
UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial

Modelagem, Controle e Minimização do Consumo de Energia de uma Unidade de Fracionamento de Nafta

Autor: César Augusto Silveira de Moraes

Orientador: Prof. Dr. Wagner Caradori do Amaral (FEEC/UNICAMP)

Co-Orientador: Prof. Dr. Ricardo de Araújo Kalid (DEQ/UFBA)

Banca:

Wagner Caradori do Amaral - FEEC/ UNICAMP

Antonio Augusto Rodrigues Coelho - UFSC

Rubens Maciel Filho - FEQ/UNICAMP

João Bosco Ribeiro do Val - FEEC/ UNICAMP

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Campinas, Abril, 2004

M791m

Moraes, César Augusto Silveira de

Modelagem, controle e minimização do consumo de energia de uma unidade de fracionamento de nafta / César Augusto Silveira de Moraes. --Campinas, SP: [s.n.], 2004.

Orientadores: Wagner Caradori do Amaral e Ricardo de Araújo Kalid.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Controle Preditivo. 2. Modelagem de Dados. 3. Nafta. 4. Identificação. I. Amaral, Wagner Caradori. II. Kalid, Ricardo de Araújo. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. IV. Título.



*“Nunca deixe que lhe digam que não vale a pena acreditar no sonho que se tem,
quem acredita sempre alcança, quem acredita sempre alcança ...”*

Renato Russo



DEDICATÓRIA

*A meus pais e meus avós pelo que hoje sou
A minha esposa pelo companheirismo*

AGRADECIMENTOS

A Deus por estar vivo para realizar este trabalho
Em especial ao Professor Wagner Amaral pela compreensão e liberdade para a escolha do
tema e a minha tia Luzia pelo apoio e incentivo na minha formação acadêmica
Ao Professor Ricardo Kalid pelo tempo dedicado aos debates das questões referentes a este
trabalho e por estimular meu interesse na pesquisa
A Braskem, empresa visionária na estratégia de que através do conhecimento são formados os
grandes profissionais, em especial a Francisco Domingues, pela oportunidade
Aos líderes Walter, Ivan Bessa e Falcon pelo apoio e confiança
Aos colegas Maurício Moreno e Nadja Fontes pelo apoio e estímulo
A minha esposa Roberta Moraes pela compreensão, solidariedade e companheirismo
A minha mãe e meus avós por sempre me incentivarem e acreditarem no meu sucesso

SUMÁRIO

RESUMO.....	1
ABSTRACT.....	2
CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO.....	3
1.1 INTRODUÇÃO	3
CAPÍTULO 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	7
2.1 INTRODUÇÃO	7
2.2 OBJETIVOS DO CONTROLE EM COLUNAS DE DESTILAÇÃO	8
2.2.1 Controle de Pressão	9
2.2.2 Controle de Nível.....	10
2.2.3 Controle de Composição	10
2.3 ESTRATÉGIAS DE CONTROLE.....	12
2.3.1 Controle Multivariável versus Controle de Múltiplas Malhas	12
2.3.2 Seleção e emparelhamento das Variáveis Manipuladas.....	14
2.4 PROBLEMAS OPERACIONAIS ASSOCIADOS AO CONTROLE DE PROCESSO.....	16
2.4.1 Composição de Carga.....	16
2.4.2 Vazão de Carga.....	17
2.4.3 Subresfriamento do Refluxo	17
2.4.4 Entalpia da Carga	18
2.4.5 Pressão da coluna	18
2.4.6 Carga Térmica do Refervedor.....	18
2.5 RESTRIÇÕES OPERACIONAIS.....	19
2.6 ALGORITMOS DE CONTROLE	20
2.6.1 Controle Linear	20
2.6.1.1 PID	20
2.6.1.2 Desacopladores.....	22
2.6.1.3 MPC Linear	22
2.6.2 Controle Não-linear	26
2.6.2.1 Função Transformadora.....	27
2.6.2.2 Ganho Programado (Gain Scheduling).....	28
2.6.2.3 Adaptativo	30
2.6.2.4 NLMPC	31
2.7 CONCLUSÃO	33
CAPÍTULO 3 DESCRIÇÃO DO PROCESSO	34

3.1 INTRODUÇÃO	34
3.2 PROCESSOS E PRODUTOS DA INDÚSTRIA PETROQUÍMICA	35
3.2.1 <i>Noções Gerais</i>	35
3.2.2 <i>Breve Histórico</i>	35
3.3 DESCRIÇÃO DO PROCESSO.....	36
3.3.1 <i>Coluna Separadora de Hidrocarbonetos (CSH)</i>	38
3.3.2 <i>Coluna Separadora de Nafta Média</i>	39
3.3.3 <i>Coluna de Recuperação de GLP</i>	39
3.4 OBJETIVOS OPERACIONAIS E ESPECIFICAÇÕES DA UFN.....	40
3.5 SISTEMA DE CONTROLE ATUAL DAS COLUNAS DA UFN	42
3.5.1 <i>Coluna Separadora de Hidrocarbonetos</i>	42
3.5.1.1 Controle de composição	43
3.5.1.2 Controle de Pressão	44
3.5.1.3 Controle de Nível do vaso de topo	45
3.5.1.4 Controle de Nível do fundo	45
3.5.1.5 Controle da temperatura do refluxo	45
3.5.2 <i>Coluna Separadora de Nafta Média</i>	46
3.5.2.1 Controle de Composição	46
3.5.2.2 Controle de Pressão	47
3.5.2.3 Controle de Nível do vaso de topo	48
3.5.2.4 Controle de Nível do fundo	48
3.6 PERTURBAÇÕES.....	48
3.7 CONCLUSÃO.....	49
CAPÍTULO 4 AVALIAÇÃO ECONÔMICA	50
4.1 INTRODUÇÃO	50
4.2 CONTROLE DE PROCESSO E OBJETIVOS DO NEGÓCIO.....	51
4.3 ANÁLISE DE OPORTUNIDADES ATRAVÉS DO CONTROLE DE PROCESSO	52
4.4 ESTIMATIVA DE BENEFÍCIOS	54
4.4.1 <i>Variabilidade</i>	56
4.4.2 <i>Variabilidade e Objetivos do Negócio</i>	57
4.4.3 <i>Capacidade Máxima do Processo e Capacidade Alcançável</i>	61
4.4.4 <i>Métodos Alternativos</i>	65
4.5 ESTIMATIVA DE BENEFÍCIO ECONÔMICO PARA UFN.....	66
4.6 CONCLUSÃO.....	73
CAPÍTULO 5 MODELAGEM DO PROCESSO.....	74
5.1 INTRODUÇÃO	74

5.2 AVALIAÇÃO DA INSTRUMENTAÇÃO E MALHAS DE CONTROLE.....	75
5.2.1 Procedimento Utilizado.....	75
5.2.2 Resultados da Avaliação.....	76
5.3 PLANEJAMENTO DOS TESTES PARA OBTENÇÃO DOS DADOS.....	81
5.3.1 Definição das Variáveis.....	82
5.3.2 Sinais de Excitação e Estado das Malhas de Controle Durante o Teste.....	84
5.3.3 Estado Estacionário da Unidade e Sistema de Aquisição de Dados.....	88
5.3.4 Teste nos Níveis.....	88
5.3.5 Recomendações gerais.....	89
5.4 EXECUÇÃO DO TESTE.....	91
5.5 TRATAMENTO DOS DADOS.....	94
5.6 IDENTIFICAÇÃO E VALIDAÇÃO DOS MODELOS.....	98
5.6.1 Identificação do Processo.....	99
5.6.1.1 Estimativa e Validação dos Modelos.....	103
5.7 CONCLUSÃO.....	112
CAPÍTULO 6 PROPOSTA E AVALIAÇÃO DA ESTRATÉGIA DE CONTROLE	113
6.1 INTRODUÇÃO.....	113
6.2 DETERMINAÇÃO DAS VARIÁVEIS CONTROLADAS E MANIPULADAS.....	114
6.2.1 Estágios Sensíveis para Medição da Temperatura.....	114
6.2.1.1 Coluna Separadora de Hidrocarboneto (CSH).....	115
6.2.1.2 Coluna Separadora de Nafta (CSN).....	118
6.2.2 Avaliação dos Estágios Sensíveis À Composição dos Produtos.....	120
6.3 O ALGORITMO DE CONTROLE DMC.....	124
6.3.1 DMC sem Restrições.....	125
6.3.1.1 Modelo do Processo.....	126
6.3.1.2 Previsão das Saídas Futuras.....	127
6.3.1.3 Cálculo das Ações de Controle.....	130
6.3.2 DMC com Restrições.....	130
6.3.3 Considerações sobre Sintonia dos Controladores DMC.....	133
6.4 OTIMIZAÇÃO EM TEMPO REAL.....	134
6.5 ESTRATÉGIA DE CONTROLE E OTIMIZAÇÃO DO CONSUMO DE ENERGIA PROPOSTA PARA UFN.....	135
6.5.1 Otimização do Consumo de Energia Integrada ao Controle.....	136
6.5.2 Obtenção do Modelo de Resposta ao Degrau.....	136
6.5.3 Controlador QDMC.....	140
AVALIAÇÃO DA ESTRATÉGIA DE CONTROLE PROPOSTA PARA UFN.....	142
6.6.1 Resultados e Discussões.....	144
6.7 CONCLUSÃO.....	152

CAPÍTULO 7 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	153
7.1 CONCLUSÕES	154
7.1.1 <i>Revisão Bibliográfica</i>	154
7.1.2 <i>Modelagem do processo</i>	154
7.1.3 <i>Estratégia de controle</i>	155
7.2 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	155

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1: EXEMPLO DE CONTROLE DE PRESSÃO POR VARIAÇÃO DA VAZÃO DE VAPOR (A), INUNDAÇÃO DO CONDENSADOR (B), VARIAÇÃO DO FLUIDO REFRIGERANTE (C) E MISCELÂNEO (D).....	11
FIGURA 2.2: DESENHO ESQUEMÁTICO DE SISTEMAS DE CONTROLE MULTIVARIÁVEIS(A)E DE MÚLTIPLAS MALHAS (B).....	14
FIGURA 2.3: CONFIGURAÇÃO LV.....	16
FIGURA 2.4: CONFIGURAÇÃO DE CONTROLE ADAPTATIVO.....	32
FIGURA 3.1: COMPLEXO TÍPICO DE UNIDADES DE AROMÁTICOS.....	39
FIGURA 3.2: UNIDADE DE FRACIONAMENTO DE NAFTA (UFN).....	40
FIGURA 3.3: MALHAS DE CONTROLE DA CSH.....	45
FIGURA 3.4: MALHAS DE CONTROLE DA CSN.....	49
FIGURA 4.1: ETAPAS PARA IDENTIFICAR POTENCIAIS DE MELHORIAS.....	56
FIGURA 4.2: APROXIMAÇÃO DE RESTRIÇÕES E OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO ATRAVÉS DA REDUÇÃO DA VARIABILIDADE.....	60
FIGURA 4.3: EXEMPLOS DE BENEFÍCIOS DA REDUÇÃO DA VARIABILIDADE.....	62
FIGURA 4.4: VARIABILIDADE TOTAL E CAPACIDADE.....	65
FIGURA 4.5: DISTRIBUIÇÃO DE FREQUÊNCIA DA VAZÃO DE VAPOR. A) CSN ; B) CSH	70
FIGURA 4.6: DISTRIBUIÇÃO DE FREQUÊNCIA DA RECUPERAÇÃO DE ORTO-XILENO.(A) DADOS 1(B) DADOS 2.....	71
FIGURA 5.1: CONTROLE SPLIT RANGE NO TOPO DA 1ª COLUNA DA UFN.....	79
FIGURA 5.2: VARIAÇÃO DO PERFIL DE TEMPERATURA DEVIDO A PRESSÃO.....	80
FIGURA 5.3: RESULTADO DO TESTE NA MALHA DE PRESSÃO DA CSH.....	80
FIGURA 5.4: COMPARAÇÃO DO MODELO COM OS DADOS COLETADOS PARA PRESSÃO DA CSH.....	81
FIGURA 5.5: COMPARAÇÃO DO COMPORTAMENTO DA PRESSÃO ANTES E DEPOIS DA SINTONIA.....	81
FIGURA 5.6: CONTROLE DA TEMPERATURA DO REFLUXO DA 1ª COLUNA DA UFN.....	82
FIGURA 5.7: NOVA ESTRUTURA DA MALHA DE CONTROLE DA TEMPERATURA DO REFLUXO.....	83
FIGURA 5.8: COMPARAÇÃO DO COMPORTAMENTO DA TEMPERATURA ANTES E DEPOIS MUDANÇA.....	83
FIGURA 5.9: SEQÜÊNCIA DE DEGRAUS APLICADA A CADA VARIÁVEL MANIPULADA.....	89
FIGURA 5.10: EXEMPLOS DO RESULTADO DO TESTE NA CSH (A) TEMPERATURA DO PRATO 42 E VAZÃO DE VAPOR (B) TEMPERATURA DO PRATO 16 E VAZÃO DE REFLUXO (C)TEMPERATURA DO PRATO 04 E VAZÃO DE REFLUXO (D) TEMPERATURA DO PRATO 42 E VAZÃO DE CARGA.....	94
FIGURA 5.11: EXEMPLOS DO RESULTADO DO TESTE NA CSN (A) TEMPERATURA DO PRATO 05 E VAZÃO DE VAPOR (B) TEMPERATURA DO PRATO 45 E VAZÃO DE VAPOR (C)TEMPERATURA DO PRATO 45 E VAZÃO DE CARGA (D) TEMPERATURA DO PRATO 33 E VAZÃO DE REFLUXO.....	95

FIGURA 5.12: ESPECTRO DE FREQUÊNCIA DA RESPOSTA AO DEGRAU, NA VAZÃO DE VAPOR, DA TEMPERATURA DO PRATO 42 DA CSH ANTES E DEPOIS DA MUDANÇA NO PERÍODO DE AMOSTRAGEM.....	97
FIGURA 5.13: EXEMPLO DE OUTLIERS.....	98
FIGURA 5.14: EXEMPLO DOS DADOS ANTES E DEPOIS DO PRÉ-PROCESSAMENTO.....	100
FIGURA 5.15: EXEMPLO DOS RESULTADOS DA VALIDAÇÃO PARA CSH. VARIÁVEIS DE ENTRADA: A) VAZÃO DE CARGA B) VAZÃO DE VAPOR C) VAZÃO DE REFLUXO.....	112
FIGURA 5.16: EXEMPLOS DOS RESULTADOS DA VALIDAÇÃO PARA CSN. VARIÁVEIS DE ENTRADA: A) VAZÃO DE CARGA B) VAZÃO DE VAPOR C) VAZÃO DE REFLUXO.....	113
FIGURA 6.1: PERFIL DE TEMPERATURA DA CSH EM RELAÇÃO $\Delta\%$ NA VAZÃO DE REFLUXO.....	118
FIGURA 6.2: PERFIL DE TEMPERATURA DA CSH EM RELAÇÃO $\Delta\%$ NA CARGA TÉRMICA.....	119
FIGURA 6.3: PERFIL DE TEMPERATURA DA CSN EM RELAÇÃO $\Delta\%$ NA VAZÃO DE REFLUXO.....	120
FIGURA 6.4: PERFIL DE TEMPERATURA DA CSN EM RELAÇÃO $\Delta\%$ NA CARGA TÉRMICA.....	121
FIGURA 6.5: VARIAÇÃO DA RECUPERAÇÃO DE C7 E C6 NA CSH PARA TEMPERATURA DO PRATO 04 FIXA.....	123
FIGURA 6.6: VARIAÇÃO DA RECUPERAÇÃO DE C7 E C6 NA CSH PARA TEMPERATURA DO PRATO 16 FIXA.....	123
FIGURA 6.7: VARIAÇÃO DA RECUPERAÇÃO DE C8 E C9 NA CSN PARA TEMPERATURA DO PRATO 05 FIXA.....	124
FIGURA 6.8: VARIAÇÃO DA RECUPERAÇÃO DE C8 E C9 NA CSN PARA TEMPERATURA DO PRATO 33 FIXA.....	125
FIGURA 6.9: VARIAÇÃO DOS DIFERENCIAIS DE TEMPERATURA NA CSH PARA MUDANÇAS NA COMPOSIÇÃO DE CARGA.....	126
FIGURA 6.10: DIAGRAMA SIMPLIFICADO DA IMPLEMENTAÇÃO NO SIMULINK	144
FIGURA 6.11: PERTURBAÇÕES APLICADAS A CSH	145
FIGURA 6.12: PERTURBAÇÕES APLICADAS A CSN.....	145
FIGURA 6.13: COMPORTAMENTO DAS TEMPERATURAS PARA O PROBLEMA REGULATÓRIO (A) CSH (B) CSN.....	147
FIGURA 6.14: COMPARAÇÃO DO COMPORTAMENTO DAS TEMPERATURAS REAL X SIMULADO (A)CSH (B) CSN.....	148
FIGURA 6.15: COMPARAÇÃO DO COMPORTAMENTO DA VAZÃO DE VAPOR (A)CSH (B)CSN.....	149
FIGURA 6.16: COMPARAÇÃO DO COMPORTAMENTO DA VAZÃO DE REFLUXO (A)CSH (B)CSN.....	151
FIGURA 6.17: COMPORTAMENTO DOS NÍVEIS DE FUNDO.....	152
FIGURA 6.18: COMPORTAMENTO DAS TEMPERATURAS COM AS MUDANÇAS NA FAIXA DESEJADA.....	153
FIGURA A1.1: REPRESENTAÇÃO DA PRESENÇA DE HISTERESE EM VÁLVULA.....	177
FIGURA A1.2: RESOLUÇÃO E BANDA MORTA.....	177
FIGURA A1.3: EXEMPLO DO TESTE DE LINHA DE BASE.....	180
FIGURA A1.4: EXEMPLO DO TESTE DE DEGRAU PEQUENO.....	181
FIGURA A1.5: EXEMPLO DA SEQÜÊNCIA DE DEGRAUS DO TESTE DO TEMPO DE RESPOSTA.....	182

LISTA DE TABELAS

TABELA 4.1: DADOS COLETADOS PARA ANÁLISE DE BENEFÍCIO ECONÔMICO.....	69
TABELA 4.2: RESULTADOS DA APLICAÇÃO DO MÉTODO MELHOR OPERADOR PARA AS VAZÕES DE VAPOR.....	71
TABELA 4.3: ECONOMIA POR ANO COM A REDUÇÃO NO CONSUMO DE ENERGIA.....	71
TABELA 4.4: VALORES CRÍTICOS PARA O TESTE DE KOLMOGOROV-SMIRNOV.....	72
TABELA 4.5: MÉDIA, DESVIO PADRÃO TOTAL E LIMITE PARA A RECUPERAÇÃO DE ORTO-XILENO.....	73
TABELA 4.6: RESULTADOS DA APLICAÇÃO DO MÉTODO ESTATÍSTICO NA RECUPERAÇÃO DE ORTO-XILENO.....	73
TABELA 5.1: VARIÁVEIS COLETADAS NO TESTE.....	86
TABELA 5.2: AMPLITUDE PARA CADA SEQÜÊNCIA DE DEGRAUS.....	89
TABELA 5.3: AMPLITUDE PARA CADA SEQÜÊNCIA DE DEGRAUS.....	91
TABELA 5.4: EXEMPLOS DE MODELOS CAIXA PRETA (BLACK-BOX).....	102
TABELA 5.5: ORDENS DOS MODELOS ARX PARA CSH.....	109
TABELA 5.6: ORDENS DOS MODELOS ARX PARA CSN.....	109
TABELA 5.7: COEFICIENTES DOS MODELOS ARX PARA CSH.....	110
TABELA 5.8: COEFICIENTES DOS MODELOS ARX PARA CSN.....	111
TABELA 6.1: GANHOS ESTÁTICOS PARA O PERFIL DE TEMPERATURA DA CSH COM $\Delta\%$ REFLUXO.....	119
TABELA 6.2: GANHOS ESTÁTICOS PARA O PERFIL DE TEMPERATURA DA CSH COM $\Delta\%$ CARGA TÉRMICA.....	119
TABELA 6.3: GANHOS ESTÁTICOS PARA O PERFIL DE TEMPERATURA DA CSN COM $\Delta\%$ REFLUXO.....	121
TABELA 6.4: GANHOS ESTÁTICOS PARA O PERFIL DE TEMPERATURA DA CSN COM $\Delta\%$ CARGA TÉRMICA.....	121
TABELA 6.5: LIMITES PARA AS VARIÁVEIS CONTROLADAS.....	142
TABELA 6.6: RESTRIÇÕES PARA AS VARIÁVEIS MANIPULADAS.....	143
TABELA 6.7: PARÂMETROS DE SINTONIA DO CONTROLADOS QDMC.....	146
TABELA 6.8: BENEFÍCIOS COM A REDUÇÃO NO CONSUMO DE VAPOR.....	150

RESUMO

Este trabalho descreve a aplicação de um controlador preditivo multivariável para controle e otimização do consumo de energia em uma Unidade de Fracionamento de Nafta. Para alcançar este objetivo, foram realizadas as etapas de modelagem dinâmica do processo, proposição da estratégia e avaliação da mesma através de simulações dinâmicas.

O processo em estudo é uma unidade real que está em plena operação. Desse modo, as etapas para modelagem, requisitaram cuidados especiais no tocante a realização de testes com a unidade em operação. O maior desafio neste sentido é a realização dos testes sem prejudicar a produção da unidade e garantir que os sinais de excitação sejam suficientes para capturar a dinâmica de interesse. A escolha do sinal de excitação foi baseada na análise da faixa de frequência requerida para se obter todas as dinâmicas de interesse do sistema. Já para identificação e validação dos modelos foram utilizados os critérios de AIC (*Akaike's Information Theoretic Criterion*), coeficiente de determinação e validação cruzada.

Para a estratégia de controle e otimização do consumo de energia, inicialmente é realizada uma análise para determinar a correlação entre as temperaturas de alguns pratos e as composições desejadas nas correntes finais. Com os resultados dessa análise são definidas as variáveis controladas e confirmado o comportamento linear do perfil de temperatura das colunas. Em seguida, é apresentada uma estratégia que utiliza um controlador preditivo, baseado no algoritmo QDMC (*Quadratic Dynamic Matrix Control*), para efetuar o controle de composição e minimizar o consumo de energia. Esta estratégia propõe o uso do grau de liberdade, existente em cada coluna como meio para minimizar o custo energético da unidade. Também é analisado o benefício da utilização de apenas um controlador para as duas colunas, aproveitando a integração existente entre as mesmas. São realizadas simulações com a estratégia proposta e seus resultados comparados a dados reais da planta para analisar o desempenho do controlador. Os resultados mostram um bom desempenho da estratégia proposta, tanto para o controle de composição, como para a redução no consumo de energia.

ABSTRACT

This work describes the application of a multivariable predictive controller for control and energy consumption optimization purpose in a Naphtha Fractionation Unit. To reach this, the steps of dynamic modeling of the process, strategy control proposition and evaluation of the dynamic simulations were accomplished.

The Process in study is a real unit that is in full operation. In this way, the modeling steps required special cares concerning accomplishment of tests with the unit in operation. The challenge in this sense is accomplishing the tests without harming the unit production and to guarantee that the input signals are enough to capture the dynamics of interest. The selection of the input signal choice was based on the frequency band over which excitation is required to obtain all the system dynamics of interest. For models identification and validation the approaches of AIC (*Akaike's Information Theoretic Criterion*), determination coefficient and crossed validation were used

For the control strategy and the energy consumption optimization, initially an analysis is accomplished to determine the correlation among the temperatures and the compositions wanted in the final streams. This analysis is used to define the controlled variables and confirm the linear behavior of the columns temperature profile. Next, it is presented a strategy that uses a multivariable predictive controller, based on the *QDMC (Quadratic Dynamic Matrix Control)* algorithm, for controlling the composition and minimizing the energy cost. This strategy proposes the use of freedom degree, existent in each column, as way to minimize the energy cost of the each unit. The benefit in the use just a controller for two columns is also analyzed, taking advantage of the existent integration among the ones. Simulations are accomplished with the strategy and the results are compared to real data plant to analyze the controller's performance. Results show a good performance of the proposed strategy for the composition control as for the reduction of the energy cost.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 INTRODUÇÃO

Grande parte das indústrias químicas e petroquímicas possui diversos processos que operam com malhas de controle em manual e/ou com estratégias simples para o atual estado tecnológico das técnicas de controle de processos. Desborough et.al. (2001) descreveu que apenas 1/3 das malhas de controle industriais operam adequadamente em automático, 1/3 se encontra em manual e 1/3 degrada o desempenho do sistema, ao invés de melhorá-lo, confirmando a inexistência de mudanças no cenário apresentado por Ender 10 anos antes. Segundo esse autor, os engenheiros de controle não dispõem de “ferramentas” necessárias para monitorar o desempenho das malhas e, muitas vezes, necessitam realizar outras tarefas simultâneas, deixando de otimizar o desempenho das malhas de controle em detrimento dessas atividades. Já segundo os números apresentados por Ender (1993), em uma planta química típica, a quantidade de malhas de controle em manual é da mesma ordem de grandeza daquelas que operam em automático. Esta condição ocorre pela falta de uma equipe capacitada, ou pelo quadro reduzido de funcionários. Assim, em muitas indústrias químicas e petroquímicas, o controle de processo é uma atividade que não recebe a devida atenção quando comparada aos benefícios que pode proporcionar. Em muitos casos, os ganhos com as melhorias apenas nos processos de produção são tão elevados que escondem o potencial de um investimento criterioso no sistema de controle. Porém, a globalização e conseqüentemente a disputa acirrada pelo mercado, não tem permitido que as indústrias continuem a ignorar as vantagens que um tratamento adequado ao sistema de controle pode trazer.

As vantagens oferecidas pelo controle de processo e a busca contínua por redução dos custos operacionais, são motivações e justificativas para o desenvolvimento desse trabalho. Esta dissertação é de cunho teórico-experimental e tem como estudo de caso uma unidade real e em operação, o que ressalta ainda mais a relevância do mesmo, inclusive do ponto de vista econômico industrial. Trata-se da Unidade de Fracionamento de Nafta instalada no complexo de unidades de Insumos Básicos da Braskem que está localizada no Pólo Petroquímico de

Camaçari/BA. A escolha desse processo industrial foi motivada pelo potencial de otimização do desempenho operacional e pela carência de trabalhos publicados sobre seu sistema de controle.

Esta dissertação apresenta um estudo descrevendo as etapas necessárias para identificação de oportunidades e implementação de melhorias no sistema de controle das colunas de destilação da UFN. O objetivo é desenvolver uma estratégia de controle que, além de alcançar as especificações da unidade, utilize o grau de liberdade existente para otimizar o desempenho operacional. Este trabalho está dividido conforme apresentado a seguir:

No capítulo 2 é realizada uma revisão dos principais aspectos relacionados ao controle de processo em colunas de destilação. Os principais objetivos do controle e as perturbações mais frequentes são postos e analisados. São tratados tópicos relacionados às estratégias e algoritmos de controle mais citados na literatura, e as diferentes possibilidades de estratégias de controle aplicadas em colunas de destilação. A revisão inclui experiências industriais e realizadas em laboratório, seja através de simulações, experimentos de bancada ou resultados de plantas comerciais.

O capítulo 3 apresenta os principais aspectos da Unidade de Fracionamento de Nafta. São analisados os objetivos operacionais, as principais perturbações e o estado atual do sistema de controle das colunas da unidade. O conhecimento prévio do processo é de vital importância para o desenvolvimento de um sistema de controle. Ele facilita a seleção das principais variáveis controladas e manipuladas, diminui a probabilidade de erro na escolha da estratégia de controle e possibilita um conhecimento prévio do comportamento dinâmico do sistema, entre outras coisas. Para que se tenha êxito no trabalho de melhorar o desempenho de sistemas de controle, em colunas de destilação, o primeiro passo é conhecer o processo em análise. Por todos esses motivos, é recomendado um estudo detalhado do processo industrial antes de iniciar a análise do sistema de controle.

No capítulo 4 são apresentados e discutidos métodos para a realização de estudos de viabilidade econômica para projetos, ou melhorias, de controle automático de processos (CAP). Inicialmente, é mostrado a importância de se conhecer bem o objetivo do negócio e o processo em estudo, com o objetivo de identificar e selecionar as variáveis que tem maior influência na função lucro. Também é realizada uma análise das causas da variabilidade e seu impacto nas variáveis do processo, e o que fazer com sua redução, através do controle de processo, para beneficiar a função lucro. Em seguida, são apresentados alguns métodos para estimativa de

benefícios econômicos oriundos de melhorias no controle de processo. Finalmente, alguns desses métodos são aplicados na Unidade de Fracionamento de Nafta.

O capítulo 5 apresenta as etapas realizadas para obtenção do modelo dinâmico do processo. O processo em estudo é uma unidade real que está em plena operação na Braskem. Desse modo, as etapas para modelagem, requisitaram cuidados especiais no tocante a realização de testes com a unidade em operação. O maior desafio neste sentido é a realização dos testes sem prejudicar a produção da unidade, e garantir que os sinais de excitações sejam suficientes para capturar as dinâmicas de interesse.

Inicialmente é aplicado um procedimento que prepara a unidade para a realização dos testes. São apresentados os testes que devem ser realizados na instrumentação, para identificar possíveis problemas, e os cuidados tomados com o sistema de coleta de dados para que os testes não sejam descartados. Ainda são analisados os comportamentos das malhas de controle, que operam em automático, para possíveis ajustes de sintonia. Em seguida, são selecionadas as variáveis e perturbações que devem ser coletadas durante o teste e definidos quais os sinais de excitação a utilizar. Também é mostrada a estrutura geral dos modelos paramétricos para sistemas lineares invariantes no tempo e definido o modelo a utilizar neste trabalho. A próxima etapa, trata da estimativa dos parâmetros do modelo e do processo de validação dos mesmos. Em geral, o teste em planta é considerado a etapa mais crítica de todo projeto, ou melhoria, de sistemas controle (*Jesus, 2000*). Um teste em planta inadequado pode resultar em um modelo que não represente as dinâmicas essenciais do processo. Vale ressaltar que as atividades realizadas nesta etapa, foram as que proporcionaram o maior contato com a unidade, possibilitando um maior conhecimento do processo como um todo. O planejamento das atividades e a experiência dos engenheiros e operadores foram de fundamental importância para o sucesso da modelagem.

No capítulo 6 é proposta uma estratégia de controle e a otimização do consumo de energia para as duas colunas da UFN. Inicialmente, é realizada uma análise para determinar a correlação da temperatura de alguns pratos com as composições desejadas nas correntes finais. Com os resultados dessa análise são definidas as variáveis controladas e confirmado o comportamento linear do perfil de temperatura das colunas. Em seguida, é apresentada uma estratégia que utiliza um controlador preditivo, baseado no algoritmo QDMC, para efetuar o controle de qualidade e otimização do consumo de energia. Esta estratégia propõe o uso do grau de liberdade existente em cada coluna como meio para minimizar o custo energético da unidade. Também é analisado o

benefício da utilização de apenas um controlador para as duas colunas, aproveitando a integração existente entre as mesmas.

CAPÍTULO 2

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é realizada uma revisão dos principais aspectos relacionados ao controle de processo em colunas de destilação. Os principais objetivos do controle e as perturbações mais frequentes são postos e analisados. São tratados tópicos relacionados às estratégias e algoritmos mais citados na literatura, e as diferentes possibilidades de estratégias de controle aplicadas em colunas de destilação. A revisão inclui tanto experiências industriais quanto experiências realizadas em laboratório, seja através de simulações, experimentos de bancada ou resultados de plantas comerciais.

Essa revisão mostra que os algoritmos de controle linear continuam sendo os mais usados na indústria petroquímica, especialmente em colunas de destilação como a que serve de estudo de caso para este trabalho. Entretanto, seu desempenho é limitado a uma faixa estreita de condições de trabalho, dado o alto grau de acoplamento e não-linearidade de alguns processos. Dentro da opção linear, o histórico tem mostrado uma crescente aceitação industrial em relação aos algoritmos multivariáveis, especialmente os da família MPC (*Model Predictive Control*). No entanto, alguns resultados indicam a possibilidade de um incremento no desempenho através da utilização de técnicas não-lineares.

Em relação a Unidade de Fracionamento de Nafta, não foram encontrados na literatura aberta trabalhos específicos referentes ao controle de processo da unidade. Talvez por se tratar de uma unidade intermediária, ou seja, seus produtos são utilizados como carga para o processamento em outras unidades e não são vendidos como produtos finais, esse tipo de planta não tem despertado um grande interesse das pesquisas científicas. Entretanto, conforme se constata neste trabalho, existe um grande potencial de melhoria no desempenho operacional de unidades industriais deste tipo.

A segunda seção deste capítulo aborda os principais objetivos do sistema de controle em colunas de destilação. A terceira, quarta e quinta seções referem-se, respectivamente, as estratégias de controle, as principais perturbações e as restrições operacionais associadas as

colunas de destilação. Já na sexta seção, são discutidos os principais algoritmos de controle aplicados em colunas de destilação. O capítulo é concluído com um resumo dos principais pontos abordados situando o objetivo desta dissertação entre eles.

