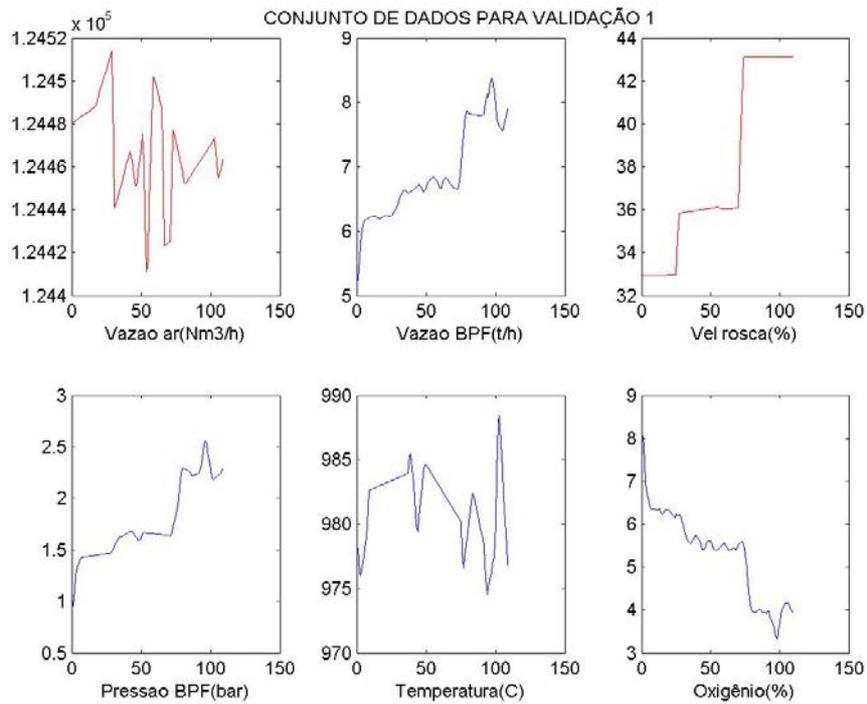


Figura 4.15. Conjunto de dados escolhido para validação do modelo do conjunto 1.

Os dados apresentados correspondem ao período de 23/12/2014, às 00:50h até 02:40h do mesmo dia.

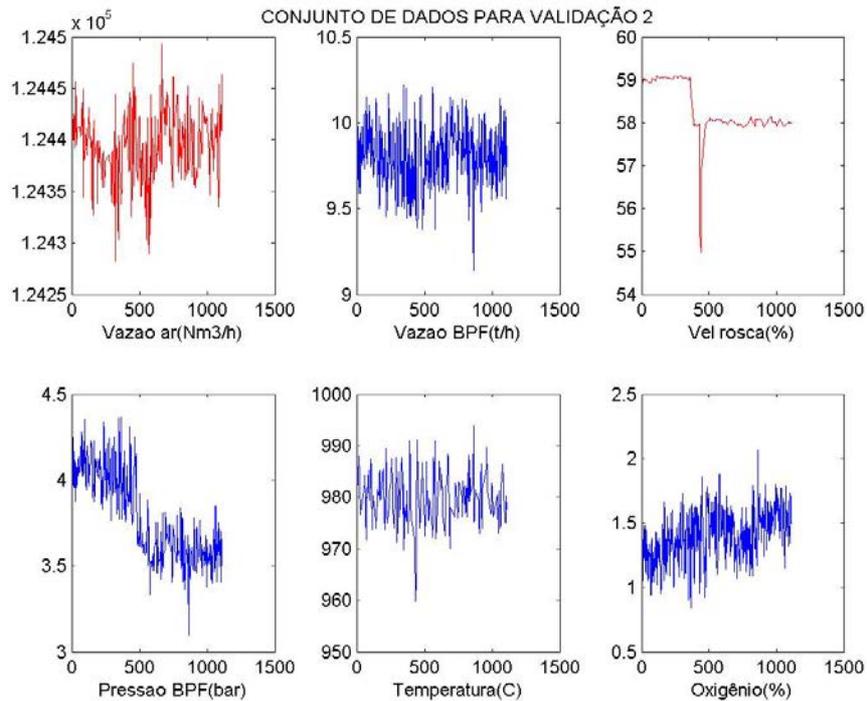


Figura 4.16. Conjunto de dados escolhido para validação do modelo do conjunto 2.

