

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
CENTRO DE PESQUISA E DESENVOLVIMENTO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**SISTEMA DE SUPORTE À DECISÃO APLICADO AO
PROCESSO DE FRACIONAMENTO DO CRAQUEAMENTO
CATALÍTICO FLUIDIZADO**

DARLAN GONÇALVES DA ROSA

Belo Horizonte

2007

DARLAN GONÇALVES DA ROSA

**SISTEMA DE SUPORTE À DECISÃO APLICADO AO
PROCESSO DE FRACIONAMENTO DO CRAQUEAMENTO
CATALÍTICO FLUIDIZADO**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO APRESENTADA
AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA, DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS,
COMO PARTE DOS REQUISITOS PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO
DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: INTELIGÊNCIA
COMPUTACIONAL.

ORIENTADOR: Prof. Walmir Matos Caminhas

CO-ORIENTADOR: Prof. Benjamim R Menezes

Belo Horizonte

2007

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, em especial pelo apoio incondicional, pela confiança e, por terem me mostrado a importância de acreditar em seus sonhos.

Às minhas irmãs por entenderem minha ausência e pelo incentivo. E ao meu irmão pelo companheirismo ao longo desse trabalho.

AGRADECIMENTOS

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, PPGEE, pela oportunidade de realização de trabalhos em minha área de pesquisa.

Aos colegas do PPGEE pelo auxílio nas tarefas desenvolvidas durante o curso. Aos meus orientadores Prof. Walmir M. Caminhas e Prof. Benjamim Rodrigues de Menezes e aos Drs. Reinaldo Martinez Palhares e Antonio de Pádua Braga. Ao doutorando Carlos Alexandre Laurentys e ao graduando Thiago Hoerlle pela colaboração nesse trabalho. À Regap-Petrobras, na pessoa do Dr. Carlos Henrique Bomfim, pelo apoio técnico, e aos responsáveis pelo processo pelos inúmeros esclarecimentos acerca do funcionamento da unidade de fracionamento.

RESUMO

O craqueamento catalítico fluidizado, FCC, é um processo importante e de alta rentabilidade para uma refinaria de petróleo. Caracteriza-se por ser um processo lento, multivariável, fortemente acoplado e não linear. Por isso, uma intervenção segura e eficiente requer do operador profundo conhecimento da dinâmica do processo e análise célere de uma quantidade expressiva de dados. O objetivo do presente trabalho é desenvolver uma metodologia para a implementação de um sistema inteligente de suporte à decisão para a área de FCC, que seja capaz de modelar o processo de decisão realizado pelo operador e fornecer suporte às operações futuras. Com a utilização do sistema busca-se aprimorar o padrão de atuação dos operadores e a disseminação das melhores práticas.

Palavras-chaves: Torre de Fracionamento de Petróleo, FCC, Sistema de Suporte à Decisão, Neurônio Neo-Fuzzy.

ABSTRACT

The Fluidized Catalytic Cracking (FCC) is an important and profitable process of the oil refining industry. It is characterized by being a slow, multivariable, strongly coupled and nonlinear process. An operator must handle a large amount of information to make safe, timely decisions. The present work aims to develop a methodology to implement an intelligent decision support system for a FCC main fractionator based on operators' practice. This system intends to standardize and improve process operation and spread best practices.

Keywords: Main Fractionator, FCC, Decision Support Systems, Neo-Fuzzy-Neuron.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
	1.1 METODOLOGIA PROPOSTA	14
	1.2 ESTRUTURA DO TEXTO	15
2	CRAQUEAMENTO CATALÍTICO EM LEITO FLUIDIZADO.....	16
	2.1 DESCRIÇÃO DO PROCESSO	16
	2.1.1 Caracterização da Carga	18
	2.1.2 Seção de Conversão.....	20
	2.1.3 Fracionamento	28
	2.1.4 Recuperação de Gases	30
	2.1.5 Seção de Tratamentos.....	33
	2.2 DETALHAMENTO DO CONTROLE DA TORRE FRACIONADORA	34
3	METODOLOGIA.....	37
	3.1 ESTRATÉGIA DA COLETA DOS DADOS	40
	3.2 ANÁLISE ESTATÍSTICA	43
	3.3 ANÁLISE DE SEPARABILIDADE.....	44
	3.4 ESTUDO DE CORRELAÇÃO	46
	3.5 PROJETO DOS SISTEMAS INTELIGENTES DE APOIO À TOMADA DE DECISÃO	47
4	RESULTADOS	51
	4.1 RESULTADO ESTATÍSTICO DA COLETA.....	51
	4.2 SEPARABILIDADE	55
	4.3 ESTUDO DE CORRELAÇÃO	56
	4.4 RESULTADOS OBTIDOS COM OS SISTEMAS INTELIGENTES	59
5	CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	70
	5.1 CONCLUSÕES	72
	5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	73
6	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	74

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1 – Estrutura do Sistema computacional inteligente de suporte à decisão.	14
Figura 2.1 – Diagrama de blocos do FCC. FONTE: (ABADIE, 1997).....	17
Figura 2.2 – Conversor UOP modelo <i>Side-by-side</i> . FONTE: (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 2004).	21
Figura 2.3 – Base de um <i>riser</i> em “Y”. FONTE: (SADEGHBEIGE, 2000).	23
Figura 2.4 – Fotos dos distribuidores de ar modelo Pipe-Grid e modelo em Anel. FONTE: (SADEGHBEIGE, 2000).	27
Figura 2.5 – Seção de fracionamento FCC. Fonte: (SADEGHBEIGE, 2000).....	29
Figura 2.6 – Seção de recuperação de gases. FONTE: (ABADIE, 1997).	31
Figura 3.1 – Diagrama da metodologia aplicada.	39
Figura 3.2 – Topologia do sistema.	40
Figura 3.3 – Descrição do método de medição de distância JM.	46
Figura 3.4 – Estrutura do SSD usando modelos de estimação de SP.	48
Figura 3.5 – Estrutura do Neurônio Neo-Fuzzy	50
Figura 4.1 – Diagrama da torre fracionadora, com as variáveis escolhidas.	52
Figura 4.2 – Resultados do treinamento dos modelos, controladores 1 e 2.....	61
Figura 4.3 – Resultados do treinamento dos modelos, controladores 3 e 4.....	62
Figura 4.4 – Resultados do treinamento dos modelos, controladores 5 e 6.....	63
Figura 4.5 – Resultados da validação dos modelos, controladores 1 e 2.	64
Figura 4.6 – Resultados da validação dos modelos, controladores 3 e 4.	65
Figura 4.7 – Resultados da validação dos modelos, controladores 5 e 6.	66
Figura 4.8 – Aplicação dos modelos obtidos para os controladores 1 e 2.	67
Figura 4.9 – Aplicação dos modelos obtidos para os controladores 3 e 4.	68
Figura 4.10 – Aplicação dos modelos obtidos para os controladores 5 e 6.	69

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Conjunto de variáveis escolhidas da torre de fracionamento.	41
Tabela 4.1 – Índices de distância JM.	56
Tabela 4.2 – Índices de correlação linear.	58

LISTA DE ABREVIATURAS

PPGEE: Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica;

FCC: do inglês “Fluid Catalytic Cracking”;

SSD: Sistema de Suporte à Decisão;

GLP: Gás Liquefeito de Petróleo;

MLP: rede neural “Multilayer Perceptron”;

DDF: Detecção e Diagnóstico de Falhas;

HCO: Óleo Pesado de Reciclo;

LCO: Óleo Leve de Reciclo;

PV: Variável de Processo;

MV: Variável Manipulada;

REGAP: Refinaria Gabriel Passos;

DEA: Di-Etanol-Amina;

MEROX: Mercaptans Oxidation;

JM: Distância Jeffries-Matusita;

NFN: do inglês “Neo Fuzzy Neuron”;

OPC: do inglês “Open Connectivity”.

1 INTRODUÇÃO

“The true value of a human being is determined primarily by the measure and the sense in which they have obtained liberation from the self.”

(Albert Einstein)

Para manterem-se competitivas no mercado globalizado, as indústrias petroquímicas têm aumentado o nível de automação de suas unidades. Hoje, por exemplo, não existe refinaria de petróleo que não use algum tipo de ferramenta avançada de engenharia para melhorar seus resultados (MORO, 2003). Ademais, o avanço na tecnologia utilizada em sensores e em sistemas de medição tem permitido às indústrias fazerem a aquisição de um escopo maior de variáveis de processo e em maiores detalhes, extraíndo-se mais informação e permitindo aprimorar o controle e a supervisão de suas unidades.

Por outro lado, as exigências de produtividade e qualidade têm ficado cada vez maiores e, conseqüentemente, têm tornado o controle destes processos cada vez mais complexo. É comum, por exemplo, haver nas modernas refinarias de petróleo de grande porte mais de 100 mil variáveis distintas sendo medidas continuamente (WHITE, 2003). Esta maior complexidade dificulta a tarefa do operador de restabelecer a normalidade do processo, quando algum evento anormal está presente e os sistemas automatizados não são capazes de contorná-lo. Estima-se que esta incapacidade dos sistemas automatizados em lidar com eventos anormais custe anualmente mais de 20 bilhões de dólares somente às indústrias petroquímicas norte-americanas (NIMMO, 1995). No Brasil, estima-se que a explosão da plataforma P-36 tenha gerado uma perda financeira próxima aos \$5 bilhões (VENKATASUBRAMANIAN, 2003).

Um dos desafios atuais é conseguir desenvolver sistemas inteligentes capazes de lidar eficazmente com esses eventos anormais, que mantenham o processo o mais próximo possível de sua condição normal de operação e/ou sejam capazes de informar ao operador o que fazer para restabelecê-la.

O processo alvo dessa dissertação é o craqueamento catalítico fluidizado (FCC do inglês Fluid Catalytic Cracking), um processo importante e de alta rentabilidade para uma refinaria de petróleo. O FCC caracteriza-se por ser um processo lento, multivariável, fortemente acoplado e não linear. Por isso, uma intervenção segura e eficiente neste processo requer do operador profundo conhecimento da dinâmica do processo e análise célere de uma quantidade expressiva de dados.

O objetivo do presente trabalho é o desenvolvimento de uma metodologia para a implementação de um sistema inteligente de apoio à decisão para a unidade de fracionamento do FCC. Modelar o processo de tomada de decisão realizado pelo operador para dar suporte posterior à tomada de decisão, buscando uma padronização entre as atuações dos operadores e, buscando disseminar as melhores práticas.

Na literatura encontram-se vários estudos sobre o processo de FCC e sua tecnologia se mantém em constante evolução. Numerosos artigos lhe têm sido dedicado com as mais variadas finalidades e utilizando diferentes métodos: redes neurais, neurofuzzy, observadores, métodos estatísticos e sistemas especialistas.

Os autores LISBOA et al. (2004), por exemplo, desenvolveram um modelo capaz de prever o valor da conversão global e das quantidades dos produtos produzidos (gasolina, GLP, gás combustível, óleo leve de reciclo, óleo decantado e coque), aplicando redes MLPs e métodos estatísticos multivariáveis (análise de

componentes principais e mínimos quadrados parciais). Os autores JIANXU e HUIHE (2002) utilizaram modelagem neurofuzzy para desenvolver um sistema de inferência capaz de estimar o ponto de congelamento do diesel na unidade de FCC.

Na área de detecção e diagnóstico de falhas (DDF) para a unidade de FCC também existe um número razoável de estratégias sendo desenvolvidas. Entre elas, os autores QIAN et al. (2003), usando sistemas especialistas, YANG et al. (2000), utilizando redes neurais e a transformada wavelet. Em CANTÓN et al. (2005), é apresentado um exemplo de aplicação desenvolvida com observadores para entradas desconhecidas, fazendo uso de um modelo linearizado do FCC.

Já para suporte à tomada de decisão, os autores VEDAM et al. (1999) escreveram um artigo abrangente sobre o desenvolvimento de um sistema de diagnóstico quantitativo para auxiliar o operador em situações anormais no FCC. A aplicação foi desenvolvida em arquitetura modular e simulada com o auxílio do modelo Amoco IV de FCC (MCFARLANE et al., 1993). Como exemplo de aplicação industrial, tem-se o sistema híbrido de diagnóstico de eventos anormais desenvolvido no consórcio “Abnormal Situation Management Consortium”, dirigido pela empresa Honeywell (1995-2000).

De acordo com VEDAM et al. (1999) para que um sistema de suporte à decisão, SSD, possa auxiliar eficazmente um operador a gerenciar eventos anormais é desejável que ele tenha as características listadas abaixo:

1. visão ampla do processo para permitir seu uso no alto nível de controle da planta;
2. diagnóstico rápido e preciso da falha;
3. operar em tempo real;
4. capacidade de lidar com conhecimento incompleto e incerto;

5. interface com usuário fácil de ser utilizada;
6. capacidade de se adaptar a mudanças nas condições de operação;
7. arquitetura aberta para permitir integração de diferentes módulos implementados em diferentes linguagens;
8. projeto modular que permita o desenvolvimento de módulos independentes ou fracamente dependentes;
9. ser extensível;
10. base de conhecimento centralizada para evitar conhecimento duplicado.

Durante o desenvolvimento da metodologia proposta neste trabalho será buscada, a cada etapa, uma forma de implementação que contribua para que o sistema de apoio à decisão resultante reflita as características desejáveis acima citadas.

O foco deste trabalho estará na modelagem das soluções adotadas pelos operadores. Serão aplicados métodos quantitativos de extração de conhecimento sobre os dados históricos do processo com intuito de extrair qual a solução estatisticamente mais consistente para cada tipo de desvio das condições normais de operação do processo.

A proposta é que o SSD resultante auxilie os operadores a lidar com os eventos anormais que acometem o processo por meio do fornecimento de um aconselhamento estatístico sobre qual solução adotar. A informação advinda do SSD indicará se o processo está em condições normais de operação ou se é requerida intervenção por parte dos operadores em alguma das malhas modeladas e, se alguma modificação for requerida, o SSD informará o operador qual a alteração que ele deve fazer no ponto de operação da referida malha.

1.1 METODOLOGIA PROPOSTA

Normalmente o operador de processo utiliza as informações das variáveis de processo (PV) para tomar a decisão em atuar ou não na planta, e em qual(is) sistema(s) de controle será necessário atuar. Partindo desta premissa, nesta etapa do trabalho é proposta uma estrutura de sistema computacional inteligente de apoio ao operador na sua tomada de decisão, figura 1.1.

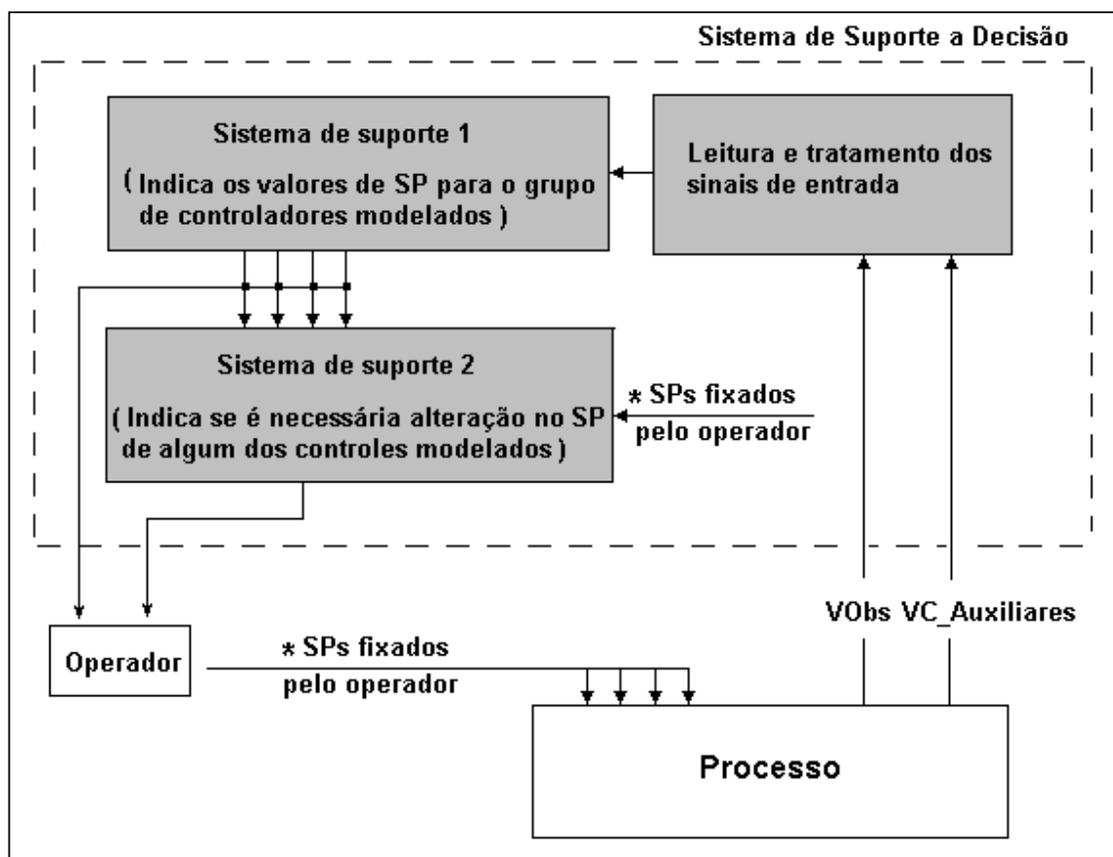


Figura 1.1 – Estrutura do Sistema computacional inteligente de suporte à decisão.

O sistema é composto por dois estágios. O primeiro estágio recebe valores medidos das variáveis de processo observadas (VObs) e de algumas variáveis controladas estrategicamente escolhidas da planta (VC_Auxiliares). Estes valores ao chegarem no primeiro sistema de suporte já foram previamente filtrados e

verificados se os valores assumidos estão coerentes com as faixas normais de excursão de cada variável.

O segundo estágio receberá os valores estimados, pelo sistema de suporte 1, para o ponto de operação (SP) de cada variável do grupo de controladores modelados e comparará com os valores de SP fixados pelo operador. E a partir do valor do desvio entre o valor estimado e o fixado para cada controlador será definido se é necessária uma intervenção ou não por parte do operador no referido controlador.

1.2 ESTRUTURA DO TEXTO

O fracionamento é uma das etapas do processo de FCC e, como neste processo cada etapa é bastante dependente das demais, no capítulo 2, será feita uma descrição geral do FCC e, posteriormente, uma descrição mais detalhada da torre de fracionamento.

No capítulo 3 será abordada a metodologia utilizada desde a definição das variáveis a serem coletadas do processo, passando para as etapas de análises estatísticas e de correlação entre as séries temporais e finalmente as etapas de desenvolvimento dos sistemas inteligentes de suporte à decisão. Nessa última etapa será dada uma breve descrição da rede de neurônios neo-fuzzy, escolhida para implementação do SSD.

A aplicação da metodologia é testada no capítulo 4 onde são apresentados e analisados os resultados obtidos com as estratégias anteriormente definidas. Por fim, o capítulo 5 trará as considerações finais sobre o trabalho e propostas para trabalhos futuros.

2 CRAQUEAMENTO CATALÍTICO EM LEITO FLUIDIZADO

“Um homem que não se alimenta de seus sonhos, envelhece cedo.”