2.2 OBJETIVOS DO CONTROLE EM COLUNAS DE DESTILAÇÃO

O controle automático de processo (CAP) possui quatro objetivos básicos em colunas de destilação (*Jesus, 2000*):

1. *Manter estável as condições operacionais da coluna;*
2. *Contribuir para que os produtos sempre sejam obtidos nas especificações desejadas;*
3. *Alcançar os objetivos (1) e (2) da forma mais eficiente possível. Isto significa maximizar a quantidade e qualidade de produtos e minimizar o consumo de energia;*
4. *Manter o processo dentro dos limites das restrições.*

Para garantir os objetivos, excluindo as vazões, é necessário controlar as seguintes variáveis:

1. *Pressão;*
2. *Níveis de fundo e do condensador ou vaso de topo;*
3. *Composição de topo e fundo, ou de retiradas laterais.*

A estabilidade operacional de uma coluna típica é alcançada controlando três destas variáveis: pressão, níveis de fundo e do condensador ou vaso de topo. A especificação desejada é obtida controlando as composições de topo e/ou fundo. Este controle pode ser na forma direta, utilizando analisadores nas correntes de produto, ou indireta, utilizando propriedades físicas que representem a composição do produto. As propriedades tipicamente usadas são: índice de refração, densidade, pressão de vapor, ponto de congelamento e temperatura em um dado prato de controle, esta a mais comumente utilizada (*Kister, 1990*).

A aplicação de sistemas de controle avançado permite a otimização do processo e sua manutenção dentro dos limites operacionais, através da utilização de uma função objetivo. A questão das restrições operacionais será discutida com maior detalhe na seção 2.5 deste capítulo.

2.2.1 CONTROLE DE PRESSÃO

Kister (1990) ressalta a importância de um controle de pressão adequado para a estabilidade em colunas de destilação. Segundo este autor, e de acordo com sua experiência, não é possível conseguir uma situação de operação estável, em uma coluna de destilação, sem a estabilização da pressão. Adicionalmente, apresenta uma variedade de esquemas para o controle de pressão, classificando as técnicas em quatro grandes categorias:

1. **Variação da vazão de vapor:** utilizado quando a coluna tem parte do produto de topo, após a condensação, na fase vapor. Neste caso, o controle da pressão é realizado através da corrente de vazão de vapor. Conforme exemplo ilustrado na figura 2.1a;
2. **Condensador inundado:** é o método mais popular quando a coluna possui condensador total. O fluido do vaso de condensação vindo do condensador é diretamente, ou indiretamente, manipulado para variar a área inundada do condensador. A transferência de calor na área inundada é pequena pois o calor trocado é o calor sensível. A pressão é então controlada manipulando a área inundada do condensador, que em outras palavras, significa controlar a sua capacidade de troca. A figura 2.1b ilustra um exemplo desse tipo de controle.
3. **Variação de fluido refrigerante:** Este controle caracteriza-se, geralmente, por apresentar respostas lentas ou não-lineares. De acordo com Riggs (1998), esse método utilizando como fluido de refrigeração a água, conforme figura 2.1c, quase nunca é utilizado, pois podem ocorrer problemas de deposição na superfície de troca térmica para certos níveis de velocidade (± 5 ft/s);
4. **Miscelâneo:** São métodos alternativos para o controle de pressão. Por exemplo, o controle de faixa dividida (*Split-range*) onde o controle da pressão é obtido manipulando vazões que admitem e aliviam gases (p.e.: gás combustível). A figura 2.1d ilustra um exemplo de controle *Split-range*. Outro exemplo seria o controle da taxa de condensação que pode ser realizado pela recirculação do fluido de refrigeração. Neste caso, tanto a temperatura da corrente de entrada, quanto a temperatura da corrente de saída do condensador, são controladas. Este método supera os problemas de baixa velocidade presentes na categoria 3 e apresenta melhorias em relação a linearidade e a velocidade de resposta do sistema.

2.2.2 CONTROLE DE NÍVEL

Os controladores de nível são utilizados para controlar os níveis do condensador, ou vaso de topo, e do fundo da coluna. O mau funcionamento do controle destes níveis pode representar um grande problema para o controle de composição (Riggs, 1998). Algoritmos de controle clássicos, do tipo PID, são os mais encontrados na literatura para o controle destas variáveis.

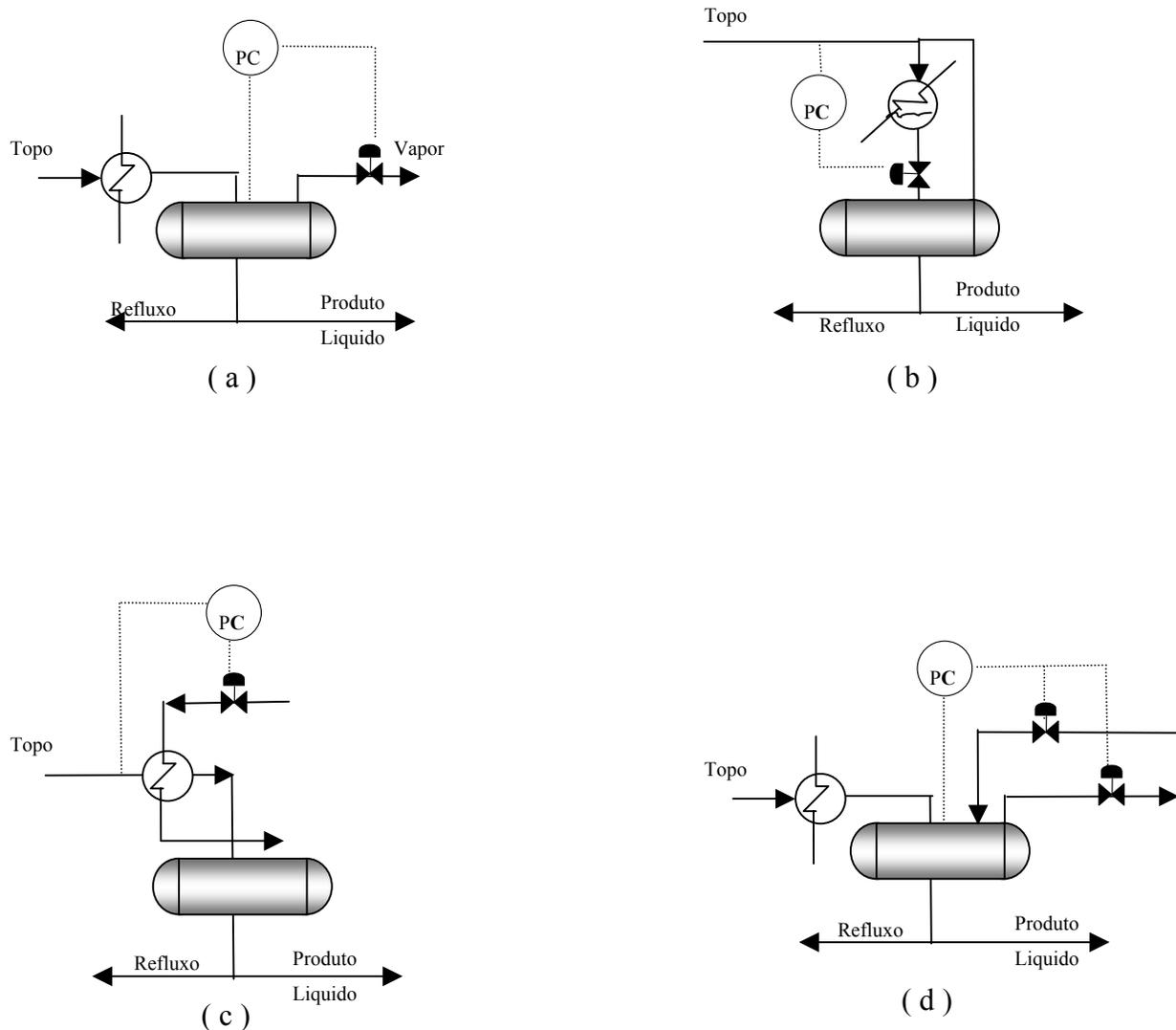


Figura 2.1: Exemplo de Controle de Pressão: (a) Variação da Vazão de Vapor (b) Inundação do Condensador (c) Variação do Fluido Refrigerante (d) e Miscelâneo.

2.2.3 CONTROLE DE COMPOSIÇÃO

O controle de composição pode ser realizado em apenas uma, ou em ambas, das correntes de produto. Quando realizado em ambas correntes de produtos é denominado controle dual de

composição. Quando o controle é realizado em uma única extremidade, o acoplamento é eliminado e o problema é bastante simplificado. Contudo, o controle de apenas um produto resulta em uma operação sub-otimizada, devido ao consumo exagerado de energia e questões relacionadas com a recuperação de produto (*Gokhale et al.*, 1995). Os valores de composição, em tempo real, necessários para este controle são fornecidos por analisadores em linha, sendo o cromatógrafo o mais usual deles (*Kister*, 1990). Infelizmente os analisadores indicados para controle são pouco usados na prática. Esse fato acontece, principalmente, devido ao elevado custo de analisadores on-line e de sua característica em fornecer medidas com elevado período de amostragem. Ao fornecer as composições em determinado intervalo de tempo (p.e.: 3 a 20 minutos), os analisadores introduzem um atraso que pode comprometer o desempenho do sistema de controle de composição (*Deshpande*, 1997). Uma alternativa para controlar a composição é então inferir seu valor através de outras variáveis.

A temperatura como variável de inferência da composição é uma estratégia amplamente usada em aplicações de controle nas colunas de destilação. Uma variação na temperatura representa uma correspondente variação na concentração do componente controlado. Um fator fundamental, para alcançar o sucesso na utilização da temperatura como variável de inferência da composição, é a escolha da localização do ponto de temperatura a ser controlado. Segundo *Kister* (1990) três critérios são os mais usados na determinação da localização da temperatura de controle: Sensibilidade, correlação com produtos e resposta dinâmica.

Tolliver e *McCune* (1978 e 1980) utilizaram um procedimento baseado na sensibilidade do perfil de temperatura com o balanço de massa. Esse procedimento propõe a análise de diferentes perfis de temperatura da coluna para diferentes relações destilado/carga, comparados com um caso base, enquanto o refluxo e a carga térmica são mantidas constantes. O melhor ponto para controle de temperatura será aquele em que as variações de temperatura tiverem maiores amplitudes e forem mais simétricas. Os autores recomendam aplicar variações entre $\pm 0,1\%$ e $\pm 5,0\%$ na relação destilado/carga.

Deshpande (1997) utilizou a decomposição por valor singular (SVD) na escolha do ponto ótimo de temperatura para controle. Segundo este autor, a decomposição fornece informações sobre o grau de acoplamento entre as variáveis auxiliando também na escolha do ponto ótimo de medição em sistemas distribuídos. Resultados da aplicação do método SVD para

determinação do ponto de medição para o controle por inferência podem ser verificados em Langerthost (2001).

2.3 ESTRATÉGIAS DE CONTROLE

A seleção de uma configuração apropriada é a decisão mais importante para o projeto de um sistema de controle em colunas de destilação (Trierweiler, 1991). Wilkinson et al. (1991) ressaltam a influência da configuração nos resultados de desempenho dos sistemas de controle, destacando que mesmo nos algoritmos mais sofisticados, o desempenho pode ser instável devido a uma configuração inadequada. As definições do emparelhamento das variáveis manipuladas, das variáveis medidas e das restrições, são considerados temas fundamentais relacionados ao projeto de um sistema de controle para uma coluna de destilação. A seguir, são mencionados alguns tópicos importantes relacionados à estratégia de controle em colunas de destilação.

2.3.1 CONTROLE MULTIVARIÁVEL VERSUS CONTROLE DE MÚLTIPLAS MALHAS

Os sistemas de controle multivariável utilizam múltiplas entradas para múltiplas saídas. A maior vantagem desta abordagem é considerar as interações existentes entre as variáveis que compõe o processo, conforme figura 2.2a. Os processos multivariáveis com malhas multi-SISO (*Single Input Single Output*) são mais suscetíveis aos efeitos das interações, uma vez que estas malhas operam de modo independente e as interações não estão presentes no projeto do algoritmo de controle. Para cada variável medida tem-se apenas uma variável manipulada correspondente, conforme se verifica na figura 2.2b. O grau de interação cresce drasticamente com o aumento da pureza do produto (Al-Elg et al., 1989). Para a malha multi-SISO, as interações entre as variáveis, causam dois problemas potenciais ao controle (Seborg et al., 1989):

1. *Desestabilização do sistema em malha fechada;*
2. *Aumento da dificuldade de sintonia do controlador.*

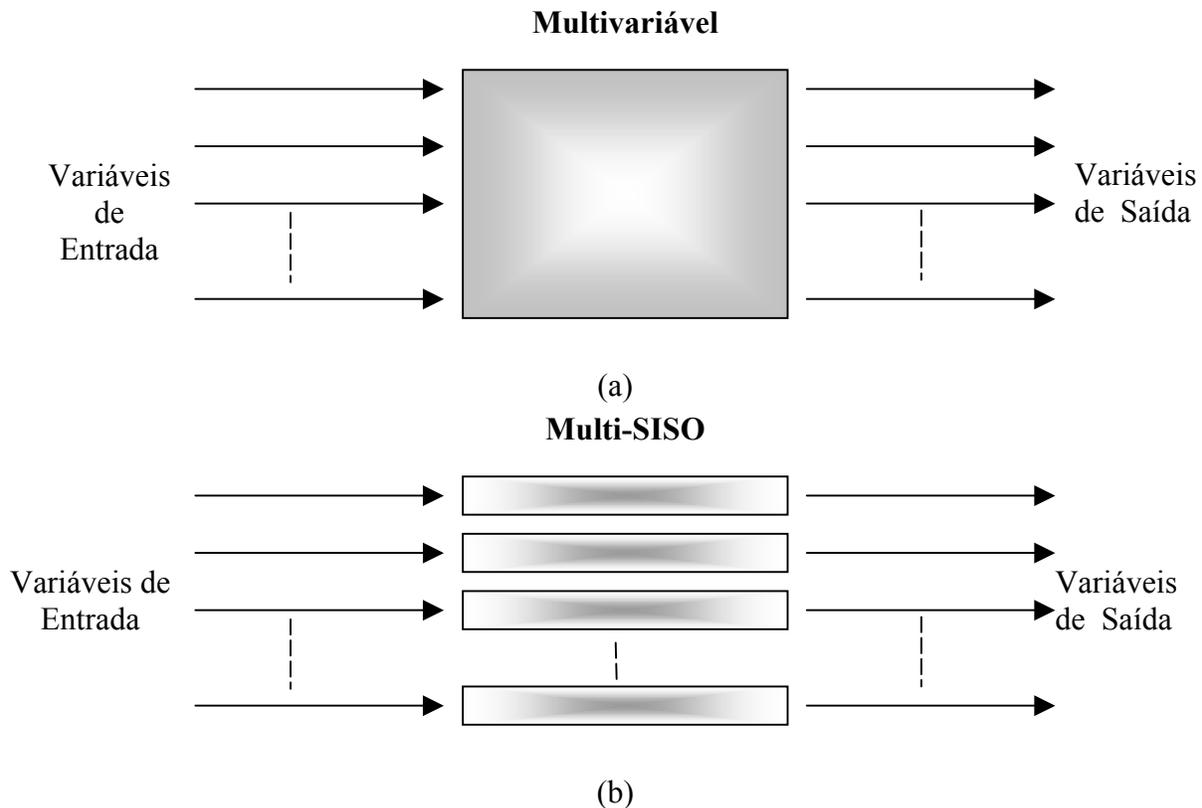


Figura 2.2: Desenho esquemático de sistemas de Controle Multivariáveis (a) e de Múltiplas Malhas (b).

Douglas et al. (1994), em seu estudo com a desisohexanadora de alta pureza, cita que uma estratégia de controle inicialmente utilizada em que o controle de composição do topo era realizado através de um controle de temperatura em cascata com uma malha de vazão de refluxo e, similarmente, o controle de composição de fundo era realizado através do controle da temperatura de fundo em cascata com a carga térmica. Devido a forte interação entre as malhas de controle de topo e fundo, a temperatura de topo apenas atingiu o *setpoint* (valor de referência) desejado, quando o controle de fundo foi re-sintonizado, mantendo o calor do refeedor (malha de fundo) praticamente constante. Técnicas de desacoplamento é um recurso que pode ser empregado em malhas multi-SISO, visando diminuir ou eliminar estes problemas de interação.

Os controladores multivariáveis, por sua vez, dispõem de recursos para considerar as interações entre as variáveis do sistema. Essa é uma das maiores vantagens, além da possibilidade de manipular restrições, do uso de MPC (*Model Predictive Control*) multivariável em colunas de destilação. Entretanto, a correta interpretação dessas interações pode ser limitada

pelo algoritmo em questão, devido as não-linearidades dessas interações, que não são consideradas pela maioria dos algoritmos.

2.3.2 SELEÇÃO E EMPARELHAMENTO DAS VARIÁVEIS MANIPULADAS

Considerando definidas as variáveis do processo que devem estar sob controle, a seleção do emparelhamento das variáveis manipuladas e controladas é considerada por Riggs (1998) um dos mais importantes temas relacionados ao controle de colunas de destilação. Há uma grande variedade de possibilidades para as variáveis manipuladas. Na grande maioria dos casos, oito possibilidades são normalmente consideradas, sendo quatro delas independentes:

1. L (*refluxo*);
2. D (*corrente de destilado*);
3. L/D
4. V (*corrente de fluido de aquecimento do refeedor*);
5. B (*corrente de fundo*)
6. V/B ;
7. B/L ;
8. D/V .

Na figura 2.3 apresenta-se um sistema de controle Multi-Siso com configuração (L,V). Esse tipo de configuração manipula a vazão de refluxo para controle de composição do produto de topo e a vazão de vapor (carga térmica) para controle da composição do produto de fundo.

O desempenho de cada configuração pode ser determinado por três fatores principais (Riggs, 1998):

1. *A suscetibilidade da configuração para acoplamento;*
2. *A sensibilidade da configuração para perturbações;*
3. *A rapidez da coluna para responder a mudanças nas variáveis manipuladas da configuração.*

Para análise e definição da melhor estrutura de emparelhamento, para as variáveis controladas e manipuladas, diversos índices podem ser aplicados:

1. *Matriz de Ganho Relativo (RGA)*;
2. *Número de condicionamento*;
3. *Índice de Niederlinski*;
4. *Índice de Resiliência de Morari*.

Em Langerhorst (2001) os índices mencionados acima são aplicados para definição da melhor estratégia de controle em uma coluna de fracionamento de tolueno.

Exemplos encontrados na literatura mostram o desempenho de diferentes estratégias de controle em diferentes colunas de destilação.

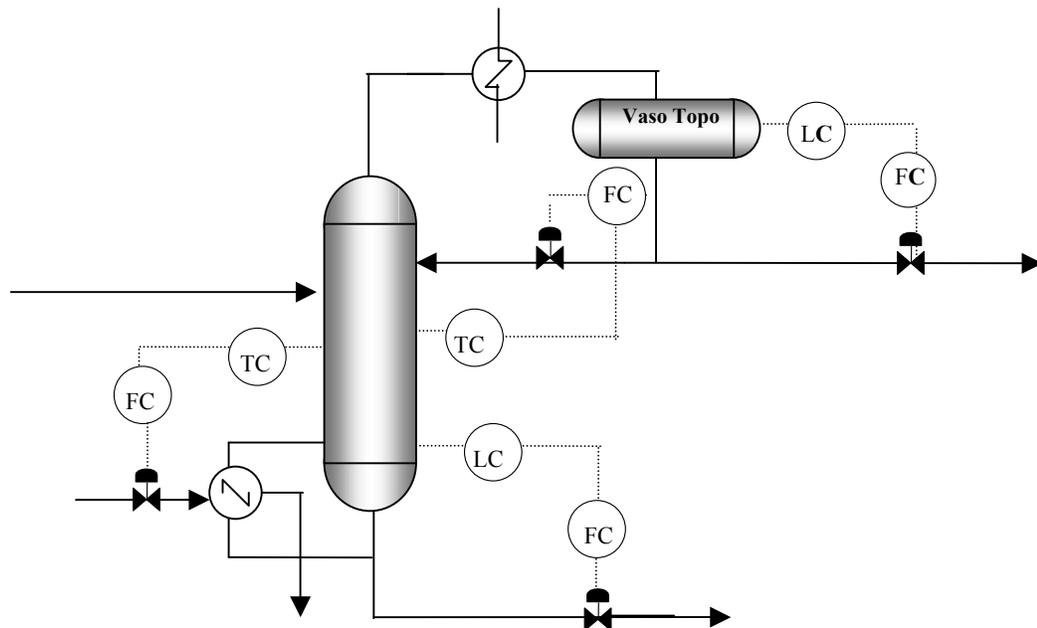


Figura 2.3: Configuração LV.

De um modo geral, Shinskey (1984) mostrou que a configuração (L/D,V/B) tem o melhor desacoplamento, enquanto a configuração (L,V) apresenta o maior grau de acoplamento, de acordo com o índice RGA estático.

Riggs (1998), através de perturbações na composição de carga da coluna, mantendo as variáveis manipuladas das possíveis configurações constantes, conclui que a configuração (L/V) é menos suscetível a estas mudanças do que as configurações (L/D, V/B) ou (D,B).

Em relação à rapidez de resposta, as mudanças diretas em D ou B afetam, em um primeiro momento, os controles de nível do vaso de condensação e do fundo da torre, respectivamente, para, em seguida, afetar as correntes internas de vapor e líquido e, conseqüentemente, a composição dos produtos. Quanto às mudanças realizadas em L ou em V, seus efeitos são muito mais imediatos, tendo um impacto direto nas correntes internas de vapor/líquido da coluna (Riggs, 1998).

2.4 PROBLEMAS OPERACIONAIS ASSOCIADOS AO CONTROLE DE PROCESSO

Considerando a operação de um processo auto-regulatório em um dado estado estacionário, a utilização de um sistema de controle seria desnecessário no caso ideal de ausência de perturbações. Processos reais, no entanto, apresentam diferentes perturbações o que, no caso de uma coluna de destilação, provoca muitas variações na composição de seus produtos. Dentre estas perturbações as principais variáveis que afetam a operação de uma coluna são (Riggs, 1998):

- 1. Composição de carga;*
- 2. Vazão da carga;*
- 3. Subresfriamento do refluxo;*
- 4. Entalpia da carga;*
- 5. Pressão da coluna;*
- 6. Carga térmica do refeedor.*

O tipo de perturbação e a sua magnitude têm um efeito direto na maneira como a composição dos produtos da coluna são afetados, como será discutido a seguir.

2.4.1 COMPOSIÇÃO DE CARGA

Mudanças na composição de carga representam o mais significativo distúrbio que o sistema de controle da coluna deve rejeitar durante uma operação contínua. Este tipo de

perturbação irá deslocar o perfil de composição da coluna, resultando em uma grande perturbação na composição dos produtos. A maioria das colunas industriais não dispõe de analisadores em linha para medir a composição na carga. Portanto, esta perturbação usualmente aparece como uma perturbação não medida.

2.4.2 VAZÃO DE CARGA

O estado estacionário de uma coluna, considerando uma eficiência de pratos constante, está diretamente relacionado com a vazão da carga (*Riggs, 1998*). Portanto, a manipulação das razões das variáveis com a carga (p.e.: relação vapor/carga e refluxo/carga), ao invés do uso direto das variáveis manipuladas, são um meio efetivo de controlar distúrbios na vazão de entrada. Compensações dinâmicas, normalmente na forma de filtros de primeira ordem, são necessárias para levar em conta a dinâmica entre a entrada da mudança na carga e seu efeito nos pontos finais da coluna (topo e fundo).

2.4.3 SUBRESFRIAMENTO DO REFLUXO

Em certas situações, por exemplo, a ocorrência de uma tempestade sobre o processo, a temperatura do refluxo pode cair abruptamente, causando um rápido aumento no refluxo interno, o que pode causar uma grande perturbação na composição do produto. Isto é particularmente verdade para colunas que utilizam ventiladores para condensar a corrente de topo (*Kister, 1990*), como na primeira coluna da Unidade de Fracionamento de Nafta. Os ventiladores causam uma perturbação maior que os condensadores com água de resfriamento pois, nos ventiladores, a inércia térmica é menor. Mudanças no subresfriamento podem ser rejeitadas mantendo o refluxo interno constante.

Quando o refluxo subresfriado entra na coluna, ele condensa uma parte do vapor, aumentando sua temperatura para a temperatura do ponto de bolha do prato. O vapor condensado soma-se com o refluxo externo para formar o refluxo interno. O refluxo interno pode ser estimado utilizando a capacidade de calor do refluxo (C_p), a média do calor de vaporização do refluxo (ΔH_v), a temperatura de topo (T), e a temperatura de refluxo, T_{refluxo} , através da equação 2.1 (*Riggs, 1998*).

Portanto, quando uma mudança no subresfriamento do refluxo ocorre, L_{ext} pode ser ajustado para manter o L_{int} constante. Entretanto, deve ser ressaltado que a equação 2.1 não é exata, podendo apresentar grandes erros para sistemas multicomponentes (*Jesus, 2000*).

$$L_{\text{int}} = L_{\text{ext}} \left(1 + \frac{Cp(T - T_{\text{refluxo}})}{\Delta H_v} \right) \quad (2.1)$$

onde:

L_{int} é o refluxo interno;

L_{ext} é o refluxo externo.

2.4.4 ENTALPIA DA CARGA

Para colunas com baixa razão de refluxo, mudanças na entalpia da carga podem alterar significativamente as razões internas de líquido/vapor na coluna, causando o deslocamento do perfil de composição e, conseqüentemente, perturbando a composição dos produtos. Esta perturbação pode ser difícil de identificar, pois na maioria das colunas não há medidores de temperatura na carga e, mesmo quando há, a carga pode ser uma mistura de duas fases. Além disso, é difícil de distinguir esta perturbação dos distúrbios causados por variações na composição da carga, sem utilizar análises mais detalhadas. Em certos casos, é possível instalar um trocador de calor na alimentação da coluna para reduzir o impacto da perturbação da entalpia da carga.

2.4.5 PRESSÃO DA COLUNA

A pressão da coluna tem um efeito direto na volatilidade relativa dos componentes-chaves. Assim, mudanças na pressão podem afetar significativamente a composição do produto. Um controle apropriado deverá manter a pressão da coluna próxima ao valor de projeto, tolerando apenas pequenas variações na amplitude de variação. Quando existe um grande número de colunas (p.e.: em refinarias) a operação é desejada na máxima capacidade do condensador minimizando o uso de utilidades. Neste caso, a pressão da coluna aumenta durante o dia e diminui durante a noite. Estas mudanças, entretanto, são lentas o suficiente para que o controle de qualidade possa acompanhar esta variação.

2.4.6 CARGA TÉRMICA DO REFERVEDOR

Se há uma perturbação no fluido de aquecimento do refervedor (seja na pressão, para o caso de vapor, ou temperatura de entrada para outros fluidos), por exemplo, reduzindo a carga

térmica na coluna, um grande aumento de impurezas aparecerá no fundo da mesma. Quando a pressão ou a temperatura deste fluido se recuperar, o sistema de controle retornará à condição inicial. Geralmente, estas perturbações são os distúrbios mais intensos com os quais a coluna tem que lidar, podendo requerer controle seletivo (*overrides*) para o retorno gradual à condição nominal de operação.

2.5 RESTRIÇÕES OPERACIONAIS

Restrições estão sempre presentes em qualquer situação de controle na vida real (*Embiruçu, 1993*). É um fato bem conhecido que o ponto de operação que satisfaz os objetivos econômicos globais de um processo, em geral, está na interseção de restrições (*Garcia et al., 1989, Garcia et al., 1987*). Não considerar as restrições significa forçar o processo a operar a uma distância segura, e portanto sub-otimizada, dos limites de restrição resultando em mau desempenho do mesmo. Ao aplicarmos um sistema de controle a determinado processo estamos querendo não apenas manter sobre controle algumas variáveis, mas também diminuir a variabilidade de variáveis que quanto mais próximas das restrições operarem melhor será o desempenho do processo. Entre as restrições mais comuns na operação das colunas, inclui-se (*Riggs, 1998*):

1. **Capacidade de refervedor:** esta restrição pode ser consequência de: (1) um aumento na pressão da coluna que reduza o diferencial de temperatura para a troca térmica; (2) entupimento de tubos no refervedor (*fouler*); (3) aumento da carga processada tal que a carga térmica requerida do refervedor seja maior do que a disponível; (4) limitação da válvula de controle de admissão de vapor para o refervedor;
2. **Capacidade do condensador:** esta restrição pode ser devida a: (1) uma alteração nas condições do fluido refrigerante que diminua o diferencial de temperatura para a troca térmica; (2) *fouler* de tubos no condensador; (3) cargas que exijam taxas de retirada de calor maiores que as disponíveis; (4) limitação da válvula de controle de admissão do fluido refrigerante para o condensador;
3. **Inundação (*Flooding*):** inundação é definida como acúmulo excessivo de líquido dentro da coluna. Ela pode ser originada por diversas causas, a depender das vazões de líquido e

vapor interno. Em Kister (1990), pode-se encontrar uma discussão detalhada sobre os diferentes tipos de inundação;

4. **Gotejamento (*Weeping*):** Este fenômeno ocorre quando a vazão de vapor é tão baixa que o gotejamento da massa líquida nas bandejas de coluna não é evitado ;
5. **Temperatura de controle máxima:** Temperaturas são limitadas a certos valores para evitar que sejam alcançadas as temperaturas críticas, em que ocorre a reação de polimerização e, conseqüente, deposição de material no refeedor (*reboiler*) reduzindo sua capacidade.

Além desses fenômenos, existem os limites mecânicos dos materiais que constituem as colunas, que impõem restrições hidráulicas, e limites de segurança (p.e.: de um componente que acima de determinada concentração pode provocar combustão espontânea).

2.6 ALGORITMOS DE CONTROLE

2.6.1 CONTROLE LINEAR

Tradicionalmente, os controladores lineares são os mais encontrados nas plantas industriais. Eles são de simples entendimento e sua teoria é uma disciplina bastante desenvolvida (*Balasubramhanya et al., 1997*). As desvantagens associadas aos modelos lineares, contudo, são que eles são válidos somente em uma vizinhança próxima do ponto de operação, não tendo capacidade de capturar o comportamento não-linear da dinâmica dos processos (*Balasubramhanya et al., 1997*). Desta forma, a utilização de controladores lineares pode limitar o desempenho do sistema de controle, se o processo for altamente não-linear (*Bequette, 1991*).

2.6.1.1 PID

Apesar de suas limitações, o controlador PID continua sendo o mais utilizado atualmente nos processos industriais. Na maior parte dos trabalhos, o controle PID ainda aparece como um referencial comparativo para os algoritmos de controle mais modernos. Nestes trabalhos, o desempenho do PID tem sido sempre inferior àquele dos controladores avançados exceto em um caso específico citado em Georgiou et al. (1988). A seguir, as comparações do seu desempenho com outros controladores, no controle de colunas de destilação serão apresentadas.

Nos trabalhos de Douglas et al. (1994) e Wilkison et al. (1991), os testes realizados com o controle PID em uma simulação de uma desisohexanadora e no sistema de separação de benzeno/tolueno, respectivamente, resultaram em respostas oscilatórias. Em Douglas et al. (1994), a estabilidade foi atingida apenas re-sintonizando uma das malhas de fundo, deixando quase que constante o calor do refeedor. Os resultados mostraram que o controle PID pode ser adequado apenas para uma estreita faixa de alta pureza. Perturbações que alterem esta pureza de forma significativa comprometem o desempenho do controlador.

Em AL-ELG et al. (1989), foi testado o controle PID utilizando os métodos de sintonia do máximo logaritmo do módulo (*BLT: biggest log modulus tuning*) (Luyben, 1986) e Ziegler-Nichols (ZN). Após uma análise utilizando Valor Singular e Número de Condicionamento, os autores deixam claro que a margem de estabilidade do método BTL é melhor do que a do método ZN. A sintonia BTL é, então, testada em uma simulação rigorosa de uma coluna de alta pureza de água/metanol. Sua resposta apresentou, todavia, oscilações, que só foram eliminadas ajustando o ganho proporcional. Entretanto, vale ressaltar que apesar do ajuste melhorar a estabilidade do sistema, ele tem um efeito adverso no seu desempenho (AL-ELG et al., 1989).

Em McDonald et al. (1987), foram avaliados os ganhos relativos (RGA) de duas simulações de colunas: uma de alta pureza de isobutano/n-butano ($X_D = 0,994$ e $X_B = 0,0062$) e outra de média de pureza de benzeno/tolueno ($X_D = 0,98$ e $X_B = 0,02$). Em ambas as simulações o índice RGA indicava severa interação entre as malhas de composição de topo e fundo. Neste caso, eles concluíram que as malhas multi-SISO enfrentariam problemas, devido a esta severa interação.

Em Lear (1992), o controle multi-SISO foi testado para uma simulação de uma fracionadora de propileno, apresentando oscilações inaceitáveis na concentração de propeno no fundo da coluna. Todavia, a estratégia de controle utilizada neste trabalho não parece adequada. Basicamente, a estratégia utilizada pelo autor foi controlar a pressão através da carga do refeedor e a concentração de topo pelo refluxo, não existindo o controle direto da composição de fundo, o que não está de acordo com as recomendações sugeridas por outros autores.