Os gráficos apresentados na Figura 4.16 mostram os dados obtidos no período de 16/12/2014, às 02:30h até 21:00h do mesmo dia.

Aplicando-se os dados apresentados aos modelos em espaço de estados dos conjuntos 1 (para o calcinador com produção reduzida) e 2 (para o calcinador com produção máxima), obteve-se os seguintes resultados (Figuras 4.17 e 4.18).

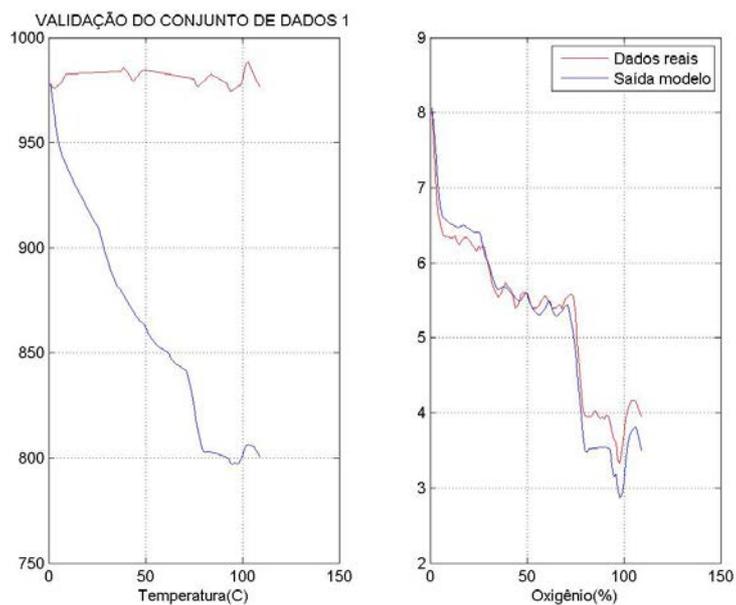


Figura 4.17. Validação do modelo do conjunto 1.

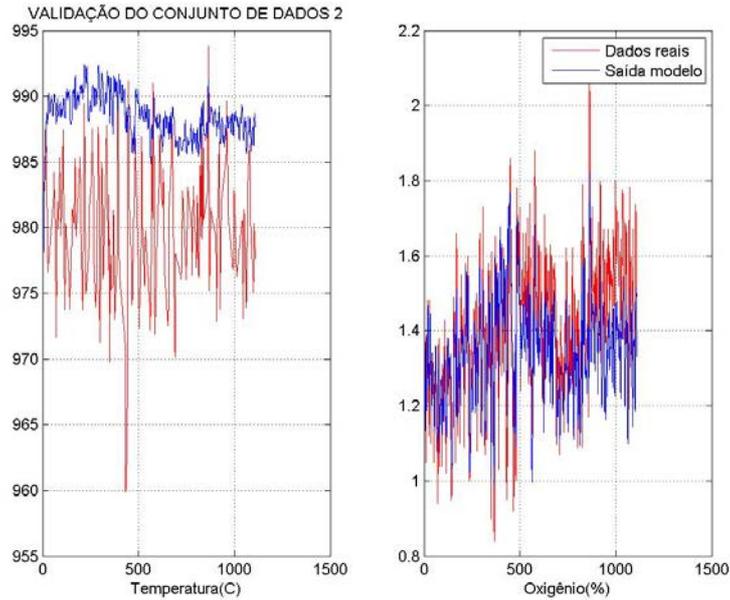


Figura 4.18. Validação do modelo do conjunto 2.

A partir dos gráficos é possível perceber claramente que o desempenho dos modelos para a variável oxigênio é muito melhor do que para a variável temperatura, o que pode ser confirmado através do cálculo do erro médio dos modelos, apresentado na Tabela 4.2.

Tabela 4.2. Erro médio após validação.

Conjunto de dados	Erro médio Temperatura (°C)	Erro médio Oxigênio (%)
1	120,5650	0,1110000
2	-8,7573	0,0622362

Os gráficos e os dados da tabela mostram que os resultados obtidos para a variável temperatura não são aceitáveis, visto que superam, e muito, o limite de 5°C definido para esse processo. O resultado para a saída oxigênio continua satisfatório, podendo os modelos obtidos serem usados para o projeto de sistema de controle pretendido.