William Shakespeare

O presente capítulo tem como objetivo descrever o FCC, processo responsável por uma grande parcela do resultado econômico de uma refinaria de petróleo e, conseqüentemente, determinante na manutenção da competitividade dessa no mercado. Após a descrição geral do processo, seguirá uma descrição mais detalhada da torre de fracionamento, foco desse trabalho.

2.1 DESCRIÇÃO DO PROCESSO

As unidades de FCC têm como objetivo converter gasóleos pesados, formados por componentes de alto peso molecular em produtos mais valiosos, constituídos de hidrocarbonetos mais leves como a gasolina e o gás liquefeito de petróleo (MATTOS, 2004). Para se ter uma idéia sobre a importância do FCC, cerca de 45% de toda gasolina produzida no mundo vem das unidades de FCC e auxiliares como a unidade de alquilação (SADEGHBEIGE, 2000).

O gasóleo (carga) provém da torre de destilação a vácuo e corresponde à porção do petróleo cru que não pode ser destilado na torre de destilação atmosférica.

Várias melhorias foram implementadas, desde a primeira unidade comercial de FCC, visando aumentar a confiabilidade da unidade e sua habilidade de processar cargas mais pesadas e de menor valor comercial. Com isso, hoje,

processa-se cargas de gasóleo com adições de resíduos atmosféricos e de vácuo (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Para o estudo da unidade de FCC optou-se em separá-la em 6 seções:

- pré-aquecimento da carga;
- riser / reator / stripper;
- regenerador;
- seção de fracionamento;
- seção de recuperação de gases;
- seção de tratamentos.

A disposição funcional dessas seções na unidade de FCC pode ser visualizada na figura 2.1. O conjunto Regenerador-Reator é, também, conhecido como Conversor.

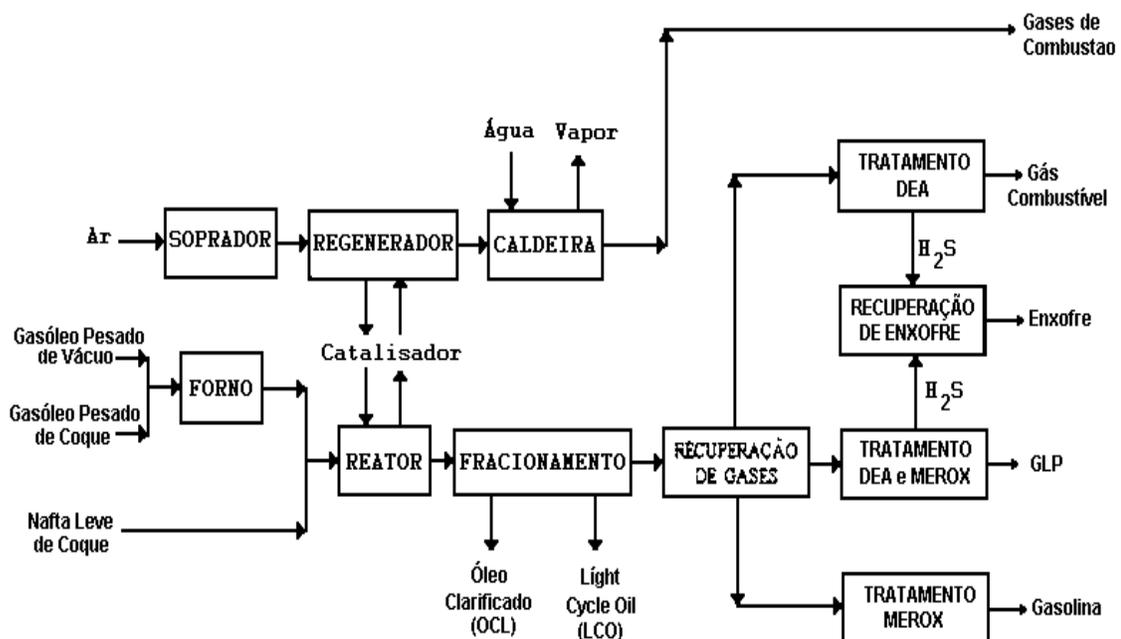


Figura 2.1 – Diagrama de blocos do FCC. FONTE: (ABADIE, 1997).

Com o objetivo de melhor promover a quebra das moléculas pesadas, presentes na carga, é usado na unidade de FCC um catalisador específico com formato esferoidal à base de alumina e sílica (catalisadores zeolíticos). Esse catalisador se comporta como um líquido quando ventilado propriamente, e a altas temperaturas proporcionará a quebra dessas moléculas pesadas da carga em moléculas leves, formadas em sua maioria por compostos de três a doze átomos de carbono (GLP e Gasolina). São também formados gases leves (queimados em fornos e caldeiras), óleo leve (pode ser incorporado à corrente de óleo diesel), óleo pesado (usado como diluente de óleos combustíveis) e coque, material que se deposita na superfície do catalisador e é queimado posteriormente no regenerador (MATTOS, 2004).

2.1.1 Caracterização da Carga

A tendência mundial é processar cargas cada vez mais pesadas. Atualmente a carga para a unidade FCC é composta de gasóleo pesado obtido do fracionamento a vácuo e um percentual de resíduo (ABADIE, 1997).

O entendimento e monitoração da qualidade da carga na unidade de FCC são de suma importância. A escolha do catalisador a ser utilizado depende do conhecimento das características da carga.

Para analisar a carga normalmente usam-se correlações empíricas que requerem apenas testes de rotina comumente realizados nos laboratórios das refinarias. A qualidade da carga é afetada fortemente pela classificação de hidrocarbonetos.

Classificação do Hidrocarboneto

A taxa de craqueamento depende da classificação e do tamanho das moléculas, abaixo são apresentadas as classificações em ordem decrescente de velocidade de reação:

- olefinas;
- naftênicos;
- parafinas;
- aromáticos.

Dentro de cada classificação quanto mais alto o peso molecular mais fácil é o craqueamento. O fator limitante no craqueamento das cargas não é dado pela taxa de craqueamento, e sim pela formação de coque. Quanto mais elevada essa taxa mais rápida a superfície do catalisador é coberta, bloqueando assim os seus centros ativos.

As olefinas são oriundas de processos de degradação térmica (craqueamento térmico brando, coqueamento retardado, viscorredução, pirólise) e têm a característica de produzir grandes quantidades de propeno, buteno e butanos. Dos naftênicos obtêm-se elevados rendimentos de gasolina de alta octanagem, com pontos de ebulição superiores aos de cargas parafínicas.

As parafinas produzem a menor quantidade de gás combustível e a maior quantidade de gasolina, embora, com o menor número de octanos. São consideradas superiores, pois produzem mais gasolina para um dado rendimento de coque. As cargas de FCC são predominantemente parafínicas.

As cargas aromáticas, por sua vez, produzem grande quantidade de coque e são muito estáveis, necessitando de elevada temperatura e maior tempo de contato com o catalisador para serem craqueadas.

Um estudo detalhado sobre a caracterização da carga encontra-se no manual de craqueamento catalítico fluidizado (SADEGHBEIGE, 2000).

Carga Fresca e Pré-Aquecimento da Carga

A carga fresca para a unidade de FCC pode originar-se da unidade de destilação a vácuo, dos tanques de armazenamento de gasóleo ou dos tanques de resíduo atmosférico (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999b).

Esta carga, antes de ser enviada ao reator, é armazenada em um tanque que tem o objetivo de fornecer um fluxo constante de carga para a unidade e eliminar alguma parte de água que esteja presente na carga. Desse tanque a carga é pré-aquecida com queimadores e por troca de calor, através de trocadores de calor, com produtos da fracionadora principal. Na unidade da REGAP são usados para esse pré-aquecimento respectivamente o óleo clarificado e o LCO. À carga ainda podem ser misturadas resíduo de HCO, borra, gasolina, águariser e antimônio. Caso sejam usadas essas misturas, a carga passa a ser denominada “carga combinada”. Sua temperatura ao chegar ao reator se situa entre 260°C e 370°C.

2.1.2 Seção de Conversão

Na seção de conversão a carga pesada é craqueada em partículas menores e de maior valor comercial. A seção de conversão pode ser dividida em duas partes:

- riser / reator / stripper
- regenerador

Na figura 2.2 tem-se o desenho esquemático de um conversor UOP modelo *Side-by-side*, e a identificação dos principais elementos formadores do conversor, que serão explicados mais detalhadamente a seguir.

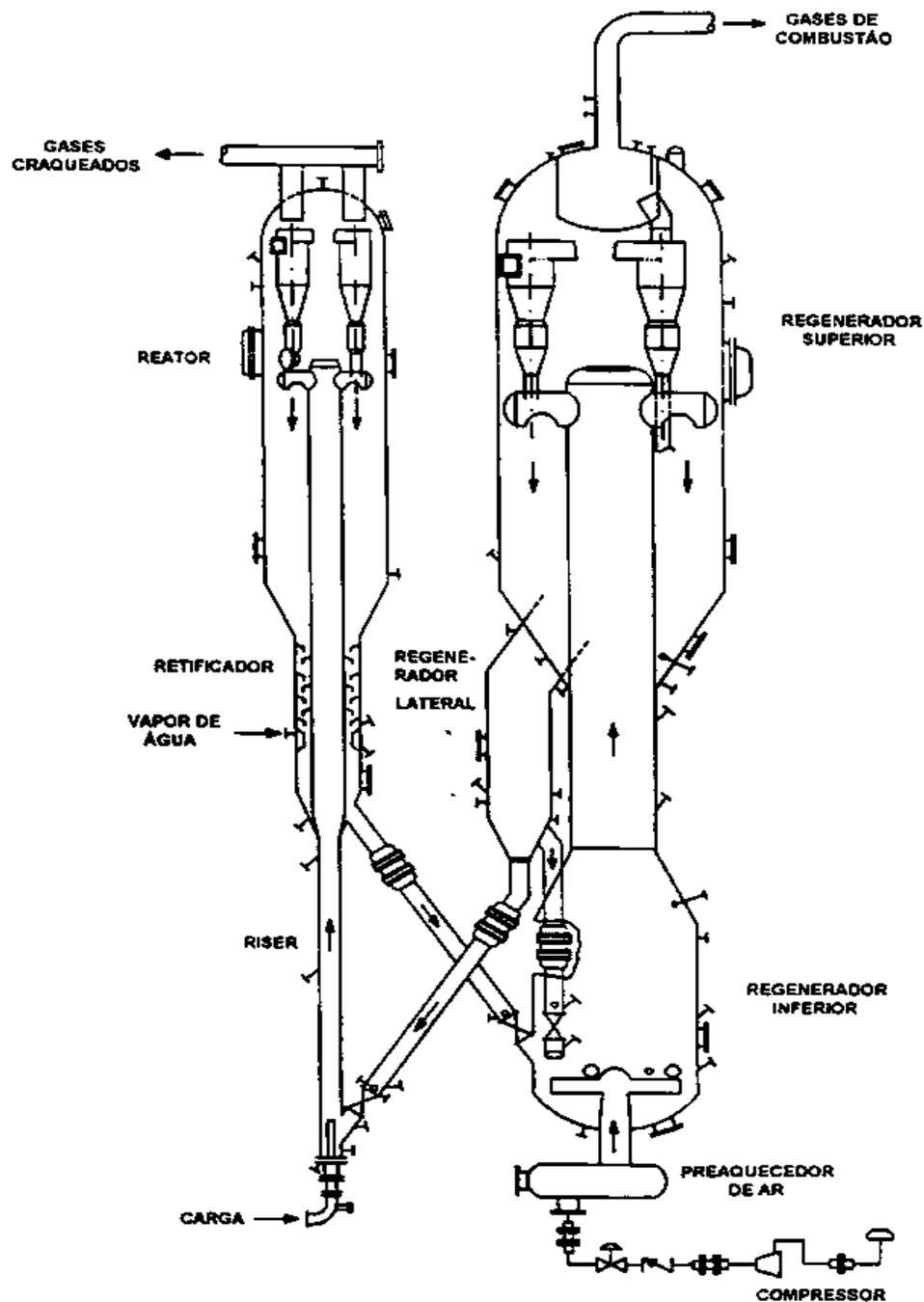


Figura 2.2 – Conversor UOP modelo *Side-by-side*. FONTE: (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 2004).

Riser

O *riser* consiste em uma tubulação vertical normalmente com diâmetro entre 0,6 e 1,8 metros e altura entre 25 e 30 metros que proporciona um meio para facilitar as reações de craqueamento. A carga combinada proveniente da seção de pré-aquecimento é encaminhada à base dessa tubulação e nesse ponto entra em contato com uma grande quantidade de catalisador regenerado a alta temperatura (677-732°C). Ao entrar em contato com o catalisador em alta temperatura a carga absorve energia do catalisador e se vaporiza (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Uma vez vaporizadas, as moléculas penetram nos poros das partículas de catalisador, no interior das quais ocorrem as reações de craqueamento. Simultaneamente ao processo de craqueamento, vai sendo depositado progressivamente coque na superfície do catalisador (ABADIE, 1997).

Até a primeira metade do *riser* ocorrem as reações primárias de craqueamento. O primeiro produto das reações é o LCO, que após alguns metros do *riser* começa a decair devido ao seu craqueamento para gasolina e GLP. O fim da primeira metade determina o ponto de máximo rendimento de gasolina. Nessa parte o catalisador já está com sua atividade quase no ponto mínimo e sua conversão no ponto máximo. A partir desse ponto não ocorrerão grande mudanças, somente deposição de coque e sobrecraqueamento de gasolina para GLP e gases (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Como na parte terminal predominam as reações de craqueamento térmico, essa parte deve ser minimizada. Por este motivo, o *riser* é normalmente projetado para lidar com velocidades de vapor que atingem de 50ft/s a 75ft/s ao final da tubulação.

O esquema da base de um *riser* é representado na Figura 2.3:

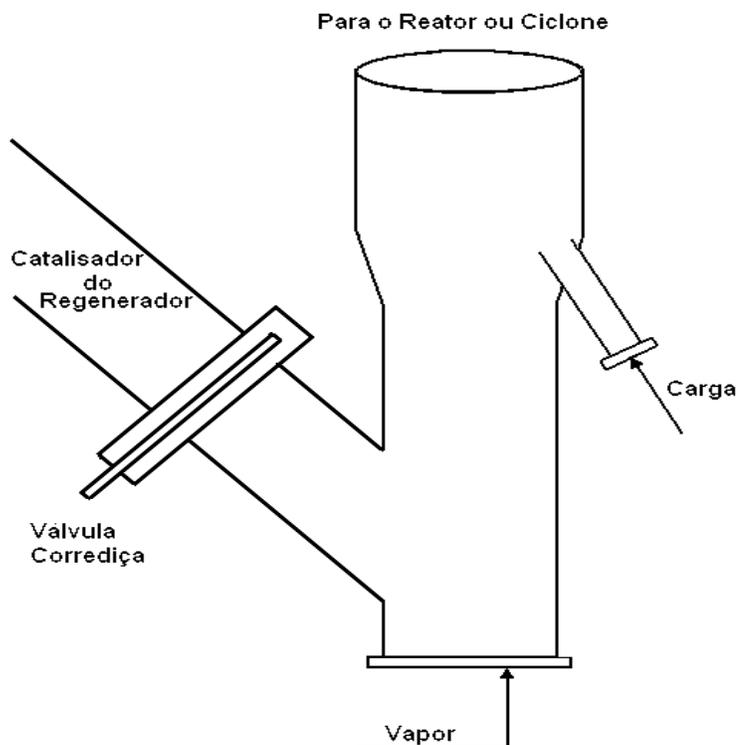


Figura 2.3 – Base de um *riser* em “Y”. FONTE: (SADEGHBEIGE, 2000).

Tais elevadas velocidades são fundamentais devido à necessidade de um curto tempo de duração das reações de craqueamento (2 a 3 segundos). Ao final do riser a carga terá sido transformada em gás combustível, GLP, nafta craqueada (gasolina), nafta pesada, LCO, HCO e óleo decantado, e coque. Durante esse processo a temperatura da mistura no riser decai de cerca de 730°C para aproximadamente 530°C (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Um contato eficiente entre catalisador e carga é fundamental para atingir as reações de craqueamento desejadas. Para favorecer esse contato, é comumente usado vapor de água para atomizar a carga. A combinação dessas partículas

menores de carga e de catalisadores zeolíticos de alta-performance permite que praticamente todas as reações de craqueamento aconteçam no curto tempo de subida do *riser* (SADEGHBEIGE, 2000).

Reator

O reator, também chamado de vaso separador, proporciona um espaço físico para que ocorra separação inercial entre as partículas de catalisador cobertas por coque e os produtos gasosos. A separação inercial é promovida pelos ciclones. Estes ao girarem fazem a separação via força centrífuga.

As partículas finas de catalisador que sobem junto com a corrente gasosa são retiradas pelos ciclones, retornando ao reator em direção ao stripper. A corrente gasosa, agora praticamente isenta de partículas de catalisador, sai pelo todo do ciclone em direção à linha de transferência, onde será encaminhada à seção de fracionamento. A maioria das unidades FCC usa ciclones de um ou de dois estágios para fazer essa separação, no caso da Refinaria Gabriel Passos da Petrobrás o equipamento usado são dois ciclones de um estágio cada (CASALI, 2005; SADEGHBEIGE, 2000).

É importante que a separação do catalisador dos vapores seja a mais rápida possível e que ocorra assim que entrarem no reator. Se essa separação não for feita rapidamente o tempo de contato prolongado da mistura pode provocar uma degradação nos produtos desejados. Porém, não se pode elevar muito a velocidade, pois isso poderia acarretar arraste excessivo de catalisador para os ciclones, e exageradas perdas do mesmo (SADEGHBEIGE, 2000).

Stripper (Retificador)

As partículas de catalisador separadas no reator caem no stripper (retificador), localizado logo abaixo do reator. Esse equipamento é usado para retirar

os produtos craqueados que tenham sido arrastados junto com o catalisador. Para isso, é usada uma série de chicanas, e na parte inferior dessas é colocado um anel com furos por onde é injetado vapor d'água (CASALI, 2005; MATTOS, 2004).

A injeção de vapor d'água permite uma recuperação considerável de hidrocarbonetos, evitando que sejam queimados junto com o coque no regenerador. O vapor d'água se mistura com os gases de hidrocarbonetos e vão para a fracionadora principal enquanto o catalisador usado e coberto de coque é encaminhado ao regenerador (CASALI, 2005).

Regenerador

Sua função é queimar o coque acumulado nos centros ativos do catalisador transformando-o em gases de combustão. Essa combustão ocorre devido à alta temperatura que o catalisador chega ao regenerador (aproximadamente 530°C) e à injeção de uma grande quantidade de ar com vazão controlada. Esse ar é fornecido por um compressor de ar de grande capacidade e é injetado através de um *pipe-grid* localizado no fundo do reator (SADEGHBEIGE, 2000; REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Por meio da queima do coque dá-se a regeneração do catalisador, tornando-o próprio para o uso em novas reações. A queima também promove a liberação de uma grande quantidade de calor, que eleva a temperatura do catalisador regenerado até cerca de 650 a 740 °C. Esse calor absorvido é a maior FONTE: de energia para o processo e é responsável pelo aquecimento, vaporização da carga e por fornecer a energia necessária às reações endotérmicas que acontecem no *riser* (SADEGHBEIGE, 2000).