2.6.1.2 Desacopladores

Os desacopladores são ferramentas que podem ser utilizadas junto ao algoritmo PID, ou outros controladores monovariáveis, para fornecer, através da interação, os seguintes benefícios (Seborg et al., 1989):

1. *A estabilidade da malha fechada será determinada pela estabilidade das malhas individuais;*
2. *Mudanças de set-point em uma variável controlada não terá efeito nas outras variáveis controladas.*

No entanto, a maioria dos trabalhos que defendem o uso do desacoplamento tem como premissa que a interação é indesejável (Luyben, 1990). Isto é verdade para perturbações de *set-point* (Luyben, 1990). No entanto, na maioria das aplicações de controle de processos em colunas de destilação o problema não é servo, mas de rejeição a mudanças na carga (Luyben, 1990, e STEPHANOPOULOS, 1984). Interação, portanto, não são necessariamente ruins e, na verdade, em alguns processos elas ajudam na rejeição dos efeitos de perturbação de carga (Luyben, 1990).

Já que o acoplamento pode degradar a capacidade do sistema de rejeição à perturbação, o seu uso não é recomendado, exceto naqueles casos em que mudanças de *set-point* são as maiores perturbações (Luyben, 1990). Além disso, Seborg et al. (1989) afirmam que se o processo a ser controlado é altamente não-linear ou tem dinâmica variante no tempo, o desempenho de desacoplamento padrão pode ser inferior àquele obtido usando controladores PID convencionais de múltiplas malhas.

Um dos únicos exemplos de aplicação de desacoplamento em colunas de alta pureza disponíveis na literatura é o trabalho de Lear (1992), que confirma, de certa forma, a discussão anterior. Ela utiliza um desacoplador que considera o efeito do refeedor na malha de topo. Os resultados, no entanto, mostram que nenhuma melhoria foi obtida com a utilização do desacoplamento.

2.6.1.3 MPC Linear

O termo genérico “Controle Preditivo baseado em Modelo”, ou apenas Controle Preditivo, tem sido usado para descrever uma classe de técnicas de controle que se baseia no uso explícito de um modelo do processo para obter um sinal de controle minimizando uma função

objetivo (Camacho, 1999). O modelo do processo é utilizado para prever o comportamento futuro das saídas e a lei de controle é obtida otimizando uma função custo, que contém o erro entre a saída prevista e a referência especificada e o esforço de controle necessário para atuar no sistema.

Em 1978, Richalet (1978) desenvolveu o algoritmo MPHC (*Model Predictive Heuristic Control*), cuja implementação computacional resultou no software IDCOM (*Identification and Command*), que é referenciado como o próprio algoritmo MPHC (Martin, 1981). Este algoritmo utiliza um modelo baseado na resposta ao impulso para prever as saídas futuras e calcular a ação de controle. Um ano mais tarde Cutler e Ramaker apresentaram o algoritmo DMC (*Dynamic Matrix Control*), muito empregado em indústrias petroquímicas (Cutler, 1979) (Cutler, 1982). Este algoritmo utiliza um modelo obtido a partir da resposta ao degrau do processo. Em 1987, Clarke (1987) apresentou o algoritmo GPC (*Generalized Predictive Control*) dentro da filosofia dos controladores com horizontes estendidos de previsão (Clarke, 1987) (Clarke, 1989). Este algoritmo utiliza um modelo CARIMA (*Controlled Auto-Regressive Integrated Moving-Average*) para prever as saídas do processo e calcular a lei de controle minimizando uma função custo semelhante à utilizada pelo algoritmo DMC, além de garantir *offset* nulo na presença dos comportamentos servo e regulatório.

O MPC também foi formulado no contexto de espaço de estados. Esta formulação não só permitiu o uso de teoremas bem conhecidos da teoria de espaço de estados, mas também facilitou sua generalização para casos mais complexos como sistemas com distúrbios estocásticos e ruído nas variáveis medidas (Morari, 1994)

Uma das principais vantagens do controle preditivo com restrição, em particular do MPC (*Model Predictive Control*), é incluir as restrições nas variáveis manipuladas e associadas de maneira explícita (Embiruçu, 1993). Garcia et al. (1989) e Morari (1987) dizem que a técnica MPC fornece a única maneira de tratar as restrições de uma forma sistemática durante o projeto e implementação do controlador.

A seguir, são descritos e discutidos os desempenhos destes algoritmos de controle, quando aplicados a colunas de destilação, de acordo com o reportado na literatura de controle de processo.

➤ *DMC*

Em 1979, Cluter e Ramaker (1979 e 1982) apresentaram o algoritmo DMC como uma metodologia capaz de manipular restrições operacionais nas variáveis de controle e saída de forma sistemática. Este algoritmo de controle multivariável é adequado a processos multivariáveis com elevado grau de interação entre variáveis, ordens elevadas e atrasos dominantes (Hawkins, 1988) (Cernik, 1991) (Houk, 1991) (Finlayson, 1988). Estas características, aliadas à capacidade de manipular restrições, garantem a utilização bem sucedida deste algoritmo na indústria química e petroquímica (Cutler, 1988). O algoritmo DMC necessita de um modelo nominal obtido a partir da resposta ao degrau do processo considerado. O problema a ser resolvido pelo algoritmo se resume a otimização de uma função objetivo quadrática, sujeita a um conjunto de restrições, que considera os erros entre as previsões da saída e os sinais de referência mais os incrementos nas ações de controle (García, 1988) (Prett, 1988).

Harpula et al. (1993), Gilmore et al. (1992) e Andersson et al. (1990) aplicaram com sucesso o controlador DMC linear em superfracionadoras industriais. As plantas envolvidas foram: Mitsubishi Petrochemical Co. (Harpula et al., 1993), Altona Petroquímica Co. (Gilmore et al., 1992) e Statoi's Stenungsund Ethylene (Andersson et al., 1990). Como resultado de suas experiências, os autores relatam que o controle foi capaz de manter a especificação do produto e maximizar a sua recuperação. No entanto, não é discutida nos artigos a questão da não-linearidade do sistema, tema sempre presente no restante da literatura, nem mencionado a utilização de qualquer índice de desempenho (p.e.: IEA) para medir o comportamento dos controladores, não sendo feita também nenhuma comparação com outros algoritmos.

Em Georgiou et al. (1988), os autores mostram que o desempenho do controle DMC vai decrescendo à medida que a pureza da coluna vai aumentando. Neste estudo foram utilizadas três colunas, as duas primeiras são as colunas de metanol/água estudadas por Chiang (1985). Já a terceira é a coluna de altíssima pureza estudada por Luyben (1983 e 1987). Partindo de purezas moderadas para altas, o desempenho do controlador DMC torna-se pior que o controle convencional proporcional mais Integral (PI).

Malik (1988) afirma em seu estudo que o DMC aplicado na fracionadora de etileno na refinaria de Polysar não foi robusto o suficiente para rejeitar as mudanças na composição da carga. As restrições do processo limitaram as ações do algoritmo de controle. A versão do algoritmo DMC utilizada não considerava explicitamente as restrições.

Uma questão pertinente a ser discutida na aplicação de algoritmos de controle linear para o controle de colunas de destilação é a não-linearidade, ou assimetria, de suas respostas, resultante do seu comportamento tipicamente não-linear. Este fenômeno coloca um dilema para a escolha do modelo linear mais apropriado para descrever o processo em um algoritmo de controle MPC (*McDonald et al.*, 1987). Chang et al. (1992) utilizam o conceito de modelo de convolução médio para o controle DMC. O modelo de convolução é obtido pela média aritmética de respostas degraus em vários pontos de operação predefinidos, realizando-se perturbações de 0,01% nas variedades manipuladas. O autor comparou o desempenho deste modelo com o DMC com o modelo de convolução tradicional, o DMC com variável transformada e o NLDMC (*Non Linear DMC*). Utilizando o critério IAE para medir o desempenho dos controladores, Chang et al. (1992) observaram que o DMC com o modelo médio apresentou uma grande melhora em relação ao DMC com o modelo de convolução tradicional, aproximando-se do desempenho do NLDMC.

➤ *GPC*

Em 1987, o algoritmo GPC foi proposto por Clarke et al. (1987) e desde então tem se tornado um dos métodos mais populares de MPC tanto na indústria quanto no meio acadêmico. Este algoritmo foi implementado em diversas aplicações industriais apresentando boa performance e certo grau de robustez (*Clarke*, 1988). A idéia básica do GPC é calcular uma seqüência de sinais de controle futuros, minimizando uma função custo multi-estágio definida sobre o horizonte de previsão (*Camacho and Bordons*, 1999). Este algoritmo utiliza um modelo CARIMA para prever as saídas do processo e calcula a lei de controle minimizando uma função custo semelhante à utilizada pelo algoritmo DMC.

O desempenho do algoritmo de controle GPC com restrição, utilizando SVD (*Singular Value Decomposition*) como ferramenta para a resolução do problema de otimização, foi testado por Wilkison et al. (1991) em duas colunas de alta pureza: um sistema de benzeno/tolueno (*Wilkison*, 1990) e um sistema não definido, denominado por coluna A (*Skogestad*, 1987). O algoritmo GPC mostrou resultados diferentes quando as restrições nas variáveis de entrada eram realizadas por uma simples saturação (valores encontrados pelo fora da faixa de um máximo e/ou mínimo, preestabelecido, eram substituídos por esses limites) ou quando elas estavam presentes de forma explícita na minimização da função objetivo. O desempenho do controle, segundo os

autores, foi claramente inaceitável quando utilizando a saturação: o sinal de controle saturou, o desacoplamento foi ruim e o controle mal condicionado. Um resultado melhor só foi obtido aumentando o fator de supressão. No caso das restrições presentes de forma explícita na lei de controle, observou-se uma resposta superior à anterior.

➤ *OUTROS*

De acordo com Van Dijk et al. (1994), o SMOC II (*Shell Multivariable Optimising Control*) é um controlador multivariável largamente aplicado na *Shell*, cujos detalhes do algoritmo podem ser encontrados em Van Wick et al. (1992). Este controlador está baseado na matriz da resposta degrau, igualmente ao DMC, e considera as restrições do processo de forma explícita. O SMOC II foi testado em uma simulação de uma fracionadora de propileno de 160 pratos e seu desempenho foi comparado com o PID. Foram realizados dois tipos de perturbações: degrau na vazão de carga e degrau na composição da carga. O SMOC II demonstrou, em ambas as perturbações, ser superior ao controle PID, sendo que o PID, na perturbação da composição da carga, apresentou *over shoot* significativo nas composições de topo e fundo. Vale acrescentar que a estratégia utilizada, (D,V), é uma estratégia de balanço de massa genericamente aconselhada para colunas com alto refluxo, apesar de, no caso específico de fracionadoras de propileno, não ser a mais aconselhada por outros autores.

2.6.2 CONTROLE NÃO-LINEAR

Na última década, o número de técnicas de controle que são baseadas na concepção de não-linearidade tem experimentado um aumento significativo (*Allgower et al.*, 1997). Progressos na teoria de controle não-linear, combinando com os avanços de *hardware* permitem que estratégias não-lineares sejam implementadas com sucesso nos processos químicos (*Allgower et al.*, 1997). Neste caso, o desenvolvimento de modelos não-lineares é uma parte extremamente importante das estratégias de controle baseadas em modelos não-lineares (*Bequette*, 1991), existindo uma demanda para o desenvolvimento de técnicas de modelagem que sejam fáceis do ponto de vista prático e capazes de capturar o comportamento não-linear dos processos, para que possam ser aplicadas no projeto destes controladores não-lineares (*Balasubramhanya et al.*, 1997).

2.6.2.1 Função Transformadora

A definição de uma variável transformadora, em função da variável medida, é uma abordagem simples que visa uma relação linear entre a variável de entrada e variável de saída controlada (*Embiruçu*, 1993). Esta transformação não requer maior esforço computacional, sendo uma vantagem sobre os controladores não-lineares do tipo *gain scheduling* ou adaptativo (*Georgiou et al.*, 1988). Bequette (1991) cita como desvantagem desta abordagem o fato do controle destas variáveis transformadas não assegurar necessariamente o controle rígido, livre de erro de regime (*off-set*), das variáveis originais, que são as que de fato interessam.

O uso da função logaritmo na composição de saída de colunas de destilação funciona efetivamente sobre uma faixa mais larga de condições operacionais (*Embiruçu*, 1993). Na literatura relativa ao controle de colunas de alta pureza podem ser encontradas diferentes funções logarítmicas para diferentes processos de destilação (*Georgiou et al.*, 1988 e *Gokhale et al.*, 1995). As funções transformadas são aproximações empíricas sugeridas por análise de equações fundamentais. A base teórica das funções transformadas pode ser encontrada no trabalho de Koung et al. (1987).

Gokhale et al. (1995) aplicam a função transformada na composição de topo de uma fracionadora de propileno em um controle tipo PI e obtêm resultados equivalentes aos obtidos com o controle PI convencional. O mesmo resultado é obtido por Georgiou et al. (1988) para uma perturbação na composição de entrada. Já para o problema servo, no estudo realizado por Georgiou et al. (1988), o controle PI com a função transformadora apresentou um desempenho superior ao convencional.

McDonald (1985), utilizando o DMC, considerou diversos tipos de transformações não-lineares aplicadas à composição, concluindo que o ganho destas abordagens foi marginal em relação ao DMC padrão. Ao contrário, nos estudos de Georgiou et al. (1988), Andersson et al. (1990) e Gokhale et al. (1995), a função transformada no controle DMC foi bem sucedida. Georgiou et al. (1988) mostram a superioridade de desempenho do controle DMC com a função transformada sobre o DMC padrão em uma coluna de alta pureza (1000 ppm). A mesma função transformada foi aplicada também para colunas de altíssima pureza, 10 ppm. Neste caso, porém, foi observado que a não-linearidade não foi eliminada com a transformação, afetando negativamente o desempenho do controlador. Georgiou et al. (1988) aplicaram a transformada tanto na composição de topo quanto na de fundo, mesma técnica adotada inicialmente, porém

sem sucesso, por Andersson et al. (1990) para o controle de uma fracionadora de etileno. Andersson et al. (1990), utilizando simulação em estado estacionário, demonstram que a transformação da composição no fundo da fracionadora de etileno é necessária somente para purezas menores que 500 ppm. Como a operação da fracionadora de etileno trabalha com valores superiores a este, o controle foi reformulado para fazer a leitura da composição de fundo sem a transformação não-linear.

2.6.2.2 Ganho Escalonado (*Gain Scheduling*)

Nas situações em que o processo encontra-se no estado transiente ou fora do ponto nominal de operação (ponto em torno do qual foi identificado o modelo), um modelo linear torna-se impreciso na representação de um sistema não-linear (*McDonald et al., 1987*). O *gain scheduling* é uma técnica de controle em que os parâmetros do modelo são atualizados por uma função, predefinida, das variáveis medidas do processo. Desta forma, quando as mudanças no ganho do processo e na constante de tempo podem ser modeladas em função das variáveis medidas (o que se configura em uma forma de modelagem não-linear), a técnica de *gain scheduling* pode ser utilizada para compensar estas mudanças do processo durante o seu transiente (*McDonald et al., 1987*). Deve ser notado que o controle *gain scheduling* difere do controle adaptativo, pois seu algoritmo é essencialmente em malha aberta, não havendo mecanismo de correção para o ajuste do modelo (*McDonald et al., 1987*). Ou seja, enquanto no controle adaptativo é continuamente adaptado, através de um algoritmo de controle em tempo real, o *gain scheduling* funciona como se existisse um certo conjunto de modelos pré-definidos, com cada um sendo usado para uma situação específica.

McDonald (1987) e McDonald et al., (1987) estudaram o desempenho de diferentes técnicas de *gain scheduling* incorporadas ao DMC. Os autores aplicaram estes esquemas para o controle de colunas de alta pureza, e compararam o desempenho do DMC padrão com o DMC acoplado a estas diferentes técnicas de *gain scheduling* e ainda com o DMC adaptativo. Nestes trabalhos, como citado anteriormente, foram realizados estudos de sensibilidade dos sistemas investigados em diferentes pontos de operação, a fim de projetar os esquemas de *gain scheduling*. Os ajustes nos parâmetros dos controladores foram feitos com base no conhecimento dos autores sobre o comportamento do processo (*McDonald, 1987*).

Em McDonald (1987) três técnicas de predição de ganho em tempo real (*on-line*) foram feitas:

1. *Modelo estacionário rigoroso, resolvido numericamente;*
2. *Modelo estacionário simplificado, resolvido analiticamente;*
3. *Um modelo estacionário empírico.*

Detalhes destas técnicas estão descritos em McDonald (1987) e McDonald (1985). Tanto em problemas do tipo servo quanto em problemas regulatórios o *gain scheduling* utilizando o modelo rigoroso mostrou ser superior às demais técnicas *gain scheduling*, e as técnicas que utilizaram os modelos analíticos e empíricos apresentaram uma suave melhora em relação ao DMC padrão e ao adaptativo. O controle adaptativo mostrou um fraco desempenho para o controle regulatório. McDonald (1987) ilustra a evolução temporal dos ajustes dos parâmetros dos diversos controladores, revelando que o *gain scheduling* é um algoritmo mais rápido na atualização dos parâmetros do controlador do que o controle adaptativo, o que justifica o melhor desempenho do mesmo

McDonald et al. (1987) avaliaram o desempenho de controladores DMC com *gain scheduling*, utilizando um modelo estacionário empírico, para quatro diferentes formas de ajuste dos parâmetros do modelo e do controlador:

1. *Ajuste do ganho por compensação one-way , que consiste em atualizar o ganho do controlador apenas quando o ganho calculado pelo modelo empírico for menor que o ganho no estado estacionário de referência;*
2. *Ajuste do ganho por compensação two-way , que consiste em atualizar o ganho do controlador quando o ganho calculado pelo modelo empírico for menor ou maior que o ganho no estado estacionário de referência;*
3. *Ajuste do ganho e da constante de tempo por compensação one-way;*
4. *Ajuste do ganho e da constante de tempo por compensação two-way.*

Detalhes de cada um dos casos acima podem ser encontrados em McDonald et al. (1987). Como principais conclusões, eles apontam que a compensação *one-way* parece ser mais promissora. Uma importante consideração é que quando é feito apenas o ajuste de ganho, não se

requer a inversão de matrizes, ou seja, o esforço computacional é mínimo. McDonald (1987) ressalta ainda que o número de parâmetros a ser estimado a cada interação é reduzido substancialmente, se for assumido um modelo de primeira ordem.

Tretacapilli et al. (1997) apresentam uma técnica simples de *gain scheduling*, na qual os coeficientes do modelo de convolução são obtidos através de uma regra de três (variação linear) com a variável medida. Esta técnica foi implementada no algoritmo de controle DMC. Quando comparado com o DMC padrão, as melhoras observadas foram uma aproximação mais rápida ao estado estacionário e a redução de oscilações no sistema. Os autores sugerem ainda alguns aperfeiçoamentos, como a possibilidade de uma interpolação não-linear da variável medida, opção que pode ser escolhida a depender da não-linearidade do sistema, e a extensão do procedimento para utilizar mais de uma variável da saída no cálculo do *gain scheduling* (p.e.: composição do destilado e do produto de fundo), ao invés de apenas uma, como descrito anteriormente.

2.6.2.3 Adaptativo

Quando comparado com as técnicas de *gain scheduling*, é possível dizer que o controle adaptativo é um algoritmo mais empírico, na medida em que, nesta técnica, não se requer um conhecimento extensivo do processo durante o ajuste dos parâmetros (McDonald, 1987). Em geral, o controle adaptativo é aplicado em situações em que o processo varia de forma lenta (McDonald, 1987). No controle adaptativo, os coeficientes do modelo são assumidos variante no tempo e estimados a cada período de amostragem (Embiruçu, 1993), figura 2.4. Conceitualmente, o controle adaptativo consiste em combinar uma técnica de controle com uma técnica de estimativa de parâmetros (Embiruçu, 1993). A maioria das técnicas de identificação pode ser aplicada à adaptação, tais como o método dos mínimos quadrados e o método da variável instrumental, sendo a abordagem dos mínimos quadrados a mais popular (Seborg et al., 1986).

Em McDonald et al. (1987), como foi discutido anteriormente, foram aplicadas técnicas de controle adaptativo no algoritmo DMC, para o controle de colunas de alta pureza. Segundo McDonald et al. (1987), o fraco desempenho do controle adaptativo é justificado pelo retardo no ajuste dos parâmetros do controle, de modo a refletir a nova condição operacional da coluna.

Em Coelho (1991) foram avaliados diversos controladores adaptativos multivariáveis. O trabalho apresentou resultados práticos da aplicação dos controladores em uma coluna de

destilação binária de alta pureza e o controle preditivo generalizado apresentou o melhor resultado entre os algoritmos avaliados.

2.6.2.4 NLMPC

Os controladores classificados como NLMPC (*Non Linear Model Predictive Control*) foram divididos em controle PMBC (*Process Model Based Control*) e outros. O PMBC foi destacado pelo número de trabalhos realizados com este controlador.

Malik (1988), SINHA et al. (1989), Douglas et al. (1994), Ramchandra et al. (1995) e Gokhale et al. (1995) aplicaram o PMBC em colunas de alta pureza. O PMBC utiliza a lei de controle GMC (*Generic Model Control*) de Lee et al. (1988) com uma equação representativa do estado estacionário. Em Sinha et al. (1989), pode-se encontrar uma descrição detalhada do PMBC. Nessa abordagem, o comportamento dinâmico é assumido de primeira ordem, enquanto a modelagem estacionária é não-linear. Como justificativa da aproximação do comportamento dinâmico por um modelo linear, Sinha et al. (1989) citam que, para alguns casos, incluindo colunas de destilação, a descrição precisa do estado estacionário é mais importante do que a descrição detalhada da dinâmica para os propósitos de controle.

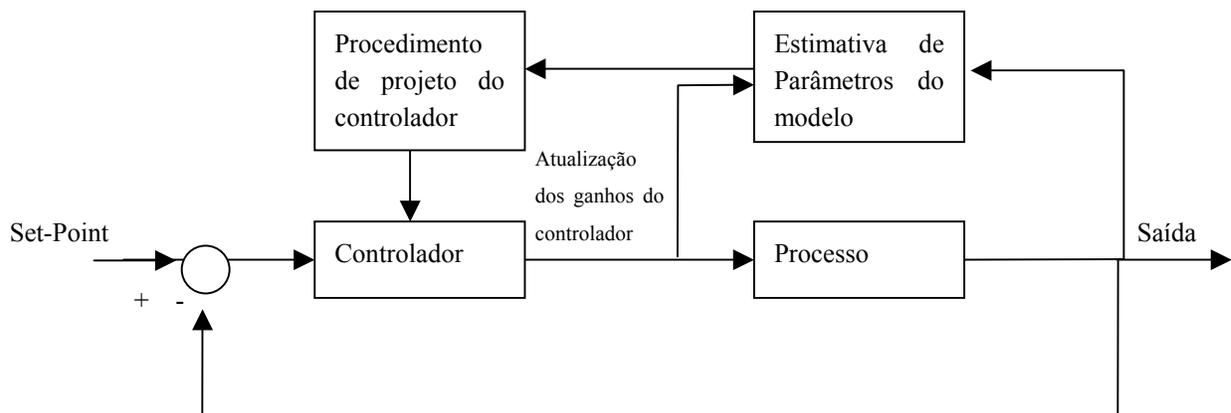


Figura 2.4: Configuração de um controle adaptativo do tipo self-tuning.

Em Malik (1988), seu autor discute sobre dois métodos de PMBC: Smith-Brinkley (SB) e Jafarey-Douglas-McAvoy (JDM). Eles diferem quanto ao modelo estático adotado: o SB utiliza um modelo que relaciona a recuperação de cada componente com o número de pratos teóricos, razão de vapor líquidos nas seções de retificação e *stripping* (região inferior ao prato de carga da

coluna) da coluna e o número de pratos na seção de *stripping*, e o JMC é um modelo analítico que relaciona composição a refluxo e vapor do refeedor. Detalhes do método SB podem ser encontrados em Sullivan (1988) e Lee et al. (1988) e do método JDM em Malik (1988). Malik (1988) conclui que não há significativas diferenças entre as predições dos dois modelos. O método JDM foi aplicado com sucesso em uma fracionadora de propileno da unidade do complexo petroquímico de Polysar (Corunna), apresentando bom desempenho para perturbações do tipo servo e rejeição a perturbações na vazão e na composição da carga.

Ramchandra *et al.* (1995) comparam o PMBC com um modelo do tipo ANN (*Artificial Neural Networks*, redes neurais artificiais) com o controle PI em conjunto com um esquema *feedforward* em colunas de metanol/água. O desempenho do controle PMBC com o modelo ANN foi superior ao controle PI. Para efeito de comparação, os desempenhos foram medidos utilizando o ISE (*Integral Square Error*, integral do erro quadrático) o IAE (*Integral Absolute Error*, integral do erro absoluto) e o VT (*Valve travel*, função que penaliza a quantidade de movimento das válvulas). De acordo com os autores, o PMBC mostrou habilidade para “entender” as mudanças no ganho do processo, e refleti-las na ação na variável manipulada. O controle PI teve bom desempenho nos testes de mudança tipo servo, mas apresentou um desempenho deficiente para problemas regulatórios.

Gokhale *et al.* (1995) comparam o desempenho dos controles PI e DMC (com função transformada) com o PMBC. Além disso, são comparados o PMBC que utiliza o modelo estacionário com ANN com o PMBC que utiliza o modelo estacionário rigoroso (balanços prato a prato). Para esta última comparação, o modelo ANN mostrou-se suavemente superior para o controle de composição de topo e mais lento para a composição de fundo. Em geral, para os testes tipo servo (composição de topo) e regulatório (composição da corrente de entrada) realizados para comparar os controles PMBC, PI e DMC. Gokhale et al. (1995) concluíram que os desempenhos dos controles multivariáveis foram melhores do que o do controle PI, mas não muito superiores.

2.7 CONCLUSÃO

Neste capítulo foram apresentados os principais aspectos relacionados ao controle de colunas de destilação. As seções discutidas refletem basicamente as etapas encontradas em um projeto de controle. A importância de cada subseção no desempenho do controle está explicitamente demonstrado neste capítulo. O bom desempenho do controle não está relacionado apenas com a sofisticação do seu algoritmo de controle, mas também ao bom entendimento do processo.

A estratégia de controle é, sem dúvida, um dos itens mais importantes em um projeto de controle. A estratégia a ser adotada deve considerar a suscetibilidade da configuração para acoplamento, sensibilidade da configuração para perturbações e rapidez da coluna para responder as mudanças nas variáveis manipuladas da configuração. Estão ilustradas, neste capítulo, algumas experiências a respeito de diferentes estratégias em diferentes sistemas, além de regras práticas em estudos de casos.

Em relação aos algoritmos de controle, os controladores lineares continuam sendo os mais utilizados industrialmente para o controle de colunas de destilação. Entretanto, seu bom desempenho está limitado a uma estreita faixa de condições de trabalho. O algoritmo PID, especificamente, está sujeito a operar o sistema de forma sub-otimizada, sob pena de provocar oscilações indesejáveis no sistema. Os algoritmos de controle multivariável linear, de forma geral, têm um desempenho aceitável, principalmente quando comparados com o controle PID. Experiências com aplicações industriais demonstram grande aceitação por esses algoritmos. As técnicas de controle não-linear, geralmente, aumentam o desempenho do sistema de controle nesses casos.

Esta dissertação pretende contribuir com um estudo do sistema de controle de uma unidade de fracionamento de nafta. Para tal, durante seu desenvolvimento, são utilizados alguns dos conceitos apresentados neste capítulo. Na definição do problema e na modelagem de processo, aspectos como os objetivos do controle, principais perturbações e restrições operacionais são consideradas. Os problemas operacionais e outros a serem satisfeitos, são apresentados e analisados em quase todos os capítulos. Já no que se refere à proposta para o sistema de controle da UFN, conceitos aqui apresentados, como estratégias e algoritmos de controle, são aplicados e analisados. Maiores detalhes da estratégia e do algoritmo utilizados neste trabalho são apresentados no capítulo 6.

CAPÍTULO 3

DESCRIÇÃO DO PROCESSO

3.1 INTRODUÇÃO

O caso de estudo deste trabalho é uma Unidade de Fracionamento de Nafta, que faz parte do complexo de unidades de Insumos Básicos da Braskem, e está localizada no Pólo Petroquímico de Camaçari/BA. A escolha desse processo industrial foi motivada pelo potencial de otimização do consumo de energia, pela carência de trabalhos publicados sobre seu sistema de controle, pela importância desse processo na cadeia produtiva de aromáticos e pela viabilidade em realizar testes, necessários para modelagem, com a unidade em operação.

Na seção 3.2 são apresentados alguns conceitos básicos da indústria petroquímica e um breve histórico. As seções 3.3 e 3.4 apresentam a descrição da unidade e os objetivos operacionais que devem ser atingidos com o auxílio das estratégias de controle. Já nas seções 3.5 e 3.6 são analisadas a situação do sistema de controle atualmente utilizado nas colunas e as principais variáveis de distúrbios da unidade. É dada ênfase na análise das duas colunas que são responsáveis pelo principal objetivo da unidade.

O conhecimento prévio do processo é de vital importância para o desenvolvimento de um sistema de controle adequado para processos petroquímicos. Esse conhecimento facilita a seleção das principais variáveis de operação, e possibilita um conhecimento prévio do comportamento dinâmico do sistema.

3.2 PROCESSOS E PRODUTOS DA INDÚSTRIA PETROQUÍMICA

3.2.1 NOÇÕES GERAIS

Os produtos petroquímicos são compostos químicos obtidos direta ou indiretamente a partir de hidrocarbonetos do petróleo, ou gás natural, e de seus derivados. Os denominados produtos petroquímicos básicos, são derivados do gás natural e de algumas frações de hidrocarbonetos, originados do processamento do petróleo nas refinarias e de óleo de xisto. Alguns desses produtos petroquímicos básicos podem, também, ser obtidos de outras fontes como, por exemplo, do carvão mineral (carboquímica) ou do etanol oriundo da fermentação alcoólica (álcool-química).

As substâncias obtidas pela indústria petroquímica estão incorporadas a uma infinidade de produtos que hoje fazem parte do dia-a-dia da humanidade, tais como: pneus, câmara de ar, peças e acessórios para veículos, componentes para computadores, medicamentos, esculturas, cosméticos, fibras para tecidos, telefones, capacetes, embalagens, brinquedos, detergentes, corantes, dentre muitos outros.

A indústria petroquímica é conhecida através de três seguimentos:

1. **Indústrias de 1ª geração:** utilizam matérias-primas provenientes do petróleo, principalmente nafta ou gás natural, e as transformam em produtos petroquímicos básicos. Essas indústrias são comumente chamadas de centrais de matérias-primas (CEMAP).
2. **Indústrias de 2ª geração:** a partir dos produtos de petroquímicos básicos geram produtos intermediários como caprolactama para nylon, di-isocianato de tolueno para poliuretanas, tereftalado de dimetila para poliéster, e produtos finais como polietileno, poliestireno, borrachas sintéticas, polipropileno, policloreto de vinila (PVC), etc...
3. **Indústrias de 3ª geração:** Partindo dos produtos intermediários e finais confeccionam artigos para o público consumidor.

3.2.2 BREVE HISTÓRICO

A indústria petroquímica teve sua origem em 1920 com a produção do isopropanol, a partir do propeno. No entanto, a obtenção dos produtos petroquímicos em laboratório e plantas piloto é bastante antiga. Já em 1797, aparecia na literatura registros sobre a produção de eteno a

partir do etanol ou do éter, através da passagem destes por catalisadores (a base de alumina ou sílica) de desidratação aquecidos. Porém, apenas por volta de 1950, o primeiro curso sobre química do petróleo foi instituído na Universidade do Texas nos Estados Unidos. Após a Segunda guerra mundial, em grande parte por causa das grandes descobertas de petróleo no Golfo Pérsico, ocorreu na Europa uma rápida adaptação do abastecimento de energia e também da química do carvão em direção ao petróleo e ao gás natural. Hoje em dia, a indústria petroquímica possui uma importância econômica destacada.

A partir de 1950, em decorrência da prosperidade econômica do pós-guerra, estabeleceu-se uma intensa demanda energética em todos os países mais desenvolvidos. Isto levou a um crescimento veloz da capacidade das refinarias e, além disso, propiciou quantidades crescentes de nafta como matéria-prima para petroquímica.

No Brasil, a história da petroquímica tem, desde sua fase inicial, uma ligação íntima com a indústria de refinação de petróleo. A instalação de primeira indústria petroquímica brasileira foi em 1958, para produção de amônia e fertilizantes Cubatão, a partir de gases residuais da refinaria de Cubatão. Em 1972, entrou em operação em Mauá a central de matérias-primas Petroquímica União (PQU), propiciando a implantação do 1º Pólo Petroquímico Brasileiro. Em 1978, a central de matérias-primas Copene, hoje parte integrante da Braskem, entra em operação consolidando o 2º Pólo Petroquímico Brasileiro. Em 1982, é a vez da central de matérias-primas Copersul, formando o 3º Pólo Petroquímico Brasileiro. Em 2001 é formada a Braskem, a maior petroquímica da América Latina, a partir da fusão da Copene com diversas unidades de 2º geração.