A partir desse resultado poderia ser questionado o modelo obtido para a saída temperatura, o que, seguindo o fluxo apresentado na Figura 3.1 levaria a reiniciar o processo de identificação para essa variável.

Entretanto, analisando-se mais profundamente esse resultado, pode-se concluir que essa discrepância entre os valores reais e simulados deve-se ao fato de o sistema ser

variante no tempo, contrariando a suposição simplificadora (de invariância) feita no início da identificação. Outros aspectos, tais como: temperatura ambiente, desgaste do refratário (interno à fornalha), tempo de residência da alumina na fornalha e umidade do hidrato, também podem ter impactado na discrepância dos resultados da modelagem da temperatura e não foram mapeadas como entradas do sistema, devido à dificuldade na medição delas.

As matrizes que compõem os modelos apresentados na seção 4.2 são as últimas matrizes obtidas pelo algoritmo (no último instante de tempo), portanto, elas não vão, necessariamente, reproduzir as mesmas saídas do conjunto de dados em instantes de tempo anteriores ao último. Isso explica o fato de sempre existir um “erro” entre a saída do modelo e a real.

Contudo, esse “erro” aumenta significativamente quando é utilizada uma outra entrada para tentar, a partir delas, reproduzir as respostas reais de um outro conjunto de dados de entrada em todos os seus instantes de tempo.

A Figura 4.19 mostra o resultado de um teste feito, calculando-se os pólos do sistema se as matrizes fossem calculadas em cada instante e tempo (e não apenas no último), para os conjuntos 1 e 2.

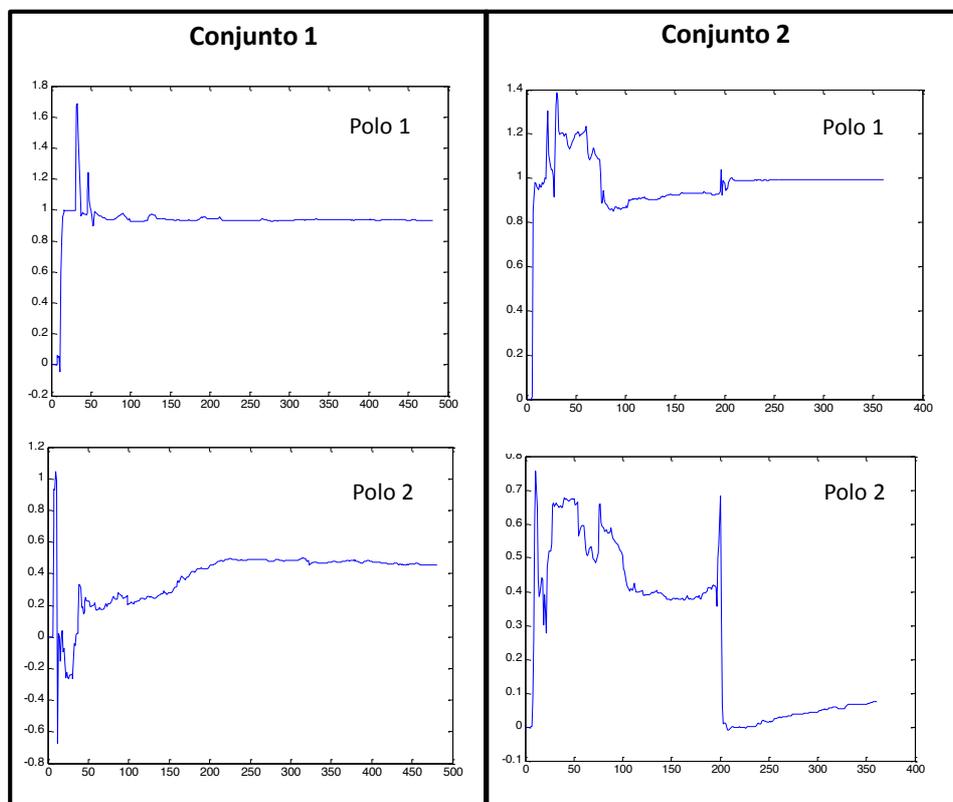


Figura 4.19. Análise dos polos do sistema.

Os gráficos mostram que o pólo 1, em ambos os conjuntos, estabiliza-se próximo de 1, enquanto o pólo 2 não apresenta comportamento regular, estabilizando-se em pontos diferentes em cada conjunto. Também vale ressaltar que o polo 1, em ambos os conjuntos, apresenta alguns pontos maiores que 1, indicando instabilidade no sistema.