O controle da queima do coque depositado sobre o catalisador é feito atuando-se na vazão de ar fornecida. O sistema de injeção de ar deve suprir uma

boa distribuição de ar ao longo do leito de catalisador no regenerador visando aumentar a superfície de contato entre o ar e o catalisador.

O design dos distribuidores de ar é importante para atingir uma eficiente e confiável reativação do catalisador. Considera-se o injetor de ar modelo pipe-grid da UOP como sendo mais eficiente que o modelo em anéis utilizados nos Kellog. Na figura 2.4, são apresentadas as fotos dos dois modelos de injetores de ar, Pipe-Grid e Anel.

Quanto maior o tempo de residência no regenerador, maior será a regeneração do catalisador. Este tempo de residência depende da taxa de circulação do catalisador e do nível do catalisador no regenerador. Normalmente considera-se como um bom tempo de residência um valor em torno de 6 minutos (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Devido aos fatores que diminuem a atividade do catalisador, é necessário compensar diariamente essa perda com a remoção de catalisador velho e adição de catalisador fresco. O tempo médio de permanência do catalisador na unidade é de dois a três meses. Uma partícula de catalisador pode passar por cerca de 15000 ciclos de reação/regeneração (CASALI, 2005).

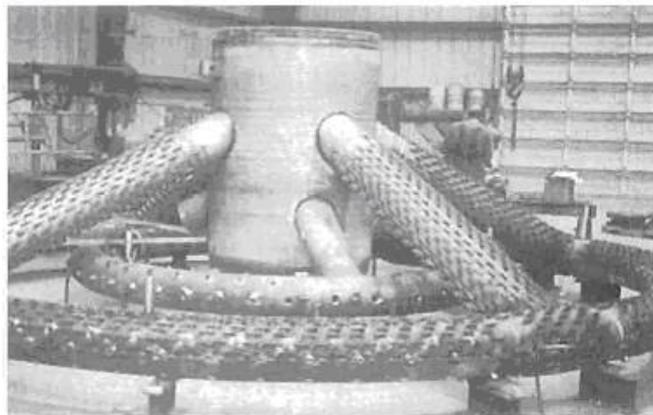
Modelo Pipe-Grid**Modelo em Anel**

Figura 2.4 – Fotos dos distribuidores de ar modelo Pipe-Grid e modelo em Anel.
FONTE: (SADEGHBEIGE, 2000).

Dois modos distintos de regeneração são usados: combustão parcial e combustão completa. No modo de combustão parcial, cerca de 50% do carbono sai no gás de combustão como CO, assim é necessária uma caldeira para a queima desse CO a CO₂. O modo de combustão completa gera três vezes mais calor e utiliza duas vezes mais ar que o modo de combustão parcial e não necessita de caldeira para a queima de CO. A vantagem da operação em combustão parcial é a redução da geração de calor no regenerador e do ar requerido para uma específica

quantidade de coque. Isso permite o processamento de cargas mais pesadas, as quais tendem a gerar mais coque (CASALI, 2005).

2.1.3 Fracionamento

O objetivo da seção de fracionamento é remover calor e recuperar produtos líquidos dos gases craqueados oriundos do reator.

A fracionadora assemelha-se a uma torre de destilação, porém, diferente do que ocorre na torre de destilação, na fracionadora os gases devem ser resfriados antes de acontecer qualquer fracionamento (SADEGHBEIGE, 2000). Um diagrama simplificado da torre de fracionamento é demonstrado na figura 2.5.

Do fundo da fracionadora principal sai o produto mais pesado da unidade de FCC, denominado óleo clarificado. Esse produto serve para pré-aquecer a carga da unidade antes de ser enviada para armazenamento em tanque. É usado como diluente de óleo combustível ou como carga da unidade de coque. Pelo fundo da torre circulam ainda outras duas correntes: a “borra de refluxo” e a “borra circulante”, a primeira é utilizada para geração de vapor d’água nas caldeiras de borra e a segunda cede calor para a bateria de pré-aquecimento e retorna para a fracionadora (CASALI, 2005).

As torres de fracionamento são projetadas para terem como produto lateral três correntes:

- óleo pesado de reciclo (HCO);
- óleo leve de reciclo (LCO);
- nafta pesada.

O HCO é utilizado como fluido de aquecimento para o refeedor da torre “desbutanizadora” da unidade e retorna para a fracionadora como refluxo circulante, entrando na torre logo acima da panela de retirada de HCO. O HCO é raramente usado como produto (SADEGHBEIGE, 2000).

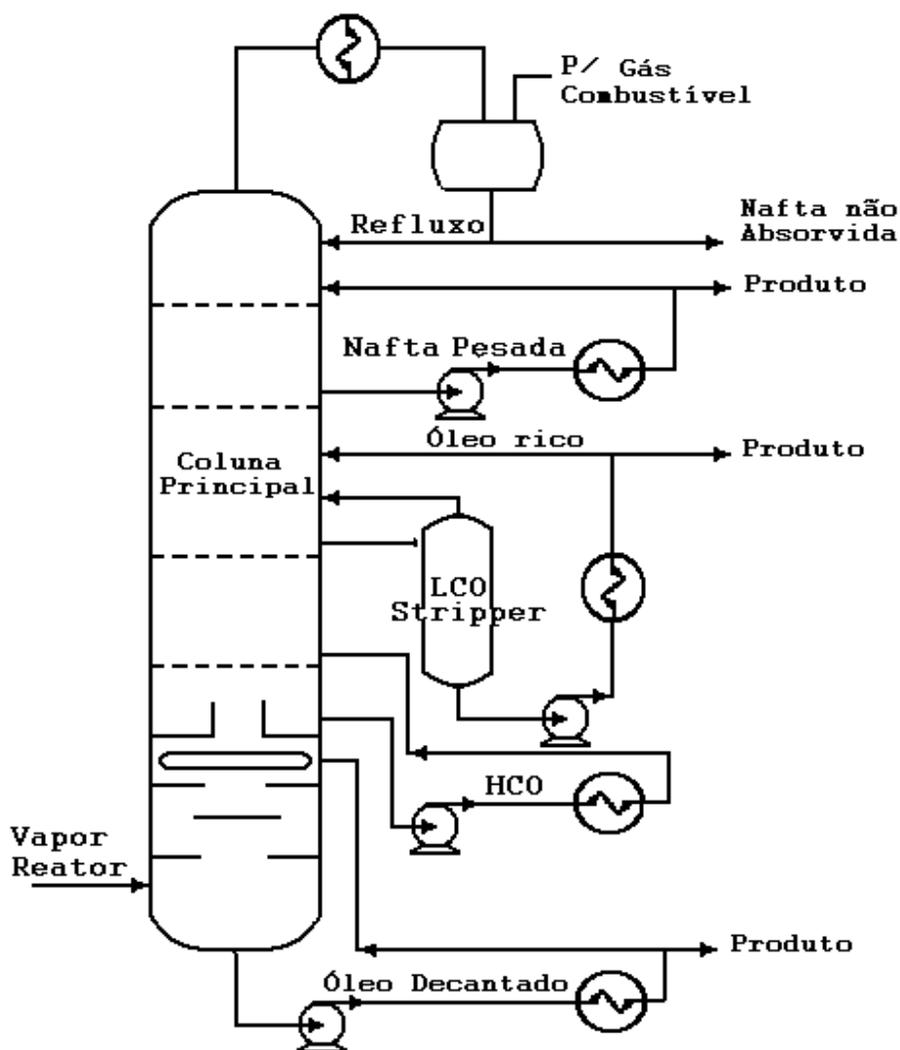


Figura 2.5 – Seção de fracionamento FCC. Fonte: (SADEGHBEIGE, 2000).

A corrente de LCO divide-se em duas, uma sofre retificação com vapor d’água e deixa a unidade como produto na faixa de destilação do diesel e a outra retorna à unidade como refluxo (CASALI, 2005).

No topo da fracionadora principal sai uma corrente composta pelos hidrocarbonetos mais leves (gás combustível, GLP e gasolina) que segue para o vaso de topo da torre. Nesse vaso são separadas 3 correntes distintas: uma corrente gasosa composta de hidrocarbonetos leves (um a quatro carbonos na cadeia), uma corrente de nafta condensada onde existe dissolvida uma grande quantidade de gases (GLP principalmente) e uma corrente de água.

A corrente gasosa é direcionada para a seção de recuperação de gases. A corrente líquida dos hidrocarbonetos (nafta condensada) é dividida, uma parte será o refluxo de topo da fracionadora e a outra parte é também direcionada para a seção de tratamento de gases. Já a água condensada é enviada para o sistema de tratamento de águas ácidas da refinaria (ABADIE, 1997).

2.1.4 Recuperação de Gases

O objetivo da seção de recuperação de gases é dar condições para que haja uma eficiente separação entre a nafta de craqueamento, o GLP e o gás combustível, buscando a maior recuperação possível de GLP. A seção de recuperação pode ser dividida em três sistemas:

- compressão de gases;
- absorção e retificação;
- fracionamento (desbutanizadora).

Vale destacar que o objetivo dos sistemas de compressão, absorção e retificação são separar da corrente de gases o gás combustível, quase que isento do GLP. Para isso, o GLP é concentrado e absorvido pela nafta. Posteriormente, na

fase de fracionamento (da recuperação de gases) será separada a nafta do GLP.

Um diagrama da seção de recuperação de gases é apresentado na figura 2.6.

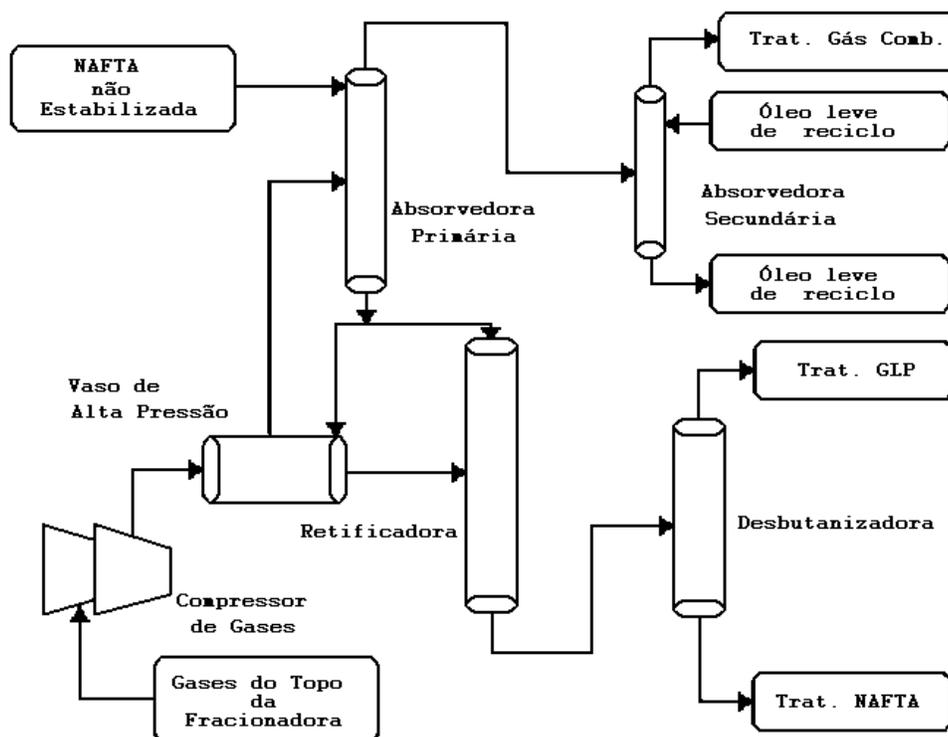


Figura 2.6 – Seção de recuperação de gases. FONTE: (ABADIE, 1997).

Compressão de Gases

A compressão é o primeiro estágio da seção de recuperação de gases. Um compressor de gás de dois estágios succiona os gases provenientes do tambor de topo da fracionadora. Do primeiro estágio de compressão é derivada uma corrente de reciclo para o vaso de topo da fracionadora com vazão manipulada pelo controlador de pressão do vaso, com o objetivo de controlar a pressão de sucção do compressor, a qual mantém a pressão do reator no valor desejado. O segundo

estágio de compressão eleva a pressão dos gases e após a passagem por um resfriador os direciona para o vaso de alta pressão.

Do vaso de alta pressão saem duas correntes de hidrocarbonetos. A primeira composta de hidrocarbonetos mais leves (em estado gasoso) vai para o fundo da absorvedora primária. A segunda, dos hidrocarbonetos mais pesados e no estado líquido é bombeada para a torre retificadora, onde são tiradas as frações leves (etano e eteno) presentes na nafta não estabilizada (ABADIE, 1997; MATTOS, 2004).

Absorção e Retificação

A fase gasosa do vaso de alta pressão entra pelo fundo da torre absorvedora primária iniciando o sistema de absorção que tem como objetivo remover hidrocarbonetos de peso molecular igual ou menor que o propano. Próximo do topo dessa torre é injetada a corrente de nafta não estabilizada que, em fluxo contracorrente com os gases, absorve uma quantidade dos compostos de três a quatro carbonos. A nafta sai pelo fundo e vai para o vaso de alta pressão. O gás sai pelo topo e vai para a absorvedora secundária (ABADIE, 1997).

Na torre absorvedora secundária usa-se o óleo leve de reciclo como fluido de absorção. O gás combustível efluente dessa torre segue para o tratamento DEA (ABADIE, 1997).

Já a nafta não estabilizada deixa o vaso de alta pressão, recebe um ligeiro aquecimento e vai para a torre retificadora. Na retificadora a nafta, devido ao aquecimento moderado, libera apenas os gases leves que saem pelo topo e retornam para o vaso de alta pressão. O líquido de fundo (nafta contendo GLP) é enviado para a torre desbutanizadora (ABADIE, 1997).

Desbutanizadora

A função da torre desbutanizadora é promover a máxima separação entre a nafta craqueada (gasolina) e o GLP. A Gasolina é retirada pelo fundo da torre e, devido à presença de compostos de enxofre, é enviada para tratamento MEROX. O GLP, produto de topo da torre desbutanizadora, segue para os tratamentos DEA e MEROX.

2.1.5 Seção de Tratamentos

O objetivo principal da seção de tratamentos é reduzir a concentração de enxofre e a corrosividade da Nafta, GLP e Gás Combustível. Para isso a seção de tratamento conta com o tratamento DEA (Di-Etanol-Amina) e o Tratamento Cáustico Regenerativo (MEROX) (ABADIE, 1997).

A identificação da função de cada tratamento segue abaixo:

- tratamento DEA - Promover a remoção de H₂S do GLP e do gás combustível;
- tratamento MEROX – Promover a remoção de mercaptans do GLP e da Nafta.

Os tratamentos não serão estudados em detalhes, pois esta seção não interfere tão diretamente no controle da fracionadora como as seções anteriormente abordadas. Para um estudo mais completo da seção de tratamento consulte (ABADIE, 1997).

2.2 DETALHAMENTO DO CONTROLE DA TORRE FRACIONADORA

Controle de Pressão do Vaso de Topo

Nas torres fracionadoras a pressão é uma variável que define a especificação dos produtos obtidos. A pressão do vaso de topo da fracionadora influencia diretamente em quase todas as pressões do conversor, daí a importância do controle apurado dessa variável. Também devido a grande influência dessa pressão nas demais pressões do conversor, uma vez determinada a pressão ideal no vaso de topo, esta é raramente alterada.

Em operação normal, o controle de pressão é feito manipulando a vazão de gás para o compressor. Se for necessário mais gás do que o realmente produzido, faz-se reciclar gás da descarga do primeiro estágio do compressor para o sistema de topo da fracionadora, através de uma válvula controladora do primeiro estágio do compressor.

Se houver tendência à sobre-pressão no vaso de topo é desviado o gás em excesso para a tocha, enquanto perdurar essa tendência. (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a)

Controle da Temperatura de Topo da Torre

A temperatura de topo da torre é controlada visando acertar-se o ponto final de ebulição da nafta craqueada.

O controle é feito atuando-se na vazão do refluxo de nafta resfriada no topo da torre. Uma alta vazão de refluxo pode ser um indicativo de que maior quantidade de calor deveria ser removida no LCO, HCO, ou, mais freqüentemente, na seção de borra, visto que as vazões de refluxos circulantes de LCO e HCO são funções das temperaturas (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Seção de LCO e HCO

A vazão de LCO que sai pela torre retificadora influencia na determinação do ponto final de ebulição do LCO. Caso a vazão de LCO for aumentada, diminuirá o refluxo interno que está descendo da panela de LCO para as bandejas abaixo. Com isso, vapores mais pesados subirão, da seção do HCO para a do LCO, cujo ponto final subirá bem como a temperatura de sua panela. O ponto final de ebulição do LCO depende principalmente da temperatura da panela deste produto, entretanto, no caso do LCO o ponto final de ebulição não é tão sensível a variações de temperatura como ocorre com o ponto final da nafta em relação à temperatura de topo da torre.

A quantidade de calor removida pelos refluxos circulantes de LCO e HCO depende da intensidade de absorção desse calor pelos refervedores (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Seção de Borra

A recirculação da borra para as chicanas inferiores é importante para a remoção do calor dos vapores do reator, baixando a temperatura destes para níveis adequados à operação das seções mais altas da torre.

É necessário notar que se a circulação no gerador de vapor for muito baixa, o refluxo de topo aumentará para baixar a temperatura de topo, e se este refluxo tornar-se excessivo ao descer pela torre (refluxo interno) pode ocorrer inundação (flooding), por outro lado, se a circulação no gerador de vapor for muito alta, muito calor será removido dos vapores ascendentes, o refluxo de topo cairá, e o refluxo interno que desce para as painelas de LCO e HCO será menor do que as vazões laterais retiradas podendo ocorrer o secamento das bandejas.

O refluxo de borra também influencia consideravelmente na temperatura da panela de HCO, por meio da alteração da carga térmica da fracionadora, da panela de HCO para cima, até atingir o topo e por conseqüência influenciar no controle da vazão de refluxo de topo da torre. Uma alteração na vazão de refluxo de topo, por sua vez, pode acarretar mudanças na composição dos leves, podendo aumentar ou diminuir a concentração de H₂S no GLP podendo sobrecarregar o tratamento e a separadora C₃/C₄ (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Controle da Temperatura de Fundo da Torre Fracionadora

Em operação normal, o controle da temperatura de fundo é feito através das retiradas laterais de LCO e de HCO (quando houver) juntamente com alterações no refluxo de borra. É necessário garantir o refluxo interno da torre, evitando inundação em algumas regiões ou a secagem. Lembrando que é impossível controlar a temperatura de fundo atuando somente no refluxo de borra (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

Como requisito ao bom desempenho, a temperatura de fundo precisa ser mantida dentro de uma faixa de modo que o refluxo interno da coluna não fique nem muito alto (o que causaria inundação de pratos) nem muito baixo (o que causaria secamento de bandejas ao longo da torre, ou prejudicaria o seu fracionamento). Além disso, temperaturas altas facilitam a formação de coque, o que, ao longo do tempo, acaba por obstruir as tubulações de fundo, reduzindo em muito o tempo de campanha da unidade (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a).