3.3 DESCRIÇÃO DO PROCESSO

A Unidade de Fracionamento de Nafta é encontrada em refinarias e centrais de matérias-primas. Sua função principal é garantir a qualidade e a quantidade da carga para Unidade de Reforma Catalítica, visando aumentar o rendimento da produção de aromáticos. Para isso, a UFN fraciona uma corrente de nafta bruta em Nafta Leve, Média e Pesada, além de estabilizar a nafta leve e produzir e dessulfurizar o GLP. A figura 3.1 mostra a localização da UFN em um complexo típico de unidades de aromáticos.

Conforme ilustrado na figura 3.2, a Unidade de Fracionamento de Nafta é composta basicamente por três seções:

1. Coluna Separadora de Hidrocarbonetos (CSH);
2. Coluna Separadora de Nafta Média (CSN);
3. Coluna de Recuperação de GLP (CRG).

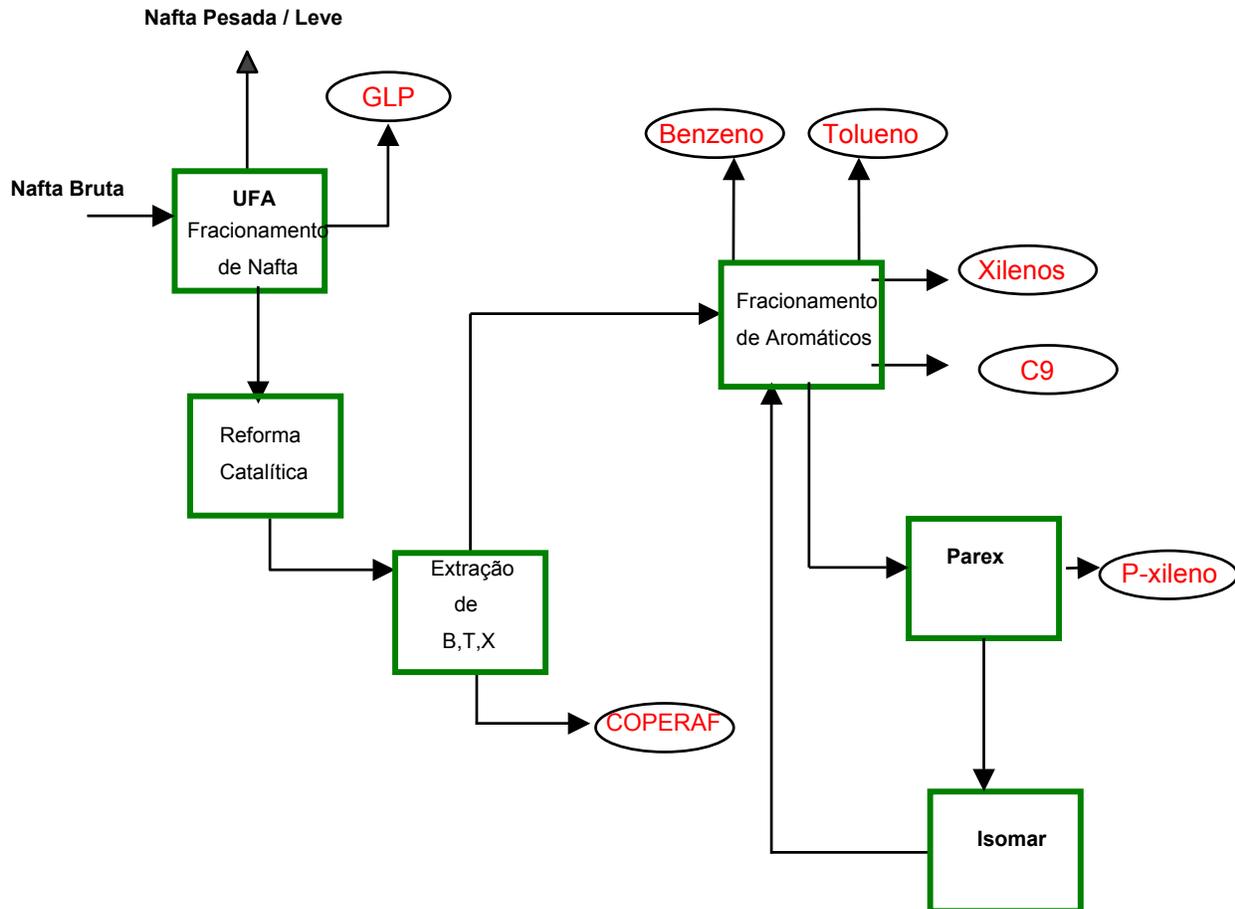


Figura 3.1: Complexo típico de unidades de aromáticos.

A carga da unidade, proveniente de refinarias de petróleo, é pré-aquecida através de uma integração energética com as correntes de topo e de fundo da CSN, conforme destacado na figura 3.2. A corrente de nafta bruta, parcialmente vaporizada pela integração energética, cerca de 20%, vai para um vaso antes de alimentar a coluna separadora de hidrocarbonetos. Na figura 3.3 pode-

se verificar que a parte vaporizada sai diretamente desse vaso e entra no prato 28 ou 31 da coluna, já a parte líquida é enviada, sob controle de nível do vaso, para o prato 28 ou 31.

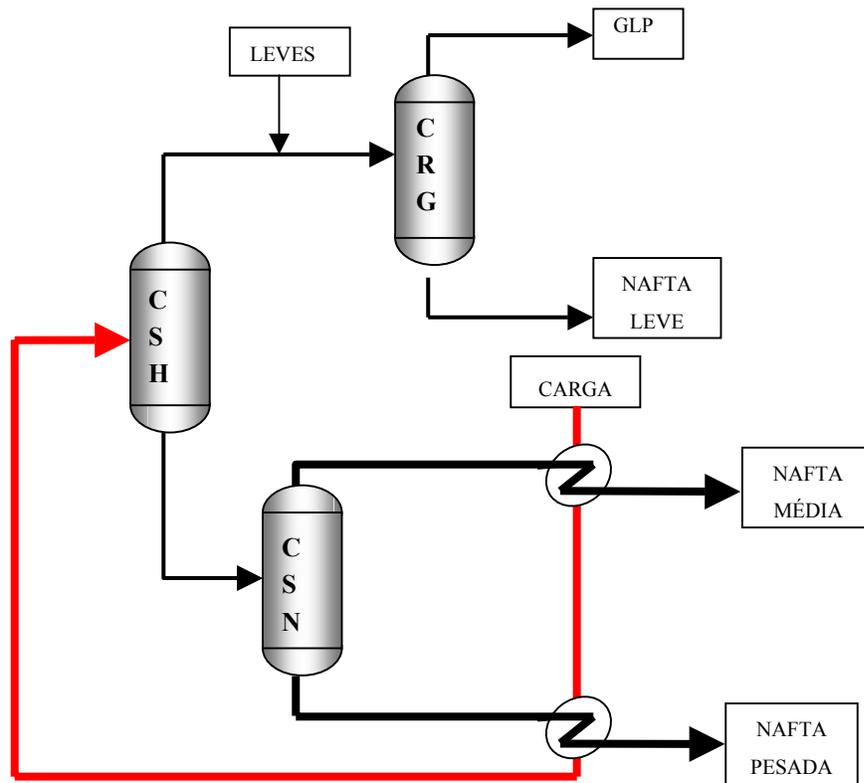


Figura 3.2: Unidade de Fracionamento de Nafta (UFN).

3.3.1 COLUNA SEPARADORA DE HIDROCARBONETOS (CSH)

A separação desejada nessa coluna é a remoção pelo topo da maior parte dos hidrocarbonetos com 6 átomos de carbono e mais leves (C6-). Com isto, busca-se minimizar o envio dos compostos precursores da formação de benzeno para a Unidade de Reforma Catalítica, que recebe como carga a nafta média produzida na UFN. A coluna possui basicamente 54 pratos, um refeedor (*reboiler*) no fundo e o vaso de topo de condensado, além de um sistema de ventiladores no topo. A corrente de topo, nafta leve, é condensada pelo sistema de ventiladores (16 *air-coolers*) e, em seguida, vai para o vaso de topo, onde é efetuado o controle de pressão da

coluna. Do vaso de topo saem duas correntes em fase líquida, o destilado (corrente de retirada do topo da coluna), que vai para coluna de recuperação de GLP, ou para tanque, e o refluxo que retorna para o topo da coluna, conforme pode ser verificado na figura 3.3. O destilado, em condições normais, já poderia ser enviado para o tanque, no entanto, é desejável que se recupere a fração de GLP, contida nesta corrente, na CRG. Parte do GLP é então estocado como produto para venda, e o restante vai para craqueamento na Unidade de Pirólise, resultando em um melhor ajuste de severidade para a maximização do rendimento nos fornos. A corrente de retirada de fundo da CSH, segue como carga para o um dos pratos, 24, 26 ou 28 da coluna separadora de nafta média. A carga térmica para CSH é fornecida no trocador de calor (*reboiler*) do fundo da coluna, onde é utilizado vapor a pressão de 15 Kg/cm² como fonte de energia.

3.3.2 COLUNA SEPARADORA DE NAFTA MÉDIA

Na coluna separadora de Nafta Média, ocorre a separação entre nafta média e pesada, buscando-se maximizar na corrente de nafta média a recuperação de hidrocarbonetos com até 8 átomos de carbono (C8-). Dessa forma, minimiza-se o envio para a Unidade de Reforma Catalítica de compostos que formarão hidrocarbonetos aromáticos C9. A coluna possui 50 pratos, um *reboiler* no fundo e o vaso de topo de condensado. Os gases de topo são condensados no trocador de calor que pré-aquece a corrente de nafta bruta que vai para a CSH, figura 3.2. Após o trocador de calor a corrente flui para o vaso de topo onde é efetuado o controle de pressão da coluna. A fase líquida, no vaso de topo, divide-se em duas correntes, o refluxo que retorna para o topo da coluna e o destilado, nafta média que vai para tanques intermediários onde, em seguida, é processada na Unidade de Reforma Catalítica. A corrente de fundo da coluna, nafta pesada, passa por dois trocadores de calor antes de ir para tanque. O primeiro aquece a Nafta Bruta que vai para CSH, e o segundo, que utiliza água de resfriamento, tem como função resfriar a corrente antes da estocagem. A carga térmica é fornecida através do trocador de calor (*reboiler*) no fundo da coluna onde é utilizado vapor a pressão de 42 Kg/cm² como fonte de energia.

3.3.3 COLUNA DE RECUPERAÇÃO DE GLP

Uma parte da nafta leve, proveniente do topo da coluna separadora de hidrocarbonetos, segue como carga para a coluna de recuperação de GLP. Essa corrente, antes de passar por um trocador de calor, que tem como função aquecê-la, recebe correntes de compostos leves oriundas de outras unidades da CEMAP (Central de Matérias Primas), conforme se verifica na figura 3.2.

Após o trocador de calor, a carga entra no prato 14 da coluna de recuperação de GLP. A coluna possui basicamente 30 pratos, condensadores no topo, um *reboiler* no fundo e o vaso de topo de condensado. O GLP enviado para a pirólise, na fase gasosa, sai diretamente da corrente de topo da CRG. Já o GLP para estocagem, deverá sofrer um tratamento cáustico para a remoção de traços de compostos de enxofre antes de ir para tanque. O produto de fundo da coluna, nafta leve estabilizada, é enviado para o pré-aquecedor de carga, seguindo para um resfriador, o qual utiliza água de resfriamento, e daí para a estocagem.

3.4 OBJETIVOS OPERACIONAIS E ESPECIFICAÇÕES DA UFN

A Unidade de Fracionamento de Nafta, tem como principal objetivo garantir a qualidade e a quantidade da carga para a Unidade de Reforma Catalítica. Esse objetivo é garantido pela especificação do corte de nafta média (hidrocarbonetos C6-C8) na corrente de nafta bruta. A especificação do corte é função do mercado, podendo variar de acordo com preço e demanda por aromáticos. Na situação mais comum, deseja-se maximizar a produção de xilenos, notadamente do P-xileno, eliminando-se da nafta média os compostos precursores da formação de benzeno. A redução de benzeno e dos componentes precursores de sua formação, na carga de reformado, é um problema que refinarias e petroquímicas tem que resolver para atender diversas regulamentações ambientais (Montesi, 1998). Caso haja mudanças no mercado, pode-se ajustar a separação de modo a maximizar a recuperação do(s) composto(s) desejado(s). Além disso, a CRG estabiliza a nafta leve e especifica GLP para venda. Para alcançar esses objetivos, a UFN separa uma corrente de nafta bruta em nafta Leve, média e pesada, que são processadas em outras unidades da CEMAP. A nafta média é processada na Unidade de Reforma Catalítica, para produção de aromáticos. A nafta pesada e leve e uma parte do GLP são usados para produção de olefinas na Unidade de Pirólise e o GLP enviado para tanque é produto final para comercialização no mercado. Para garantir os objetivos da UFN, alguns limites e restrições operacionais devem ser satisfeitos. Esses valores garantem a qualidade e são referenciais para operação da unidade. Para este trabalho, apenas as colunas separadora de hidrocarbonetos e de nafta são consideradas, uma vez que são responsáveis pelo principal objetivo da UFN. A partir desse ponto são detalhados apenas os tópicos referentes a essas duas colunas, não considerando mais a coluna de recuperação de GLP.

A especificação da nafta média, que deve ser alcançada pela UFN, é baseada no controle dos grupamentos C6, C7, do O-xileno e do N-nonano. Na primeira seção deseja-se que a maior parte do grupamento C6 seja removida pelo topo, enquanto que a maior parte do grupamento C7 deve ser recuperada na corrente de fundo. Os seguintes valores de referência são estabelecidos para especificar os produtos dessa coluna (BRASKEM, 2001):

1. *No produto de topo deverá ser acompanhada a remoção dos naftênicos C6, onde se espera a remoção da maior parte possível do grupamento C6 contido na carga*
2. *Na corrente de fundo deverá ser acompanhada a recuperação dos grupamentos C6 e C7, onde se espera um valor mínimo de 90% em relação à carga do grupamento C7 e um máximo de 60% de C6 em relação a carga.*

Na segunda seção, coluna separadora de nafta média, busca-se maximizar na corrente de nafta média a recuperação de hidrocarbonetos com até 8 átomos de carbono (C8-). Os seguintes valores de especificação são estabelecidos para os produtos dessa coluna:

1. *Na corrente de topo monitora-se a recuperação dos aromáticos C8 tendo como referência o teor de O-xileno e N-nonano. É esperada uma recuperação mínima, em relação a carga, de 80% de O-xileno e um valor máximo de 2,5% de N-nonano na composição da nafta média.*

Sendo que uma coluna de pureza moderada deve especificar em torno de 0.98 de fração molar e uma de alta pureza acima de 0.999 (McDonald, 1987) (Georgiou, 1988), as colunas da UFN são consideradas de baixa pureza para a especificação da nafta média.

Os pontos de destilação da nafta média, podem ser utilizados como uma referência para verificação das recuperações nas colunas separadoras de hidrocarbonetos e de Nafta Média. Essas análises são feitas em laboratório e as faixas esperadas são (BRASKEM, 2001):

1. PONTO INICIAL DE DESTILAÇÃO (PID)

Valores máximo e mínimo : 80 °C a 100 °C

Valores comuns : 90 °C a 95 °C

2. PONTO FINAL DE DESTILAÇÃO (PFD)

Valores máximo e mínimo : 135 °C a 155 °C

Valores comuns : 140 °C a 145 °C

3.5 SISTEMA DE CONTROLE ATUAL DAS COLUNAS DA UFN

As estratégias de controle atualmente utilizadas na UFN são baseadas em múltiplas malhas SISO (*Single Input Single Output*), que formam sistemas de controle independentes para cada par constituído pelas variáveis controlada e manipulada. Essa estratégia de controle é muito comum em colunas de destilação industriais (*Kister*, 1990). Atualmente, várias malhas de controle operam em manual, ficando para o operador a função de controlar o processo.

3.5.1 COLUNA SEPARADORA DE HIDROCARBONETOS

As malhas de controle existentes na coluna separadora de hidrocarbonetos estão esquematizadas na figura 3.3. Esta figura ilustra as malhas de controle formadas pelos seguintes pares de variáveis:

➤ *VARIÁVEIS CONTROLADAS*

1. Pressão;
2. Diferencial de temperatura entre os pratos 4 e 16;
3. Temperatura do refluxo;
4. Nível do vaso de topo;
5. Nível do fundo da coluna.

➤ *VARIÁVEIS MANIPULADAS*

1. Vazão de gás combustível e vazão de leves;
2. Vazão de refluxo;
3. Velocidade dos ventiladores de topo;
4. Vazões de destilado;
5. Vazão de fundo.

A carga térmica fornecida para coluna não foi utilizada por nenhuma estratégia de controle, ficando para o operador a tarefa de determinar qual deve ser a vazão de vapor fornecida para o refeedor, através de uma malha de controle de vazão.

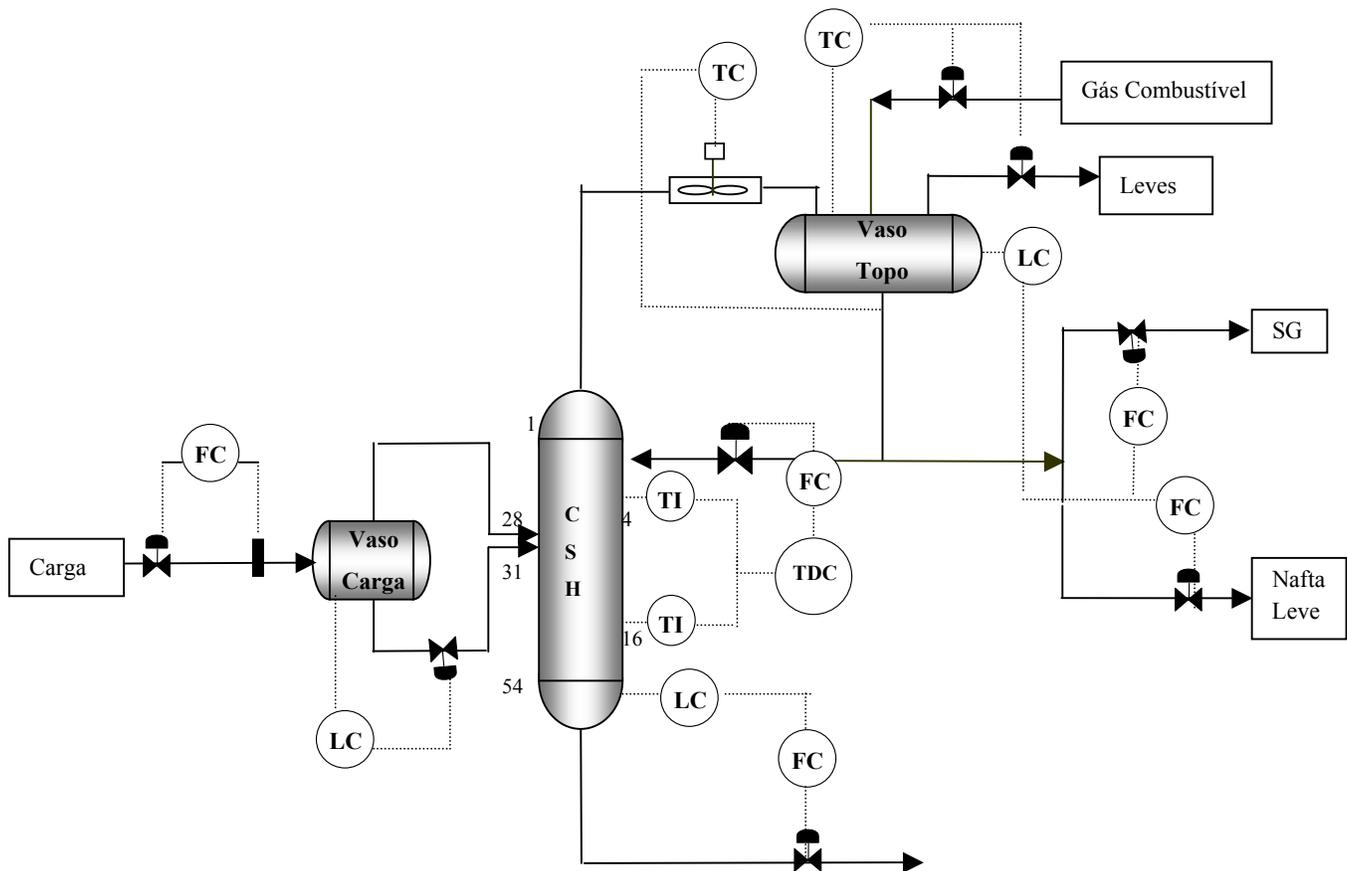


Figura 3.3: Malhas de controle da CSH

3.5.1.1 Controle de composição

A estratégia utilizada para o controle de composição baseia-se no controle indireto da composição através do diferencial de temperatura, entre os pratos 4 e 16, atuando em cascata com a vazão de refluxo.

O controle diferencial de temperatura é na sua essência um controle de temperatura com compensação da pressão (Kister, 1990). A estratégia é baseada na utilização do diferencial entre pontos de temperatura sensível e insensível a composição. O ponto de temperatura, utilizado para o controle de composição, deve ser localizado em uma região altamente sensível a composição, já

o segundo ponto, será medido onde a temperatura seja relativamente insensível a composição. A medição do diferencial ocorre pela subtração da segunda temperatura em relação a primeira. Como a segunda temperatura é pouco influenciada pela composição, o diferencial irá refletir basicamente as variações de composição inferidas pela primeira temperatura. No entanto, quando ocorre uma oscilação na pressão, ambas as temperaturas são perturbadas com, aproximadamente, a mesma magnitude, fazendo com que o valor do diferencial não seja alterado. Em outras palavras, o diferencial de temperatura não é sensível a variações na pressão da coluna. O sucesso desta técnica de controle está na escolha correta dos pontos de temperatura.

Atualmente, a malha de controle de composição da CSH encontra-se em manual. Esse estado é fruto do mau desempenho durante anos de operação do sistema de controle. Através de um estudo técnico, elaborado pela área de tecnologia da Unidade de Insumos Básicos da Braskem, foi constatado que o diferencial de temperatura entre os pratos 4 e 16 não é sensível a variações na composição da carga e, como consequência, não garante as especificações das correntes, comprovando a ineficiência da estratégia de controle atual. A insensibilidade do diferencial de temperatura pode ser conferida na análise realizada na seção 2 do capítulo 6 para determinar qual é o ponto mais adequado para o controle de composição. Outro aspecto que agrava a situação dessa estratégia de controle, é o fato de não haver uma correspondência clara entre o diferencial de temperatura e a composição do produto.

Kister (1990) aponta três critérios para a identificação do prato de controle:

1. *Sensibilidade;*
2. *Correlação com a composição dos produtos;*
3. *Dinâmica de resposta.*

Na situação atual da CSH, pelo menos os dois primeiros critérios não estão sendo atendidos de maneira satisfatória.

3.5.1.2 Controle de Pressão

O controle de pressão da coluna, é realizado no vaso de topo através da estratégia de controle de faixa dividida (*Split-range*). Com esta estratégia a pressão é mantida no valor desejado (1,2 kgf/cm²) admitindo o gás combustível, para pressurizar, ou aliviando o gás, possivelmente presente no vaso, para despressurizar. Normalmente a pressão não é uma variável

usada para ajustar o ponto de operação, mas quando não é mantida estável, pode perturbar de forma significativa todas as variáveis da coluna. A pressão afeta a condensação, a vaporização, a temperatura, a composição, a volatilidade e quase todos os processos químicos que ocorrem em uma coluna (Kister, 1990). Portanto, é essencial que o controle de pressão funcione de forma satisfatória em uma coluna de destilação. Atualmente, a malha de controle de pressão dessa coluna apresenta oscilações indesejáveis. Na seção 2 do capítulo 5 apresenta-se mais detalhes do trabalho realizado para estabilizar essa pressão.

3.5.1.3 Controle de Nível do vaso de topo

O controle de nível do vaso de topo, é baseado na estratégia de controle em cascata que manipula a vazão de destilado. Como a vazão de destilado é dividida em duas correntes, o sistema de controle foi implementado para que o operador possa selecionar qual corrente terá sua vazão manipulada pelo controle, ficando a outra em valor constante. Atualmente a malha de controle encontra-se aberta, devido a problemas na válvula que manipula a corrente de destilado, a mais usada pelo controle. Em colunas que operam em série (produto de uma coluna é a carga da próxima) e utilizam essa estratégia de controle de nível, não é necessário que o mesmo se comporte de maneira totalmente regulado, uma vez que o volume acumulado no vaso deve ser usado para absorver possíveis variações nas vazões de topo (Kister, 1990). Analisando dados anteriores a este problema, verifica-se que o controle de nível funciona de forma satisfatória.

3.5.1.4 Controle de Nível do fundo

Para o controle de nível do fundo da coluna foi adotada a mesma estratégia utilizada no vaso de topo, porém, a variável manipulada é a vazão de retirada de fundo da coluna. Essa malha de controle também funciona de forma satisfatória.

3.5.1.5 Controle da temperatura do refluxo

O controle de temperatura do refluxo é realizado através da manipulação da velocidade de alguns dos ventiladores, responsáveis por condensar e resfriar a corrente de topo da coluna, na seção 2 do capítulo 5 será realizada uma análise mais detalhada sobre essa malha de controle.

3.5.2 COLUNA SEPARADORA DE NAFTA MÉDIA

As malhas de controle da coluna separadora de nafta média estão esquematizadas na figura 3.4. Esta figura ilustra as malhas de controle formadas pelos seguintes pares de variáveis:

➤ *VARIÁVEIS CONTROLADAS*

1. Pressão;
2. Temperatura no prato 5;
3. Nível do vaso de topo;
4. Nível do fundo da coluna.

➤ *VARIÁVEIS MANIPULADAS*

1. Vazão de gás combustível e vazão de leves;
2. Vazão de destilado;
3. Vazão de fundo.

A carga térmica fornecida a coluna não é utilizada por nenhuma estratégia de controle, ficando para o operador a tarefa de determinar qual deve ser a vazão de vapor, fornecida para o refeedor, através de uma malha de controle de vazão .

3.5.2.1 Controle de Composição

A estratégia utilizada para o controle de qualidade baseia-se no controle indireto da composição através da temperatura do prato 5, atuando em cascata com a vazão de refluxo.

Existem dois analisadores on-line, com tempo de amostragem 1,25 hs, que são utilizados para acompanhamento do teor de C6 e C7 nas correntes da carga e destilado respectivamente. Atualmente, a malha de controle de composição encontra-se em manual devido ao seu mau desempenho durante anos de operação. Através de um estudo técnico, elaborado pela área de tecnologia da Unidade de Insumos Básicos da Braskem, foi constatado que a temperatura do

prato 5 não é a mais indicada para o controle de composição e, como consequência, não garante a especificação das correntes, comprovando a ineficiência da estratégia de controle atual. Esse tópico será tratado com mais detalhes na seção 2 do capítulo 6.

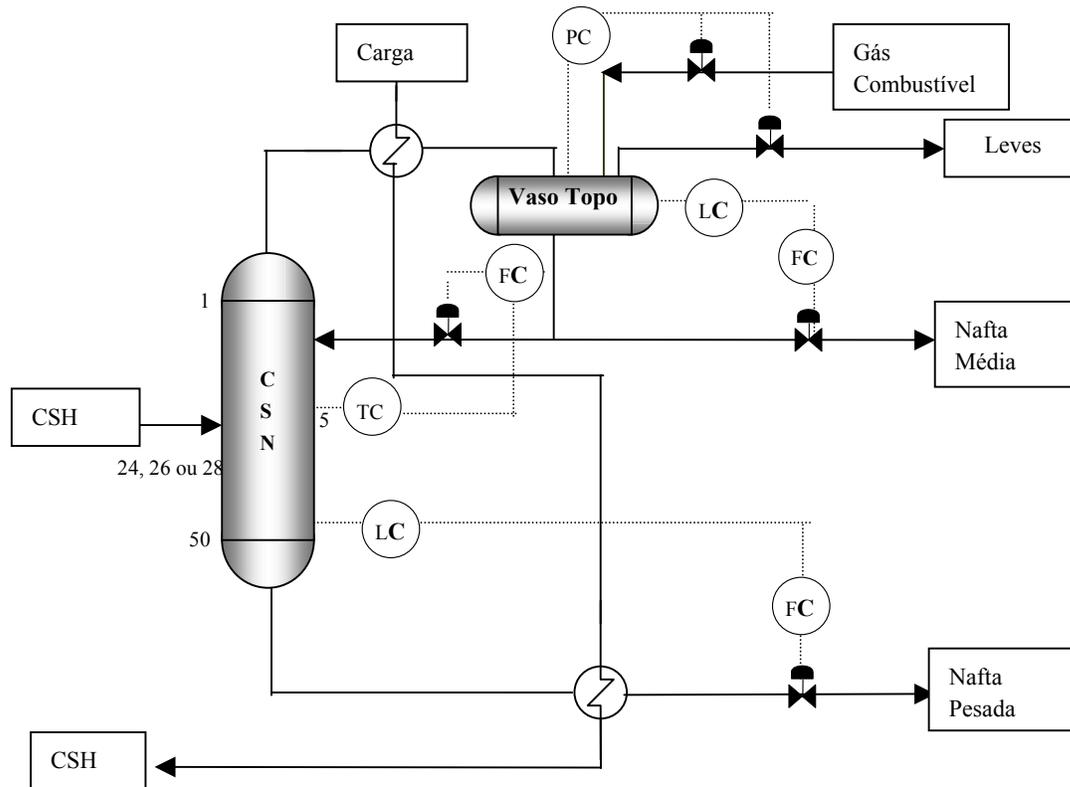


Figura 3.4: Malhas de controle da CSN.

3.5.2.2 Controle de Pressão

O controle de pressão da coluna é realizado no vaso de topo através da estratégia de controle *split-range*. Com essa estratégia a pressão é mantida no valor desejado ($1,2 \text{ kgf/cm}^2$) admitindo gás combustível, para pressurizar, ou aliviando o gás, que por ventura esteja presente no vaso, para despressurizar. A pressão dessa coluna apresenta oscilações necessitando de um ajuste de sintonia na malha de controle.

3.5.2.3 Controle de Nível do vaso de topo

O controle de nível do vaso de topo é baseado na estratégia de controle em cascata que manipula a vazão de destilado para manter o nível no *set point*. Esta estratégia funciona de forma satisfatória para manter o nível do vaso sob controle.

3.5.2.4 Controle de Nível do fundo

Para o controle de nível do fundo foi adotada a mesma estratégia utilizada no vaso de topo. Este controle também funciona de forma satisfatória para o objetivo de manter o nível constante.

3.6 PERTURBAÇÕES

A principal perturbação da Unidade de Fracionamento de Nafta é a variação da composição de carga. A composição da nafta bruta varia de acordo com a fonte de que é proveniente e essa fonte varia de acordo com o mercado (custo/benefício). Essa variação vai desde condições bastante favoráveis até situações de extrema adversidade, do ponto de vista operacional das colunas. O sistema de controle para colunas com esse tipo de perturbação deve ser robusto para garantir os objetivos operacionais da unidade. Para a UFN a perturbação na composição de carga tem como principal consequência a mudança no perfil de temperatura das colunas e no teor de C6 e de n-nonano nas correntes finais.

Variações na pressão, em torno do ponto de operação, causam mudanças na composição das correntes e também podem requerer um maior consumo de energia para garantir o cumprimento dos objetivos da unidade. Um controle apropriado para pressão deverá manter a variável próxima do valor desejado, tolerando apenas pequenas amplitudes de variações (para as CSH e CSN em torno de 0,04 kgf/cm²).

A unidade também é bastante sensível a mudanças na temperatura ambiente. Em certas situações, por exemplo na ocorrência de tempestades ou mudança abruptas na temperatura ambiente, a temperatura do refluxo pode cair repentinamente causando um rápido aumento no refluxo interno, o que pode causar perturbações na composição das correntes.

3.7 CONCLUSÃO

Neste capítulo foram apresentados tópicos relativos a Unidade de Fracionamento de Nafta. Além das noções básicas de petroquímica, de interesse para situar a importância da UFN, foi realizada uma descrição do processo e de seus objetivos operacionais. Por fim, foram apresentadas e analisadas as estratégias de controle atualmente implementadas na unidade. Foi concluído que a estratégia atual do controle de composição apresenta uma dinâmica deficiente e que o grau de liberdade existente em cada coluna não é utilizado para melhorar seu desempenho.

A nova estratégia de controle proposta neste trabalho, deve solucionar os problemas com o controle de composição e usar o grau de liberdade existente em cada coluna para otimizar seu desempenho em relação ao consumo de vapor.

CAPÍTULO 4

AVALIAÇÃO ECONÔMICA

4.1 INTRODUÇÃO

Atualmente as indústrias de manufatura são avaliadas pela qualidade, custo e disponibilidade dos seus produtos. Após a globalização, muitas companhias estão fazendo uso de medições quantitativas para monitorar e direcionar melhoramentos em parâmetros operacionais importantes, tais como qualidade, produção (*throughput*), especificação de produto sem reprocessamento (*first-pass first-quality yield*), tempo decorrido entre a compra das matérias-primas e a venda dos produtos (*cycle time*, similar ao ciclo de batelada) e percentual de tempo em que os equipamentos estão operacionalmente disponíveis para utilização em taxa máxima (*uptime*, tempo de disponibilidade operacional). Em síntese, é necessário operar com a máxima qualidade e a máxima produtividade (*Embiruçu, 2001*).