Esse comportamento dos polos explicaria o comportamento da temperatura visto na Figura 4.17 e leva à conclusão de que o sistema é realmente variante no tempo e identificar um modelo único que o represente em qualquer situação não é viável, obrigando que se trabalhe com a identificação a cada instante e, a partir dela também se determine, a cada instante de tempo parâmetros para um controlador de temperatura.

## CAPÍTULO 5

### CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

O principal objetivo deste trabalho foi a identificação de um modelo dinâmico representativo do processo de combustão que acontece dentro da fornalha do calcinador “F”, instalado na refinaria de alumina da Hydro Alunorte, em Barcarena – Pará.

Avaliando-se as características físicas e químicas do processo, estabeleceu-se um sistema multivariável (MIMO) com quatro entradas (vazão de óleo combustível, pressão de óleo combustível, vazão de ar e alimentação de hidrato) e duas saídas (temperatura e oxigênio) representativo do processo, que deveria ter sua representação em espaço de estados e funções de transferência identificadas.

Devido a questões operacionais e estratégicas da refinaria não foi possível realizar um teste dirigido no calcinador para coletar os dados necessários à identificação. Entretanto, para contornar essa situação, foram escolhidos e tratados dados de “operação normal” do calcinador, no período de aproximadamente 60 dias, entre Dezembro de 2014 e Janeiro de 2015.

Aplicando-se o método de estimação de matrizes de estado descrito por Aguirre [13], foi possível identificar as oito funções de transferência previstas (para dois momentos de operação diferentes do calcinador – em produção máxima e com produção reduzida), com destaque para as funções obtidas para a saída “oxigênio”, cuja proximidade do modelo com o processo real foi muito boa, sendo confirmada pela validação.

A validação mostrou também que é obrigatório, para esse processo, trabalhar com métodos de identificação recursiva, para implementação online, pois apenas um modelo não é capaz de representar bem o processo.

A principal sugestão de trabalho futuro é a de se projetar sistema de controle de combustão completo, envolvendo as entradas mapeadas, já que atualmente, a única variável efetivamente controlada, de forma automática, é a vazão de combustível; as demais dependem de atuação manual do operador do sistema de controle.

É importante destacar que existe um soprador de ar adicional, o soprador 2, que pode ser usado no controle de ar, cujo modelo mostrou-se muito bom. Atualmente esse soprador opera, na maior parte do tempo, com a velocidade de 100%. É nesse ponto que

reside a principal expectativa de ganho financeiro desse trabalho: a redução do excesso de ar.

Este sistema poderá seguir métodos de controle clássico como o projeto de PID, por exemplo, ou envolver técnicas tais como controle *fuzzy* ou adaptativo (considerada a mais adequada). Com o conhecimento atual do sistema já seria possível criar um modelo capaz de atender às especificações do processo.

Outro tópico que certamente merece atenção é o estudo do impacto do excesso de ar na emissão de particulado e poluentes pela chaminé. Várias literaturas sugerem haver uma relação de dependência forte entre essas duas variáveis e o desenvolvimento sustentável sempre foi uma das diretrizes do trabalho na Hydro Alunorte.

Finalmente sugere-se que seja feito um estudo de viabilidade econômico-financeira mais aprofundando. Na Seção 5.1 será apresentada uma estimativa do retorno financeiro para a empresa, que mostrou o grande potencial desse trabalho.

Na Hydro Alunorte existem, ao todo, sete calcinadores. Fazendo uma rápida análise nos outros seis é possível perceber que todos apresentam um grande potencial de melhoria, pois todos apresentam um excesso de ar bem acima da meta, tal qual o calcinador “F”, utilizado como modelo para esse trabalho. A Figura 5.1 mostra o gráfico da média do excesso de ar no período de 01/12/2014 até 31/01/2015, para os calcinadores “D”, “E”, “F” e “G”. No período apresentado a média geral (dos 4 calcinadores apresentados), do excesso de ar foi de 46,7%