3 METODOLOGIA

*“Prediction is very difficult, especially
about the Future.”*

Niels Bohr

À medida que se adquire mais conhecimento da unidade, é comum, o sistema de controle das variáveis de processo ficar mais sofisticado, começando a desempenhar funções que antes eram executadas pelos operadores. Também, quando importantes relações são descobertas entre as diferentes variáveis de processo, muitas vezes, essa informação passa a definir a relação entre os valores excursionados dessas variáveis. Isto é possível nos níveis de controle mais avançados em que o operador pode configurar o controlador de modo que ele trabalhe respeitando essas relações. O processo de fracionamento que será estudado nesta dissertação apresenta diferentes tipos de controle que podem ser separados em 4 níveis, segundo o grau de complexidade apresentado. Os 4 níveis são descritos a seguir:

- 1º nível - Modo Manual;
- 2º nível - Modo Automático;
- 3º nível - Modo Automático com alguma inter-relação como cascata, razão;
- 4º nível - Modo Automático Avançado com ponto de operação continuamente controlado por algoritmo específico para o controlador.

A cada nível superior alcançado satisfatoriamente menor se torna o nível de intervenção do operador, pois algumas lógicas por ele adotadas passam a ser incorporadas pelo algoritmo de controle. Por outro lado, quando uma intervenção é exigida, normalmente o grau de dificuldade neste caso é maior, em parte porque o operador está mais “distante” do processo (uma vez que ele intervém menos) e em parte porque, a princípio, os problemas mais simples são corrigidos pelo próprio algoritmo de controle. Com o SSD proposto, busca-se analisar as diferentes soluções adotadas pelos próprios operadores para, nas intervenções futuras requeridas, oferecer-lhes um aconselhamento sobre qual a solução adotada outrora (em casos similares) foi a estatisticamente mais consistente.

Na figura 3.1 tem-se um diagrama da metodologia seguida, desde a coleta dos dados até o projeto dos sistemas inteligentes de apoio à decisão.

Para modelar a tomada de decisão do operador é importante analisar todos os instantes em que as malhas estiveram nos modos de controle com maior participação humana, níveis 1 e 2. Nos modos de controle dos níveis 3 e 4 a fixação do ponto de operação de cada malha já não é determinada pelo operador e sim por outros mecanismos automáticos especiais.

Assim, ao definirem-se as variáveis importantes para o desenvolvimento do SSD, serão incluídas, para o caso das variáveis controladas, informações sobre o modo de operação em que elas se encontram para que seja possível separar posteriormente os momentos em que o controle permaneceu nos modos de interesse da modelagem. Já para as variáveis de processo apenas observáveis, ou seja, que não estão sob malha fechada de controle, será coletado apenas o valor da variável. Todas as variáveis serão coletadas a partir de um aplicativo que lerá os dados diretamente do SDCC (Sistema Digital de Controle Distribuído) do processo.

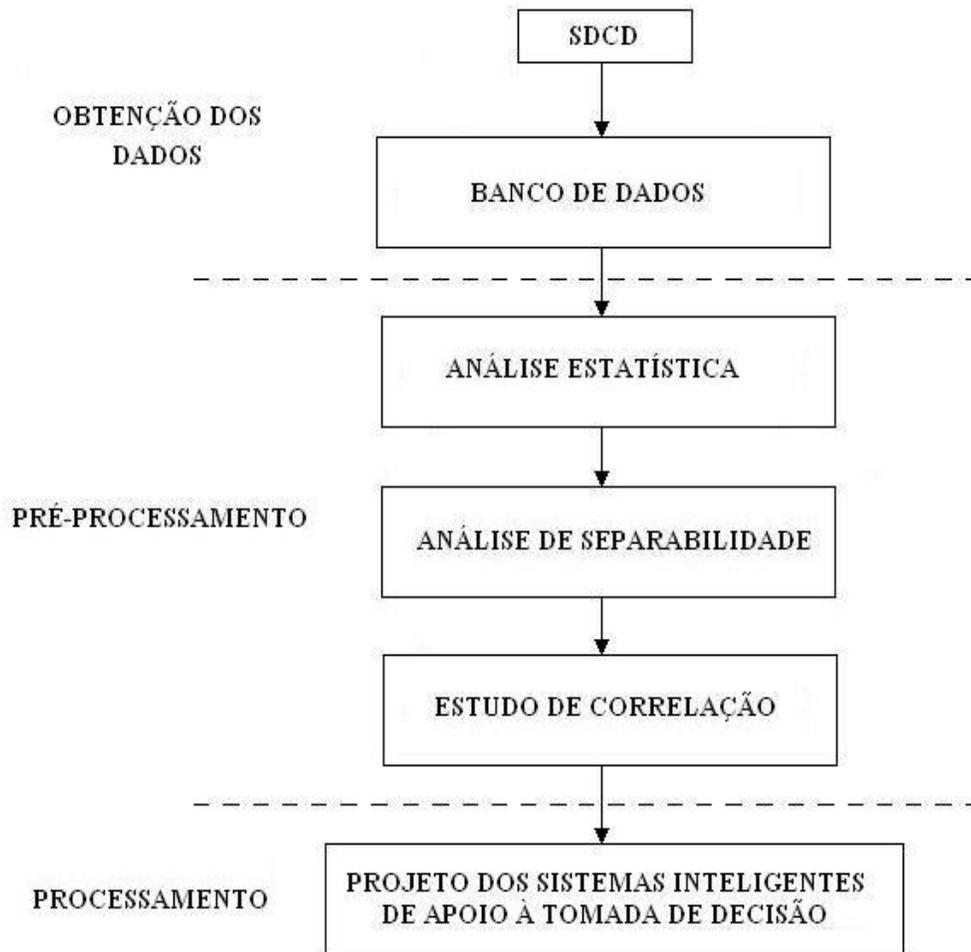


Figura 3.1 – Diagrama da metodologia aplicada.

Topologia Proposta

Objetivando atender aos requisitos do sistema propõe-se a topologia mostrada na figura 3.2. O sistema será executado num microcomputador, em separado, que se comunicará com o sistema de SDCD para obtenção das variáveis pertinentes. Para obter as variáveis de entrada para o sistema de inteligência computacional foi desenvolvido um *driver*, seguindo o padrão OPC, para que o SSD possa obter os dados referentes as variáveis de interesse do processo.

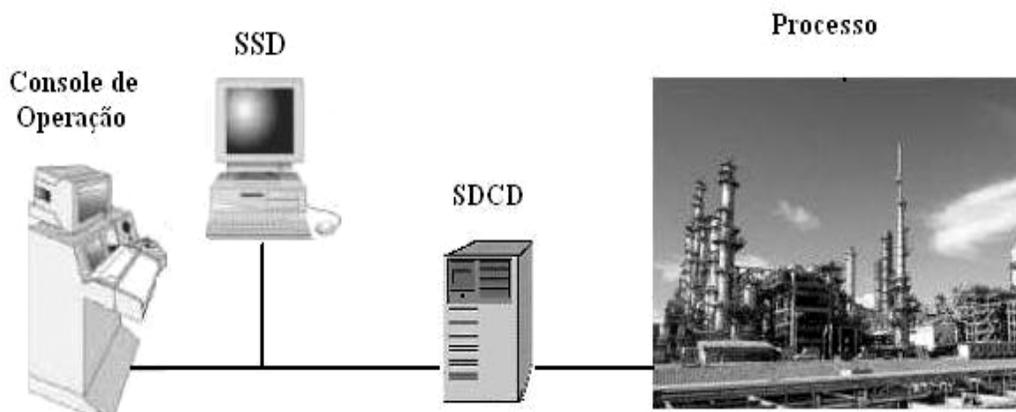


Figura 3.2 – Topologia do sistema.

Todas as variáveis devem estar disponíveis pelo SDCD por meio desta conectividade. Neste *driver* devem ser tratadas as entradas do tipo “bad value” de forma que o sistema possa reconhecer este estado nas variáveis. Esse tipo de sinalização será efetuado por meio do padrão de qualidade associado à leitura das variáveis OPC. Nesta primeira etapa, basta que uma variável monitorada apresente um valor incerto ou de qualidade ruim para que o sistema não efetue o processamento inteligente. Posteriormente, pode ser experimentado implementar SSD robustos a perda de algumas das variáveis de entrada.

Quando o SSD for desligado, ele deverá solicitar a remoção dos grupos de monitoramento criados e sua desconexão do servidor. Na etapa de desenvolvimento de modelos, o *driver*, acima descrito, não foi utilizado. A coleta dos dados foi feita com um aplicativo disponibilizado pela Petrobras.

3.1 ESTRATÉGIA DA COLETA DOS DADOS

Um conjunto abrangente de variáveis foi definido (juntamente com os responsáveis pela supervisão do processo) com o intuito de melhor explicar a

atuação do operador sobre a torre de fracionamento. Este conjunto compõe-se de 33 variáveis, sendo 21 delas variáveis controladas e 12 delas variáveis apenas observadas. O escopo de variáveis é descrito na tabela 3.1.

Variável	Breve Descrição da Variável
VC_01	Vazão de Gasóleo para o riser
VC_02	Vazão de Nafta para o riser
VC_03	Temperatura de reação
VC_04	Nível de fundo da fracionadora
VC_05	Vazão de Óleo clarificado (produto de fundo) para tanque
VC_06	Vazão de Borra para pré-aquecedor de carga
VC_07	Vazão de Borra para gerador de vapor de média
VC_08	Temperatura do Prato 36 da fracionadora
VC_09	Vazão de Quench para o fundo da fracionadora
VC_10	Temperatura do fundo da fracionadora
VC_11	Vazão de recirculação de HCO
VC_12	Vazão de LCO para tanque
VC_13	Temperatura de retorno de produto do refervedor de fundo da retificadora
VC_14	Vazão de LCO para refervedor de fundo da retificadora
VC_15	Vazão de NAFTA pesada para tanque
VC_16	Vazão de recirculação da NAFTA pesada
VC_17	Temperatura de topo da fracionadora
VC_18	Vazão do refluxo de topo da fracionadora
VC_19	Nível do vaso de topo da fracionadora
VC_20	Vazão de NAFTA não estabilizada do vaso de topo da fracionadora
VC_21	Pressão do vaso de topo da fracionadora
VO_01	Temperatura do fundo da fracionadora
VO_02	Temperatura do fundo da fracionadora
VO_03	Temperatura da panela de HCO
VO_04	Temperatura de retorno de HCO para fracionadora
VO_05	Temperatura da panela de LCO
VO_06	Temperatura de retorno de LCO para fracionadora
VO_07	Temperatura da panela de NAFTA pesada
VO_08	Diferencial: topo e a panela de NAFTA pesada
VO_09	Diferencial: painelas de NAFTA pesada e LCO
VO_10	Diferencial: painelas de LCO e HCO
VO_11	Pressão no fundo da fracionadora
VO_12	Pressão do topo da fracionadora

Tabela 3.1 – Conjunto de variáveis escolhidas da torre de fracionamento.

O tempo de amostragem para a coleta foi definido em 30 segundos. As variáveis têm uma banda morta configurada no SDCD, baseada em exceção (valores mínimos e máximos definidos em função da faixa de variação aceitável para

cada variável do processo). Esta coleta foi feita por meio de um aplicativo que colheu as informações diretamente do SDCD.

O tempo total de coleta dos dados foi de aproximadamente 88 dias, perfazendo os intervalos: de 01/15/07 as 09h09min até 2/5/2007 as 06h57min, de 02/14/07 as 13h47min até 03/26/07 as 08h21min e de 04/05/07 as 10h54min até 05/02/07 as 10h07min.

Recuperação dos eventos de intervenção do operador por meio do processamento dos dados de processo colhidos do SDCD

O arquivo de dados colhido do SDCD contém, além do valor da variável de processo, as informações de modo, ponto de operação e valor da variável manipulada para cada controlador. Com este conjunto de parâmetros colhidos, é possível inferir todos os eventos do tipo “operação” que cada controlador sofreu.

A vantagem dessa estratégia é que em toda amostra coletada tem-se o modo e os parâmetros atuais de cada controlador sendo registrados.

Além disso, como essa estratégia permite obter todas as informações a partir de um único sistema de coleta, evitam-se os problemas de defasagens entre diferentes bancos. Abaixo, tem-se um resumo das vantagens de centralizar a base de conhecimento:

- maior confiabilidade na determinação dos modos de operação;
- minimização dos problemas de defasagem entre as informações;
- maior robustez contra perda de informação.

A estratégia de recuperação dos eventos de operação por meio do processamento dos dados de processo colhidos do SDCD foi testada no banco de

dados coletado e os resultados obtidos foram bastante consistentes, justificando sua adoção.

3.2 ANÁLISE ESTATÍSTICA

Após a coleta do banco de dados do SDCD e a determinação dos eventos de operação sobre cada controlador, iniciou-se a análise do comportamento estatístico das 21 variáveis controladas.

Por meio da análise dos eventos registrados determinam-se quais os modos de operação que cada controlador pode assumir (manual, automático, automático-cascata, automático-razão e automático-avançado) e quais os percentuais de tempo de permanência dos controladores em cada modo além dos números de ocorrência de cada tipo de intervenção do operador.

Com esses dados verifica-se a complexidade de cada controle, o nível de interdependência e a qualidade deste no que se refere à autonomia com relação à necessidade de intervenção do operador. Estes dados são de suma importância para se definir quais controladores serão mais apropriados para pertencerem ao conjunto de controladores cujas atuações do operador serão modeladas no sistema de suporte à decisão. Esse conjunto de controladores cujas intervenções serão modeladas será chamado de “conjunto de saída”.

De uma maneira simples, controladores com maiores percentuais de tempo permanecidos em modos de controles com ponto de operação do controlador mais dependente do operador e com altos índices de intervenção serão fortes candidatos a participarem desse conjunto. Isto porque se o sistema for capaz de explicar as intervenções ocorridas nos controladores com altos índices de eventos ele cobrirá uma parcela significativa dos eventos dos operadores. Além disso, esta

escolha se baseia também na premissa de que controladores com altos índices de eventos estariam com a estabilidade do controle mais crítica sendo que uma possível melhora na operação desses controladores teria uma forte influência na qualidade de operação do processo em geral.

3.3 ANÁLISE DE SEPARABILIDADE

De posse das informações sobre o comportamento estatístico dos controladores foi possível verificar quais deles são os mais apropriados para serem modelados, ou seja, pertencerem ao conjunto de saída. Definido esse conjunto, passou-se ao estudo de como executar a modelagem da atuação do operador.

Inicialmente tentou-se considerá-la como um problema de classificação em que se deseja (para cada controlador do conjunto de saída) separar, por meio dos dados coletados do processo, duas classes:

- classe1 = condição de não intervenção;
- classe2 = condição de intervenção.

Para tanto, a partir do banco de dados coletado do SDCD, foram separadas, para cada controlador, as amostras em que este sofreu intervenção, das amostras em que não houve intervenção do operador. E para verificar a validade dessa estratégia foram analisados histogramas com a distribuição dos elementos das duas classes ao longo de cada variável de entrada para verificar quais variáveis permitem boa separação entre as classes.

Uma primeira observação a esta forma de modelagem é que com a estratégia adotada as classe1 e 2 ficam bastante desbalanceadas uma vez que (devido às condições de operação) poucos eventos de intervenção do operador sobre os controladores são registrados.

Inicialmente como entrada foi fornecido apenas o valor instantâneo que cada variável de entrada assumiu para cada elemento. O resultado não foi satisfatório, pois nenhuma variável de entrada ofereceu boa separação entre as classes, ocorrendo grande sobreposição entre os histogramas.

Distância de Jeffries-Matusita

Além da análise por meio de histogramas, foi usado o método de medição de distância JM (Jeffries-Matusita) para verificar a separabilidade entre as duas classes.

O grande apelo ao uso desse método está no fato de o grau de separabilidade entre as classes ser determinado por um único número. Dessa forma, não é necessário visualizar todos os histogramas das duas classes simultaneamente, para inferir sobre a respectiva separabilidade das mesmas. Tarefa que pode ser bastante exaustiva.

Ademais, como a separabilidade entre as classes é dada por um número, tem-se a grande vantagem de poder desenvolver algoritmos que testem automaticamente diferentes formas de processar as informações de entrada e escolher a forma que forneça melhores resultados quanto a separabilidade. Na figura 3.3, tem-se uma descrição do método de medição de distância JM. As deduções das fórmulas estão descritas em (KAILATH, 1967).

A distancia JM assume valores entre (0 e $\sqrt{2}$) e quanto mais próximo de $\sqrt{2}$, menor a sobreposição entre as classes, dando um bom resultado na classificação. O método assume que as classes possuem distribuição normal.

A distância JM entre as classes k e i é dada por:

$$JM_{ki} = \sqrt{2\left(1 - e^{-B_{ki}}\right)} \quad \text{onde: } JM \in [0, \sqrt{2}]$$

Sendo que B_{ki} é a distância Bhattacharyya entre as classes k e i:

$$B_{ki} = \frac{1}{8} (\mu_k - \mu_i)^t \left[\frac{\Sigma_k + \Sigma_i}{2} \right]^{-1} (\mu_k - \mu_i) + \frac{1}{2} \ln \frac{\left| \frac{\Sigma_k + \Sigma_i}{2} \right|}{\sqrt{|\Sigma_k| |\Sigma_i|}}$$

onde: Σ_k e Σ_i são as matrizes de covariância das classes k e i, μ_k e μ_i são os vetores de média de k e i.

Figura 3.3 – Descrição do método de medição de distância JM.

Similar ao resultado obtido na análise dos histogramas, os índices de distância JM também indicaram que nenhuma variável de entrada permite separar razoavelmente as classes. Dessa forma, foram experimentados outros vetores de entrada compostos não apenas pelos valores instantâneos das variáveis de entrada, mas, também, pelos valores de diferença (derivada) entre o valor atual e dois valores anteriores, sendo as distâncias no tempo ajustadas automaticamente dentro de uma faixa permissível, buscando ajustar as distâncias que resultassem maiores índices de distancia JM. Com isso os resultados melhoraram, porém, a sobreposição entre as classes ainda continuou grande, não possibilitando a classificação.

3.4 ESTUDO DE CORRELAÇÃO

Devido aos resultados pouco satisfatórios deixou-se a estratégia inicial de considerar o problema como sendo de classificação para buscar modelar o ponto de operação dos controladores do conjunto de saída. Assim, a partir da modelagem da

ação do controlador é possível informar ao operador se uma intervenção é necessária ou não, levando em consideração os valores assumidos pelo processo e os valores indicados pelo modelo.

Para cada controlador foi definido um conjunto de variáveis de entrada, sendo essas variáveis escolhidas a partir das 33 variáveis listadas, anteriormente, na tabela 3.1, sendo excluídas em cada conjunto as variáveis que tiveram inexpressiva correlação linear com o respectivo controlador.

3.5 PROJETO DOS SISTEMAS INTELIGENTES DE APOIO À TOMADA DE DECISÃO

A estrutura do SSD será composta por dois estágios: o primeiro estágio definirá se é necessária intervenção por parte do operador e onde ela deve ocorrer (Sistema de Controle “j” – SCj) e o segundo estágio definirá como ele deve atuar sobre o sistema de controle indicado (qual será a alteração que o operador terá que fazer no valor do ponto de operação do sistema de controle).

Como os testes do SSD usando classificadores para separar diretamente (a partir dos dados de entrada) a condição de intervenção da condição de não intervenção não deram bons resultados, será testada a implementação do SSD por meio da modelagem dos diferentes valores de SP que o operador fixou para cada controlador do conjunto de saída. Isto é, a atuação do operador será modelada como sendo um problema de aproximação de função.