Para alcançar essa competitividade as empresas buscam otimizar seus processos para produzir com máxima qualidade e baixo custo. Atualmente, estão disponíveis diversas técnicas, metodologias e procedimentos, tanto gerenciais e organizacionais, quanto operacionais. Uma dessas abordagens é o controle de processos. Assim como em outras ações e atividades em um negócio, a implementação ou melhoria do controle automático de processo deve ser precedida de um projeto consistente. É fundamental para dar suporte às decisões gerenciais, que seja demonstrada a viabilidade econômica de um projeto de controle de processo.

Neste capítulo, são apresentados e discutidos métodos e procedimentos para a realização de estudos de viabilidade econômica para projetos, e/ou melhorias, de controle automático de processo. Inicialmente, é mostrada a importância de se conhecer bem o negócio e o processo em estudo, com o objetivo de identificar e selecionar as variáveis que têm maior influência na função objetivo do negócio. É realizada uma análise das causas da variabilidade e seu impacto nas variáveis do processo, e o que fazer com sua redução, através do controle de processo, para beneficiar o negócio. Em seguida, são apresentados alguns métodos para estimativa de benefícios

econômicos oriundos de melhorias no controle de processo. Finalmente, alguns desses métodos são aplicados na Unidade de Fracionamento de Nafta.

4.2 CONTROLE DE PROCESSO E OBJETIVOS DO NEGÓCIO

Controle de processos é uma das inúmeras tecnologias que podem e estão sendo aplicadas para obter melhorias no desempenho operacional das unidades industriais. Muitas companhias já reconhecem que existe um grande retorno econômico com a aplicação desta tecnologia, desde a simples sintonia de malhas, com controladores PID, até a implementação de controladores avançados baseados em modelos (p.e.: DMC e GPC).

Um projeto de controle é melhor aceito, ou pode ter seus riscos minimizados, se estiver associado a um estudo de viabilidade econômica. Além disso, com a redução dos quadros técnicos, são comuns situações onde existem mais oportunidades de melhorias do que recursos humanos e/ou financeiros para implementá-los. Nestes casos, é necessário escolher as melhores oportunidades, o que pode ser decidido por uma avaliação econômica.

É importante que o projeto, e/ou a melhoria, esteja em sintonia com as necessidades ou objetivos do negócio pois elas é que direcionam os esforços e investimentos de uma empresa. Algumas diretrizes de negócio típicas são descritas por Shunta (1995):

1. **Qualidade:** *os clientes querem que as propriedades dos produtos estejam em conformidade com as suas especificações e/ou tenham uma consistência especificada, o que está fortemente relacionado com o controle da variabilidade da qualidade;*
2. **Produção:** *normalmente, a redução da variabilidade de algumas variáveis conduz a um aumento de produção, pois proporciona uma operação mais próxima de certas restrições;*
3. **Consumo de Energia:** *utilidades como vapor gás, combustível e eletricidade que são consumidos pelo processo produtivo. A Redução no consumo de energia é facilmente relacionada a melhoria no controle automático de processo e tem um impacto direto no custo de produção;*
4. **Especificação de produto sem reproprocessamento (first-pass first-quality yield):** *evita re-trabalho, mistura de produtos fora de especificação, descarte de produtos ou venda de produtos por preço reduzido. Está relacionado com as duas diretrizes anteriores;*

5. *Tempo decorrido entre a compra das matérias-primas e a venda dos produtos (cycle time): também está relacionado com a produção e com a diretriz anterior;*
6. *Percentual de tempo em que os equipamentos estão operacionalmente disponíveis para utilização em taxa máxima (uptime): está diretamente relacionado com a produção e é afetado por paradas na planta, causadas por violação de limites de segurança, entupimentos, sujeiras e obstruções, que podem ser reduzidas com a redução da variabilidade no processo, evitando condições operacionais problemáticas.*

Em todos estes casos, a regulação de determinadas variáveis tem impacto significativo na direção de se alcançar o objetivo desejado. De acordo com a definição de problema regulatório, um dos principais propósitos do controle de processo é o controle da variabilidade, o que mostra, portanto, o seu impacto nas diretrizes do negócio (Shunta,1995).

Ainda hoje, existe uma falta de cultura em relação ao controle automático de processo, especialmente ao denominado “controle avançado”. Muitos gerentes desconfiam da atratividade financeira destes projetos, e muitos operadores desconfiam da sua confiabilidade operacional. Além disso, alguns fracassos passados na implementação dos chamados “esquemas de controle avançado” e de outros sistemas de informação impuseram uma “nuvem negra” sobre novos projetos (Gurovitz, 2001). Como diz Brisk (1993), os gerentes costumam ter uma memória muito longa em relação a tecnologias que já fracassaram no passado. Portanto, é bastante aconselhável a realização de estudos de viabilidade econômica.

No caso específico de projetos e melhorias através do controle de processo, além do ganho econômico, pode-se viabilizar a implementação pela melhoria na condição operacional das unidades. Um operador que despense grande parte de seu tempo com ajustes em sistemas não automatizados, ou em malhas de controle operando em manual, poderá ter sua rotina diária bastante modificada por uma melhoria no controle da unidade. Com esse tempo disponível o operador poderá ser útil em outras atividades e se dedicar a tarefas mais nobres, como por exemplo otimizar o desempenho da unidade.

4.3 ANÁLISE DE OPORTUNIDADES ATRAVÉS DO CONTROLE DE PROCESSO

O objetivo desta análise é identificar as melhores oportunidades, ou variáveis, que através do controle de processo tenham impacto significativo no negócio.

Um processo químico, ou petroquímico, típico possui centenas de variáveis e muitas propriedades relacionadas ao produto. Portanto, é necessário identificar aquelas que possuem um efeito mais significativo nos objetivos do negócio, e que devem ser analisadas mais profundamente (Embiruçu, 2001). Neste caso, é útil uma metodologia para:

1. *Analisar o processo e determinar quais as propriedades do produto e variáveis que precisam ser tratadas;*
2. *Identificar oportunidades para melhorias de controle de processos.*

Marlin (1987) mostra detalhes de como estes estudos devem ser conduzidos. Esta abordagem produz uma lista de variáveis para o cálculo da estimativa de benefício econômicos através da implementação, ou melhoria, do controle automático de processo. Estas etapas são mostradas na figura 4.1.

Para o processo em estudo nesta dissertação, a aplicação da metodologia mencionada selecionou dois objetivos econômicos:

1. **Energia:** *as duas colunas em questão operam com carga térmica fornecida por vapor d'água e qualquer redução nesse fornecimento, mantendo-se a mesma produção, significa uma redução no custo para produzir;*
2. **Produção:** *a unidade de fracionamento de nafta tem como um dos seus principais índices de produção a recuperação de orto-xileno presente na carga. Qualquer aumento no percentual dessa recuperação, levando em consideração a carga térmica fornecida, significa um melhor desempenho operacional do processo.*

Em conjunto com o grupo de engenheiros responsáveis pela UFN, as etapas seguintes da metodologia foram aplicadas e definidas as variáveis de processo que têm maior impacto nos objetivos econômicos mencionados acima:

1. Vazão de vapor para CSH;
2. Vazão de vapor para CSN;
3. Recuperação de Orto-Xileno.

A recuperação de orto-xileno é fornecida em tempo real através de um cálculo, implementado no sistema digital de controle distribuído (SDCD), que utiliza as vazões de carga e de nafta média e a composição de orto-xileno nas correntes da carga e da nafta média, conforme equação 4.1.

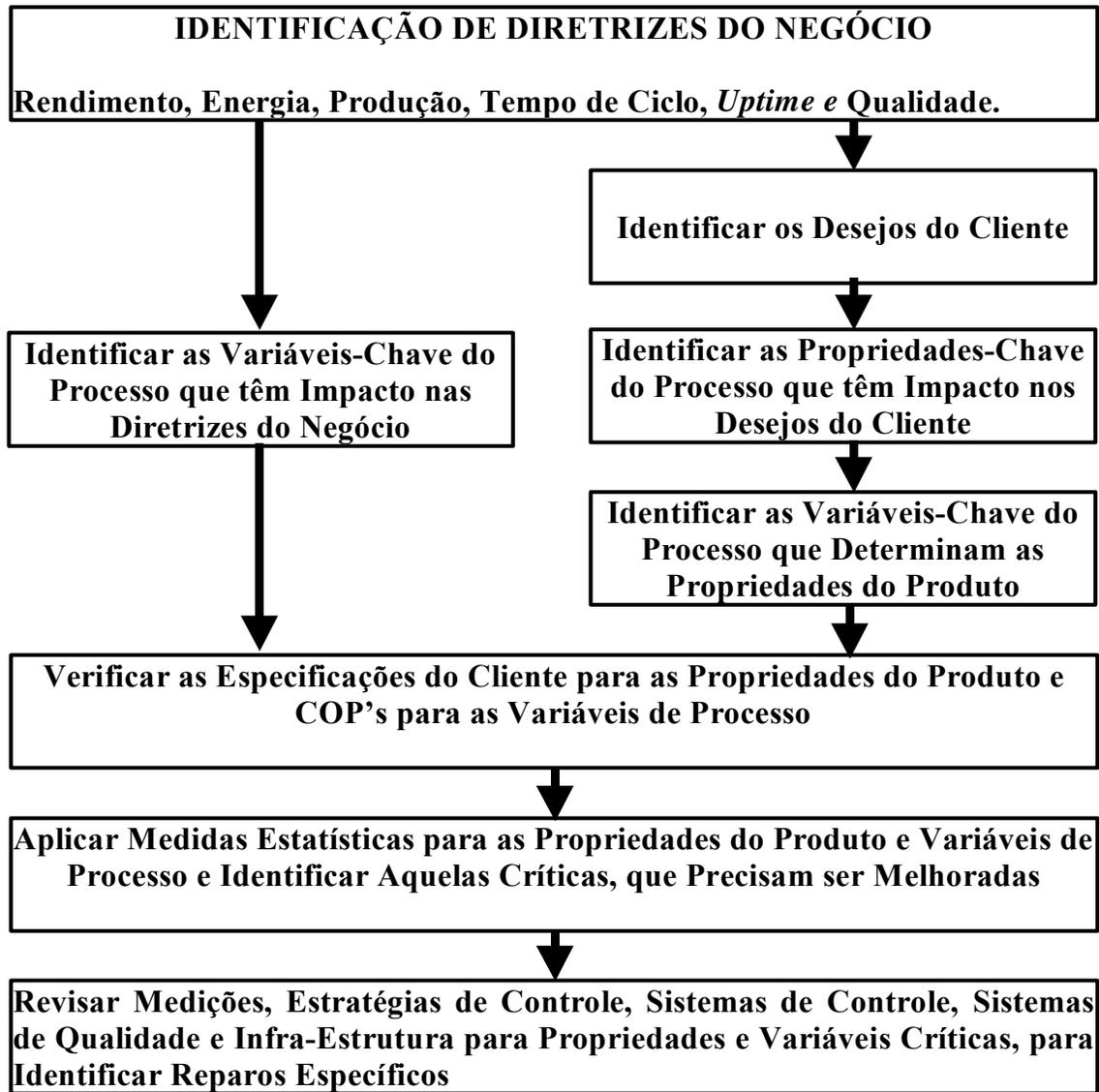


Figura 4.1: Etapas para identificar potenciais de melhorias.

$$R_{ox} = \frac{Q_{nm} X_{nm}}{Q_c X_c} \times 100 \quad (4.1)$$

Onde:

R_{ox} é a recuperação de orto-xileno

Q_{nm} é a vazão de nafta média

Q_c é a vazão de carga

X_{nm} é a composição de orto-xileno na nafta média

X_c é a composição de orto-xileno na carga

4.4 ESTIMATIVA DE BENEFÍCIOS

Segundo Embiruçu (2001), para análise de benefícios econômicos na implementação de melhorias no controle automático de uma unidade, algumas opções podem ser consideradas:

1. *Aceitar o desempenho obtido em outra planta;*
2. *Comparar, através de auditorias, o desempenho atual com o desempenho após a implementação do sistema de controle proposto;*
3. *Fazer avaliação detalhada a priori.*

O primeiro e segundo métodos devem ser adotados quando o responsável pela implantação puder garantir o resultado final do projeto, aceitando as penalidades econômicas proporcionais aos insucessos. Nestes casos, não há muito que fazer sobre estimativas.

Para o último caso, deve ser feita uma avaliação econômica a priori, o que requer métodos analíticos. Considerando que já existe a definição das variáveis que têm um impacto significativo nos objetivos do negócio, seção 4.3, alguns desses métodos são detalhados a seguir. Antes porém, é necessário fazer uma reflexão sobre o que é possível realizar com as variáveis utilizando o controle automático de processo (CAP).

Pelo fato das variáveis não serem bem controladas, e variarem ao longo do tempo, não se consegue, em ambiente industrial, operar exatamente da forma ótima como determinada em ambiente de projeto (Embiruçu, 2001). Em geral, além de operar aproximadamente no ótimo possível, todas as variáveis importantes em uma planta são controladas, mesmo que manualmente. O CAP deve reduzir a variabilidade de algumas variáveis, em detrimento, às vezes, de uma maior variabilidade de outras. Ou, nas palavras de Shunta (1995), “o sistema de controle, na realidade, desloca a variabilidade de um ponto onde ela faz diferença para um outro

ponto onde ela não importa”. Esta redução na variabilidade pode resultar em um ganho na produtividade, redução do consumo de utilidades (p.e.: vapor, água de refrigeração e gás combustível) e, conseqüentemente, um melhor desempenho do processo produtivo.

Sistemas multivariáveis de "Controle Avançado" que utilizam ferramentas de otimização em seus algoritmos (p.e.: um DMC utilizando programação linear ou quadrática) podem ser usados para, além de reduzir a variabilidade, maximizar o desempenho operacional, ou seja, esse tipo de algoritmo pode ser utilizado para ajudar na otimização da condição operacional das unidades (p.e.: quando se penaliza de maneira mais acentuada, na função objetivo, uma variável manipulada que tenha forte relação com o consumo de energia, busca-se uma redução dos custos para produzir).

4.4.1 VARIABILIDADE

Existem, basicamente, dois tipos de causas de variabilidade (*Juran e Gryna, 2000*). As causas “comuns” são perturbações aleatórias, freqüentes e de curta duração, que são inerentes a qualquer processo. Exemplos são variações na pressão de suprimento de vapor, vibrações e turbulências e leves flutuações na composição de matérias-primas. Causas especiais ou determinísticas são perturbações maiores e menos freqüentes, normalmente identificáveis e que podem ser prevenidas. Exemplos disso são o mau funcionamento de equipamentos, erros de operadores, perturbações grosseiras na pressão do vapor, entupimentos e sujeiras, decaimento catalítico e problemas grosseiros com matérias-primas

Certamente é possível observar a variabilidade de um processo, a partir de gráficos de tendência, com o objetivo de se ter uma apreciação grosseira da freqüência e da magnitude da variabilidade em relação à média. Curvas de tendência mostram também desvios da média do processo, ou comportamentos cíclicos, e quando o processo está fora de controle, durante grandes perturbações. No entanto, é difícil quantificar a variabilidade a partir de curvas de tendência. Para isto, existem algumas ferramentas estatísticas, sendo a distribuição de freqüência uma delas (*Shunta, 1995*).

Quando os dados são independentes (não correlacionados) e têm a mesma média e desvio padrão, resulta na denominada distribuição normal ou gaussiana (*Shunta, 1995*). A distribuição normal tem a propriedade de que a média dos dados é igual à mediana ou valor mais central. Portanto, a curva é simétrica em torno da média.

Para usar, sem reservas, as ferramentas e medidas estatísticas, apresentadas a seguir, é necessário que os dados de operação tenham uma distribuição normal de frequência. Contudo, na maioria dos processos químicos existem fontes de variabilidade para as quais o sistema de controle está continuamente tentando compensar, e não é possível assumir cegamente a hipótese da normalidade. Segundo Shunta (1995), uma causa de desvios é a presença de valores muito afastados da média (*outliers*), que produzem uma extremidade mais acentuada do que aquela de uma distribuição normal. Outra razão para desvios pode ser a característica do instrumento de medição. O instrumento pode ter uma pequena faixa de variação da variável para a qual é insensível. Pode também haver uma fronteira em apenas um dos lados do processo. Casos típicos são variáveis que operam em torno do zero, e que não podem assumir valores menores do que zero.

Desvios podem também ser causados por características próprias do processo, como não-linearidades. Um exemplo típico são as colunas de destilação de alta pureza. O sistema é menos sensível em regiões de pureza acima do *setpoint*, razão pela qual mais dados de pureza mais elevada são gerados do que dados de pureza mais baixa, quando o sistema está sob controle em malha fechada. Portanto, a distribuição dos dados de colunas de alta pureza tende a ser desviada em direção a altas purezas. É provavelmente correto dizer que quando se está lidando com materiais de alta pureza, em processos químicos, assumir, a priori, que os dados serão desviados é mais seguro do que assumir a hipótese da normalidade. Uma maneira de compensar o comportamento não-linear é linearizar a medição do processo por uma função de controle com uma característica não-linear oposta. Por exemplo, em colunas de destilação, não é prática incomum controlar o logaritmo da composição, ao invés da composição diretamente.

Uma abordagem comum para lidar com dados não normais é transformá-los de uma maneira tal que a distribuição dos dados transformados seja razoavelmente próxima da distribuição normal. A transformação dos dados é feita simplesmente aplicando uma transformação matemática aos mesmos.

4.4.2 VARIABILIDADE E OBJETIVOS DO NEGÓCIO

Já que a principal tarefa do controle de processos na indústria petroquímica é regular o processo, necessita-se relacionar esta regulação com os objetivos do negócio a fim de que se possa apreciar melhor o valor do controle de processos (*Shunta*, 1995). Essa relação depende do

caso específico em análise. Um exemplo típico é aquele em que a redução da variabilidade permite aproximar o processo de certas restrições, figura 4.2.

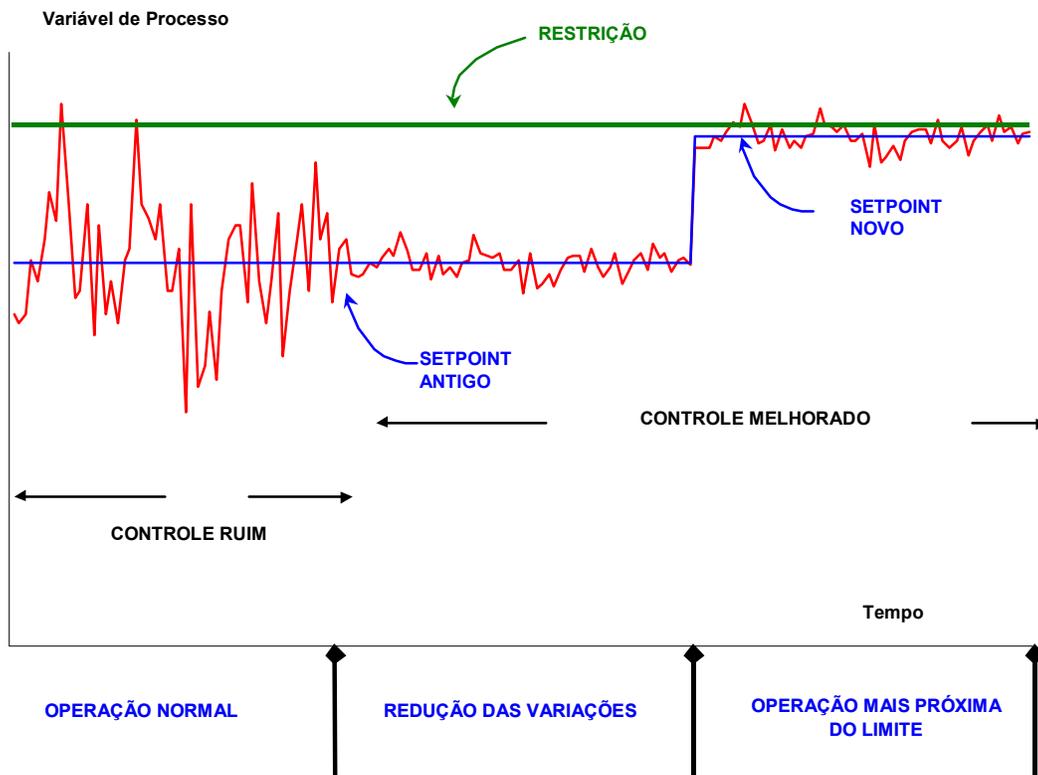


Figura 4.2: Aproximação de Restrições e Otimização do Processo Através da Redução da Variabilidade.

Em muitos processos, a aproximação de algumas variáveis às restrições otimiza a operação e aumenta o lucro. Com grande variabilidade, o valor desejado de determinada variável controlada é ajustado de maneira conservadora longe das restrições. Com a redução da variabilidade é possível se aproximar da restrição mantendo o mesmo nível de violação anterior.

Analisando uma curva de distribuição, em conjunto com os objetivos econômicos do processo, é possível saber o que fazer com a redução da variabilidade (*Embirucu*, 2001), figura 4.3:

- 1. Em certas situações, uma determinada variável está sujeita a limites máximo e mínimo, ou seja as restrições. Neste caso, se os limites têm igual “importância”, e a variável já opera na média e violando de forma igual as duas restrições, a redução de variabilidade por si só já é o ganho econômico. Exemplos típicos destas situações são quando a variável em questão é uma medida de qualidade e a uniformidade dessa é importante. Neste caso, a redução da variabilidade significa um produto mais uniforme e, portanto, de maior qualidade e valor agregado;*
- 2. Em algumas situações podem existir limites máximo e mínimo e muitas violações ao limite mínimo (ou máximo). Neste caso, a redução da variabilidade permite deslocar a média, mantendo as violações no limite máximo (ou mínimo) e reduzindo as violações no limite mínimo (ou máximo);*
- 3. Em outros casos pode existir um limite máximo (ou mínimo) do qual é de interesse econômico se aproximar. Neste caso, a média pode ser deslocada, na direção do limite, mantendo o mesmo nível de incursões além da restrição, e, portanto, aumentando a lucratividade. Outra opção é manter a mesma média e reduzir o percentual de violações, aumentando, por exemplo, o uptime de um equipamento ou unidade. Um balanço econômico determinará qual das opções é a mais apropriada.*

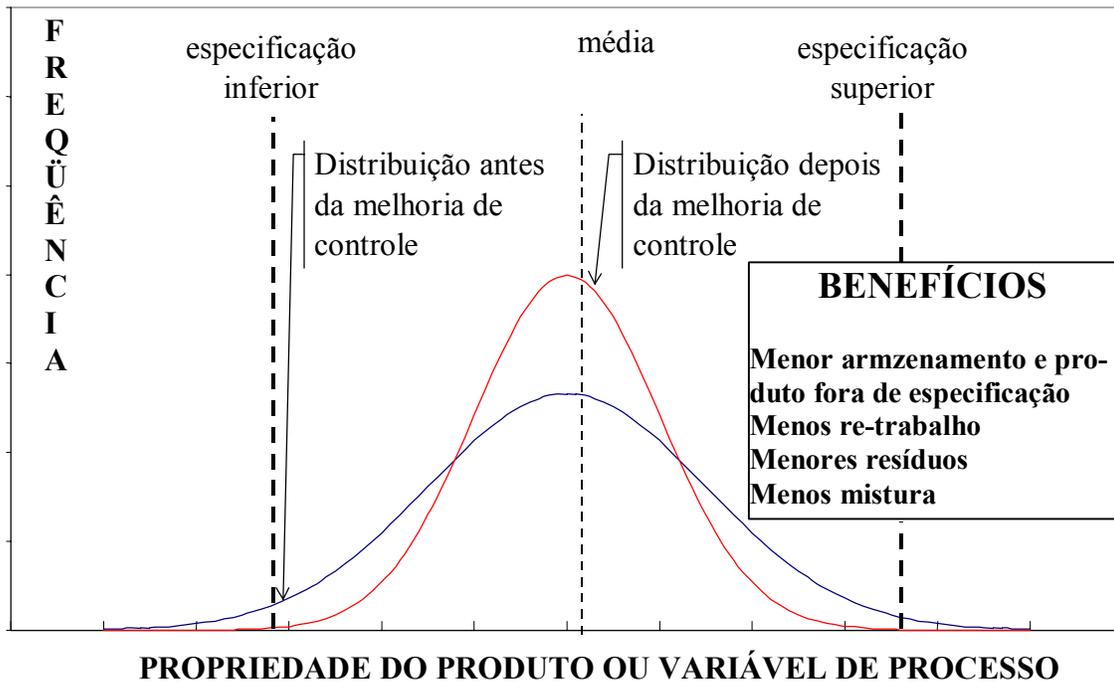
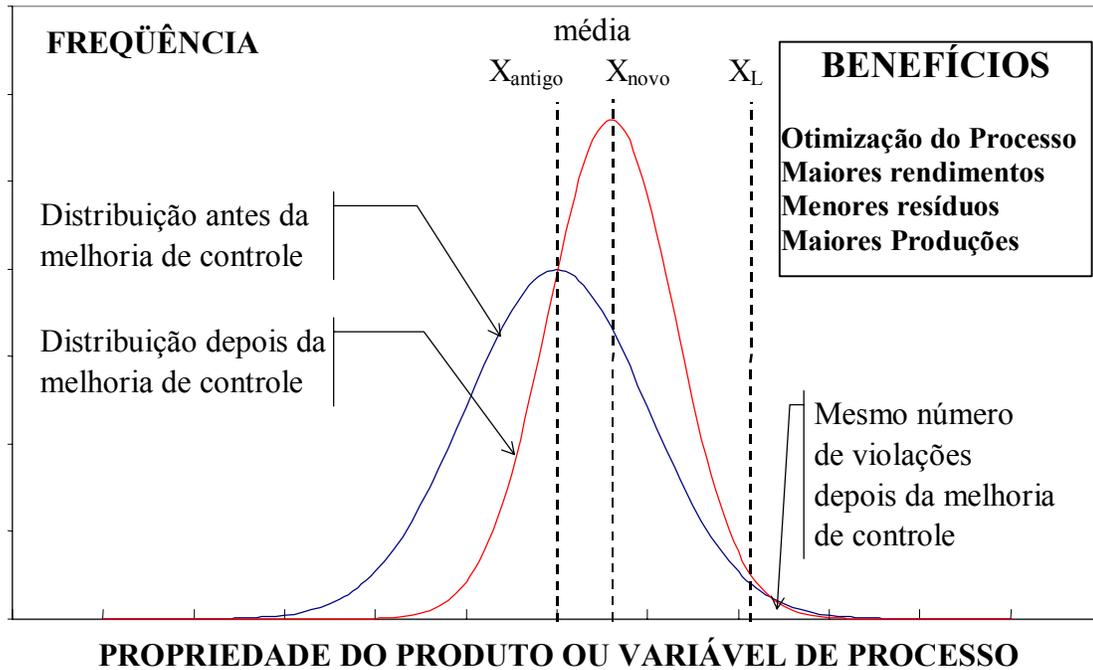


Figura 4.3: Exemplos de Benefícios da redução da variabilidade.

4.4.3 CAPACIDADE MÁXIMA DO PROCESSO E CAPACIDADE ALCANÇÁVEL

Atualmente, com a oferta no mercado de bons aplicativos para coleta e tratamento dos dados de processos, é comum a disponibilidade destes em ambiente industrial. Neste caso, para quantificar a variabilidade, estes dados devem ser coletados em quantidade e frequência estatisticamente significativas, ou seja, de forma a que a variabilidade calculada reflita a real variabilidade do processo (Shunta, 1995). É importante também que os dados sejam coletados sem filtros (p.e.: médias e compressões), ou procedimentos similares (Martin *et al.*, 1991), e em situação operacional “normal”, ou seja, em uma condição típica, livre de anormalidades casuais. Na ausência de dados de planta, uma solução pode vir da disponibilidade de modelos matemáticos. Existem na literatura estudos e propostas de metodologias para avaliação econômica através de complexas simulações computacionais, que não parecem atraentes para o uso cotidiano em plantas industriais, ao menos no estágio atual (Bahri *et al.*, 1994) (Narraway e Perkins, 1993).

No caso onde os dados de processo estão disponíveis, a variabilidade total pode ser calculada através do desvio padrão. Deve-se levar em conta que o controle irá reduzir apenas a variabilidade do processo, desconsiderando a variabilidade referente ao sistema de medição. Neste caso, duas situações podem ser consideradas (Embiruçu, 2001):

1. *A variabilidade de medição é desprezível, o que acontece na maioria das vezes;*
2. *A variabilidade de medição é importante, o que acontece poucas vezes.*

Na primeira situação, o caso é mais simples, já que toda a variabilidade calculada a partir dos dados operacionais pode ser atribuída ao processo. Neste trabalho, considerou-se que a variabilidade de medição era desprezível. Essa situação é a mais comum, uma vez que se o desvio padrão da medição é menor do que 30% do desvio padrão total, o efeito será menor do que 5%. Se o desvio padrão da medição é menor do que 10%, o efeito será menor que 1%, o que é provavelmente muito pouco, e pode ser desprezado (Juran e Gryna, 2000).

Quando o processo está sob um controle inadequado, ou sem controle nenhum, os dados operacionais irão conter desvios de longo prazo, deslocamentos, e ciclos, originados de causas especiais, e mais a variabilidade aleatória inerente das causas comuns (Shunta, 1995). O desvio padrão que inclui a variabilidade de todas essas fontes é o desvio padrão total. A variabilidade mínima ocorre quando o controle estatístico e automático são aplicados de maneira perfeita para

remover a variabilidade provocada por causas especiais, restando apenas a variabilidade inerente ao processo (*Shunta*, 1995). Uma maneira adequada de estimar a mínima variabilidade possível em um processo é através do conceito estatístico de capacidade do processo.

A capacidade de um processo é definida conforme a equação 4.2 (*Kittlitz*, 2001):

$$Cp = \frac{LES - LEI}{6(S_{cap})} \quad (4.2)$$

ou considerando apenas um limite de especificação,

$$Cp = \frac{\bar{X} - LE}{6(S_{cap})} \quad (4.3)$$

onde :

S_{cap} é o desvio padrão da mínima variabilidade alcançável pelo processo;

LES é o limite de especificação superior;

LEI é o limite de especificação inferior;

LE é o limite de especificação;

\bar{X} é a média da variável em análise.

A capacidade, ou capacidade máxima, significa a mínima variabilidade que pode ser alcançada com o processo atual. Qualquer redução adicional nesta variabilidade pode vir apenas a partir de mudanças do processo em si. Capacidade é um termo freqüentemente usado quando se fala a respeito de controle de qualidade e da habilidade de satisfazer as necessidades do cliente (*Embirucu*, 2001). Portanto, a capacidade do processo pode ser definida como a situação de melhor desempenho possível de tal processo, ou seja, uma idealização de controle perfeito ou ideal. A figura 4.4 ilustra o conceito de variabilidade total e capacidade. Se o desvio padrão dos pequenos períodos, onde as causas especiais não têm influência, fosse calculado, este desvio iria refletir o desvio padrão da capacidade, ou desvio padrão da capacidade máxima. Existem dois requisitos para que a capacidade do processo tenha um significado concreto, primeiro é que as

especificações sejam bem conhecidas e apropriadas ao objetivo do negócio. O segundo, é que o desvio padrão deve ser medido quando o processo está sob controle estatístico e os dados exibem uma distribuição normal (Gunter, 1989).

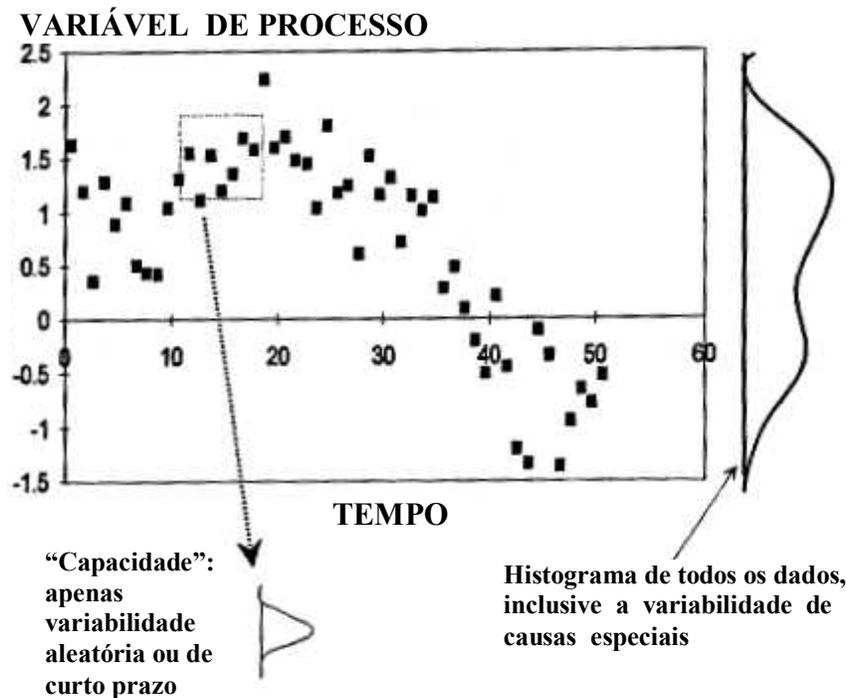


Figura 4.4: Variabilidade Total e Capacidade.