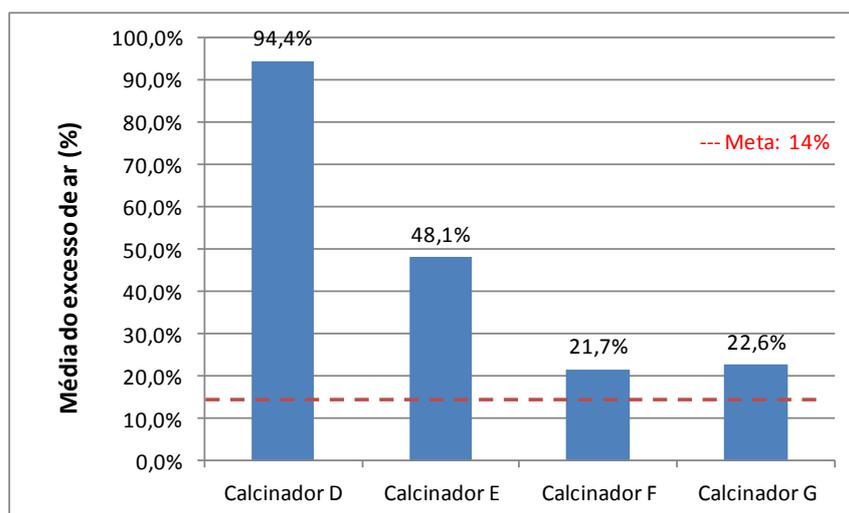


Figura 5.1. Média do excesso de ar nos calcinadores “D”, “E”, “F” e “G” da Hydro Alunorte.

## 5.1 – EXPECTATIVA DE GANHOS ECONÔMICOS

A principal expectativa de retorno econômico deste trabalho está em reduzir o consumo de óleo combustível na fornalha.

Essa redução só será possível após ser implementado um sistema de controle de injeção de ar, que não foi o escopo desse trabalho.

Por isso é muito importante calcular o retorno financeiro deste projeto, de forma a justificar possíveis investimentos pela Hydro Alunorte, caso venham a ser necessários e a estimular a continuidade deste projeto.

Considerando-se um valor médio do excesso de ar de 49% tem-se uma vazão de ar em excesso de aproximadamente 18829 Nm<sup>3</sup>/h.

Para saber o volume de óleo necessário para aquecimento do ar em excesso é necessário conhecer a quantidade de calor necessária para aquecer este ar.

O ar adicional entra na fornalha com uma temperatura de aproximadamente 717°C. Dentro da fornalha o ar está a uma temperatura média de 950°C. Para que o ar adicional chegue a essa temperatura são necessários 0,168 t/h de óleo BPF (cálculos no anexo 3).

A partir dos dados apresentados é possível calcular o desperdício anual de combustível para o calcinador “F”, conforme abaixo:

Excesso de ar = 34% → 0.168 t/h óleo BPF aproximadamente

1 ano = 8760h → 1471.7 t óleo BPF

1t = \$ 650,00 → \$ 956,605.00

Portanto, a economia anual com combustível pode ser mais de 2 milhões de reais por calcinador.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] MME. Relatório Técnico 62: Perfil do Alumínio. Secretaria de Geologia, Mineração e Transformação Mineral. Ministério de Minas e Energia – MME. Setembro, 2009.

[2] ABAL. Disponível em < <http://www.abal.org.br/industria/introducao.asp> >. Acesso em Janeiro de 2013.

[3] Hydro Alunorte. Relatório de sustentabilidade Hydro Alunorte 2010/2011. Disponível em: <[http://www.hydro.com/upload/Subsites/Brasil/Downloadcenter/Bauxita%20e%20alumina/Hydro%20Alunorte%20-%20Relatorio%20sustentabilidade/19\\_Relatorio\\_Sustentabilidade\\_2010-2011.pdf](http://www.hydro.com/upload/Subsites/Brasil/Downloadcenter/Bauxita%20e%20alumina/Hydro%20Alunorte%20-%20Relatorio%20sustentabilidade/19_Relatorio_Sustentabilidade_2010-2011.pdf)>. Acesso em Janeiro de 2013.

[4] FERREIRA. Daniella dos Santos. Desenvolvimento e implementação de sistema de supervisão móvel em ambientes industriais. 2009. 137f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia da Computação) – Universidade Federal do Pará, Belém, 2009.

[5] DNPM. Sumário Mineral 2012. Disponível em: <[https://sistemas.dnpm.gov.br/publicacao/mostra\\_imagem.asp?IDBancoArquivoArquivo=7369](https://sistemas.dnpm.gov.br/publicacao/mostra_imagem.asp?IDBancoArquivoArquivo=7369)>. Acesso em Janeiro de 2013.