Assim, o sistema inteligente será treinado para fornecer os valores mais consistentes de SP para cada amostra apresentada dos dados de entrada da rede. Para isso na etapa de estudo de correlação foram selecionadas, para cada controlador, quais as variáveis com maior índice de correlação linear e que dessa forma melhor explicariam a evolução temporal de seu SP.

Num primeiro momento o SSD (após o treinamento) informará ao operador qual o valor alvo para os SP dos controladores indicados, ficando a cargo do operador considerar os valores assumidos pelo processo e os valores indicados pelo modelo e decidir a partir de qual valor de desvio entre os valores ele deve atuar. Posteriormente, com o sistema implantado será verificado, para cada controlador, qual o limiar de desvio que resulta em melhores resultados na qualidade do controle.

Na figura 3.4, é apresentada a estrutura utilizada para o SSD.

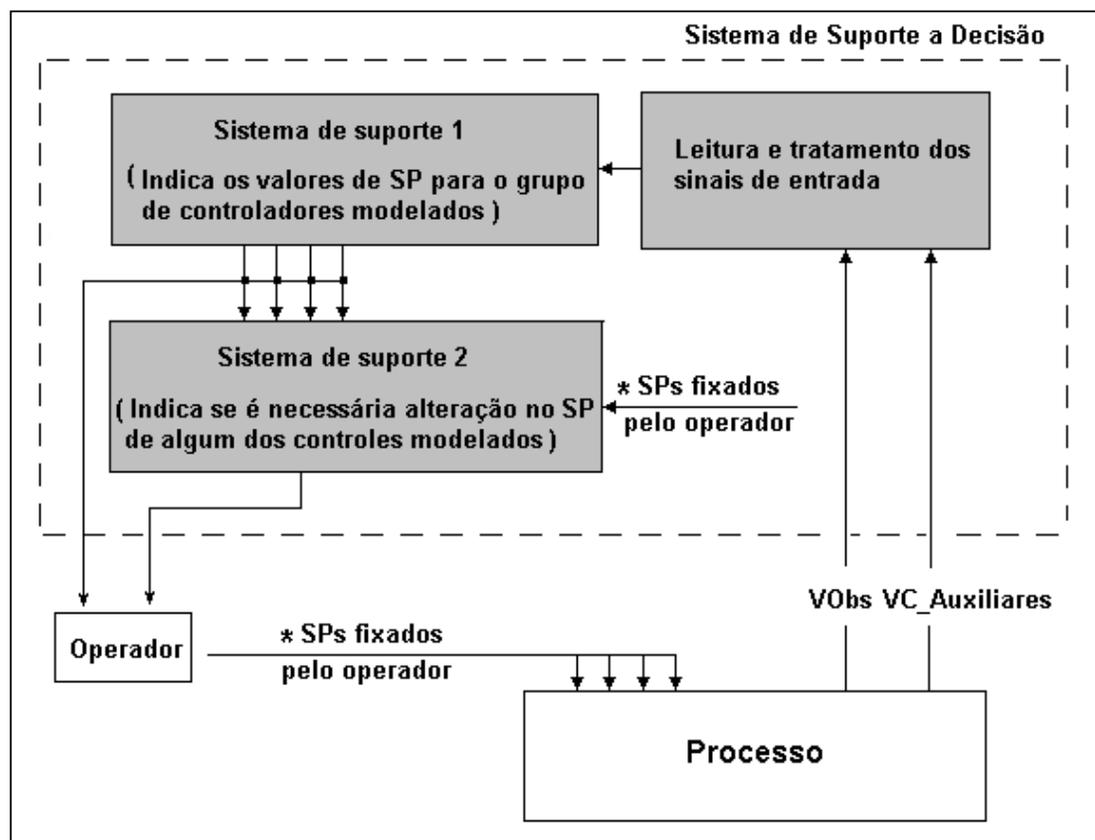


Figura 3.4 – Estrutura do SSD usando modelos de estimação de SP.

Devido à simplicidade e boa generalização, a implementação do SSD será feita utilizando redes neurais artificiais, RNA. E a estratégia de obtenção de informação será baseada no histórico do processo. Em (VENKATASUBRAMANIAN

et al., 2003) é apresentada uma revisão sobre os métodos de análise quantitativos baseados em histórico, incluindo a aplicação com redes neurais.

Para implementar a rede será utilizado o algoritmo do neurônio neo-fuzzy (NFN) com aprendizado por mínimos quadrados.

Breve Descrição do Método: Neurônio Neuro-Fuzzy

O neurônio neo-fuzzy (NFN do Inglês *neo-fuzzy-neuron*), proposto por (YAMAKAWA et al., 1992), apresenta algumas peculiaridades em sua estrutura que permitem minimizar o peso computacional de seu algoritmo. CAMINHAS et al. (1998) mostraram como fazer o treinamento do neurônio neo-fuzzy com precisão usando apenas uma época de treinamento. Um exemplo de aplicação bem sucedida do NFN para monitoramento de sistemas dinâmicos e detecção de falhas, baseada em estimação *on-line* de pesos, pode ser encontrado em (CAMINHAS et al., 2001).

Outra peculiaridade interessante do NFN, e que será explorado neste trabalho, refere-se ao fato de ele ser linear nos parâmetros o que permite utilizar, por exemplo, o estimador de mínimos quadrados clássico para a estimação dos parâmetros w . A estrutura do NFN é mostrada na figura 3.5.

O NFN possui três camadas: camada de entrada, camada de agregação e camada de saída.

Para cada nodo temos p partições, que se referem as p funções de pertinência. Estas funções são triangulares, complementares e estão uniformemente distribuídas no intervalo de excursão da variável de entrada.

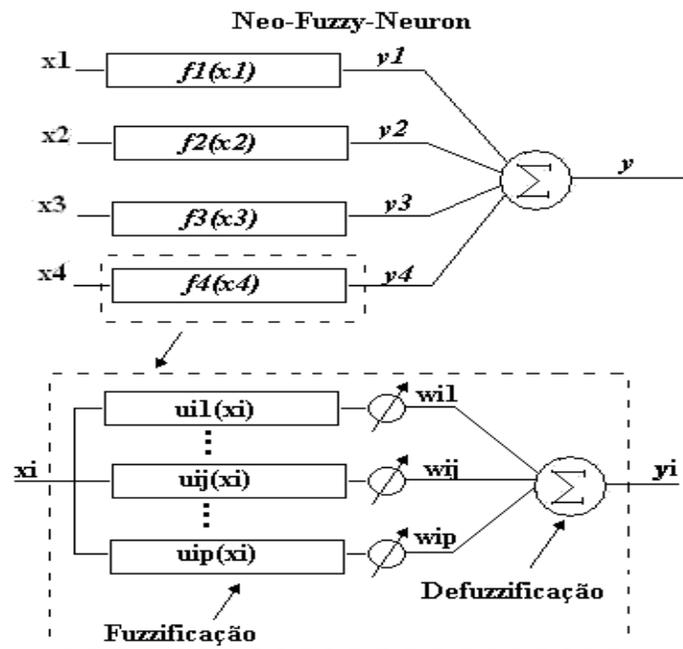


Figura 3.5 – Estrutura do Neurônio Neo-Fuzzy

Como consequência disso, temos para cada valor de entrada x_i no máximo duas funções de pertinência ativas. Assim, a saída do neurônio neo-fuzzy fica:

$$\bullet \quad f_i(x_i) = \mu_{iK_i}(x_i) \cdot W_{iK_i} + \mu_{iK_{i+1}}(x_i) \cdot W_{iK_{i+1}} \quad (3.1)$$

$$\bullet \quad y = \sum_{i=1}^n y_i(x_i) = \sum_{i=1}^n f_i(x_i) \quad (3.2)$$

Dessa forma, a saída de cada nodo é linear em relação ao vetor de parâmetros w . Ou seja, mesmo o NFN configurando uma representação não linear, ele é linear por partes, conforme verificado na equação 3.1.

Conforme dito anteriormente, no treinamento do SSD implementado com o NFN foi explorada sua característica de ser linear nos parâmetros e utilizado o estimador de mínimos quadrados clássico para a estimação dos parâmetros w .

4 RESULTADOS

"O homem está sempre disposto a negar tudo
aquilo que não compreende."

Blaise Pascal

Neste capítulo são apresentados os resultados advindos da aplicação dos passos descritos na metodologia. Primeiramente, serão apresentados os resultados da análise estatística, que nos informará quais controladores necessitaram maior participação do operador em seu controle, bem como os resultados da análise de separabilidade e do estudo de correlação. Por último, será feita uma apresentação dos resultados finais obtidos com os sistemas inteligentes, incluindo uma discussão desses resultados.

4.1 RESULTADO ESTATÍSTICO DA COLETA

Uma vez coletado o banco de dados do SDCD e determinado os eventos de operação sobre cada controlador, procedeu-se o estudo dos eventos registrados com o objetivo de se determinar o comportamento estatístico das 21 variáveis controladas, considerando o número de ocorrência de intervenção do operador e os percentuais de tempo de permanência dos 21 controladores em cada modo de operação.

Para um melhor entendimento das funções das 33 variáveis no processo e do grau de interdependência entre as principais variáveis controladas, foi elaborado um diagrama ilustrativo do processo de fracionamento, posicionando as

variáveis de interesse diretamente no processo. O diagrama ilustrativo é mostrado na figura 4.1.

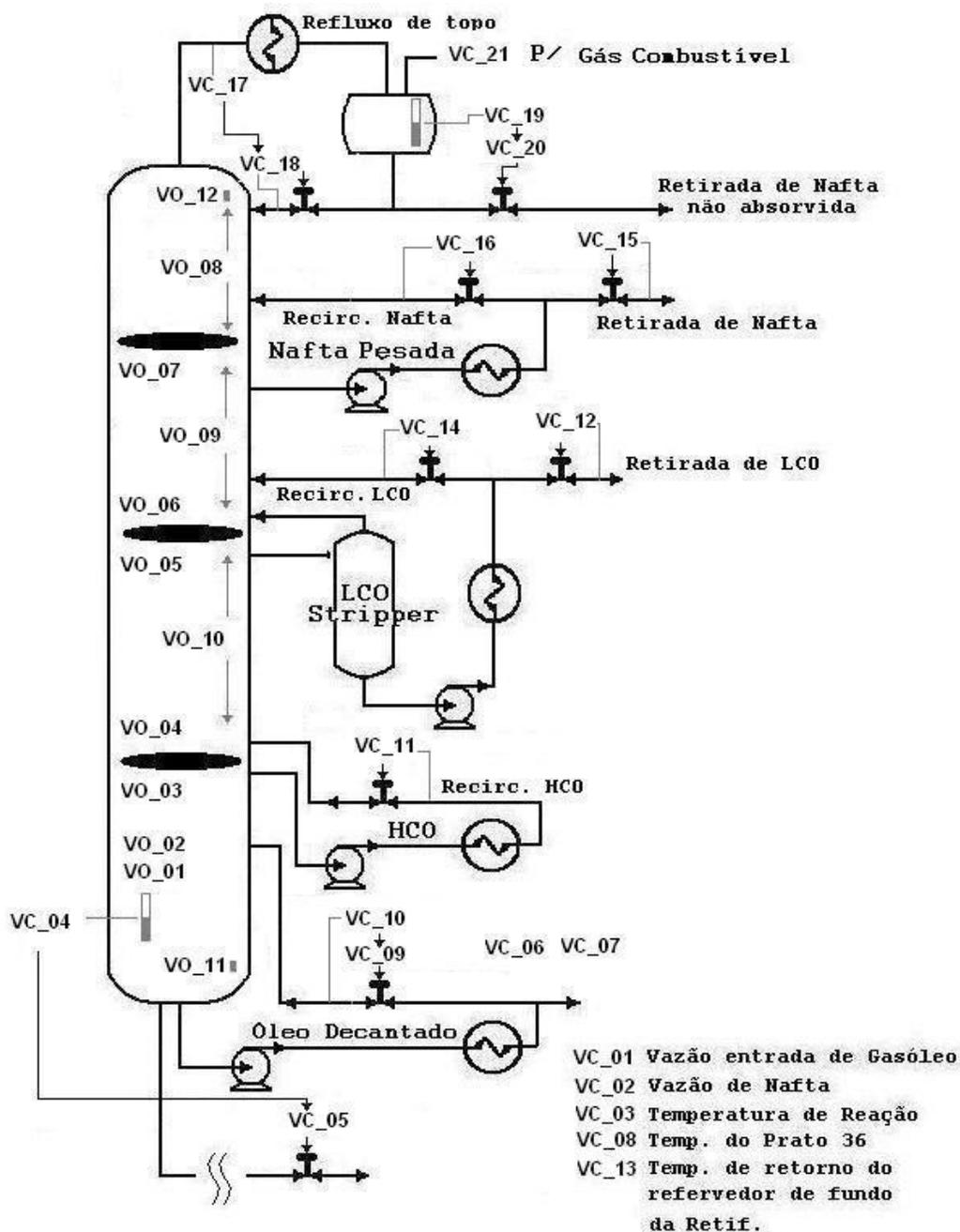


Figura 4.1 – Diagrama da torre fracionadora, com as variáveis escolhidas.

Como o processo é multivariável e com considerável nível de acoplamento entre as variáveis, é razoável que o sistema de controle dessas

variáveis tenha capacidade de identificar e respeitar a relação de compromisso entre os valores de excursão dessas variáveis. Por isso, a necessidade de inter-relacionar os valores de ponto de operação de algumas variáveis.

Exemplo: controle da temperatura de topo da torre

Para ilustrar como as excursões das variáveis são definidas, do nível de acoplamento entre elas e da complexidade da operação, será feita uma breve apresentação do controle da temperatura de topo da torre (VC_17 - um dos controles que será buscado modelar).

A temperatura de topo da torre é controlada visando acertar-se o ponto final de ebulição da nafta craqueada. O controle é feito atuando-se na vazão do refluxo de nafta resfriada no topo da torre. Uma alta vazão de refluxo indica que maior quantidade de calor deve ser removida no LCO, HCO, ou, mais freqüentemente, na seção de borra, visto que as vazões de refluxos circulantes de LCO e HCO são funções das temperaturas (REFINARIA GABRIEL PASSOS, 1999a). A partir dessa descrição, percebe-se que apesar de o controle da temperatura de topo ser feito diretamente atuando na vazão de refluxo de nafta resfriada, o valor dessa vazão vai depender de como estão ajustados os controle de LCO, HCO e de borra.

Considerações sobre os resultados estatísticos

Acompanhando as características do processo de fracionamento da REGAP, o que se verifica é que as variáveis com níveis de acoplamento maiores têm suas excursões bastante regradas por mecanismos especiais seja por meio do uso do modo cascata, seja pelo uso de algoritmos de controle avançados.

Através do estudo estatístico, percebe-se que o processo atinge hoje (após a parada de revisão e aprimoramento da unidade) um nível de controle mais apurado, tendo as variáveis controladas maior autonomia com relação à necessidade de intervenção do operador.

Além disso, analisando as estatísticas de eventos, é possível que alguns dos controladores que não estão nesses modos especiais de controle seja porque o controle destes não se apresenta crítico, pois estes mesmo com ponto de operação fixado pelo operador não exigiram muita intervenção por parte deste. Além disso, os resultados estatísticos induzem a concluir que possivelmente a inter-relação que ainda não foi acrescentada ao controle possa ser, ou porque essa inter-relação não seja pronunciada ou porque seja estratégico deixar o ponto de operação dessas variáveis se manterem abertas para evitar riscos com alto acoplamento entre os controles e/ou devido a grande influência dessa variável em todo o processo (exemplo: VC_21– Controle de pressão do vaso de topo da fracionadora, influencia todas os gradientes de pressão desde a saída do conversor), ou ainda por que o controle dessa variável não seja crítico de modo que um modo de controle simples já seja suficiente para obter um bom resultado (exemplo: VC_19 – controle do nível do vaso de topo da fracionadora, mesmo com controle em modo automático simples não foi necessária nenhuma intervenção).

Com a melhoria do processo tem-se menos intervenção do operador e conseqüentemente as coletas acabam tendo poucos eventos e com pouca repetibilidade entre as ações de correção tomadas pelo operador e, com pouca representatividade, dificultando a modelagem.

Da análise estatística foi determinado o conjunto de controladores a serem modelados. Os controladores que compõem este conjunto são: VC_02, VC_03, VC_04, VC_06, VC_10 e VC_21.

Também registraram considerável nível de intervenção, por parte do operador, os controladores: VC_11, VC_12, VC_13, VC_15, VC_16 e VC_17.

4.2 SEPARABILIDADE

Foi experimentado modelar a ação dos operadores sobre os controladores que estiveram mais tempo com ponto de operação determinado por eles e com maiores frequências de intervenção. Os controladores com essas características e escolhidos foram: VC_02, VC_03, VC_04, VC_06, VC_10 e o VC_21. Entretanto os resultados nos testes de validação não deram bons resultados. O estudo de separabilidade entre o padrão normal de operação e o padrão de evento indicou sobreposição dos padrões e nenhuma das 12 variáveis observadas forneceu uma boa fonte de informação para separar os padrões.

Para o estudo de separabilidade foram experimentadas, ainda, outras formas de se modelar o problema, testando como entrada além dos valores das variáveis, os valores dos desvios das variáveis para diferentes janelas de tempo. Entretanto, a melhora na separabilidade não foi expressiva. Na tabela 4.1, são apresentados os índices de distância JM obtidos.

Foram, ainda, implementados classificadores para avaliar o desempenho destes na separação dos padrões (de intervenção e de não-intervenção) e em conformidade com que indicaram os índices JM e os histogramas, os resultados obtidos com a classificação não foram satisfatórios.