No entanto, na maior parte do tempo o processo irá conter mais do que apenas variabilidade aleatória e, dessa forma, será difícil mensurar o desvio padrão da capacidade diretamente. Uma abordagem possível é estimar o desvio padrão da capacidade a partir dos dados médios. Isso pode ser feito usando dois conceitos (Shunta, 1995):

1. Média da Faixa Móvel (*Average Moving Range*) - \overline{MR} ;
2. Média Quadrática de Diferenças Sucessivas (MSSD, *Mean Square Successive Differences*).

O desvio padrão da capacidade a partir da média da faixa móvel é dado por (OTT et al., 1975) (Wasdworth et al., 1986):

$$S_{cap} = \frac{\overline{MR}}{d_2} \tag{4.4}$$

onde a constante $d2=1.128$ é utilizada para pares de dados. Tomando a diferença entre pontos sucessivos, ao invés da diferença de cada ponto para a média, as variações de longo prazo são canceladas. Olhando a figura 4.4, isto pode ser interpretado como calcular o desvio padrão da variância destacada.

O desvio padrão da capacidade estimado com a MSSD é similar ao método da faixa móvel. Ele também é baseado na diferença de sucessivos pares de pontos:

$$S_{cap} = \sqrt{\sum_{i=2}^n \frac{(X_i - X_{i-1})^2}{2 \cdot (n-1)}} \quad (4.5)$$

Os resultados das equações 4.4 e 4.5 são quase idênticos (*Shunta, 1995*).

Uma maneira alternativa de calcular a capacidade é através do chamado método do “melhor operador” (*Embiruçu, 2001*). Neste caso, é necessário revisar uma série de dados que representa a operação média do processo, e procurar por aqueles períodos de controle mais suave e condições operacionais normais. Estes períodos são então assumidos descrever a capacidade do processo. Portanto, dentro do conjunto completo de dados, deve ser selecionada a região de menor variabilidade. A variabilidade desta região é tomada como a menor variabilidade possível para o processo e, portanto, é considerada a capacidade do processo. Então, pode-se calcular o desvio padrão da capacidade :

$$S_{cap} = \sqrt{\sum_{i=ni}^{ns} \frac{(X_i - \bar{X}_{ni,ns})^2}{(ns - ni + 1 - 1)}} \quad (4.6)$$

onde:

ni e ns representam pontos limites da região identificada como "melhor operador".

Comparando o desvio padrão total com o desvio padrão da capacidade (ou desvio capaz) do processo, é possível estimar o potencial de melhoria na variabilidade com controles estatístico e automático ideais. No entanto, o desvio capaz só é idealmente alcançável. Em geral, o desvio alcançável, através de melhorias no sistema de controle, será maior do que o desvio capaz. A equação 4.7 apresenta uma fórmula desenvolvida por W.H. Feller (*Bailey, 1993*) para estimar o

desvio padrão para um controle de variância mínima, a partir do desvio da capacidade do processo.

$$S_{CAP} = S_{cap} \sqrt{2 - \left(\frac{S_{cap}}{S_{tot}} \right)^2} \quad (4.7)$$

A porcentagem de redução no desvio padrão com melhorias de controle pode então ser calculada através da equação 4.8.

$$\text{Porcentagem de Redução no Desvio Padrão} = 100 \cdot \left(1 - \frac{S_{CAP}}{S_{tot}} \right) \quad (4.8)$$

Segundo Embiruçu (2001), existem poucos casos onde as estimativas mostradas anteriormente falham. Um é quando os dados têm um padrão ziguezague, isto é, quando dados sucessivos movem-se rapidamente entre valores altos e baixos. Isto pode ser um sinal de autocorrelação negativa originada quando um controlador é instável. Quando isto acontece, o desvio padrão da capacidade estimado será maior do que o desvio padrão total. Outros casos são quando os dados possuem *outliers*. No entanto, para a maioria dos casos, os estimadores de capacidade irão funcionar bem.

4.4.4 MÉTODOS ALTERNATIVOS

Existem métodos alternativos para estimar o desvio mínimo alcançável pelo controle automático de processo. Um deles é proposto por Harris (1989), no qual é utilizada uma análise de séries temporais. Já em Stout e Cline (1996), os autores propõem um método que é aplicável somente quando existe relação entre uma variável do processo a um índice de desempenho (p.e.: lucro, taxa de produção e custo), através de uma função polinomial quadrática ou cúbica. Neste caso, o desvio padrão da variável também é utilizado como ferramenta para estimar o benefício econômico.

Quando é usado vapor como fonte de calor para colunas de destilação, é usualmente fácil relacionar a redução no consumo com melhorias no controle de processo. Um controle de composição inadequado, mal ajustado, ou até mesmo em malha aberta, provoca um fenômeno comum na operação de colunas de destilação: os operadores provocam uma super especificação

para garantir a qualidade dos produtos na presença de distúrbios, ou seja, eles fornecem uma quantidade de vapor suficiente para manter a especificação longe do limite ou restrição (Shunta, 1995). Isto provoca um incremento no custo para produzir, pois é utilizado mais vapor do que o necessário para garantir a especificação. Neste caso, uma melhoria, por exemplo no controle de composição, pode gerar uma grande economia no consumo de vapor. Para este tipo de situação, pode-se aplicar o método do melhor operador para identificar a região de melhor condição operacional. Considerando um conjunto de dados coletados em condições normais de operação, seleciona-se, por exemplo, os pontos que representam as menores vazões de vapor e que constituem 30% do total de dados e em seguida calcula-se a média desses valores. Uma vez que esses pontos devem representar os momentos em que a produção é mantida com consumo de vapor reduzido, essa nova média, comparada com a média do conjunto total, representa uma estimativa de quanto se pode reduzir o consumo de vapor, e conseqüentemente, o custo para produzir, devido a melhorias no controle de processo. Essa abordagem considera que em alguns momentos, mantendo a mesmas condições operacionais, alguns operadores, os mais "corajosos", reduzem o consumo de vapor e aproximam as especificações dos limites ou restrições.

4.5 ESTIMATIVA DE BENEFÍCIO ECONÔMICO PARA UFN

Conforme definido na seção 4.3, as variáveis que devem ser analisadas na UFN para estimar o benefício econômico, através de melhorias no controle de processo, são as vazões de vapor da CSH e CSN e a recuperação do orto-xileno em relação a carga. Foram coletados dados de processo de dois períodos em que a unidade operava em condições normais (vazão e composição de carga em níveis normais e estáveis), tabela 4.1. O período de amostragem da recuperação de orto-xileno é de 30 minutos, devido a limitação dos analisadores em linha disponíveis na unidade.

Para calcular a estimativa do benefício econômico, com a redução do consumo de energia, devido a uma nova estratégia de controle proposta para UFN, o método utilizado foi o do melhor operador. A opção por este método foi baseada nas características da UFN: o controle de qualidade das duas colunas opera em manual, os operadores manipulam o vapor como forma de garantir a especificação na presença de grandes distúrbios e o maior custo de utilidades é com o vapor. Ou seja, se em alguns momentos a produção é mantida mesmo fornecendo menos vapor, é porque pode-se garantir que com um controle de qualidade adequado as especificações serão

atingidas com um menor consumo de energia. Neste caso, a distribuição de frequência dificilmente será normal e apenas a redução da variabilidade não representa um ganho real, uma vez que para reduzir o consumo é necessário reduzir a média, garantindo a energia necessária para manter os produtos especificados. As distribuições de frequência para a vazão de vapor são mostradas na figura 4.5. Pode-se verificar no histograma que as distribuições não são normais, sendo possível identificar duas ou três médias de operação, conforme era esperado para o caso da UFN. Ao aplicar o método do melhor operador, na vazão de vapor, teoricamente pode-se considerar o menor nível operacional, contido nos dados coletados em condições normais, como a nova média após a melhoria no controle de processo. Contudo, sendo um pouco conservador, optou-se por usar a média dos 25 % menores valores, ou seja, a média do 1º quartil, como sendo a nova média após as melhorias.

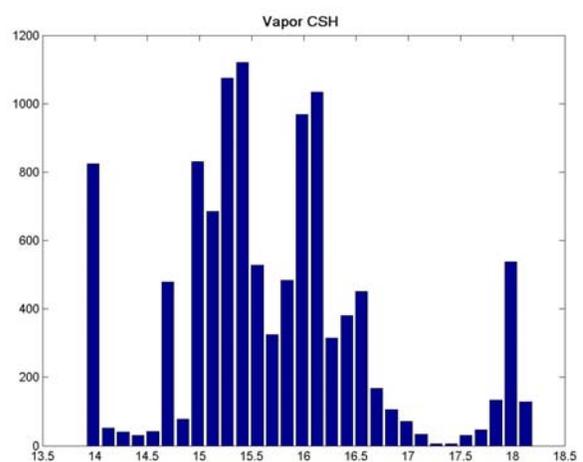
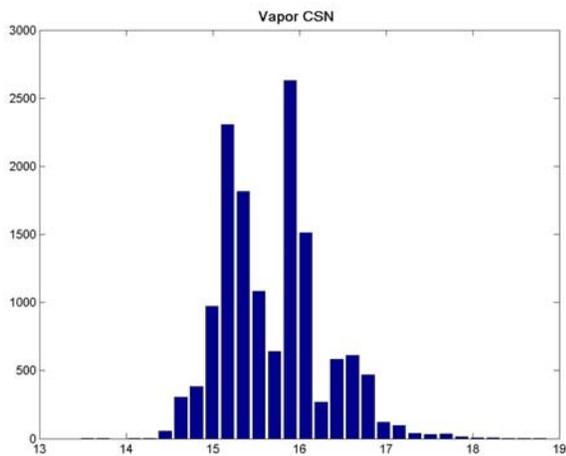
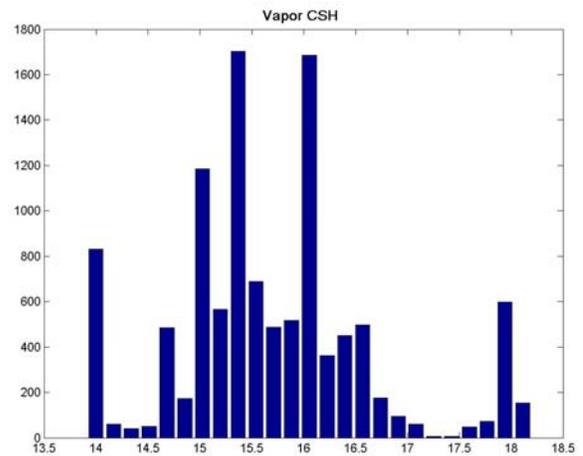
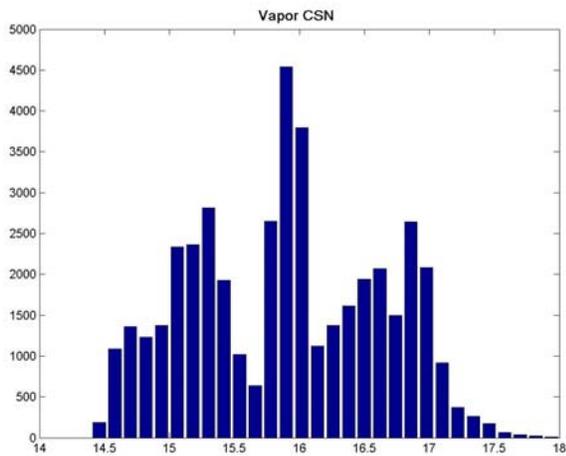
Variáveis	Tempo de operação	Período de amostragem
Vazão de vapor CSH	21 dias	3 min
	30 dias	3 min
Vazão de vapor CSN	21 dias	3 min
	30 dias	3 min
Recup. orto-xileno	21 dias	30 min
	30 dias	30 min

Tabela 4.1: *Dados coletados para análise de benefício econômico*

Comparando a média atual com a nova média estimada, e utilizando o preço da tonelada do vapor praticado no primeiro trimestre de 2003, pode-se estimar a economia por ano com a redução no consumo do vapor. A tabela 4.2 apresenta os resultados obtidos com a aplicação do método do melhor operador. Como cada conjunto de dados foi coletado com a unidade em condições operacionais distintas (composição de carga diferente), o valor da diferença entre as médias (decremento), para cada conjunto de dados, é ligeiramente diferente. Para o cálculo da economia por ano com a energia, foi considerada a média dos decrementos como referência.

Os resultados financeiros com a redução no consumo de vapor, são apresentados na tabela 4.3. A economia total pode ser de R\$ 797.124,08 por ano, um valor considerável para qualquer empresa inserida em um mercado competitivo e globalizado. Como essa unidade representa, aproximadamente, menos de 5% do complexo instalado na Unidade de Insumos Básicos da

Braskem, pode-se facilmente chegar a conclusão que é muito importante manter as malhas de controle operando de maneira adequada, e investir em estudos de viabilidade econômica para novos projetos de controle de processo.



(a)

(b)

Figura 4.5: Distribuição de freqüência da vazão de vapor. a) CSN ; b) CSH.

Variável	Tempo de operação	PP	Média atual	Média estimada	Decremento
Vapor CSH	21 dias	25%	15,70 ton/h	14,60 ton/h	1,10 ton/h
	30 dias	25 %	15,66 ton/h	14,70 ton/h	0,96 ton/h
Vapor CSN	30 dias	25%	15,69 ton/h	15,02 ton/h	0,67 ton/h
	21 dias	25%	15,42 ton/h	14,98 ton/h	0,44 ton/h

Tabela 4.2: Resultados da aplicação do método melhor operador para as vazões de vapor.

Variável	Custo/ton	Média Decremento	Economia/ano
Vapor CSH	R\$ 52,98	1,03 ton/h	R\$ 478.027,94
Vapor CSN	R\$ 66,23	0,55 ton/h	R\$ 319.096,14

Tabela 4.3: Economia por ano com a redução no consumo de energia.

Para recuperação de orto-xileno, foi aplicado o método estatístico baseado na capacidade do processo. A utilização efetiva deste método pressupõe uma distribuição normal dos dados, na figura 4.6 pode-se verificar que visualmente eles seguem uma distribuição normal. Porém, para verificar esta análise preliminar, utilizou-se o teste de hipótese de Kolmogorov-Smirnov (Rotondaro, 2002).

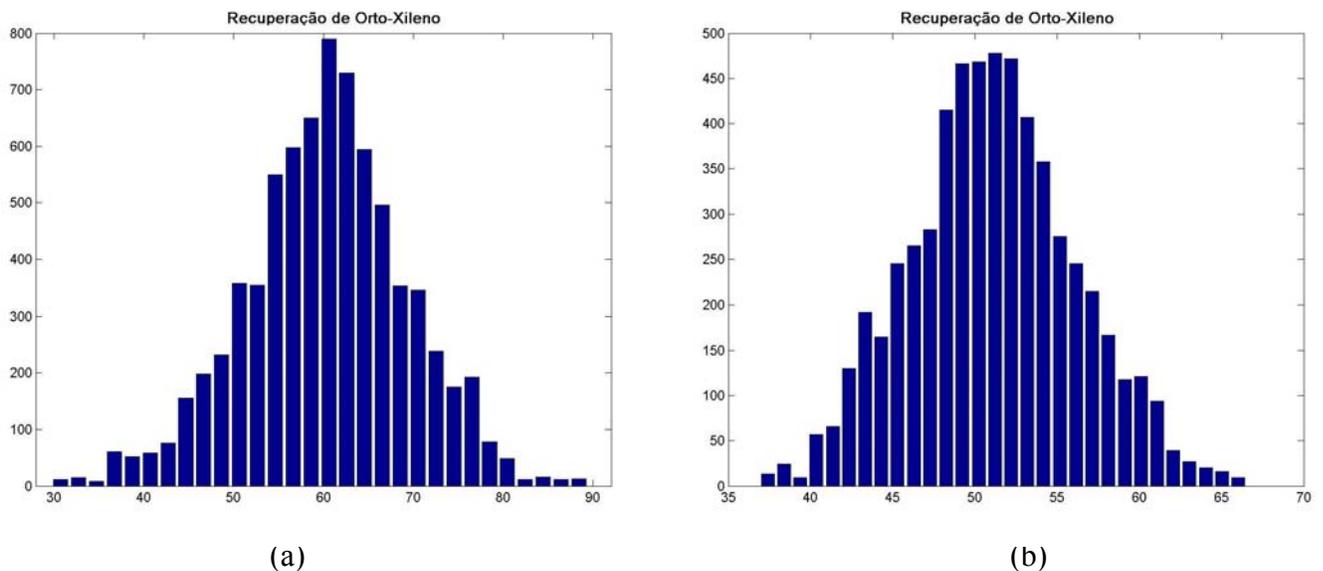


Figura 4.6: Distribuição de frequência da recuperação de orto-xileno. (a) dados 1, (b) dados 2.

Para verificar a normalidade dos dados a seguinte hipótese nula é testada:

H0 : os dados são de população normal

H1 : os dados não são de população normal

O teste de Kolmogorov-Smirnov baseia-se na distribuição empírica dos dados e supõe que os dois parâmetros da distribuição normal são conhecidos. Para aplicação do teste os seguintes passos devem ser seguidos (Rotondaro, 2002):

1. Calcular a média e o desvio padrão da amostra;
2. Calcular $W_i = (X(i) - \bar{X})/S$, $X(i)$'s são os valores da variável, \bar{X} é a média e S o desvio padrão;
3. Calcular $Z_i = \Phi(W_i)$, a probabilidade acumulada de uma normal padrão;
4. Calcular $D^+ = \max\{i/n - Z_i\}$, $D^- = \max\{Z_i - (i-1)/n\}$ e $D = \max\{D^+, D^-\}$;
5. Escolher um nível de significância e verificar na tabela 4.4 o valor crítico correspondente;
6. Rejeitar a hipótese nula se D exceder o valor crítico.

Estatística	Nível de significância – Valor Crítico				
	0,15	0,10	0,05	0,025	0,01
D	0,775	0,819	0,895	0,995	1,035

Tabela 4.4: Valores críticos para o teste de Kolmogorov-Smirnov.

A fonte da tabela 4.4 foi D'AGOSTINO, Ralph B.: STEPHENS, Michael A. (Ed.) *Goodness-of-fit techniques*. New York: Marcel Dekker, 1986. Utilizando o Matlab, o teste de Kolmogorov-Smirnov foi aplicado nos dois conjuntos de dados. Os valores encontrados de D para os conjuntos testados foram: $D1=0,804$ e $D2=0,584$. Considerando o nível de significância 0,05, o valor crítico é 0,895, conforme a tabela 4.4, o que não rejeita a hipótese nula de normalidade dos dados. Portanto, através do teste de Kolmogorov-Smirnov pode-se considerar que os dados da recuperação de orto-xileno possuem distribuição normal.

Como os conjuntos de dados foram coletados com a unidade operando em condições distintas (composição de carga diferente para cada conjunto), as médias de recuperação são diferentes para cada conjunto. O objetivo da UFN, em relação a recuperação de orto-xileno, é

recuperar o máximo possível, desde que outras especificações e restrições não sejam violadas. Seguindo o mesmo raciocínio aplicado no método do melhor operador, no caso da não existência do controle de qualidade, o limite superior da recuperação foi estabelecido como o melhor momento operacional de cada conjunto de dados, ou seja, o limite foi definido como o maior valor de recuperação encontrado em cada conjunto de dados. Na tabela 4.5, tem-se um resumo mostrando a média, o desvio padrão total St e o limite superior para cada conjunto de dados.

Tempo de Operação	Média (%)	St	Limite (%)
21 dias	60.27	9.05	90
30 dias	51.06	5.05	66

Tabela 4.5: Média, desvio padrão total e limite para a recuperação de orto-xileno.

Para o cálculo do desvio padrão da capacidade foram utilizadas as equações 4.4, 4.5 e 4.7. Os resultados são apresentados na tabela 4.6.

No caso da UFN, a redução na variabilidade da recuperação de orto-xileno pode ser usada para elevar a média, aumentando o percentual de recuperação em relação a carga. Com a média atual, os desvios padrões total e alcançável, foram calculadas as novas médias para cada conjunto de dados. Comparando a nova média com a média atual tem-se o incremento esperado com a melhoria no controle processo, tabela 4.6.

Samr	Smsd	S_{CAP}	NM (%)	Incremento (%)
1.42	1.52	2.13	82.99	22.72
1.20	1.22	1.70	61.37	10.30

Tabela 4.6: Resultados da aplicação do método estatístico na recuperação de orto-xileno.

Os resultados mostram sempre uma melhoria em relação a recuperação de orto-xileno. Como a Unidade de Fracionamento de Nafta não especifica produtos finais (sua função é garantir a qualidade e quantidade da carga para Unidade de Reforma Catalítica), não existe uma margem de lucros diretamente associada a esta recuperação. Contudo, pode-se afirmar que se tem um melhor rendimento na Unidade de Reforma Catalítica (URC) em algumas correntes, e

conseqüentemente, um ganho na quantidade de aromáticos produzidos. A UFN é um caso bastante distinto para análise de benefício econômico através de melhorias no controle de processo, além de não ser uma coluna de alta pureza, não especifica produtos finais, mas mesmo assim, fica claro que através de melhorias no controle de processo pode-se ter resultados bastante significativos. Para utilização dos métodos apresentados, em unidades que especificam produtos finais e exigem especificações rígidas, alguns exemplos são encontrados em Shunta (1995).

4.6 CONCLUSÃO

Neste capítulo, a estimativa de benefícios econômicos oriundos da implantação, ou de melhorias, no controle automático de processos, foi discutida dentro de uma perspectiva dos objetivos do negócio. Muitos relatos da literatura dão conta de que o CAP é uma ferramenta que sempre pode trazer benefícios concretos e tangíveis. Apesar desses relatos, e havendo dados de planta disponíveis, o que é cada dia mais verdadeiro, as ferramentas de avaliação podem ser aplicadas com sucesso para estimar estes benefícios. Para isto, é indispensável um correto entendimento do negócio e do processo. Na ausência de dados, procedimentos alternativos, muito mais trabalhosos, podem ser empregados. Também foram analisadas maneiras de utilizar a redução da variabilidade, advinda das melhorias no controle, para beneficiar o processo produtivo, seja na redução do número de não especificações ou na mudança da média operacional.

Uma parte das metodologias analisadas foi aplicada na Unidade de Fracionamento de Nafta, com resultados animadores para continuar com o processo de melhorias no sistema de controle dessa unidade. Considerando que essa unidade representa menos de 5% do complexo instalado na Unidade de Insumos Básicos da Braskem, pode-se facilmente chegar a conclusão que é muito importante manter as malhas de controle operando de maneira adequada, e investir em estudos de viabilidade econômica para novos projetos de controle de processo. Do ponto de vista mais específico do caso analisado, a estimativa mostra ganhos significativos, deixando claro que vale a pena investir nesta direção visando uma maior competitividade para o negócio.

CAPÍTULO 5

MODELAGEM DO PROCESSO

5.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo são apresentadas as etapas realizadas para a determinação do modelo dinâmico do processo. O processo em estudo é uma unidade de fracionamento de nafta que está em operação na BRASKEM. Desse modo, as etapas para modelagem requisitaram cuidados especiais no tocante a realização de testes com a unidade em operação. O maior desafio neste sentido é a realização dos testes sem prejudicar a produção da unidade e garantir que os sinais de excitações sejam adequados para excitar as dinâmicas do sistema.

Na seção 5.2 é aplicado um procedimento que prepara a unidade para a realização dos testes. São apresentados os testes que devem ser realizados na instrumentação, para identificar possíveis problemas nos sensores e atuadores, e os cuidados que devem ser tomados com o sistema de coleta de dados para que o resultado do teste de excitação seja adequado para modelagem. Também é analisado o comportamento das malhas de controle que operam em automático para possíveis ajustes de sintonia. Na seção 5.3 são selecionadas as variáveis que devem ser excitadas e coletadas durante o teste e definidos quais os sinais de excitação serão utilizados. Já as seções 5.4 e 5.3 tratam da execução do teste e tratamento dos dados, respectivamente. Na seção 5.5 apresenta-se a representação linear discreta utilizada para o modelar o processo. Finalmente, a seção 5.6 apresenta a estimativa dos parâmetros do modelo e o procedimento de validação dos mesmos.

Em geral, o teste em planta é considerado a etapa mais crítica de todo projeto, ou melhoria, de sistemas controle (*Jesus, 2000*). Um teste em planta inadequado, pode resultar em um modelo que não represente as dinâmicas essenciais do processo. Vale ressaltar que as atividades realizadas nesta etapa foram as que proporcionaram o maior contato com a unidade, possibilitando um maior conhecimento do processo como um todo. O planejamento das atividades e a experiência dos engenheiros e operadores foram de fundamental importância para o sucesso da modelagem.

5.2 AVALIAÇÃO DA INSTRUMENTAÇÃO E MALHAS DE CONTROLE

Esta avaliação é realizada com o objetivo de minimizar os riscos de insucesso durante a execução dos testes na planta. Nesta fase são identificados os possíveis problemas que deverão ser sanados antes da realização dos testes na planta. Em alguns casos, também são identificadas pequenas melhorias que podem ser implementadas nos sistemas de controle existentes visando melhorar o desempenho dos mesmos. Os seguintes objetivos devem ser avaliados (Shell/Yokogawa, 2001):

1. *Verificar a funcionalidade e condição operacional, e de manutenção, dos instrumentos de campo, analisadores e sistemas de controle;*
2. *Identificar malhas de controle do processo que estejam com desempenho degradado;*
3. *Identificar as causas de mau funcionamento ou desempenho dos instrumentos e sistemas.*
4. *Identificar oportunidades de melhorias.*

As soluções para os problemas identificados nesta avaliação geralmente são:

1. *Manutenção dos instrumentos;*
2. *Modificação em algumas características dos instrumentos (alteração na faixa do instrumento, na localização ou instalação de transmissores, na característica e tamanho das válvulas de controle e substituição de alguns instrumentos);*
3. *Modificação na estratégia ou estrutura de controle (p.e.: inclusão de controle em cascata, mudança na variável monitorada/controlada ou manipulada, mudança da curva característica instalada da válvula de controle);*
4. *Melhoria na sintonia das malhas de controle.*

5.2.1 PROCEDIMENTO UTILIZADO

Inicialmente foram selecionados todos os instrumentos das malhas de controle da Unidade de Fracionamento de Nafta. Em seguida, toda a documentação referente a estes instrumentos foi analisada e catalogada. As malhas foram classificadas por grau de importância para o processo e, assim, definiu-se quais seriam contempladas pela análise em questão. Todas as malhas e instrumentos que têm qualquer impacto na especificação final da UFN foram

inclusos no escopo da avaliação. Especificamente em relação as válvulas de controle, os testes realizados são baseados nas normas ANSI/ISA – 75.25.01 – 2000 e ANSI/ISA – TR75.25.01 – 2000, e estão detalhados de forma especial no procedimento. Detalhes do procedimento seguido para execução da avaliação são apresentados no apêndice A1.

5.2.2 RESULTADOS DA AVALIAÇÃO

Diversos problemas foram detectados durante a avaliação. Alguns instrumentos estavam precisando de manutenção e ajustes (p.e.: descalibrados, problemas de repetitividade, faixas inadequadas, etc...), algumas válvulas estavam mal dimensionadas e outras necessitavam de manutenção. Foi verificado que a malha de controle de pressão da 1ª coluna da UFN apresentava oscilações e freqüentemente era colocada em manual pelos operadores, requerendo um ajuste na sintonia. Já a malha de controle de temperatura do refluxo, da mesma coluna, deveria ser analisada em relação a sua estrutura de controle. A seguir são apresentados detalhes sobre as soluções aplicadas nos problemas encontrados.

Foi realizada manutenção nos instrumentos em que a continuidade operacional da unidade não era afetada pela mesma. As válvulas que tinham condições de serem removidas com unidade em operação foram para manutenção, já as que apresentavam problemas quanto ao dimensionamento (p.e.: tamanho do corpo e curva característica inerente inadequados) não foram substituídas, pois seria necessário um investimento que não estava disponível no momento. Porém, foi constatado que essas válvulas não influenciariam os resultados da modelagem, por serem válvulas que não seriam manipuladas, direta ou indiretamente, durante o teste. Esta análise só foi possível após a definição das variáveis que seriam coletadas durante o teste, conforme será visto mais a frente.

Conforme descrito na seção 5 do capítulo 3 o controle de pressão da 1ª coluna da UFN é realizado por uma estratégia de faixa dividida (*split range*) no vaso de topo de condensado. Verificou-se que essa pressão estava oscilando demasiadamente e a malha de controle freqüentemente era aberta para que a pressão fosse estabilizada manualmente. Na figura 5.1 pode-se verificar a estratégia de controle em *split range* utilizada nessa coluna. A figura 5.2 mostra a pressão de topo onde fica evidente a sua variação e sua influência no perfil de temperatura da 1ª coluna da UFN.

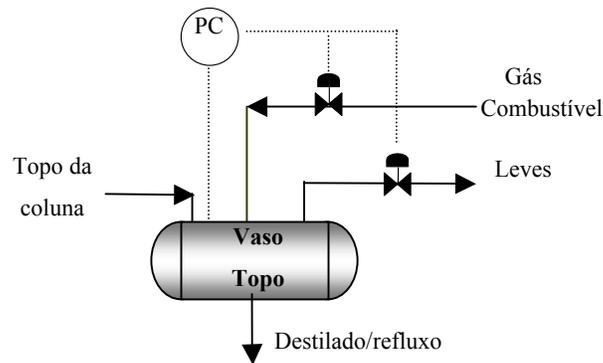


Figura 5.1: Controle Split Range no topo da 1ª coluna da UFN.

Devido a importância de se manter a pressão constante foi feita uma análise desse controle e decidido implementar uma nova sintonia. Para sintonizar a malha foi realizado um teste em degrau e obtida a função de transferência em malha aberta. Inicialmente a malha foi aberta e aguardado que a pressão estabilizasse. Em seguida foram aplicados degraus de 20% na variável manipulada nos dois sentidos (+/-), respeitando o tempo de resposta observado durante o teste. Como na estratégia *split range* o sinal de controle é enviado para duas válvulas distintas, o teste foi realizado levando em consideração que a permutação das válvulas ocorre quando o sinal de controle atinge 50%. O resultado do teste é ilustrado na figura 5.3.

Com os dados gerados no teste e utilizando o método de resposta ao degrau, no qual a identificação se baseia em 63% do valor total de variação para obter a constante de tempo e no tempo que o sistema demora a responder a excitação para o cálculo do tempo morto (Ogata, 2003), foram determinados os parâmetros de um sistema de 1ª ordem, equação 5.1. A estimativa da função de transferência foi realizada utilizando o aplicativo comercial *Control Station*. A figura 5.4 mostra uma comparação gráfica e o somatório do erro quadrático (SSE, *sum of squared errors*) entre a saída do modelo de 1ª ordem, mais tempo morto, e os dados coletados do processo.

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{0,0212e^{-3,835S}}{13,22s + 1} \quad (5.1)$$

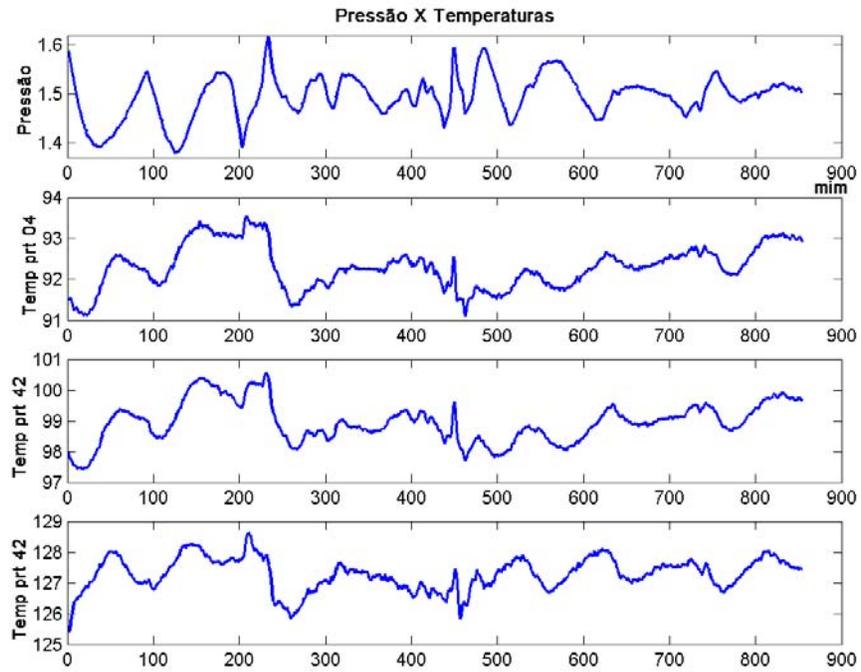


Figura 5.2: Variação do perfil de temperatura devido a pressão.

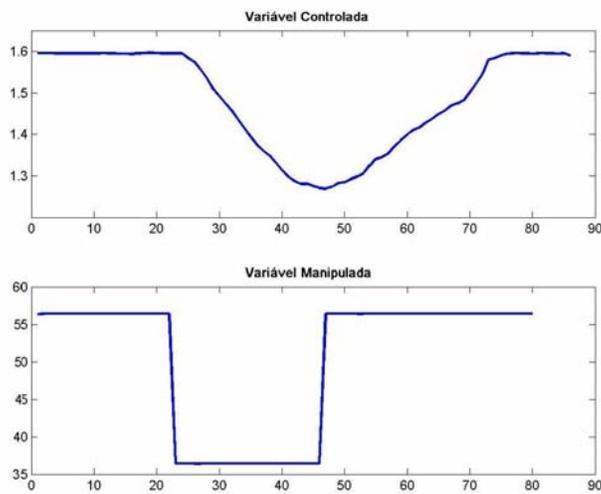


Figura 5.3: Resultado do teste na malha de pressão da CSH.