[6] FILHO. Eduardo Lopes Gonçalves. Modelagem e simulação de calcinadores de hidróxido de alumínio em leito fluidizado. 2012. 235f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2012.

[7] MISSALLA, M., et al. Significant Improvement of Energy Efficiency at Alunorte's Calcination Facility. Oberursel: TMS - The Minerals, Metals & Materials Society, 2011.

[8] Hydro Alunorte. Material de Capacitação: C2 – Calcinação (área 10) – Rev. 4. Barcarena, 2013.

[9] JEN, Lin Chau. Curso de Combustão Industrial: Estequiometria das reações de combustão. IPT/AET.

[10] FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA. Disponível em: <[http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3139/tde-13072011-145446/publico/Capitulo\\_2\\_Fundamentacao\\_Teorica.pdf](http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3139/tde-13072011-145446/publico/Capitulo_2_Fundamentacao_Teorica.pdf)>. Acesso em: 01/12/2014.

[11] ZHU, Yucai. Multivariable system identification for process control. Elsevier. 2001.

[12] MANAVELLA, Humberto José. Combustão e emissões. HM Autotrônica. 22f.

[13] AGUIRRE, Luis Antonio. Introdução à identificação de sistemas: Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais. 2 ed. UFMG.

[14] COELHO, Antonio A. R. Identificação e controle adaptativo – capítulo3. Universidade Federal de Santa Catarina. 60 slides.

[15] BIZZO, Waldir A. EM 722 – Geração, distribuição e utilização de vapor. Cap1.

[16] QUEIMADORES. Disponível em:  
<[http://web.ist.utl.pt/luis.roriz/MyPage/et\\_T34.htm](http://web.ist.utl.pt/luis.roriz/MyPage/et_T34.htm)>. Acesso em 07/01/2015.

[17] Confor instrumentos de medição. Melhorando o rendimento de queimadores. 1f.

[18] Instrumentação e controle de processos. Disponível em: <[http://www.sollwert.com.br/site/manuais/instrumentacao\\_e\\_controle\\_de\\_acesso/24/part\\_e\\_24.pdf](http://www.sollwert.com.br/site/manuais/instrumentacao_e_controle_de_acesso/24/part_e_24.pdf)>. Acesso em 22/11/2014.

[19] CONTROLE DE PROCESSOS. Estratégias de controle de processos. UTFPR Universidade Tecnológica Federal do Paraná. 31 slides.

[20] Tipos de malhas de controle de processos industriais. Mecatrônica Atual. São Paulo, n.29, 2006.

[21] INDUSTRIALIT 800XA - CONTROL AND I/O: Extended Control Software, Binary and Analog Handling. v5.0 SP2. São Paulo: ABB, 2008. Document number: 3BSE035981R5021

[22] NETO, Jacy Montenegro Magalhães. Identificação de modelos dinâmicos no domínio da frequência aplicada a sistemas aeronáuticos. 2005. 166f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Instituto Militar de Engenharia. Rio de Janeiro, 2005.

[23] VANLANDINGHAM, Hugh F. Introduction to Digital Control System. Macmillian Publishing Company. 1985.

[24] TRIVELATO, Gilberto da Cunha. Técnicas de modelagem e simulação de sistemas dinâmicos. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). São José dos Campos, 2003. Código do documento: INPE-9665-NTC/358.

[25] JUNIOR, Hudson Bitencourt. Métodos de estimação recursiva baseados no filtro de Kalman aplicados a sistemas não-lineares. 2003. 146f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Universidade Federal de Minas Gerais, 2003.

## ANEXOS

### ANEXO 1

- **Lema da inversão de matrizes [13]**

Supondo que as inversas existam:

$$[A + BCD]^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B[C^{-1} + DA^{-1}B]^{-1}DA^{-1}$$