		VC_02	VC_03	VC_04	VC_06	VC_10	VC_21
1	VC_01.PV	3.88e-01	6.32e-02	4.04e-02	4.75e-01	1.12e-01	7.65e-02
2	VC_02.PV	2.88e-01	2.95e-01	8.42e-02	2.71e-01	3.18e-01	4.86e-01
3	VC_03.PV	1.03e-01	4.09e-01	3.28e-01	3.60e-01	1.64e-01	2.30e-01
4	VC_04.PV	2.09e-01	5.81e-01	5.65e-01	3.85e-01	6.17e-01	6.18e-01
5	VC_05.PV	2.53e-01	2.62e-01	4.03e-01	3.30e-01	4.21e-01	3.54e-01
6	VC_06.PV	1.25e-01	2.47e-01	2.03e-01	2.97e-01	1.23e-01	1.47e-01
7	VC_07.PV	1.91e-01	1.92e-01	1.34e-01	1.77e-01	1.81e-01	1.83e-01
8	VC_08.PV	1.41e-01	1.79e-01	1.12e-01	2.82e-01	7.36e-02	2.47e-01
9	VC_09.PV	3.17e-01	3.95e-01	2.98e-01	3.06e-01	2.84e-01	3.40e-01
10	VC_10.PV	1.35e-01	3.56e-01	5.81e-01	6.49e-01	4.17e-01	3.31e-01
11	VC_11.PV	2.63e-01	4.09e-01	2.85e-01	3.01e-01	2.38e-01	6.09e-01
12	VC_12.PV	1.37e-01	2.63e-01	2.17e-01	1.58e-01	2.56e-01	2.57e-01
13	VC_13.PV	2.24e-01	1.88e-01	5.32e-02	1.32e-01	1.15e-01	4.60e-01
14	VC_14.PV	8.97e-02	2.29e-01	2.15e-01	2.83e-01	9.06e-02	4.57e-01
15	VC_15.PV	9.33e-02	7.22e-02	1.92e-01	3.59e-01	6.30e-02	1.27e-01
16	VC_16.PV	1.58e-01	2.76e-01	1.46e-01	2.74e-01	1.76e-01	2.65e-01
17	VC_17.PV	2.40e-01	4.46e-01	2.95e-01	3.81e-01	3.74e-01	2.90e-01
18	VC_18.PV	1.06e-01	2.59e-01	3.30e-01	3.20e-01	2.72e-01	3.86e-01
19	VC_19.PV	7.43e-01	7.12e-01	8.48e-02	4.71e-01	4.28e-01	6.40e-01
20	VC_20.PV	3.37e-01	1.54e-01	1.62e-01	4.56e-01	2.09e-01	8.31e-02
21	VC_21.PV	6.09e-01	7.78e-01	6.06e-01	5.48e-01	5.15e-01	4.08e-01
22	VO_01.PV	1.19e-01	2.93e-01	4.61e-01	5.71e-01	3.68e-01	3.77e-01
23	VO_02.PV	7.64e-02	3.00e-01	5.62e-01	6.59e-01	3.18e-01	2.91e-01
24	VO_03.PV	1.77e-01	1.16e-01	3.78e-01	2.22e-01	2.94e-01	3.43e-01
25	VO_04.PV	2.32e-01	1.80e-01	2.65e-01	2.50e-01	2.01e-01	3.95e-01
26	VO_05.PV	4.53e-02	2.41e-01	1.74e-01	3.83e-01	2.92e-01	4.55e-01
27	VO_06.PV	1.99e-01	1.22e-01	2.34e-01	1.66e-01	1.68e-01	3.16e-01
28	VO_07.PV	8.50e-02	2.55e-01	1.71e-01	3.37e-01	3.56e-01	4.24e-01
29	VO_08.PV	1.43e-01	3.19e-01	1.79e-01	3.12e-01	2.96e-01	2.36e-01
30	VO_10.PV	3.21e-01	3.99e-01	2.13e-01	1.86e-01	2.28e-01	3.23e-01
31	VO_11.PV	4.96e-02	5.13e-01	3.67e-01	2.94e-01	3.85e-01	3.73e-01
32	VO_12.PV	2.76e-01	6.09e-01	3.74e-01	3.24e-01	3.92e-01	3.35e-01

Tabela 4.1 – Índices de distância JM.

4.3 ESTUDO DE CORRELAÇÃO

A utilização de classificadores para separar diretamente as amostras que tiveram registro de evento de operação das que não sofreram intervenção por parte do operador não deu bons resultados, devido à sobreposição entre as classes. Assim, foi alterada a estratégia de modelar a ação do operador. Passou se a

considerar essa modelagem como um problema de aproximação de função, onde se deseja modelar as funções que determinariam a evolução temporal do SP de cada controlador fixado pelo operador. Para testar esta estratégia foram escolhidos 6 controladores. Na determinação de quais variáveis melhor explicariam a evolução temporal ocorrida em cada controlador, foi feito um estudo de correlação linear entre o SP de cada um desses controladores com as 12 variáveis observáveis e as demais variáveis controladas. Os 6 controladores escolhidos foram:

Controles de Retirada de Produto:

- $Y1 = VC_{12}$ - Vazão de LCO para tanque;
- $Y2 = VC_{15}$ - Vazão de NAFTA pesada para tanque;

Controles de Recirculação:

- $Y3 = VC_{11}$ - Vazão de recirculação de HCO;
- $Y4 = VC_{16}$ - Vazão de recirculação da NAFTA pesada;

Controles de Temperatura:

- $Y5 = VC_{13}$ - Temperatura de retorno de produto do refeedor de fundo da retificadora;
- $Y6 = VC_{17}$ - Temperatura de topo da fracionadora.

Na tabela 4.2 são apresentados os resultados obtidos com a análise de correlação linear entre o SP dos 6 controladores, Y1 a Y6, com a PV das demais variáveis coletadas.

Na tabela 4.2 as variáveis sombreadas serão removidas por apresentarem pouca correlação linear com as variáveis a serem modeladas e as demais farão parte do conjunto de entrada das redes neurais que a partir delas

buscarão uma função de aproximação para a evolução temporal do SP de cada um dos 6 controladores do conjunto de saída.

Entrada	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6
VC_01	0.4840	0.7890	0.5943	0.3405	0.0128	0.2072
VC_02	0.0960	-0.0115	0.2058	-0.2289	0.4702	0.3406
VC_03	-0.1912	0.0530	0.0720	0.1238	0.2041	0.0325
VC_04	-0.0597	-0.1122	-0.0124	-0.0098	-0.1264	-0.1490
VC_05	-0.1780	0.1153	0.1348	-0.0576	0.0887	0.1314
VC_06	0.1569	0.0728	0.1236	-0.4923	0.0683	0.0871
VC_07	0.2104	0.6777	0.3251	0.5168	-0.0099	0.0466
VC_08	0.6336	0.6150	0.6351	-0.0500	-0.2105	-0.4881
VC_09	0.1465	-0.2660	0.2117	-0.5040	0.0756	-0.0089
VC_10	0.0083	0.2438	0.1297	-0.0986	0.0077	0.0292
VC_14	0.2628	0.2989	0.5044	-0.3170	0.2344	-0.0175
VC_18	-0.3177	-0.5457	-0.6586	0.0632	0.3711	0.7249
VC_19	0.0178	0.0170	-0.0285	-0.0004	0.0419	0.0160
VC_20	0.3965	0.7221	0.6313	0.2051	0.0818	0.1849
VC_21	0.2006	-0.2854	-0.0183	-0.2626	-0.1024	-0.2262
VO_01	0.0757	0.5331	0.4200	-0.0440	-0.1223	-0.2166
VO_02	0.0118	0.2872	0.2675	-0.1151	0.0427	-0.0180
VO_03	-0.1176	-0.1203	-0.3852	0.0537	0.3672	0.3590
VO_04	0.4367	0.3240	0.3715	-0.0378	0.1494	0.0251
VO_05	0.1552	0.5447	-0.0397	0.5734	0.1025	0.1951
VO_06	0.2541	0.1833	0.2518	-0.3699	0.4972	0.0984
VO_07	-0.4936	-0.5631	-0.8049	0.2443	0.3523	0.6771
VO_08	-0.1037	0.0511	-0.2123	0.3398	0.2469	0.5508
VO_09	0.0052	0.0454	-0.0102	-0.0114	-0.0116	-0.0123
VO_10	0.1690	0.1894	0.1767	0.5254	0.1124	0.5064
VO_11	-0.0615	-0.1550	-0.3943	0.4359	0.3224	0.7531
VO_12	-0.0570	-0.2732	-0.5092	0.1071	0.3756	0.6519

Tabela 4.2 – Índices de correlação linear.

Notar que antes de decidir sobre a remoção das variáveis citadas, foram conferidos os diagramas do processo e visto que estas realmente estão funcionalmente pouco correlacionadas com os controladores do conjunto de saída.

4.4 RESULTADOS OBTIDOS COM OS SISTEMAS INTELIGENTES

Com os conjuntos de entrada e de saída do SSD já definidos, iniciaram-se os testes com as redes NFN.

Para a definição do número de funções de pertinência de cada nodo da rede NFN, foi seguida a seguinte estratégia: primeiro a rede foi iniciada com um pequeno número de funções de pertinência para cada nodo ($p=2$) e, posteriormente, foi se aumentando o número de funções e acompanhado a variação gerada no desempenho do treinamento e do erro de generalização. A partir de um número de funções de pertinência, $p=4$, ao se acrescentar mais uma função, não se teve melhora considerável no desempenho do treinamento, e teve-se um aumento no erro de generalização. Dessa forma, o número de funções de pertinência para cada nodo foi definido em 4.

Foi definida uma rede para cada controlador, visto que as amostras de treinamento e validação de cada controlador não são coincidentes, pois, os instantes em que cada controlador permanece no modo de controle automático avançado, modo escolhido para o treinamento e validação, não são necessariamente os mesmos, dependem da ação do operador.

Após o treinamento das redes, elas foram validadas com um outro conjunto de dados a fim de se verificar o erro de generalização de cada modelo.

Na validação dos modelos obtidos, foi separado um segundo conjunto de dados em que cada controlador esteve no modo de controle automático avançado e, comparados os resultados de estimação das redes com os valores de SP indicados por esse controle.

Para verificar, ainda, o desempenho da utilização dos modelos foram feitos ensaios de aplicação. Nos ensaios de aplicação foram separados os instantes

em que cada controlador modelado esteve no modo automático (e com SP definido pelo operador) e comparados os resultados de estimação das redes com os valores de SP que os operadores fixaram.

Dos 6 controladores modelados, o 1º e 2º são controles de retirada de produto, o 3º e 4º são controles de recirculação e, o 5º e 6º são controles de temperatura. Dessa forma, os resultados obtidos serão apresentados ordenados em 3 grupos:

- controle da retirada de LCO e de NAFTA pesada, Y1 e Y2;
- controle da recirculação de HCO e de NAFTA pesada, Y3 e Y4;
- controle da temperatura de retorno de produto do refeedor de fundo da retificadora e da temperatura de topo da fracionadora, Y5 e Y6.

Primeiro serão mostrados os resultados obtidos na etapa de treinamento desses 3 grupos, seguidos dos resultados da validação e, por último, serão apresentados os ensaios de aplicação dos modelos.

Os vetores usados nas etapas de treinamento, validação e nos testes de aplicação dos modelos obtidos foram decimados e o intervalo entre cada amostra foi fixado em 10 (min). Os gráficos serão apresentados com valores normalizados, assumindo valores dentro do intervalo de [0, 1].

Juntamente com os gráficos em que serão avaliados os valores de SP estimados pelos modelos de cada controlador, serão apresentados histogramas com os erros percentuais ocorridos.

Treinamento: Controle das retiradas de LCO e NAFTA pesada, Y1 e Y2

Na figura 4.2, são apresentados os resultados obtidos na etapa de treinamento dos modelos de estimação de SP dos controladores 1 e 2, bem com os histogramas dos erros referentes a essa etapa.

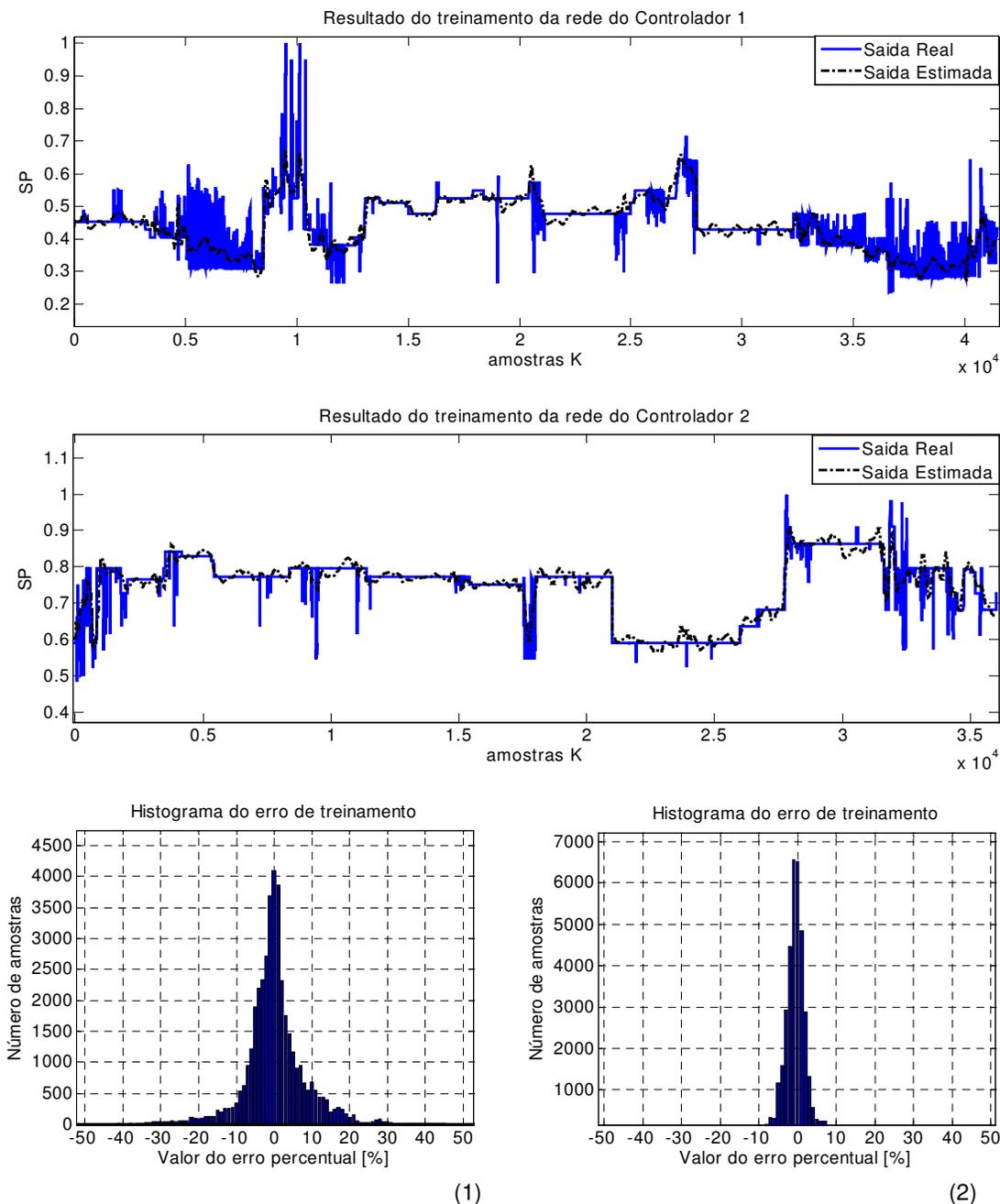


Figura 4.2 – Resultados do treinamento dos modelos, controladores 1 e 2.

Treinamento: Controle da recirculação de HCO e de NAFTA pesada, Y3 e Y4

Na figura 4.3, são apresentados os resultados obtidos na etapa de treinamento dos modelos de estimação de SP dos controladores 3 e 4, bem com os histogramas dos erros referentes a essa etapa.

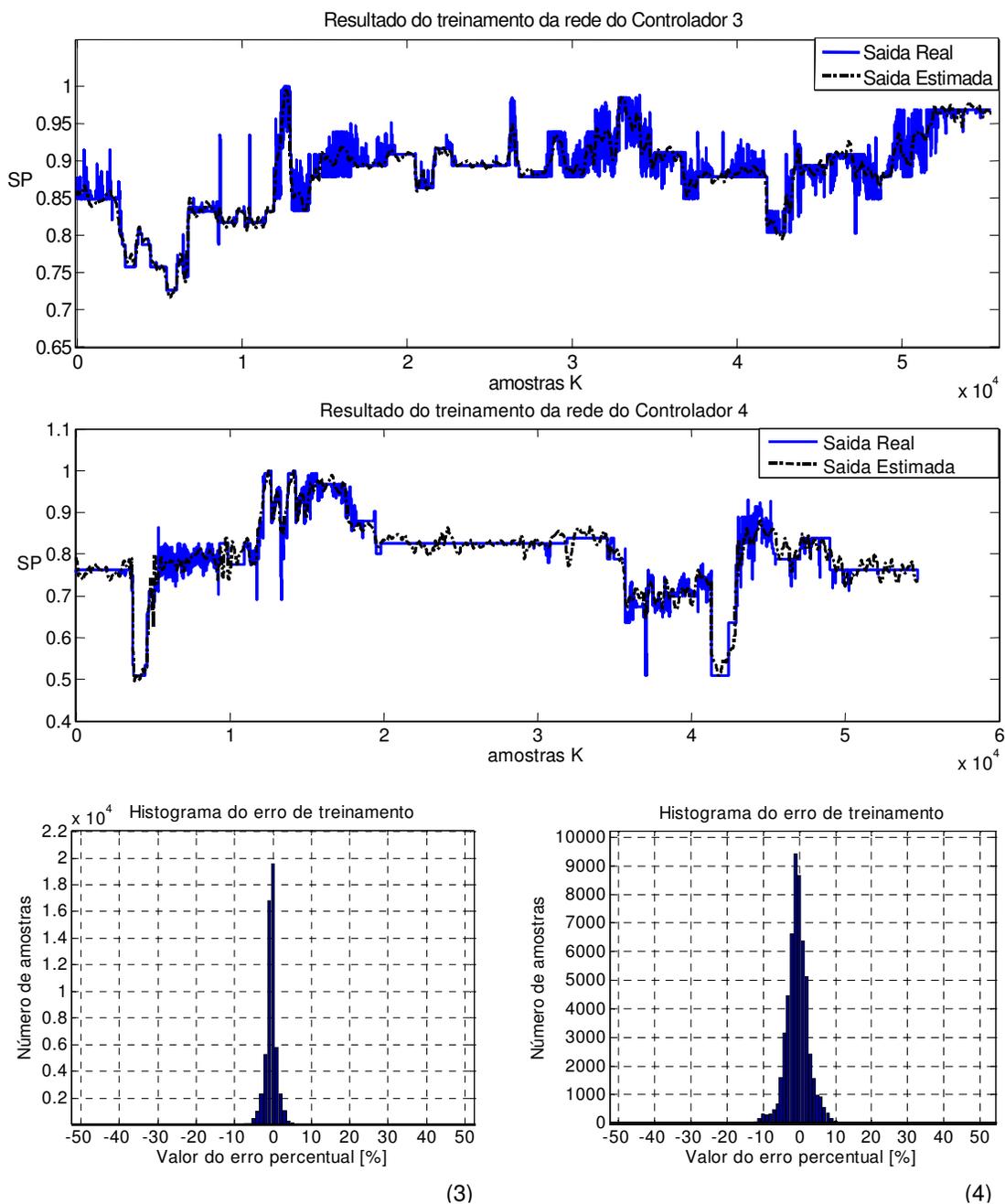


Figura 4.3 – Resultados do treinamento dos modelos, controladores 3 e 4.

Treinamento: Controle da temperatura de retorno de produto do refervedor de fundo da retificadora e da temperatura de topo da fracionadora, Y5 e Y6

Na figura 4.4, são apresentados os resultados obtidos na etapa de treinamento dos modelos de estimação de SP dos controladores 5 e 6, bem com os histogramas dos erros referentes a essa etapa.