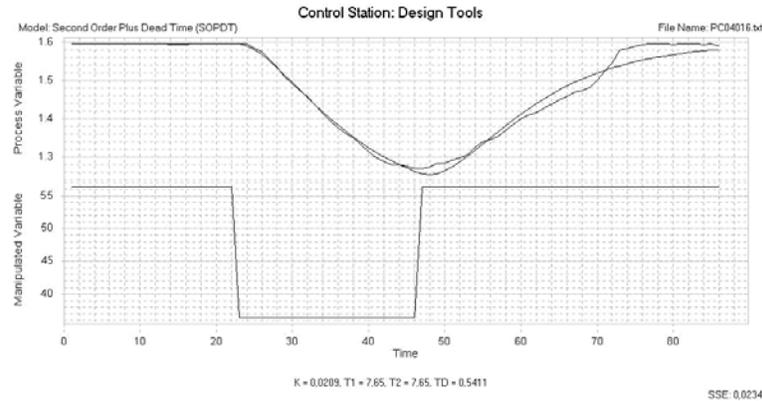


Figura 5.4: Comparação do modelo com os dados coletados para pressão da CSH.

Utilizou-se o algoritmo de Sintonia Ótima de Controladores industriais, implementado no Matlab (Kalid, 2000), para encontrar uma sintonia rápida e estável para a malha de pressão. Para maiores detalhes sobre o algoritmo utilizado para encontrar os parâmetros de sintonia consulte Kalid (2000). Conforme pode-se constatar na figura 5.5 a nova sintonia possibilitou uma sensível melhora no comportamento da pressão e, conseqüentemente, uma operação mais estável da coluna. Outro benefício foi constatado através da continuidade operacional da malha de controle, que passou a operar sempre em automático ao contrário do que acontecia antes.

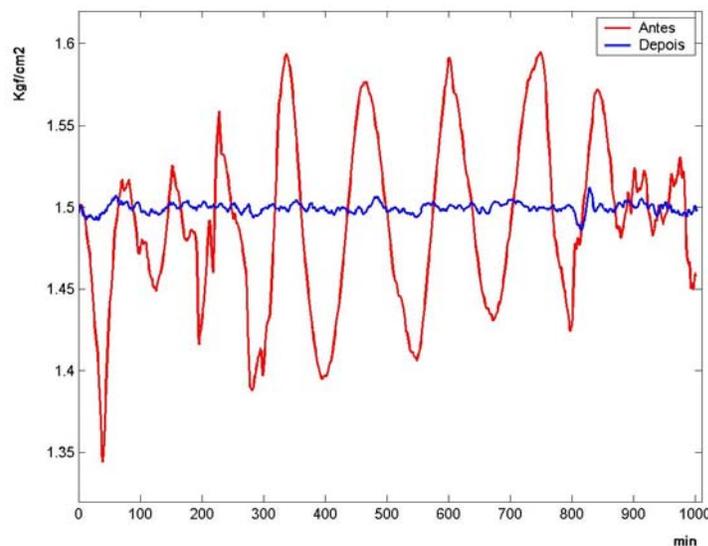


Figura 5.5: Comparação do comportamento da pressão antes e depois da sintonia.

O controle de temperatura de refluxo da 1ª coluna da UFN tem como objetivo manter a temperatura do refluxo no valor desejado. Para isto, utiliza-se um algoritmo PID que tem como variável manipulada a velocidade de rotação dos ventiladores que condensam a corrente do topo da coluna, conforme se verifica na figura 5.6. A temperatura do refluxo apresentava oscilações e freqüentemente a malha era aberta pelos operadores. Foi identificado que essas oscilações tinham como principal causa a proximidade do ponto de medição de temperatura com os ventiladores. Essa proximidade fazia com que a temperatura medida oscilasse bastante devido a instabilidade do estado físico e do escoamento do fluido nesse ponto. Além disso, a variável que realmente se deseja manter sobre controle é a temperatura do refluxo e não a temperatura da corrente de topo. Mesmo que o controle conseguisse estabilizar a temperatura de saída dos ventiladores, não havia garantia de que a temperatura do refluxo estaria estável, pois era desconsiderada qualquer perturbação (p.e.: mudança na temperatura ambiente e mudança no equilíbrio termodinâmico do vaso de topo) que ocorresse entre a saída dos ventiladores e a entrada na coluna.

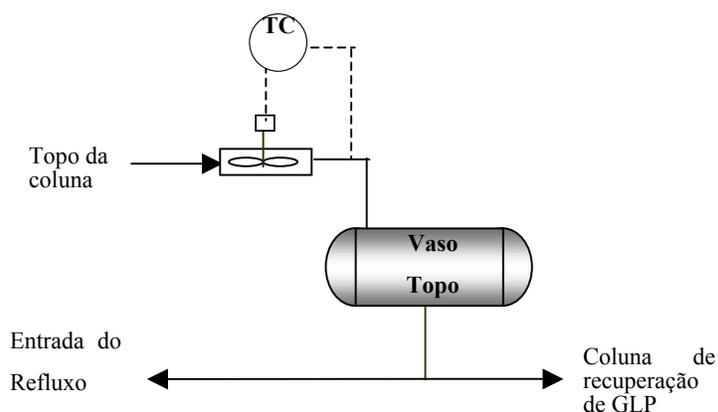


Figura 5.6: Controle da temperatura do refluxo da 1ª coluna da UFN.

Identificado o problema foi proposta uma nova estrutura que utilizava como variável controlada a temperatura da corrente de saída do vaso de topo, figura 5.7. Este ponto de medição era o mais próximo, entre os disponíveis, da entrada do refluxo na coluna. Uma vantagem dessa estrutura é a utilização da capacitância do vaso para absorver perturbações oriundas da condensação através dos ventiladores. A nova malha foi sintonizada seguindo os mesmos passos utilizados para ajustar a malha de pressão, e o resultado pode ser visto na figura 5.8, onde são comparados os comportamentos da temperatura antes e depois da mudança.

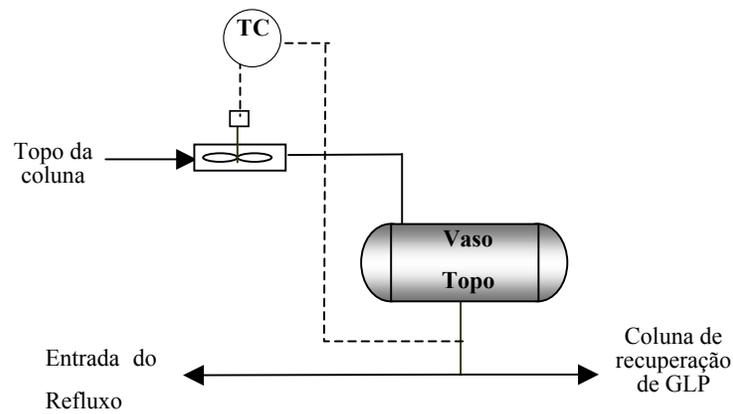


Figura 5.7: Nova estrutura da malha de controle da temperatura do refluxo.

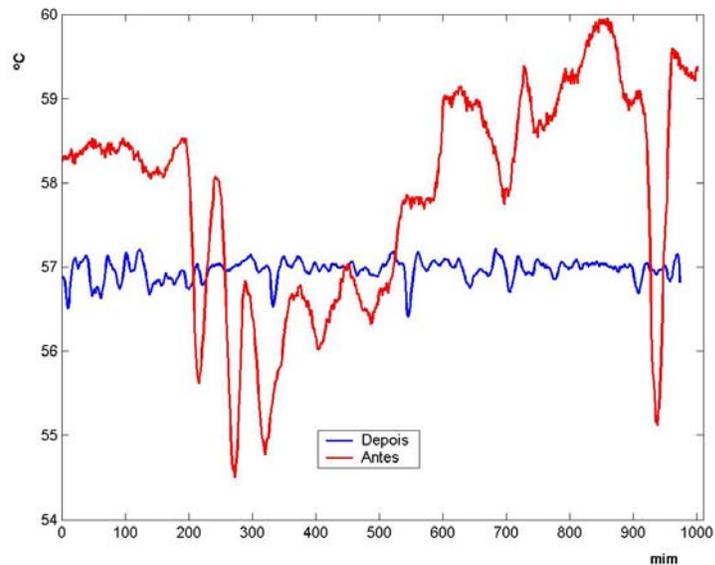


Figura 5.8: Comparação do comportamento da temperatura antes e depois mudança.

5.3 PLANEJAMENTO DOS TESTES PARA OBTENÇÃO DOS DADOS

Nesta etapa devem ser definidas as variáveis a serem acompanhadas e coletadas, a forma, a amplitude e a frequência de excitação a ser aplicada e o estado estacionário em torno do qual serão realizados os testes. Também é necessário elaborar uma sistemática para a coleta das

variáveis. Faz parte dessa sistemática a coleta de dados em laboratório, dados de campo e dados disponíveis em sistemas digitais, tais como o SDCD (Sistema Digital de Controle Distribuído).

Esta etapa é de fundamental importância para o sucesso da modelagem. Kister et al. (1997), num trabalho de simulação para prever os efeitos do aumento de capacidade em uma coluna, ilustra como dados ruins podem conduzir a conclusões falsas sobre o processo real.

5.3.1 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS

A definição das variáveis a serem acompanhadas e coletadas foi feita com base nas informações da equipe de engenharia e dos operadores que trabalham na unidade, no conhecimento das potenciais variáveis que seriam usadas para o sistema de controle e no grau de importância de algumas variáveis para o processo. Desta forma, foram selecionadas variáveis como o nível e a pressão, pela importância que estas têm para operação estável das colunas, todos os pontos disponíveis de medição de temperatura nos pratos, pela provável utilização de uma dessas variáveis para controle, além das perturbações mensuráveis mais comuns, como temperatura de refluxo e vazão e temperatura de carga. As variáveis controladas e manipuladas serão definidas na seção 2 do capítulo 6. Os possíveis pratos que teriam sua temperatura usada como variável de controle, foram sugeridos pela equipe de engenharia baseado em sua experiência e conhecimento na operação da unidade. Atualmente, esses pontos são utilizados para inferir a composição da corrente de nafta média, ou seja, manualmente o operador mantém a temperatura de alguns pratos em determinado valor e garante a especificação da nafta média. Outro ponto importante foi a definição de quais variáveis seriam excitadas. Como o objetivo do teste era obter o modelo dinâmico do sistema optou-se por excitar todas as variáveis possíveis de manipulação e que tem importância para operação da coluna, tais como vazões de refluxo, de carga, de vapor e de retirada de fundo. Foram previstos testes específicos para os níveis de fundo das colunas. A tabela 5.1 mostra as variáveis que foram coletadas e acompanhadas durante o teste. Elas foram classificadas da seguinte forma:

1. **Manipuladas:** variáveis que seriam manipuladas para excitar o sistema.
2. **Observadas:** variáveis que deveriam ter as respostas às excitações observadas. Essas são as variáveis candidatas a controladas.

3. **Monitoradas:** *variáveis que deveriam estar estáveis e em seus valores de operação normal para que não influenciasses no resultado do teste. Essas variáveis deveriam ser acompanhadas durante o teste.*
4. **Perturbações:** *Variáveis que são perturbações não manipuladas, mas conhecidas, e que deveriam ser coletadas para posterior identificação.*

Coluna	Descrição	Classificação p/ o teste
CSH	Vazão de refluxo	MANIPULADA
CSH	Vazão de vapor	MANIPULADA
CSH	Vazão de carga	MANIPULADA
CSH	Nível do vaso de carga	MONITORADA
CSH	Nível de topo	MONITORADA
CSH	Pressão do vaso de topo	MONITORADA
CSH	Relação Vapor / Carga DA-104	MONITORADA
CSH	Razão de refluxo (Refluxo/Destilado)	MONITORADA
CSH	Composição do fundo (grupamento C6)	MONITORADA
CSH	Composição do fundo (grupamento C7)	MONITORADA
CSH	Recuperação de C6	MONITORADA
CSH	Recuperação de C7	MONITORADA
CSH	Composição do topo (grupamento C6)	MONITORADA
CSH	Composição do topo (grupamento C7)	MONITORADA
CSH	Nível de fundo	OBSERVADA
CSH	Temperatura do prato #16	OBSERVADA
CSH	Temperatura do prato #04 (topo)	OBSERVADA
CSH	Delta de temperatura #04-#16	OBSERVADA
CSH	Temperatura de fundo	OBSERVADA
CSH	Temperatura do prato #42	OBSERVADA
CSH	Temperatura do refluxo (saída do tambor)	PERTURBAÇÃO
CSH	Composição da carga (grupamento C6)	PERTURBAÇÃO
CSH	Composição da carga (grupamento C7)	PERTURBAÇÃO
CSH	Composição da carga (n-nonano)	PERTURBAÇÃO
CSH	Composição da carga (O-X)	PERTURBAÇÃO
CSH	Temperatura de carga líquida	PERTURBAÇÃO
CSN	Vazão de refluxo	MANIPULADA
CSN	Vazão de vapor	MANIPULADA
CSN	Vazão de carga (fundo da DA-104)	MANIPULADA
CSN	Pressão do vaso de topo	MONITORADA
CSN	Relação Vapor / Carga DA-105	MONITORADA
CSN	Razão de refluxo (Refluxo/Destilado)	MONITORADA
CSN	Nível de topo	MONITORADA
CSN	Nível do pote de condensado de vapor para refeedor	MONITORADA
CSN	Recuperação de O-X no topo	MONITORADA
CSN	Teor de n-nonano no topo	MONITORADA

CSN	Nível de fundo	OBSERVADA
CSN	Temperatura do prato #05	OBSERVADA
CSN	Temperatura do prato #33 (seção de fundo)	OBSERVADA
CSN	Temperatura do prato #45 (seção de fundo)	OBSERVADA
CSN	Temperatura do fundo	OBSERVADA
CSN	Composição da carga (grupamento C6)	PERTURBAÇÃO
CSN	Composição da carga (grupamento C7)	PERTURBAÇÃO
CSN	Recuperação de C6+	PERTURBAÇÃO
CSN	Recuperação de C7	PERTURBAÇÃO
CSN	Temperatura da carga	PERTURBAÇÃO
CSN	Temperatura do refluxo	PERTURBAÇÃO

Tabela 5.1: Variáveis coletadas no teste.

Também foi planejado e realizado um pré-teste com o objetivo de coletar algumas informações preliminares como: estimativa do tempo de resposta, conhecimento prévio do comportamento dinâmico, magnitude do sinal de excitação e grau de dificuldade para realização do teste. O pré-teste foi realizado através da aplicação de um degrau em cada variável manipulada.

5.3.2 SINAIS DE EXCITAÇÃO E ESTADO DAS MALHAS DE CONTROLE DURANTE O TESTE

Outro aspecto importante no planejamento do teste é a definição dos sinais de entrada que serão utilizados para excitar o sistema. Diversos tipos de sinais podem ser usados para excitar o processo (p.e.: pulso, degrau ou PRBS-*Pseudo-Random Binary Sequence*). Segundo Rivera (2002) a escolha do sinal pode ser justificada intuitivamente com base na expressão de variância assintótica, equação 5.1. A relação entrada/ruído μ/λ tem influência na variabilidade do modelo estimado. Condições de alto ruído requerem conjuntos de dados maiores e/ou grande magnitude do sinal de excitação. Na ausência de ruídos um simples teste de degrau ou pulso é suficiente.

$$\text{Variância dos Parâmetros do Modelo} \sim \frac{n}{N} \frac{\lambda}{\mu} \quad (5.1)$$

Onde:

n é o número de parâmetros do modelo.

N é o número de dados coletados, ou o tamanho do conjunto de dados, λ representa a variância do distúrbio (ou ruído).

μ é a variância do sinal de excitação.

Do ponto de vista relevante ao controle, é evidente que nem todos os modos da planta precisam ser excitados em um teste para identificação do processo. Contudo, é importante incluir informações sobre a frequência de corte do sistema, a qual é usualmente correspondente a largura de banda de malha fechada. Além disso, para uma identificação consistente o sinal de excitação deve satisfazer o requerimento de excitação persistente (Ljung, 1987). A seguinte diretriz serve como uma razoável estimativa para a banda de frequência sobre a qual o sinal de excitação é requerido (Rivera *et al.*, 2000):

$$\frac{1}{\beta_s \tau_{dom}^H} \leq \omega \leq \frac{\alpha_\delta}{\tau_{dom}^L} \quad (5.2)$$

onde:

τ_{dom}^H é a maior estimativa da constante de tempo dominante do sistema.

τ_{dom}^L é a menor estimativa da constante de tempo dominante do sistema.

β_s é um fator inteiro que representa o tempo de acomodação do sistema (p.e.: para $T_{95\%}$, use 3; para $T_{99\%}$ use 5, etc.).

α_δ é um fator que representa a velocidade da resposta em malha fechada.

α_δ é determinado como múltiplo da constante de tempo da resposta do sistema em malha aberta. Uma análise mais detalhada para definição do sinal de excitação é encontrada em Ljung (1999).

Para este trabalho, inicialmente, foi considerada a possibilidade de usar uma excitação tipo PRBS, porém devido a limitação técnica do SDCD para implementação desse sinal essa hipótese foi descartada. Assim, o procedimento descrito a seguir foi adotado na escolha do sinal de excitação.

Considerando a impossibilidade prática de medir a variância dos distúrbios desconhecidos e pelo fato de não se ter uma boa estimativa das ordens dos modelos, a alternativa encontrada para obter uma menor variância nos parâmetros do modelo, equação 5.1, foi considerar os sinais de excitação com a maior magnitude possível e a coleta de um grande conjunto de dados, no mínimo 15 horas para cada teste. Assim, procurou-se maximizar a relação sinal de entrada/ruído μ/λ , e em conjunto com um N elevado, minimizar a variância dos parâmetros do modelo. A definição da magnitude para cada entrada foi realizada em conjunto com os engenheiros

responsáveis pela unidade. Utilizando a experiência e o conhecimento dessas pessoas, junto com os resultados do pré-teste, os valores foram determinados com o compromisso de se ter a maior magnitude possível sem comprometer a continuidade operacional da unidade.

Para equação 5.2 os valores estimados da maior e menor constantes de tempo foram obtidos através do pré-teste e considerados como os das saídas mais rápida e mais lenta do processo. O valor de α_s foi escolhido de forma conservadora como duas vezes o tempo de resposta da dinâmica mais lenta observada no pré-teste, e o valor de β_s como cinco. Obtidas as faixas de frequência requeridas para os sinais de excitação, através da equação 5.2, foi definido um sinal composto por uma seqüência de degraus que atendesse a faixa necessária para cada variável de entrada. Considerando a magnitude do degrau permitida para cada entrada a ser excitada, tabela 5.2, a seqüência foi obtida através de testes com diversas seqüências diferentes até se encontrar uma forma que atendesse a todas as faixas de frequências requeridas. Esse procedimento foi realizado utilizando as ferramentas de identificação de sistemas (*System Identification Toolbox*) do Matlab.

A seqüência de degraus aplicada em cada variável de entrada é apresentada na figura 5.9. A duração de cada degrau está em percentagem do tempo de resposta mais lento do sistema para cada variável excitada.

Utilizando uma seqüência de degraus com tempos de duração diferentes, ao invés de um único degrau ou pulso, que seria a alternativa mais simples, o conjunto de dados fica completo no sentido de facilitar a verificação das dinâmicas, além de diminuir a probabilidade de repetição do teste por problemas não percebidos durante o mesmo, ou seja, caso parte dos dados fossem afetados por alguma perturbação desconhecida, pode-se eliminar essa parte e utilizar o resto do conjunto sem a necessidade de repetir o teste.

O estado das malhas de controle, durante a realização dos testes, foi definido conforme a seguir:

1. *Malhas de nível em automático;*
2. *Malhas de qualidade em manual;*
3. *Malha de temperatura de refluxo da CSH em automático;*
4. *Malhas de pressão em automático;*

5. Malhas de vazão em automático;

Coluna	Descrição	Magnitude	Unidade
CSH	Vazão de refluxo	4	ton/h
CSH	Vazão de vapor	1,5	ton/h
CSH	Vazão de carga	6	ton/h
CSN	Vazão de refluxo	4	ton/h
CSN	Vazão de vapor	800	Kg/h
CSN	Vazão de carga (fundo da DA-104)	2	ton/h

Tabela 5.2: Amplitude para cada seqüência de degraus.

Segundo Kister (1990), existem basicamente cinco variáveis a serem controladas em uma coluna típica. Três delas, pressão e os dois níveis, são controladas para garantir condições estáveis de operação, e as outras duas, composições dos produtos, são controladas para garantir as especificações do produto. O objetivo da configuração proposta acima foi garantir a estabilidade operacional da unidade através de controles de nível e pressão satisfatórios.

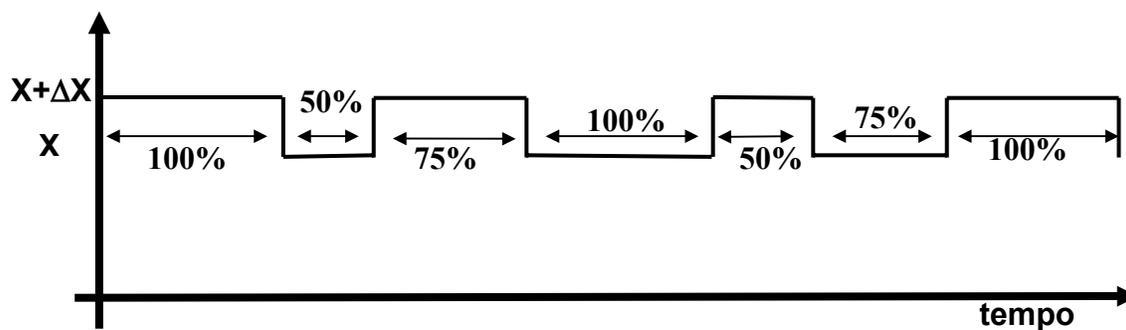


Figura 5.9: Seqüência de degraus aplicada a cada variável manipulada.

5.3.3 ESTADO ESTACIONÁRIO DA UNIDADE E SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE DADOS.

Foi definida a realização de duas bateladas de testes em momentos operacionais distintos com o objetivo de captar as dinâmicas nos pontos de operação mais frequentes. Esses pontos foram identificados basicamente em função da composição de carga em que a unidade estava operando.

Outra definição a ser feita é como se dará a aquisição dos dados. Nesta unidade existe um sistema de aquisição de dados onde é armazenado todo o histórico das variáveis, o que facilitou bastante essa tarefa. Esse sistema de aquisição permite a coleta no formato de planilhas do aplicativo Microsoft Excel, de onde pode-se exportar os dados para o formato do aplicativo que será usado para identificação. Alguns parâmetros do sistema de aquisição foram ajustados especificamente para o teste. O mais importante desses ajustes é a inibição do algoritmo de compressão, realizado por quase todo sistema desse tipo antes do armazenamento na base de dados. Essa compressão poderia provocar perda de informação de algumas dinâmicas do sistema ou provocar erros em medidas como desvio padrão e variância. Outro aspecto importante é o tempo entre as amostras a ser utilizado para coleta dos dados. Com algum conhecimento sobre os tempos de respostas do sistema e com a possibilidade de aumentar o período de amostragem após a coleta dos dados, optou-se por manter a taxa padrão de uma amostra por minuto utilizada pelo sistema de aquisição.

5.3.4 TESTE NOS NÍVEIS

Os testes com o objetivo de gerar dados para identificação dos modelos dinâmicos dos níveis são diferenciados dos demais pela condição das malhas de controle e pelo sinal usado para excitar o sistema. Como o nível tem o comportamento de um sistema integrador, foi utilizado como sinal de excitação apenas uma seqüência de dois degraus, um positivo e outro negativo, em cada variável manipulada. As amplitudes e as variáveis excitadas durante o teste estão na tabela 5.3. O procedimento definido foi basicamente aplicar um degrau com o nível no estado de operação normal (próximo de 50%) e aguardar até que ele atingisse um valor limite (próximo de 80%), em seguida estabilizar o nível e aplicar outro degrau no sentido oposto aguardando até que atingisse o limite inferior (próximo de 20 %).

As condições das malha de controle durante a realização do teste nos níveis foram as seguinte:

1. *Malha de nível em manual (apenas aquela que estiver sendo observada).*
2. *Malhas de qualidade em manual.*
3. *Malha de temperatura de refluxo da CSH em automático.*
4. *Malhas de pressão em automático.*
5. *Malhas de vazão em automático.*

Coluna	Descrição	Amplitude Degrau	Unid
CSH	Vazão de carga DA-104	6,0	ton/h
CSH	Vazão de refluxo DA-104	4,0	ton/h
CSH	Vazão de fundo DA-104 (carga DA-105)	4,0	ton/h
CSN	Vazão de refluxo DA-105	4,0	ton/h
CSN	Vazão de fundo DA-105	3,0	ton/h

Tabela 5.3: *Amplitude para cada seqüência de degraus.*

5.3.5 RECOMENDAÇÕES GERAIS

Com o objetivo de manter a operação adequada da planta, as seguintes recomendações foram adotadas para a realização dos testes:

1. *Deve ser formulada uma planilha com as informações específicas do procedimento para cada teste (p.e.: magnitude e tempo de duração de cada degrau e variável a excitar) e contendo campos para anotações de itens importantes (p.e: hora do início e fim de cada teste). Também deve ser disponibilizado um formulário para ocorrências (p.e.: ocorrência de distúrbios e manobras durante o teste);*
2. *Antes do teste, os operadores devem ser esclarecidos sobre os objetivos e procedimentos a serem realizados;*

3. *Os testes devem ser executados com a unidade em condição estável ou normal de operação;*
4. *Nenhuma excitação em degrau deve ser executada durante os transientes da unidade. Após qualquer alteração executada deve-se aguardar que a mesma atinja o estado estacionário e só então iniciar o teste programado;*
5. *Não promover durante o teste qualquer evento que possa causar perturbação no processo, a não ser que o mesmo seja realmente necessário (p.e.: troca de bombas e mudanças no estado operacional). Caso a alteração no processo seja imprescindível, deve-se evitar que a mesma ocorra no instante em que for aplicado um degrau para o teste;*
6. *Qualquer evento causador de perturbação no processo deve ser registrado no formulário de ocorrências, indicando horários de início e fim;*
7. *Durante o teste as malhas de controle descritas no item 5.3.2 não deverão ter seu estado (manual/automático) alterado;*
8. *Durante as excitações na carga o balanço de massa (níveis de topo e fundo) pode oscilar, mas não deve comprometer a continuidade operacional;*
9. *As especificações das correntes de topo e fundo podem sofrer alterações durante o teste e por isso devem ser acompanhadas. Mesmo as medições feitas no laboratório, através de amostras coletadas, devem ter sua periodicidade programada com um período de no máximo 4 horas;*
10. *A pressão nos equipamentos CSH, CSN e CRG devem ser controladas de forma que as variações estejam dentro do permitido, ΔX : 0,04 kgf/cm²; 0,08 kgf/cm² e 0,5 kgf/cm²; respectivamente. Esses limites foram estabelecidos como faixas de perturbações que o sistema pode absorver sem comprometer sua estabilidade.*

5.4 EXECUÇÃO DO TESTE

Os testes foram realizados sem descontinuidade e divididos em duas etapas de 5 dias. Esta divisão foi motivada pela necessidade de se obter dois conjuntos de dados distintos, um conjunto usado para estimativa dos coeficientes e o outro para validar o modelo. Para realizar o teste foram formadas duas equipes, cada uma com dois engenheiros, que se revezaram dia e noite durante os 3 primeiros dias e a cada dia durante o resto do teste. Optou-se por esse acompanhamento contínuo, durante os 3 primeiros dias, com o objetivo de treinar os operadores na execução do procedimento. Após esses dias os operadores conduziam o teste sozinhos durante a noite. Nas figuras 5.10 e 5.11 pode-se verificar alguns resultados do teste.

O entrosamento entre as equipes de engenharia e operação foi imprescindível para o sucesso do teste. Dentre os inúmeros benefícios desse relacionamento é possível citar como exemplos a definição precisa da amplitude do degrau e as intervenções no momento certo para evitar que os produtos saíssem de especificação. O envolvimento da equipe de operação também foi importante para evitar intervenções que pudessem prejudicar o resultado do teste.

Outro aspecto importante que também merece comentário foi a perturbação conjunta na carga das duas colunas. Ao aplicar a seqüência de degraus na carga da CSH a retirada de fundo dessa coluna responde por balanço de massa a perturbação introduzida, e como consequência perturba também a carga da CSN. Esse fato pode ser verificado na figura 5.11(c), onde a perturbação em degrau foi introduzida pelo próprio controlador de nível da CSH. Para maiores detalhes sobre o integração entre as duas colunas consulte o capítulo 3.

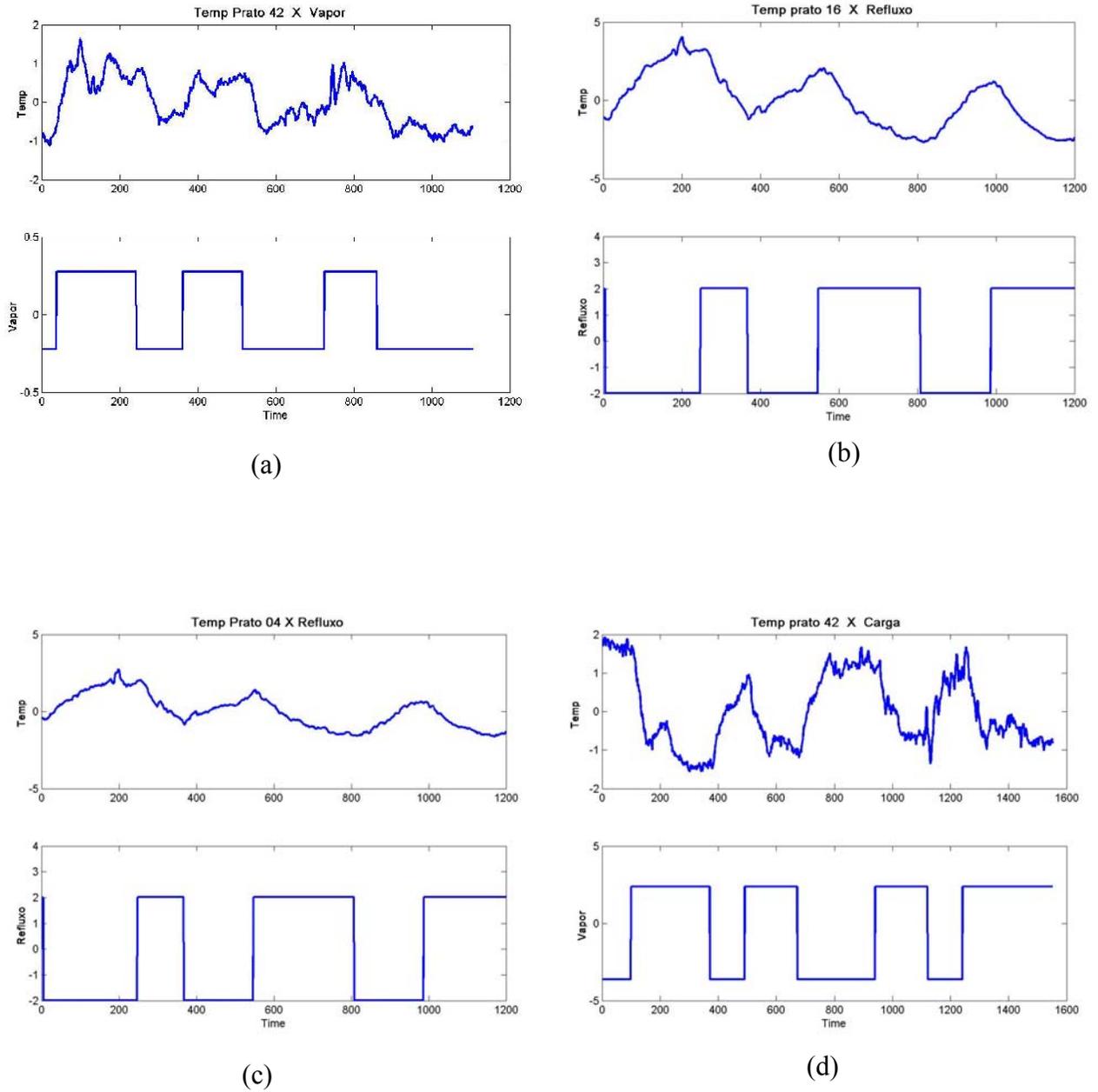
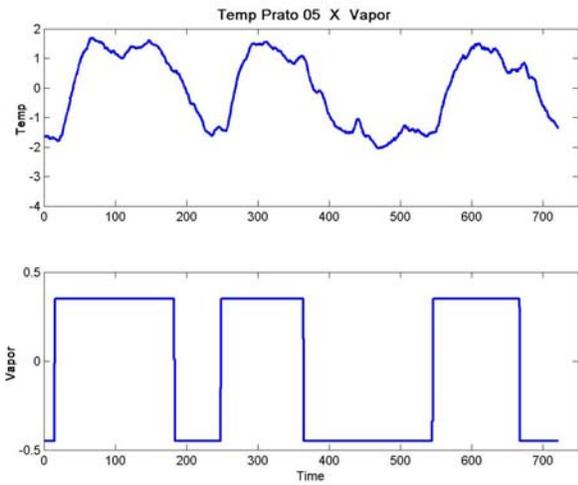
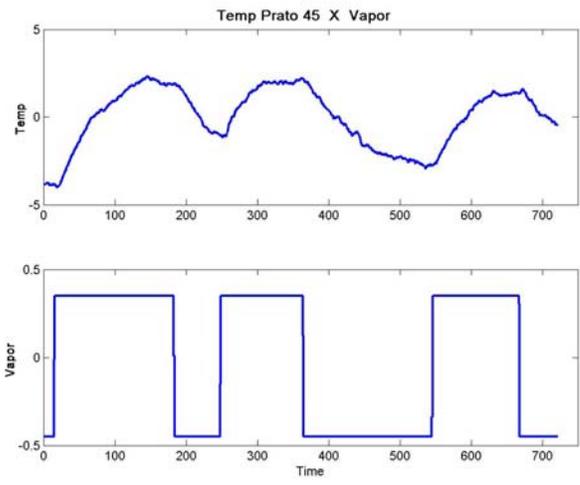


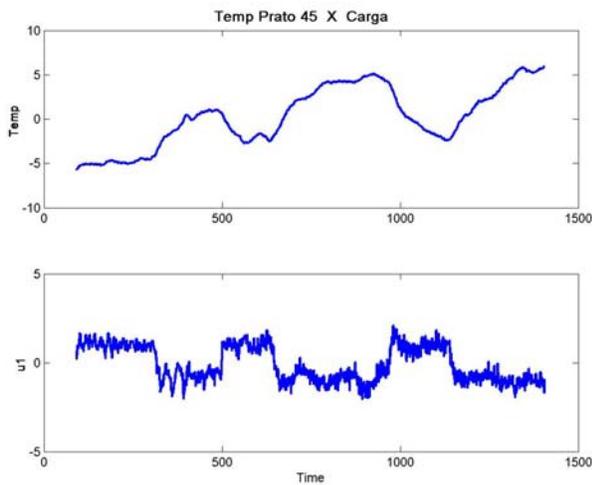
Figura 5.10: Exemplos do resultado do teste na CSH (a) Temperatura do prato 42 e vazão de vapor (b) Temperatura do prato 16 e vazão de refluxo (c) Temperatura do prato 04 e vazão de refluxo (d) Temperatura do prato 42 e vazão de carga.