### ANEXO 2

#### **Código-fonte desenvolvido de acordo com o algoritmo de estimação de matrizes de estado**

```
% Estimação recursiva das matrizes de estado de um sistema discreto
% Baseado no arquivo original:(c) Luis A Aguirre, BH 03/06/99
% Adaptado por: Daniella Costa/Orlando Fonseca Silva

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% SISTEMA ESTUDADO %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%% Entradas: 1- Vazão total de ar/ 2- Vazão de óleo BPF      %%%
%%%              3 - Hidrato/ 4- Pressão do óleo BPF          %%%
%%% Saídas: 1- Oxigênio/ 2- Temperatura                       %%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

clc;
clear;clf;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% CONJUNTO 1

load('Conjunto1.txt');
Vazao_ar = Conjunto1(:,1); % Primeira coluna - Vazão total de ar
(Nm3/h)
Vazao_BPF = Conjunto1(:,2); % Segunda coluna - Vazão de combustível
(óleo BPF) (t/h)
Oxigenio = Conjunto1(:,3); % Terceira coluna - Oxigênio (%)
Vel_rosca = Conjunto1(:,4); % Quarta coluna - Velocidade da rosca de
alimentação de hidrato (%)
Temperatura = Conjunto1(:,5); % Quinta coluna - Temperatura da
fornalha(C)
Exc_ar = Conjunto1(:,6); % Sexta coluna - Excesso de ar (%)
Pressao_BPF = Conjunto1(:,7); % Sétima coluna - Pressão do óleo BPF
(bar)
```

```

PDT = Conjunto1(:,8); % Oitava coluna - Diferencial de pressão da
fornalha (mbar)

npto = max(size(Exc_ar));% Número total de pontos

fig1 = figure(1);
subplot(2,3,1), plot(1:npto,Vazao_ar,'r'); xlabel('Vazao ar(Nm3/h)')
subplot(2,3,2), plot(1:npto,Vazao_BPF); xlabel('Vazao BPF(t/h)')
title('CONJUNTO DE DADOS 1');
subplot(2,3,3), plot(1:npto,Vel_rosca,'r'); xlabel('Vel rosca(%)');
subplot(2,3,4), plot(1:npto,Pressao_BPF); xlabel('Pressao BPF(bar)')
subplot(2,3,5), plot(1:npto,Temperatura); xlabel('Temperatura(C)')
subplot(2,3,6), plot(1:npto,Oxigenio); xlabel('Oxigênio(%)');
% subplot(2,3,6), plot(1:npto,Exc_ar,'r'); xlabel('Exc ar(%)') -
removido
% para não inserir a nova entrada
saveas(fig1, 'Conj1_DadosReais_comPTeFT', 'jpg') %salva a figura em
formato jpg
pause();% digitar enter para continuar

%phi e gama serão calculados

% vetor de entradas
u = [Vazao_BPF';Vazao_ar';Vel_rosca';Pressao_BPF'];

% inicializacao
x = [Temperatura';Oxigenio'];

% algoritmo recursivo
delta = zeros(6,2);
P = 1000*eye(6);

% desprezar os primeiros 4 conjuntos de dados
for k=5:npto
    m = [x(:,k-1)' u(:,k-1)'];
    K = P*m'/(1+m*P*m');
    delta = delta+K*(x(:,k)'- m*delta);
    P = P - (P*m'*m*P)/(1+m*P*m');
end;

Phi = delta(1:2,1:2)'
Gama = delta(3:6,1:2)'
format long g %mais casas decimais

% simulacao do modelo estimado
X = [x(1,1);x(2,1)];% condições iniciais diferentes de zero
for k=2:npto
    X(:,k)=Phi*X(:,k-1)+Gama*u(:,k-1);
end;

% Comparando a saída, supondo matriz de observacao [1 1]
fig2 = figure(2);
subplot(1,2,1),
plot(1:npto,Temperatura,'r',1:npto,X(1,:),'b');xlabel('Temperatura(C)')
);grid;
title('CONJUNTO DE DADOS 1');
subplot(1,2,2),
plot(1:npto,Oxigenio,'r',1:npto,X(2,:),'b');xlabel('Oxigênio(%)');grid
;