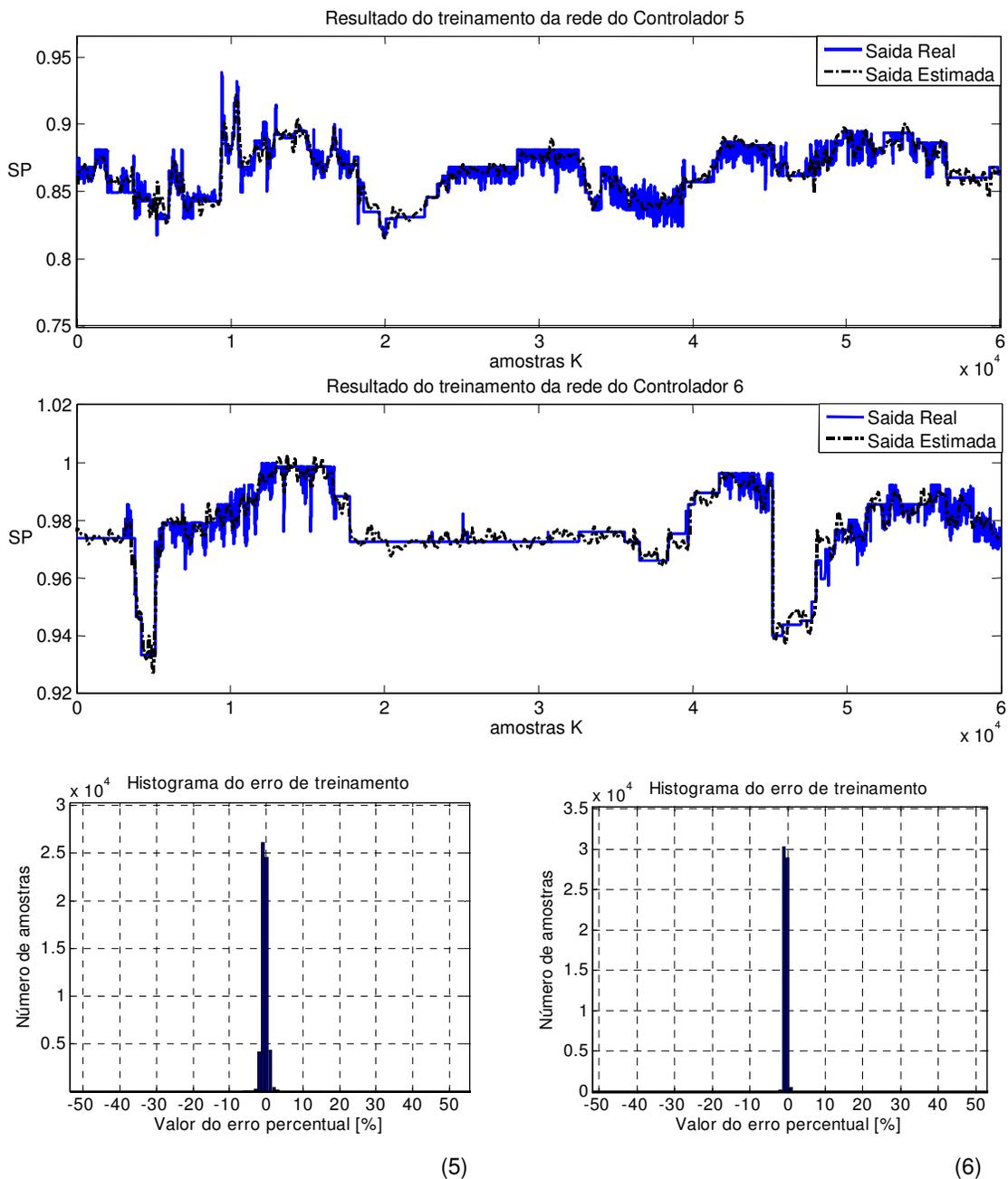


Figura 4.4 – Resultados do treinamento dos modelos, controladores 5 e 6.

Validação: Controle das retiradas de LCO e NAFTA pesada, Y1 e Y2

Na figura 4.5, são apresentados os resultados obtidos no ensaio de validação dos modelos de estimação de SP dos controladores 1 e 2, juntamente com os histogramas dos erros referentes a esse ensaio.

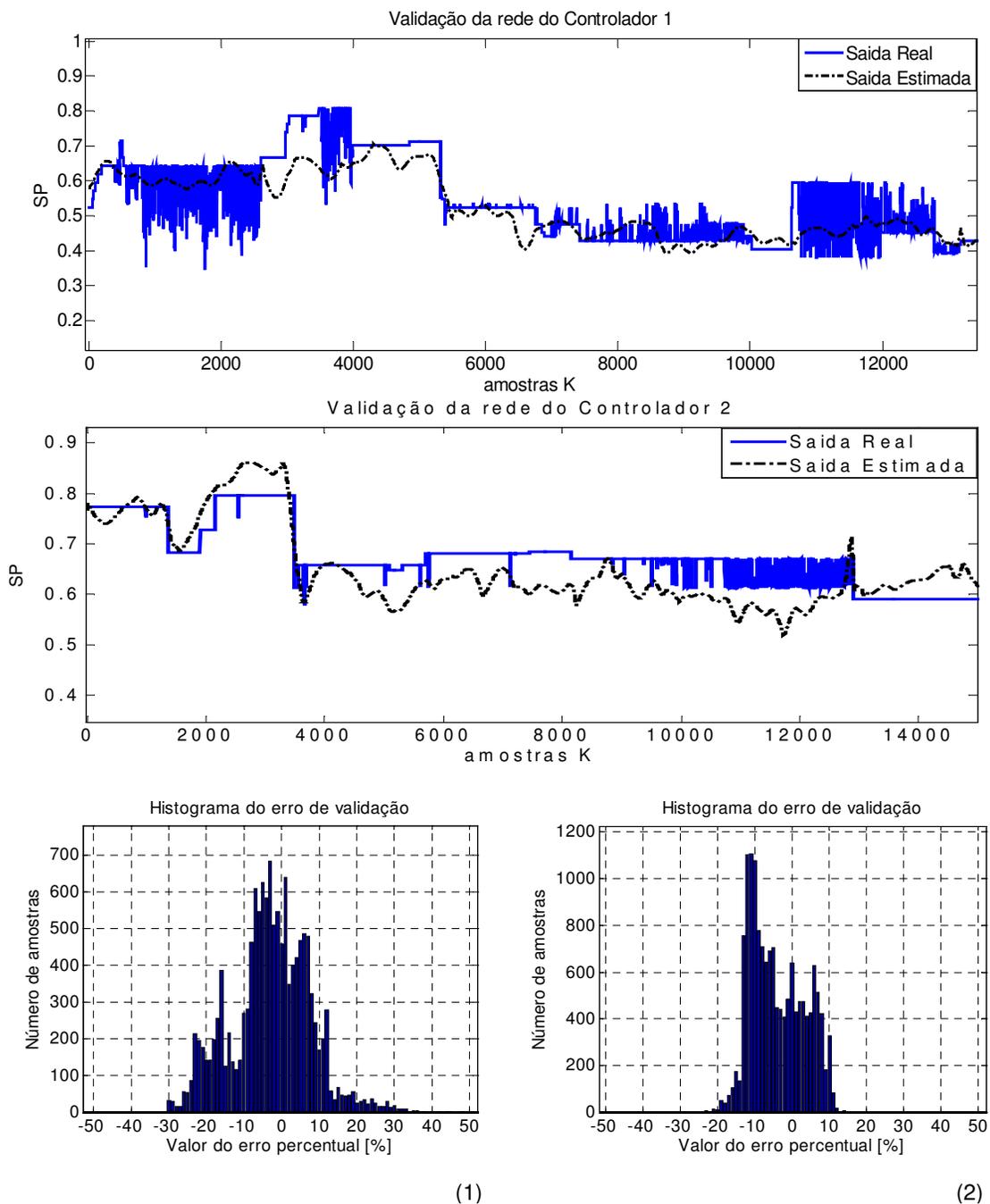


Figura 4.5 – Resultados da validação dos modelos, controladores 1 e 2.

Validação: Controle da recirculação de HCO e de NAFTA pesada, Y3 e Y4

Na figura 4.6, são apresentados os resultados obtidos no ensaio de validação dos modelos de estimação de SP dos controladores 3 e 4, juntamente com os histogramas dos erros referentes a esse ensaio.

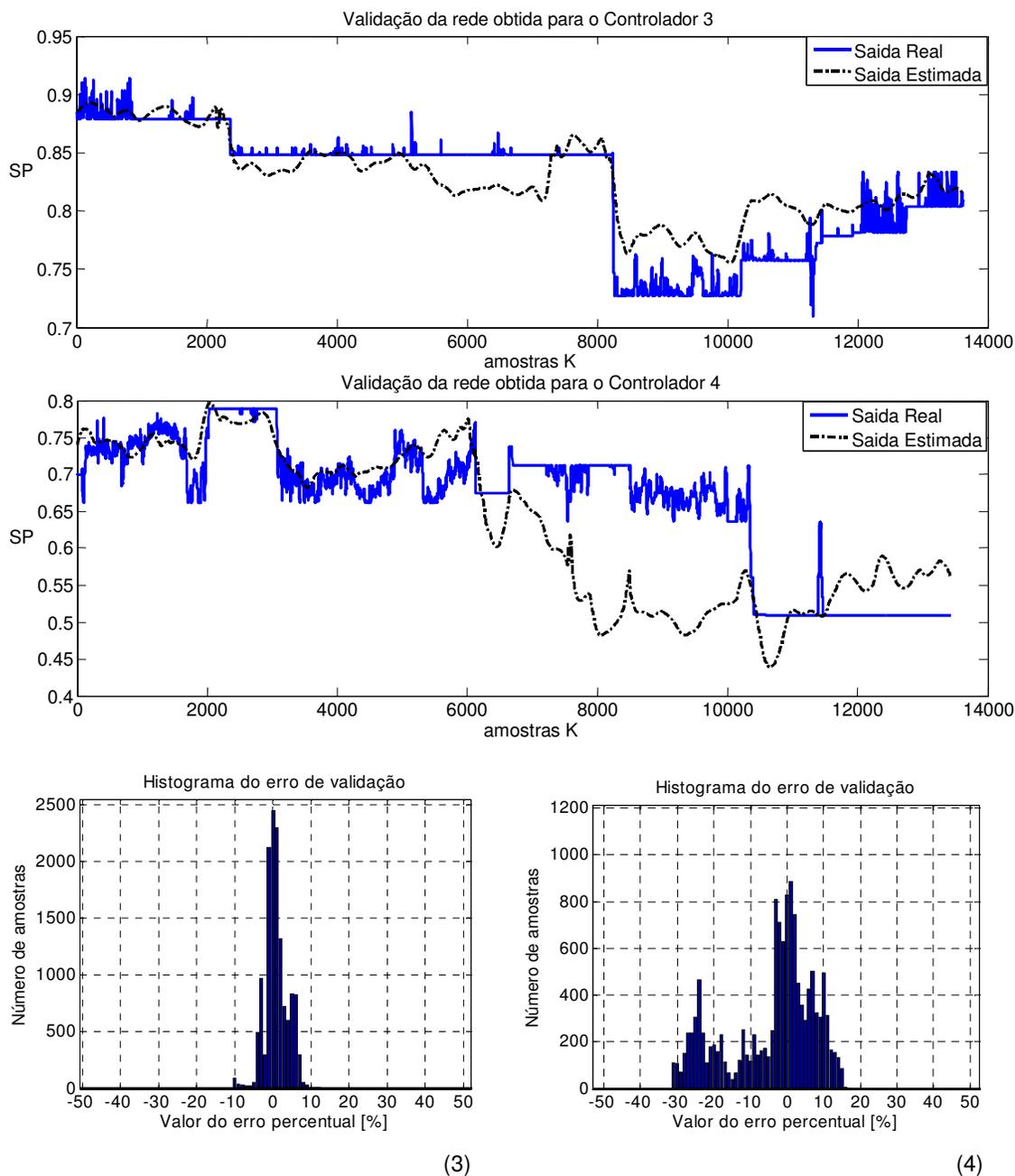


Figura 4.6 – Resultados da validação dos modelos, controladores 3 e 4.

Validação: Controle da temperatura de retorno de produto do refervedor de fundo da retificadora e da temperatura de topo da fracionadora, Y5 e Y6

Na figura 4.7, são apresentados os resultados obtidos no ensaio de validação dos modelos de estimação de SP dos controladores 5 e 6, juntamente com os histogramas dos erros referentes a esse ensaio.

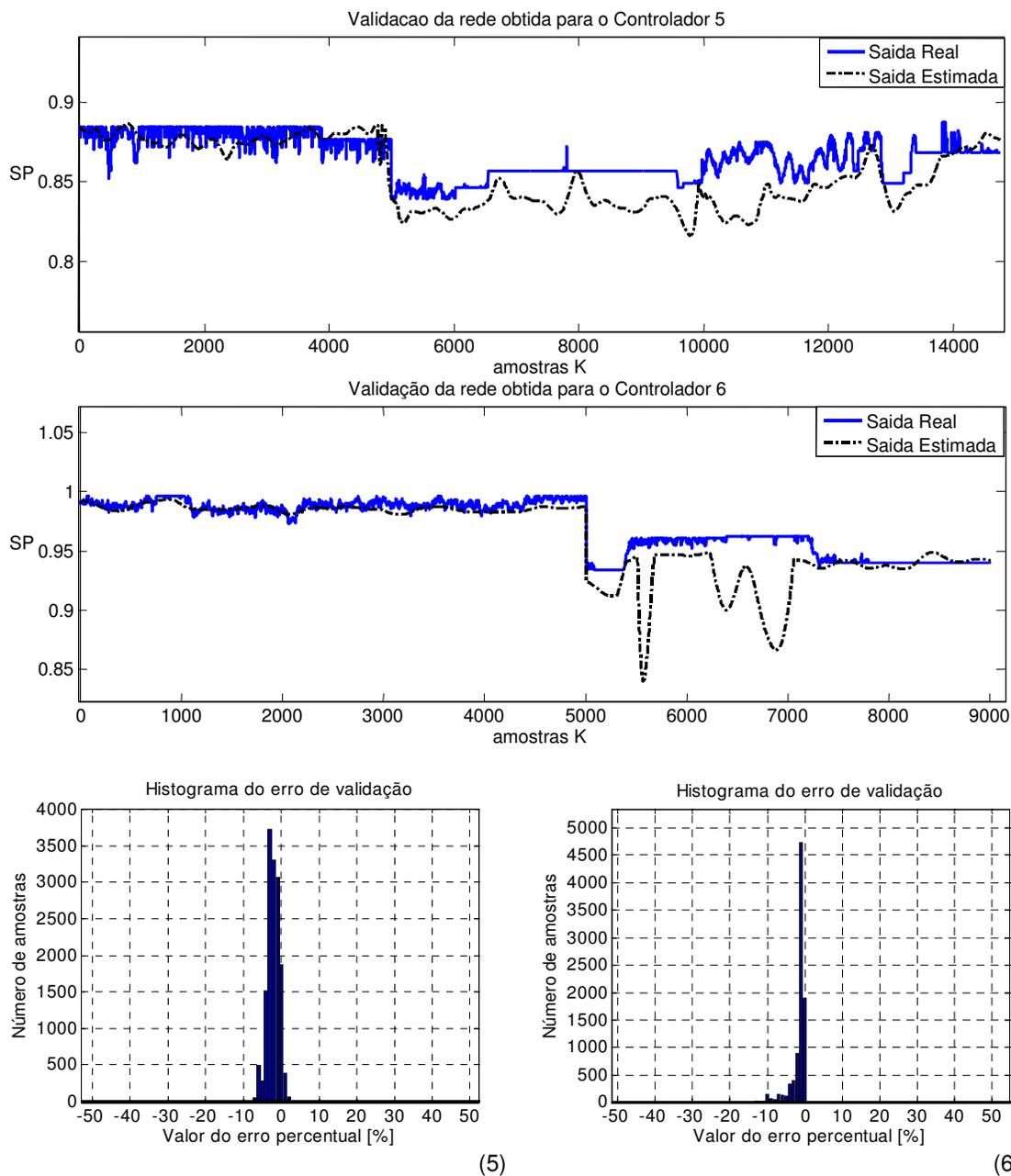


Figura 4.7 – Resultados da validação dos modelos, controladores 5 e 6.

Aplicação: Controle das retiradas de LCO e NAFTA pesada, Y1 e Y2

Na figura 4.8, são apresentados os resultados obtidos no teste de aplicação dos modelos de estimação de SP dos controladores 1 e 2, bem como os histogramas das divergências referentes a esse teste.

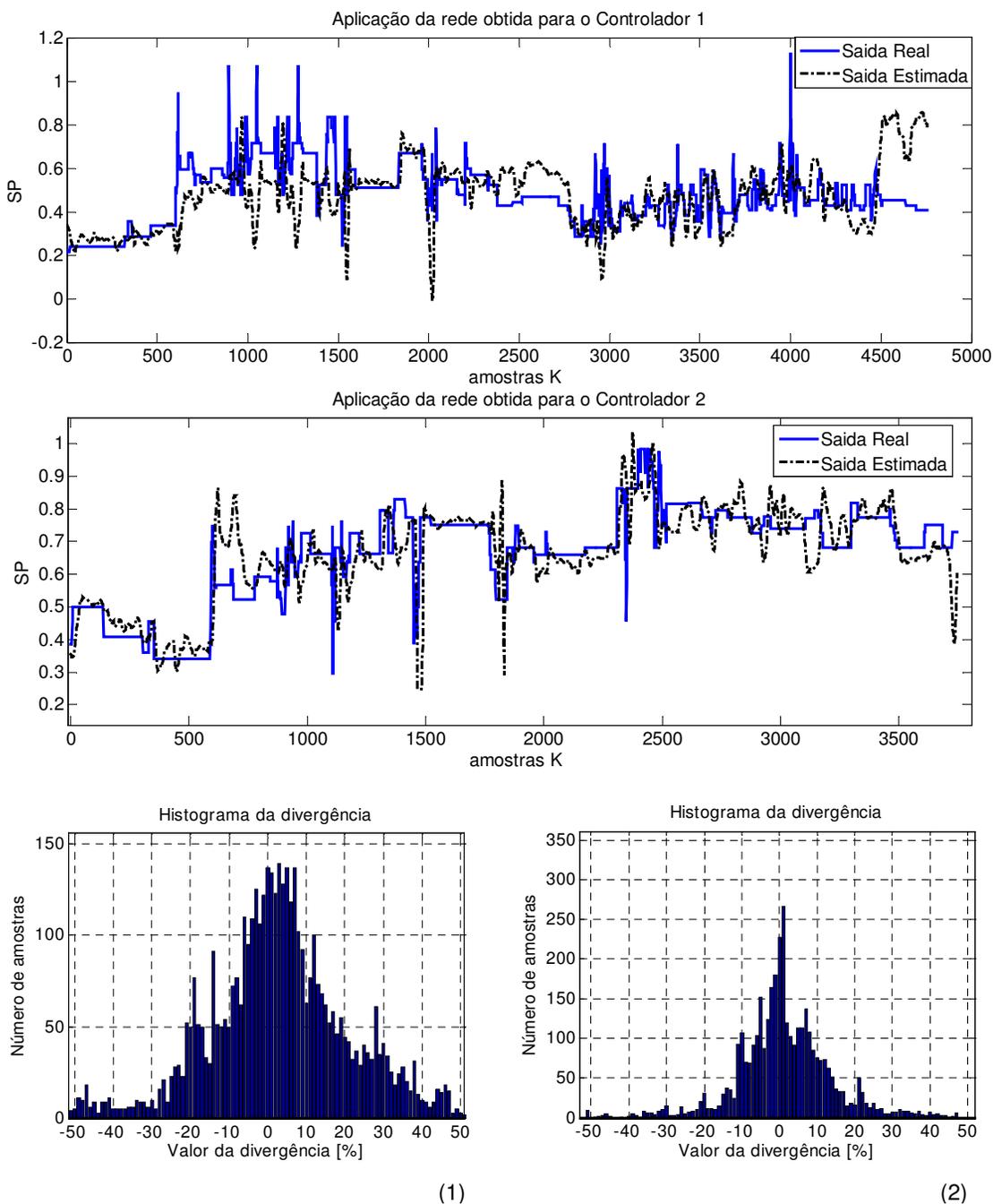


Figura 4.8 – Aplicação dos modelos obtidos para os controladores 1 e 2.