```

```

legend ('Dados reais', 'Saida modelo')
saveas (fig2, 'Conj1_Simulacao_comPTeFT', 'jpg') %salva a figura em
formato jpg

%Calcula o erro do modelo simulado em relação aos dados reais
Erro_Temp = Temperatura' - X(1,:);
Erro_Oxig = Oxigenio' - X(2,:);
Media_Erro_Temp = mean(Erro_Temp)
Media_Erro_Oxig = mean(Erro_Oxig)

% Calcula as funções de transferencia discretas
C= [1 0;0 1];
D =[0 0 0 0;0 0 0 0];

% G11(z): Vazao BPF x Temperatura *
% G12(z): Vazao BPF x Oxigenio
[num1, den1] = ss2tf (Phi, Gama, C, D, 1);
disp('*****Conjunto 1: G11 e G12')
printsys(num1, den1, 'z')

% G21(z): Vazao Ar x Temperatura
% G22(z): Vazao Ar x Oxigenio
[num2, den2] = ss2tf (Phi, Gama, C, D, 2);
disp('*****Conjunto 1: G21 e G22')
printsys(num2, den2, 'z')

% G31(z): Vel Rosca de Hidrato x Temperatura *
% G32(z): Vel Rosca de Hidrato x Oxigenio
[num3, den3] = ss2tf (Phi, Gama, C, D, 3);
disp('*****Conjunto 1: G31 e G32')
printsys(num3, den3, 'z')

% G41(z): Pressao BPF x Temperatura *
% G42(z): Pressao BPF x Oxigenio
[num4, den4] = ss2tf (Phi, Gama, C, D, 4);
disp('*****Conjunto 1: G41 e G42')
printsys(num4, den4, 'z')

```

## ANEXO 3

### Cálculo do consumo de óleo BPF para aquecer o ar em excesso

Excesso de ar médio: 49%

i) Cálculo da vazão de ar em excesso

Para obter um excesso de ar de aproximadamente 49% pode-se considerar a vazão de combustível de aproximadamente 8.9 t/h.

$F_{\text{esteq}} = F_{\text{combust}} * 10.4 * 1000;$

**$F_{\text{esteq}} = 92560 \text{ Nm}^3/\text{h}$**  (vazão de ar estequiométrico)

Calculando-se a vazão de ar total com  $F_{\text{combust}} = 8.9$  obtém-se

$$F_{\text{total}} = 124740 \text{ Nm}^3$$

Portanto,

$$F_{\text{excesso}} = F_{\text{total}} - (F_{\text{esteq}} * 1.14);$$

$$F_{\text{excesso}} = 124740 - (92560 * 1.14)$$

$$F_{\text{excesso}} = 19221.6 \text{ Nm}^3/\text{h} \text{ (vazão de ar em excesso)}$$

ii) Cálculo do consumo de óleo para aquecer o ar em excesso

O ar adicional chega à fornalha com uma temperatura média de 717°C.

A temperatura do ar dentro da fornalha está em torno de 950°C.

Para aquecer o ar que chega a uma temperatura mais baixa, é necessário consumir uma certa quantidade de energia, a ser fornecida pelo óleo BPF.

O calor específico do ar é o seguinte:

$$C_p \text{ ar } 717^\circ\text{C} = 1.103 \text{ KJ/Kg.K}$$

$$C_p \text{ ar } 950^\circ\text{C} = 1.132 \text{ KJ/Kg.K}$$

Portanto, a quantidade de calor necessária para aquecer o ar de 717 °C a 950°C é:

$$Q_{\text{ar}} = m_{\text{ar}} * C_p \text{ ar} * (950 - 717)$$

$$m_{\text{ar}} = Q_{\text{ar}} * \zeta_{\text{ar}}$$

$$\zeta_{\text{ar}} \text{ media} = 1.23 \text{ Kg/m}^3 \text{ (densidade do ar)}$$

$Q_{\text{ar}}$  é a vazão de ar em excesso.

O calor é fornecido pela queima do óleo:

$$Q_{\text{óleo}} = m_{\text{óleo}} * \text{PCI}_{\text{óleo}}$$

$$\text{PCI}_{\text{óleo}} = 39.83 \text{ MJ/Kg} \text{ (poder calorífico inferior)}$$

Fazendo-se  $Q_{\text{ar}} = Q_{\text{óleo}}$ :

$$Q_{\text{ar}} * \zeta_{\text{ar}} * C_p \text{ ar} (950 - 717) = m_{\text{óleo}} * \text{PCI}_{\text{óleo}}$$

$$m_{\text{óleo}} = [Q_{\text{ar}} * \zeta_{\text{ar}} * ((C_p \text{ ar } 950^\circ\text{C} * 950) - (C_p \text{ ar } 717^\circ\text{C} * 717)) / \text{PCI}_{\text{óleo}}$$

$$m_{\text{óleo}} = [19221.6 * 1.23 * ((1.132 * 950) - (1.103 * 717))] / 39830$$

$$m_{\text{óleo}} = 0.168 \text{ t/h} \text{ (massa de óleo)}$$