Aplicação: Controle da recirculação de HCO e de NAFTA pesada, Y3 e Y4

Na figura 4.9, são apresentados os resultados obtidos no teste de aplicação dos modelos de estimação de SP dos controladores 3 e 4, bem como os histogramas das divergências referentes a esse teste.

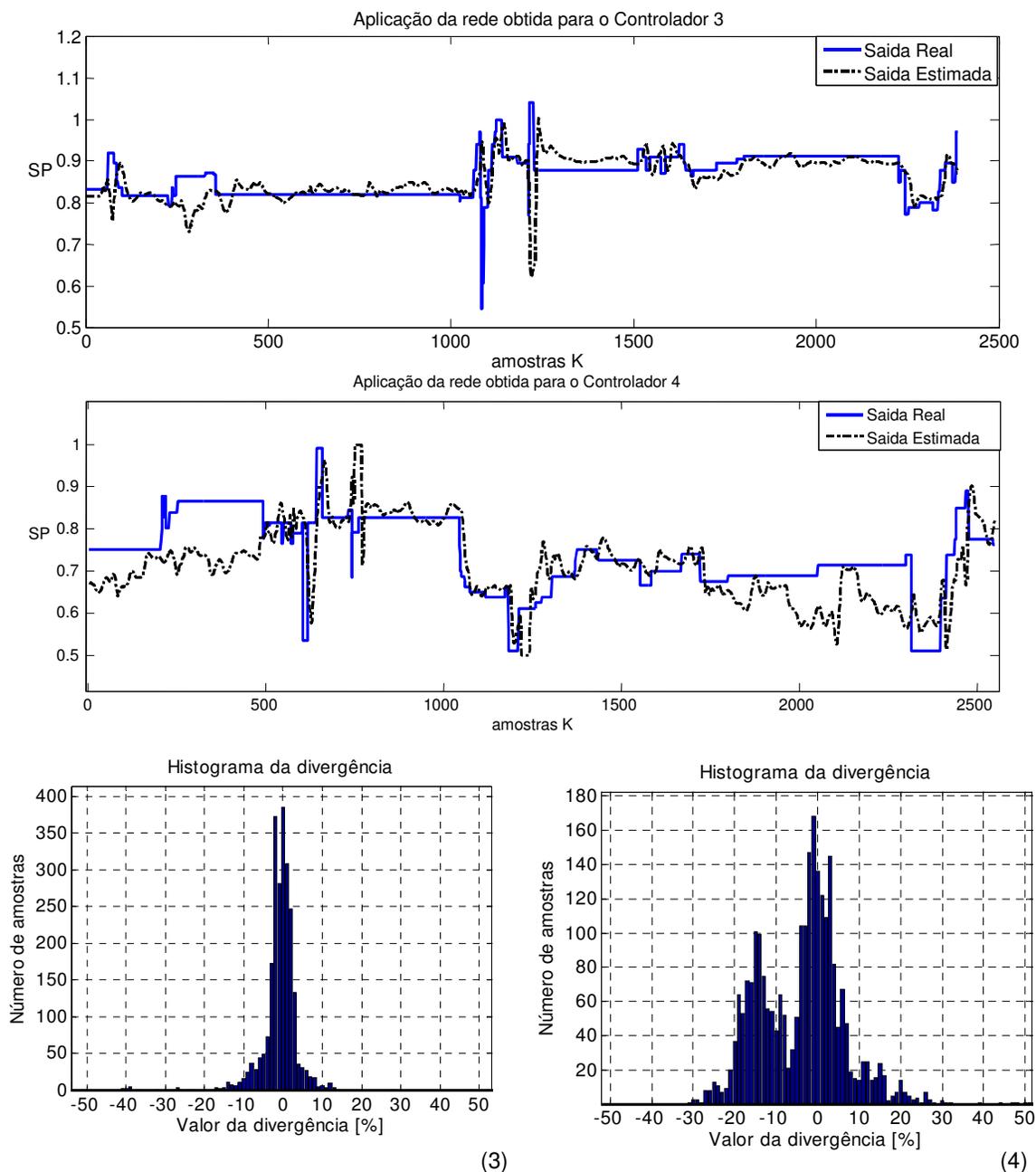


Figura 4.9 – Aplicação dos modelos obtidos para os controladores 3 e 4.

Aplicação: Controle da temperatura de retorno de produto do refervedor de fundo da retificadora e da temperatura de topo da fracionadora, Y5 e Y6

Na figura 4.10, são apresentados os resultados obtidos no teste de aplicação dos modelos de estimação de SP dos controladores 5 e 6, bem como os histogramas das divergências referentes a esse teste.

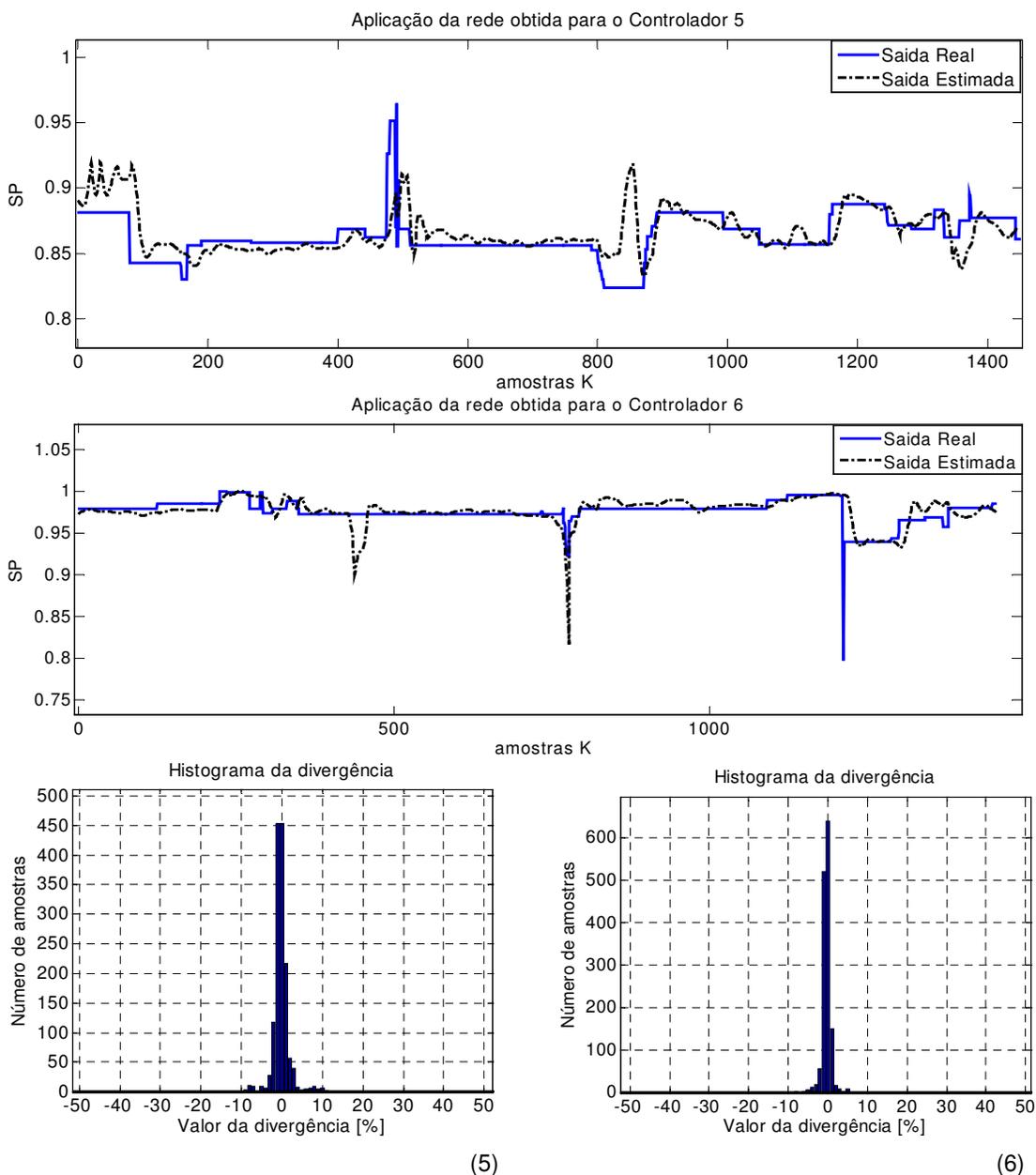


Figura 4.10 – Aplicação dos modelos obtidos para os controladores 5 e 6.

Analisando os gráficos de validação e de aplicação juntamente com os histogramas dos 3 grupos percebe-se que o 3º grupo, Y5 e Y6, apresentou o menor erro de validação e menor divergência nos ensaios de aplicação. Entretanto, há que se ressaltar que as faixas de excursão dos sinais de temperatura foram comparativamente menores que as faixas dos demais sinais.

Ainda, analisando os histogramas, percebe-se que para o conjunto de amostras usado para a aplicação, os 6 modelos obtidos deram resultados bastante satisfatórios, estando Y1, Y2 e Y4 respectivamente com 78,5%, 87,9% e 83,7% dos valores estimados com divergências percentuais menores ou iguais a 20% do valor real e, Y3, Y5 e Y6 respectivamente com 96,3%, 99,1%, 99,9% dos valores estimados com divergências percentuais menores ou iguais a 10% do valor real.

Para avaliar a aplicação de cada modelo foi necessário separar os instantes em que cada controlador esteve no modo automático e com ponto de operação definido pelo operador para que fosse possível comparar os resultados de estimação das redes com os valores fixados pelos operadores. Os intervalos de tempo de validação de cada modelo foram de:

- Y1 = 33d00h10min;
- Y2 = 26d00h00min;
- Y3 = 17d16h50min;
- Y4 = 16d16h50min;
- Y5 = 10d04h50min;
- Y6 = 10d01h00min.

O ensaio de aplicação com o menor intervalo de tempo foi o ensaio feito para o modelo Y6 com aproximadamente 10 dias de duração (10d01h00min). Apesar de a divergência dos modelos, determinados nos ensaios de aplicação,

indicarem bons desempenhos, o ideal seria utilizar vetores mais extensos no intuito de conter os mais diferentes estados e comportamentos dinâmicos assumidos pelo processo. Como, no momento, a coleta de dados é de apenas 3 meses aproximadamente (88 dias), está prevista, como atividade subsequente, a coleta de um intervalo maior de dados e um novo treinamento/validação dos modelos do SSD, bem com uma nova avaliação da aplicação dos modelos. Entretanto, os ensaios atuais são razoáveis para o teste da metodologia desenvolvida.

Ademais, com a indicação do SSD sobre os valores dos pontos de operação a serem fixados nos controladores, o operador passa a ter uma primeira referência sobre a necessidade de intervenção, por meio da comparação entre os valores indicados pelo SSD e os valores assumidos pelos controles, faltando definir, ainda, a partir de quais limiares de desvio, entre essas duas fontes de valores, devem ocorrer intervenções. A determinação desses limiares (e conseqüentemente a definição dos momentos de atuação) ficará inicialmente, a cargo do operador e, posteriormente, com a verificação dos limiares que geram melhores resultados, a determinação desses também passará a ser parte do SSD.

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

5.1 CONCLUSÕES

Nesta dissertação foi proposta uma metodologia de desenvolvimento para implementação de um sistema inteligente de suporte à decisão que auxilie a operação da torre de fracionamento do processo de craqueamento catalítico fluidizado. A metodologia foi testada em um grupo de controladores. Os resultados alcançados pelo SSD, implementado com neurônios neo-fuzzy, mostraram o bom desempenho do sistema em processar dados reais da planta e são um indicativo de que a futura implementação deste no processo possa contribuir eficazmente no suporte à operação e na melhora do padrão de intervenção dos operadores.

Como contribuição desta dissertação, destacam-se os seguintes pontos:

- definição de uma estratégia para a obtenção dos dados de processo e para a identificação dos eventos de intervenção do operador;
- metodologia para escolha dos controladores a serem modelados;
- definição dos critérios de análise de separabilidade e de modelagem;
- utilização da análise de correlação linear para a pré-seleção das variáveis de entrada do sistema inteligente de suporte à decisão;
- implementação de um SSD com a utilização de neurônios neo-fuzzy e treinamento por mínimos quadrados;
- teste do SSD proposto com dados reais de processo e análise dos resultados obtidos;

- verificação da validade da metodologia proposta.

O foco deste trabalho manteve-se no desenvolvimento da metodologia para a implementação futura do SSD. Dessa forma, buscou-se fornecer uma descrição pormenorizada dos passos seguidos no processo de desenvolvimento do sistema inteligente de suporte à decisão.

5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Estão previstas, como atividades futuras, a aplicação da metodologia desenvolvida em uma massa de dados maior e a verificação do desempenho dos novos modelos obtidos, para o SSD, com a variação do comportamento dinâmico do processo num intervalo de tempo maior.

Se constatada a viabilidade da implementação do sistema de suporte à decisão, serão feitas alterações no sistema desenvolvido, para que este possa operar na unidade industrial em tempo real comunicando-se diretamente, via padrão de comunicação OPC, com o SDCD do processo.

Com o SSD já implantado na unidade industrial, passar-se-á a determinação dos limiares de desvio, que geram melhores resultados, para a futura definição dos instantes em que devem ocorrer as intervenções.

Por fim cabe verificar se, com a adoção do sistema de suporte à decisão, por parte dos responsáveis pela operação, os limites de excursão das variáveis de processo foram respeitados e se houve melhora na estabilidade das variáveis controladas e no desempenho na unidade de fracionamento.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABADIE, E. (1997). **Craqueamento Catalítico**. 1ª ed. PETROBRAS/SEDES/ /GEN-SUD. (Apostila)
- CAMINHAS, W. M., GOMIDE, F. A. C., TAVARES, H. M. F. (2001). **Detecção de falhas em sistemas dinâmicos: Abordagem baseada em redes neurofuzzy com aprendizado online**. V Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Rio de Janeiro, p. 613-618.
- CAMINHAS, W. M., LANDIM, R. P., MENEZES, B. R., SILVA, S. R. (1998). **A Neo-Fuzzy Neuron with real-time training applied to flux observer for an induction motor**. Sbrn 1998, p.67-72.
- CANTÓN P. L., GARCIA E. A., SOTOMAYOR O.A.Z., ODLOAK D. (2005). **Localización de Fallas en un Proceso Químico Mediante Redundancia Analítica**. Ingenierías, Julio-Septiembre, Vol. VIII, n. 28.
- CASALI, L. A.S. (2005). **Simulação do Desempenho de Catalisadores de Equilíbrio de Craqueamento Catalítico em Leito Fluidizado Utilizando a Desativação Hidrotérmica**. Belo Horizonte: Universidade Federal de Minas Gerais. (Dissertação de mestrado, PPGEQ).
- JIANXU, L, HUIHE S. (2002). **Soft Sensing Modeling Using Neurofuzzy System Based on Rough Set Theory**. Institute of Automation, Shanghai Jian Tong University. American Control Conference Anchorage.
- KAILATH T. (1967). **The Divergence and Bhattacharyya Distance Measures in Signal Selection**. IEEE Trans. Comm. Technology, vol. 15, pp. 52-60.
- LISBÔA A. C. L., PIMENTEL W. R. O., MARTIGNONI W. (2004). **Modeling Fluid Catalytic Cracking with Multivariate Statistics and Artificial Neural Networks**. School of Chemical Engineering - State University of Campinas. 4th Mercosur Congress on Process Systems Engineering.
- MATTOS, L.G. (2004). **Efeito das Variáveis Operacionais na Formação de Goma na Nafta Craqueada**. Belo Horizonte: Universidade Federal de Minas Gerais. (Dissertação de mestrado, PPGEQ).
- MCFARLANE R.C., REINEMAN R.C., BARTEE, J F, GEORGAKIS, C. (1993). **Dynamic Simulator for a Model IV Fluid Catalytic Cracking Unit**. *Comput. E Chem. Engineering.*, 17(3), 275-300.
- MORO, L.F.L. (2003). **Process Technology in the Petroleum Refining Industry – Current Situation and Future Trends**, *Computers and Chemical Engineering*, 27(8-9), 1303-1305.
- NIMMO, I. 1995. **Abnormal Situation Management**. NPRA Computer Conference, Paper CC-95-129.

- QIAN Y., LI X., JIANG Y., WEN Y. (2003). **An Expert System for Real-Time Diagnosis of Complex Chemical Process**. School of Chemical Engineering, South China University of Technology. Expert Systems with Applications 24, 425-432.
- REFINARIA GABRIEL PASSOS (2004). Craqueamento. **Manual de Operação: Fluxos. FCC-II MA-2004 Rev. A**, PETROBRAS S.A. Refinaria Gabriel Passos, Divisão de Produção, Setor de Craqueamento Catalítico, Betim.
- REFINARIA GABRIEL PASSOS (1999a). **Manual de Operação: Teoria Área Quente, Secra 1**. PETROBRAS S.A. Refinaria Gabriel Passos, Divisão de Produção, Setor de Craqueamento Catalítico, Betim.
- REFINARIA GABRIEL PASSOS (1999b). **Manual de Operação: Fluxo Área Quente, Secra 1**. PETROBRAS S.A. Refinaria Gabriel Passos, Divisão de Produção, Setor de Craqueamento Catalítico, Betim.
- SADEGHBEIGI R. (2000). **Fluid Catalytic Cracking Handbook**. Gulf Publishing Company, 2a Ed., Houston Texas. ISBN 3-540-67921-9.
- VEDAM, H., DASH, S., & VENKATASUBRAMANIAN, V. (1999). **An Intelligent Operator Decision Support System for Abnormal Situation Management**. Computers and Chemical Engineering 23, S577_ S580.
- VENKATASUBRAMANIAN, V. (2003). **Abnormal events managements in complex process plants: challenges and opportunities in intelligent supervisory control**. 4th International Conference on Foundation of Computer-Aided Process Operations, FOCAPO 2003, Coral Springs-FL, USA.
- VENKATASUBRAMANIAN, V., RENGASWAMY R., KAVURI S. N., YIN K. (2003). **A review of process fault detection and diagnosis Part III: process history based methods**. Computers and Chemical Engineering 27, 327--346.
- WHITE, D.C., (2003). **The Smart Refinery: Economics and Technology**. NPRA 2003 Annual Meeting, San Antonio, Texas, March 2003, Paper AM-03-19
- YANG S. H., CHEN B.H., WANG X.Z. (2000). **Neural Network Based Fault Diagnosis Using Unmeasurable Inputs**. Engineering Applications of Artificial Intelligence 13, 345-356.
- YAMAKAWA T., UCHINO E., MIKI T., KUSANAGI H. (1992). **A Neo Fuzzy Neuron and its applications to system identification and predictions to systems behavior**. In: Proceeding of the 2nd IIZUKA, Japan, p. 477-483.