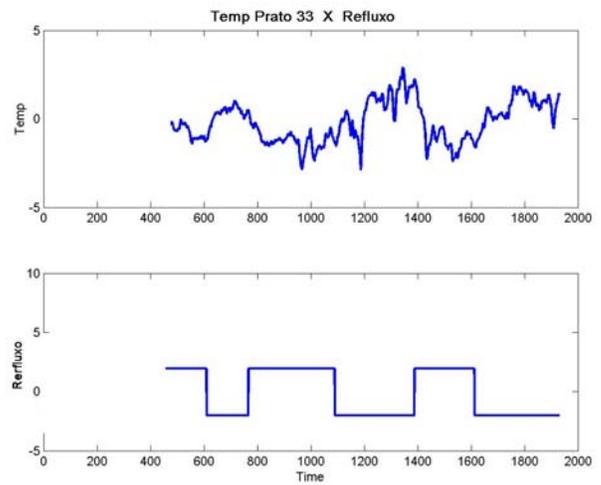
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 5.11: Exemplos do resultado do teste na CSN (a) Temperatura do prato 05 e vazão de vapor (b) Temperatura do prato 45 e vazão de vapor (c) Temperatura do prato 45 e vazão de carga (d) Temperatura do prato 33 e vazão de refluxo.

5.5 TRATAMENTO DOS DADOS

Os dados oriundos dos testes normalmente não estão no formato adequado para o uso imediato nos algoritmos de identificação, eles necessitam de um pré-processamento. Existem diversas perturbações nos dados coletados que podem ser classificadas como (Ljung, 1999):

1. *Distúrbios de alta frequência gravados juntos com os dados. Essas frequências estão acima da frequência de interesse da dinâmica do sistema;*
2. *Alguns pontos muito distantes da média (outliers);*
3. *Falta de dados em alguns pontos ou faixas inteiras;*
4. *Distúrbios de baixa frequência, possivelmente de caráter periódico.*

Distúrbios de alta frequência devem ser tratados pré-filtrando o conjunto de dados. Filtrando os dados de entrada e saída de um sistema linear, através do mesmo filtro, não haverá mudança na relação entre entrada e saída (Ljung, 1999). Antes de pre-filtrar o conjunto de dados deve-se analisar a possibilidade de aumentar o intervalo de tempo entre as amostras, ou seja, reduzir a frequência de amostragem e com isso conseguir eliminar parte dos distúrbios de alta frequência.

Considerando $\omega_s = 2\pi/T$ como a frequência de amostragem, onde T é o período entre amostras, tem-se $\omega_N = \omega_s/2$ que é a conhecida frequência de Nyquist. Quando amostra-se um sinal as informações em frequências superiores a de Nyquist são perdidas (Ljung, 1999), ou seja amostrando o conjunto de dados com uma frequência menor elimina-se os distúrbios que possuem frequência superior a ω_N . É importante selecionar com cuidado o novo período de amostragem para não perder informações relevantes do conjunto de dados. Um exemplo típico são sinais formados por uma parte contendo informações úteis e uma outra contendo distúrbios. O espectro de frequência do distúrbio é mais espalhado do que o espectro do sinal. Desta forma, o intervalo entre amostras deve ser escolhido de tal maneira que a maior parte da informação útil tenha seu espectro abaixo da frequência de Nyquist (Ljung, 1999).

Como nesta dissertação o sistema em estudo possui dinâmicas lentas com constante de tempo acima de 30 minutos e a maioria dos distúrbios que se deseja eliminar são referentes ao sistema de medição, que em relação a dinâmica do processo são considerados de alta frequência, optou-se pela alternativa mais usada na prática para determinar o intervalo entre amostras: “O

intervalo de amostragem deve ser menor ou igual a constante de tempo dominante do sistema dividida por dez” (Rivera, 1998). Considerando, de forma conservadora, a menor constante de tempo do sistema em estudo, aproximadamente 30 minutos, definiu-se o intervalo de amostragem de 3 minutos para todo o conjunto de dados. Com esse período de amostragem já se consegue eliminar parte dos distúrbios de alta frequência, conforme se verifica no exemplo da figura 5.12. Como esse resultado apresenta uma característica tipo filtro passa-baixa, desconsiderou-se a necessidade de filtrar o conjunto de dados.

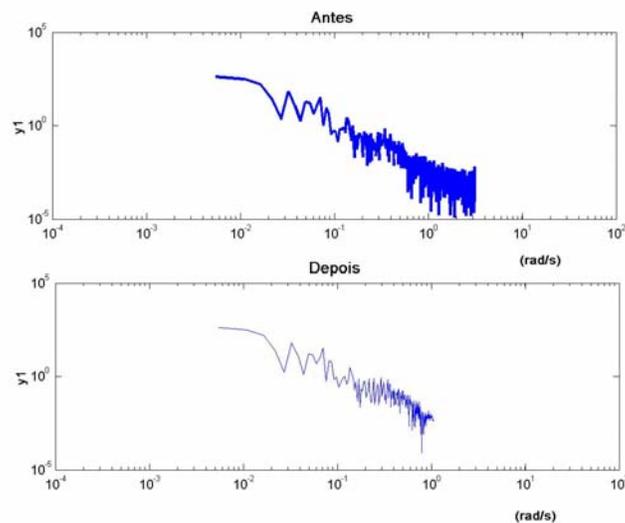


Figura 5.12: Espectro de frequência da resposta ao degrau, na vazão de vapor, da temperatura do prato 42 da CSH antes e depois da mudança no período de amostragem.

Na prática o processo de aquisição de dados não é perfeito. Muitas vezes valores pontuais ou faixas inteiras de dados estão faltando, devido principalmente a falhas nos sensores ou canais de comunicação. Outro problema são valores que estão incoerentes com o conjunto de dados (*outliers*). São pontos que por erros do sistema de medição ou condições operacionais atípicas apresentam valores claramente errôneos, na figura 5.13 é mostrado um exemplo de *outliers*.

Os dados foram analisados visualmente através de gráficos e não foram encontrados problemas com *outliers* ou falta de dados. Para maiores informações de como solucionar esses

problemas consulte *Ljung* (1999). A não existência desses problemas deve-se em grande parte ao bom planejamento dos testes e aos ajustes que foram realizados no sistema de aquisição de dados.

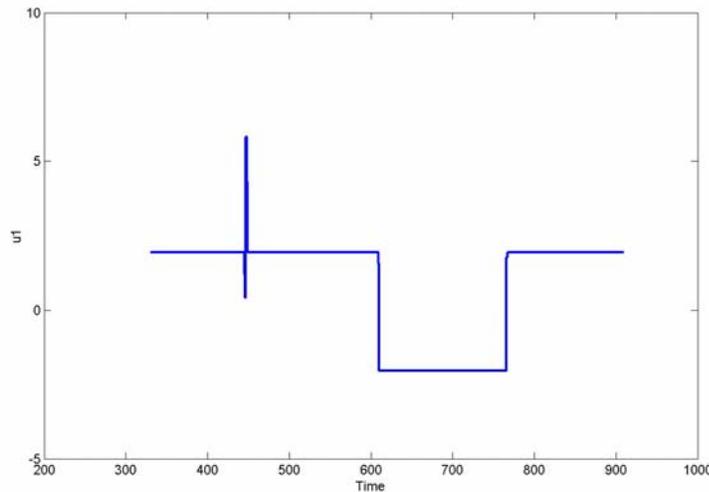


Figura 5.13: Exemplo de outliers.

Distúrbios de baixa frequência como *offsets*, tendências e variações periódicas são freqüentes no tipo de processo em estudo. Existem basicamente duas maneiras de tratar esses problemas:

1. *Remover os distúrbios através do pré-tratamento dos dados;*
2. *Utilizar um modelo para representar esses distúrbios.*

Para o conjunto de dados utilizado nesse trabalho existem sinais de *offsets* que optou-se por eliminar antes de proceder a identificação. Para informações de como utilizar um modelo para representar esses distúrbios consulte *Ljung* (1999).

Considere a representação de um sistema linear na equação 5.3 descrevendo a relação dinâmica entre $u(k)$ e $y(k)$. Agora considere a equação 5.4 que descreve a relação estática entre u e y , isto é, a relação entre a entrada constante \bar{u} e o estado estacionário resultante em \bar{y} .

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) + v(k) \quad (5.3)$$

$$A(1)\bar{y} = B(1)\bar{u} \quad (5.4)$$

Os dados coletados possuem informações sobre o comportamento dinâmico e do estado estacionário do sistema. Para o objetivo desse trabalho o que interessa é o comportamento dinâmico do sistema, ou seja, o comportamento descrito pela equação 5.3. Para eliminar o *offset* representado pela equação 5.4 existem diversas alternativas dentre as quais algumas são citadas abaixo.

Considerando os dados medidos do sistema como y^m e u^m tem-se:

1. *Representação de $u(k)$ e $y(k)$ através de variáveis de desvio do seu equilíbrio físico;*

Neste caso deve-se determinar o ponto de equilíbrio (operação normal) do sistema (\tilde{u} , \tilde{y}) e definir as variáveis de desvio conforme as equações 5.5 e 5.6.

$$y(k) = y^m(k) - \tilde{y} \quad (5.5)$$

$$u(k) = u^m(k) - \tilde{u} \quad (5.6)$$

2. *Representação de $u(k)$ e $y(k)$ através de variáveis de desvio da média dos dados;*

Neste caso \tilde{y} e \tilde{u} são definidos como:

$$\tilde{u} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u^m(k) \quad (5.7)$$

$$\tilde{y} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y^m(k) \quad (5.8)$$

Substituindo as equações 5.7 e 5.8 em 5.5 e 5.6 obtém-se as variáveis de desvio. Como na maior parte dos casos y^m e u^m variam em torno do ponto de equilíbrio do sistema, os valores de \tilde{y} e \tilde{u} obtidos através de das equações 5.7 e 5.8 devem ser muito próximos dos obtidos na primeira abordagem.

3. *Filtrar os dados através de um filtro passa-alta.*

Qualquer filtro passa-alta que possua ganho, aproximadamente, zero na frequência zero, irá remover a componente estática dos dados (Ljung, 1999).

Para esse trabalho foi utilizada a segunda abordagem mencionada acima. Algumas variáveis do sistema não possuem um ponto de equilíbrio muito claro, dificultando a escolha da primeira opção. Na figura 5.14 é apresentado um exemplo dos dados antes e após o pré-processamento.

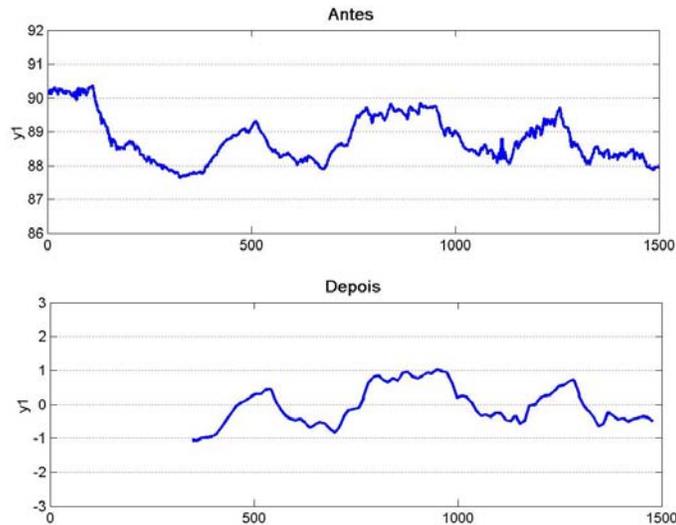


Figura 5.14: Exemplo dos dados antes e depois do pré-processamento.

5.6 IDENTIFICAÇÃO E VALIDAÇÃO DOS MODELOS

Os recursos computacionais atualmente disponíveis simplificaram e agilizaram os esforços necessários para o processo de construção de um modelo. Diversos aplicativos computacionais, tais como linguagem de programação (p.e.: *Fortran* e *C++*), aplicativos matemáticos (p.e.: *Matlab*) e simuladores comerciais (p.e.: *Hysys*, *Aspen* e *Speed-Up*) podem ser usados para modelagem de um processo industrial. Nesses últimos já estão disponíveis um grande número de modelos de operações unitárias, além de banco de dados de propriedades físico-químicas. Diversos trabalhos apresentados recentemente (p.e.: *Jesus*, 2000 e *Langerhorst*, 2001) utilizaram simuladores comerciais para modelar unidades industriais reais. Porém muitas considerações são feitas e os resultados apresentados para a validação dinâmica, embora satisfatórios para os objetivos dos trabalhos, deixam a desejar caso fosse exigido um modelo rigoroso do processo.

Assim, neste ponto do trabalho foi colocado o problema de qual caminho seguir para obter o modelo do processo, utilizar modelos dinâmicos lineares, modelos fenomenológicos ou

modelos não-lineares? Para responder esta pergunta foram analisadas todas as possibilidades levando em consideração o objetivo deste trabalho e o tipo de unidade que está sendo utilizada como caso de estudo.

A relação esforço/resultado utilizando modelos fenomenológicos, em simuladores comerciais, para obter modelos dinâmicos, não vale a pena para o objetivo deste trabalho, embora sejam ferramentas muito úteis e versáteis para análise do processo. Com esses simuladores pode-se perturbar, alterar pontos de operação e modificar o processo sem preocupações com produtos fora de especificação ou paradas de produção. Porém, para resultados rigorosos necessários para estudos de controle de processo, o esforço requerido para ajustar o modelo dinâmico nesses simuladores é considerável e como esse assunto não é o foco deste trabalho, essa opção foi descartada. Para exemplos desse tipo de abordagem consulte Jesus (2000) e Langerhorst (2001). Já o esforço requerido nesses simuladores para modelagem estática é bem menor, e por isso para análises através do comportamento estático, tais como sensibilidade e linearidade, essa opção seria a mais recomendada. Neste trabalho será utilizada uma simulação estática para determinação do ponto de medição mais adequado para o controle de temperatura. Esse assunto será tratado na seção 2 do capítulo 6.

Analisando o comportamento dinâmico das variáveis da UFN, através dos resultados do teste realizado anteriormente, constatou-se que não existia a presença de dinâmicas complexas ou fortes não-linearidades. Posto isto e considerando que a unidade não é composta por colunas de alta pureza, onde é mais comum a presença de não-linearidades (*Fuentes et al.*, 1983 e *McDonald et al.*, 1987), e a possibilidade de alterar alguns parâmetros do modelo para testar a robustez do controlador proposto, os resultados da modelagem mostraram que os modelos dinâmicos lineares representam adequadamente o comportamento dinâmico do processo.

5.6.1 IDENTIFICAÇÃO DO PROCESSO

Segundo Ljung (1999), a estrutura geral dos modelos paramétricos para sistemas lineares invariantes no tempo é descrita por:

$$A(q^{-1})y(k) = \frac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u(k) + \frac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})}e(k) \quad (5.9)$$

onde:

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a}$$

$$B(q^{-1}) = b_1 q^{-nk} + b_2 q^{-nk-1} + \dots + b_{n_b} q^{-nk-n_b+1}$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{n_c} q^{-n_c}$$

$$D(q^{-1}) = 1 + d_1 q^{-1} + \dots + d_{n_d} q^{-n_d}$$

$$F(q^{-1}) = 1 + f_1 q^{-1} + \dots + f_{n_f} q^{-n_f}$$

nk = tempo morto, em intervalos de amostragem.

$e(k)$ = perturbação tipo ruído branco com média nula e variância λ^2 .

De acordo com a relação dos polinômios A, B, C, D e F utilizados, a equação 5.9 obtém modelos distintos, conforme lista-se na tabela 5.4.

Polinômios	Nome do Modelo
$B(q^{-1}) \neq 0$ e $A(q^{-1}), C(q^{-1}), D(q^{-1}), F(q^{-1}) = 1$	FIR - resposta finita impulsiva
$A(q^{-1}), B(q^{-1}) \neq 0$ e $C(q^{-1}), D(q^{-1}), F(q^{-1}) = 1$	ARX – autoregressivo com variável exógena
$A(q^{-1}), B(q^{-1}), C(q^{-1}) \neq 0$ e $D(q^{-1}), F(q^{-1}) = 1$	ARMAX- autoregressivo com média móvel e variável exógena
$A(q^{-1}), C(q^{-1}) \neq 0$ e $B(q^{-1}), D(q^{-1}), F(q^{-1}) = 1$	ARMA – autoregressivo com média móvel
$B(q^{-1}), F(q^{-1}) \neq 0$ e $A(q^{-1}), C(q^{-1}), D(q^{-1}) = 1$	OE (<i>Output-Error</i>)
$B(q^{-1}), F(q^{-1}), C(q^{-1}), D(q^{-1}) \neq 0$ e $A(q^{-1}) = 1$	BJ (<i>Box-Jenkins</i>)
$A(q^{-1})B(q^{-1})C(q^{-1})D(q^{-1})F(q^{-1}) \neq 0$	PEM (<i>Prediction Error Model</i>)

Tabela 5.4: Exemplos de modelo Caixa Preta (*Black-Box*).

Nesse trabalho, conforme os resultados ilustrados a seguir, a representação do processo é feita utilizando-se o modelo ARX. O modelo ARX, equação 5.10, é uma representação discreta e linear. Uma descrição mais detalhada desse e de outros modelos, lineares ou não, pode ser encontrada em Embiruçu (1993).

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) + e(k) \quad (5.10)$$

A estimativa dos coeficientes do modelo ARX é simples e numericamente muito eficiente, requerendo apenas a solução analítica de um problema dos mínimos quadrados. O modelo ARX produz uma estimativa do processo consistente e despolarizada, desde que a ordem do modelo e o número de dados coletados sejam suficientemente grandes (Rivera, 2000).

A teoria Assintótica (*Asymptotic Theory*) indica que o modelo ARX será adequado para descrever sistema multivariáveis desde que as seguintes premissas sejam verificadas (Rivera, 2000):

1. *Um sinal adequado de excitação seja usado;*
2. *Nenhuma restrição seja feita a ordem do modelo (ou seja a ordem do modelo deve ser suficientemente grande);*
3. *Um número suficiente de dados sejam coletados.*

A questão sobre o que é "adequado e suficiente" depende muito da magnitude do ruído presente nos dados. Na ausência de ruído, ou com uma relação sinal ruído alta, um conjunto de dados pequeno obtidos através de um simples degrau ou PRBS é adequado para atender os requisitos. Com essas mesmas condições, um modelo ARX de baixa ordem é suficiente para descrever a maioria das dinâmicas de interesse para os processos indústrias.

Com os cuidados que foram tomados para determinar os sinais de excitação, o grande número de dados coletados e o procedimento que será adotado para determinar a ordem do modelo, pode-se dizer que o modelo ARX representará o processo de maneira satisfatória para os objetivos deste trabalho.

Para representar o processo foram definidas as variáveis de interesse para o objetivo deste trabalho. Considerando as pressões das colunas estáveis, a inferência da composição pela

temperatura nos pratos e a importância do refluxo e vapor para o controle de composição, as seguintes variáveis foram selecionadas:

1. *Coluna Separadora de Hidrocarbonetos*

a) Saídas:

- **Temperatura do prato 04;**
- **Temperatura do prato 16;**
- **Temperatura do prato 42;**
- **Temperatura de fundo;**
- **Nível de fundo.**

b) Entradas:

- ***Set point* da malha de vazão de refluxo;**
- ***Set point* da malha de vazão de vapor;**
- ***Set point* da malha de Vazão de carga;**
- ***Set point* da malha de Vazão de retirada de fundo.**

c) Perturbações:

- **Temperatura da carga;**
- **Temperatura do refluxo.**

2. *Coluna Separadora de Nafta*

a) Saídas:

- **Temperatura do prato 05;**
- **Temperatura do prato 33;**
- **Temperatura do prato 45;**
- **Nível de fundo.**

b) Entradas:

- ***Set point* da malha de vazão de refluxo;**
- ***Set point* da malha de vazão de vapor;**
- ***Set point* da malha de Vazão de carga;**
- ***Set point* da malha de Vazão de retirada de fundo.**

c) Perturbações:

- **Temperatura da carga;**
- **Temperatura do refluxo.**

5.6.1.1 Estimativa e Validação dos Modelos

Considerando o conjunto de dados coletado nos testes $Z^N = \{u_1, y_1, \dots, u_N, y_N\}$, e definindo o erro de predição como a diferença entre as saídas do modelo e dos dados observados, equação 5.11, o que se deseja de um bom modelo é que produza erros de predição pequenos quando aplicados ao conjunto de dados Z^N . Vários critérios podem ser usados para estimar os coeficientes de um modelo baseado em dados experimentais. A minimização da soma dos quadrados dos erros de predição é um critério clássico, conhecido como mínimos quadrados, e será usado nesse trabalho para estimar os coeficientes do modelo.

$$e_i = y_i - \hat{y}_i, \quad i=1,2,\dots,N \quad (5.11)$$

Considere o modelo ARX conforme a equação 5.10, os erros de predição deste modelo são dados por:

$$e(k) = A(q^{-1})y(k) - B(q^{-1})u(k) \quad (5.12)$$

que é uma função linear dos coeficientes desconhecidos dos polinômios $A(q^{-1})$ e $B(q^{-1})$.

A função objetivo do critério dos mínimos quadrados e dada por:

$$V(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{1}{2} [e_{k+j}]^2 \quad (5.13)$$

definindo-se

$$\varphi_{k+j} = [-y_{k+j-1}, -y_{k+j-2}, \dots, -y_{k+j-na}, \quad u_{k+j-nk}, u_{k+j-nk-1}, \dots, u_{k+j-nk-nb+1}]^T \quad (5.14)$$

e

$$\theta = [a_1, a_2, \dots, a_{na}, \quad b_1, b_2, \dots, b_{nb}]^T \quad (5.15)$$

tem-se:

$$V(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{1}{2} \left[y_{k+j} - \varphi_{k+j}^T \theta \right]^2 \quad (5.16)$$

Uma característica importante desse critério, desenvolvido a partir de uma parametrização linear, é sua característica de função quadrática em θ e que dessa forma pode ser minimizada analiticamente. O que se deseja encontrar é o valor de θ que minimiza $V(\theta, Z^N)$:

$$\min_{\theta} V(\theta, Z^N) \quad (5.17)$$

$$\hat{\theta}_N = \arg \min V(\theta, Z^N) \quad (5.18)$$

derivando a equação 5.13, em relação a θ , e igualando a zero tem-se:

$$\frac{d}{d\theta} V(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \varphi_{k+j} (y_{k+j} - \varphi_{k+j}^T \theta) = 0 \quad (5.19)$$

$$\sum_{j=1}^N \varphi_{k+j} y_{k+j} = \sum_{j=1}^N \varphi_{k+j} \varphi_{k+j}^T \theta \quad (5.20)$$

$$\hat{\theta}_N = \left[\sum_{j=1}^N \varphi_{k+j} \varphi_{k+j}^T \right]^{-1} \sum_{j=1}^N \varphi_{k+j} y_{k+j} \quad (5.21)$$

considerando a existência da inversa indicada, a equação 5.21 tem como resultado os coeficientes do modelo que podem ser escritos na forma matricial por:

$$\hat{\theta}_N = \left[\Phi^T \Phi \right]^{-1} \Phi^T Y \quad (5.22)$$

onde:

$$\Phi = (\varphi_{k+1} \dots \varphi_{k+N})^T ; \quad Y = [y_{k+1}, y_{k+2}, \dots, y_{k+N}]^T$$

Definido como os coeficientes do modelo seriam estimados, a próxima etapa é a definição da ordem dos polinômios $A(q^{-1})$ e $B(q^{-1})$. Os critérios de determinação da ordem estão relacionados com a estimativa dos parâmetros e com a validação do modelo (*Embiriçu, 1993*).

Considerando a equação 5.12 como os erros de predição do modelo e a equação 5.23 como função custo, pode-se usar os critérios AIC (*Akaike's Information Theoretic Criterion*) e MDL (*Minimum Description Length*) para definição da ordem do modelo (*Ljung, 1999*). A equação 5.24 descreve o critério AIC onde além da função custo são considerados a ordem do modelo n e o número de dados disponíveis N . Desta forma, se o conjunto de dados utilizado é o mesmo é levado em consideração apenas a ordem do modelo e a função perda. A ordem do modelo deverá ser a que apresentar o menor valor para o critério. Para esse trabalho foi considerado o critério AIC.

$$V(G, H) = \sum_{k=1}^N e(k)^2 \quad (5.23)$$

$$AIC = \ln \left\{ \left[1 + 2 \left(\frac{n}{N} \right) \right] V \right\} \quad (5.24)$$

onde:

n é o número total de coeficientes do modelo ARX

N é número total de amostras do conjunto de dados

Para validação dos modelos foi utilizada neste trabalho uma variação do processo de validação cruzada. Para maiores detalhes sobre o processo de validação cruzada consulte (*Ljung, 1999*) e (*Snee, 1977*). Considerando a existência de dois conjuntos de dados distintos, o processo de validação baseou-se em alternar os conjuntos de dados usados para estimativa e validação, ou seja, inicialmente um conjunto de dados foi utilizado para estimativa e o outro para validação, em seguida os conjuntos foram trocados e realizada uma nova estimativa e validação. O critério usado para comparação foi o percentual da variação da saída real que é reproduzida pelo modelo avaliado. Na equação 5.25, R representa a parte da variação da saída real que é reproduzida pelo modelo (*Ljung, 1999*), para expressar em porcentagem basta multiplicar R por

100. O modelo escolhido foi o que obteve o melhor resultado, considerando o processo de validação. Também foi considerado como critério de comparação a análise visual entre as saídas reais e as gerada pelos modelos.

A sistemática para identificação e validação dos modelos do processo se baseou na estimativa de diversos modelos, utilizando o critério dos mínimos quadrados, com as ordens dos

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_1^N |y_{k+j} - \hat{y}_{k+j}|^2}{\sum_1^N |y_{k+j} - \bar{y}|^2} \quad (5.25)$$

polinômios $A(q^{-1})$ e $B(q^{-1})$, na e nb , e o tempo morto nk variando em uma faixa de 0 a 20. Em seguida, o critério AIC foi aplicado no conjunto dos modelos para determinação da melhor ordem. Essa sistemática foi aplicada para os dois conjunto de dados disponíveis, considerando as variáveis de entrada, saída e perturbações. Finalmente, para determinar o modelo que representaria o sistema foi usado o processo de validação cruzada discutido acima. Os modelos foram definidos com base no melhor resultado de R para validação, considerando os dois conjuntos de dados.

A partir do procedimento descrito acima os modelos foram obtidos usando o software *Matlab* e os resultados são apresentados a seguir. Na tabelas 5.5 e 5.6 estão as ordens dos modelos obtidas com o critério AIC e os respectivos R 's, dos modelos escolhidos, em percentagem. As tabelas 5.7 e 5.8 apresentam os coeficientes dos polinômios $A(q^{-1})$ e $B(q^{-1})$. Na figura 5.15 e 5.16 são apresentados alguns exemplos gráficos dos resultados da validação para os modelos escolhidos.

Os resultados obtidos mostram coerência com os cuidados tomados para modelagem do processo. O bom planejamento e execução dos testes foram responsáveis por disponibilizar dois grandes conjuntos de dados que continham as informações das dinâmicas de interesse para o trabalho. O tratamento dos dados possibilitou a preparação dos mesmos para identificação através da eliminação de "impurezas" como ruídos de alta frequência. Isso se reflete nas ordens relativamente baixas dos modelos e nos valores de R obtidos para validação dos mesmos. Esses valores, em sua maioria, ficaram na faixa de 80 a 90 % o que pode ser considerado um resultado adequado para o modelo ARX. Os gráficos apresentados refletem o bom resultados obtidos na validação dos modelos.

CSH	na	nb	nk	R (%)
Refluxo x Temp prato 04	2	1	2	88,36
Refluxo x Temp prato 16	3	4	5	85,54
Refluxo x Temp prato 42	2	2	4	83,3
Refluxo x Temp fundo	3	2	2	81,22
Vapor x Temp prato 04	2	2	3	87,03
Vapor x Temp prato 16	4	2	3	89,78
Vapor x Temp prato 42	2	3	1	78,74
Vapor x Temp fundo	2	1	3	83,74
Carga x Temp prato 04	1	1	3	81,42
Carga x Temp prato 16	4	8	10	83,86
Carga x Temp prato 42	1	11	20	82,42
Carga x Temp fundo	1	4	19	80,53
Temp Carga x Temp prato 04	2	2	5	81,42
Temp Carga x Temp prato 16	3	2	3	85,54
Temp Carga x Temp prato 42	1	1	1	78,74
Temp Carga x Temp fundo	1	1	12	83,74
Temp Refluxo x Temp prato 04	1	6	2	87,03
Temp Refluxo x Temp prato 16	4	2	1	85,54
Temp Refluxo x Temp prato 42	1	1	6	82,42
Temp Refluxo x Temp fundo	2	2	10	83,74
Retirada Fundo x Nivel	2	2	1	94,62
Carga x Nivel	2	2	1	92,84

Tabela 5.5: Ordens dos modelos ARX para CSH.

CSN	na	nb	nk	R (%)
Refluxo x Temp prato 05	3	1	1	78,76
Refluxo x Temp prato 33	4	1	3	75,34
Refluxo x Temp prato 45	3	1	7	86,98
Vapor x Temp prato 05	3	1	1	89,93
Vapor x Temp prato 33	4	2	5	88,63
Vapor x Temp prato 45	2	1	6	90,02
Carga x Temp prato 05	3	8	3	91,58
Carga x Temp prato 33	6	5	1	90,53
Carga x Temp prato 45	10	10	1	88,47
Temp Carga x temp prato 05	2	2	6	78,76
Temp Carga x temp prato 33	4	2	5	90,53
Temp Carga x temp prato 45	3	1	6	86,98
Temp Refluxo x Temp prato 05	3	4	1	89,93
Temp Refluxo x Temp prato 33	4	2	6	88,63
Temp Refluxo x Temp prato 45	4	1	7	88,47
Retirada Fundo x Nivel	2	2	1	95,56
Carga x Nivel	2	2	1	94,32

Tabela 5.6: Ordens dos modelos ARX para CSN.

CSH												
Refluxo x Temp prato 04	B	-0,0062										
	A	1	-1,2281	0,2362								
Refluxo x Temp prato 16	B	0,0059	-0,0191	0,0143	-0,0083							
	A	1	-1,1928	0,0565	0,1427							
Refluxo x Temp prato 42	B	0,0078	-0,0149									
	A	1	-1,3328	0,3445								
Refluxo x Temp fundo	B	0,0069	-0,0124									
	A	1	-1,3835	0,4756	-0,086							
Vapor x Temp prato 04	B	0,0326	0,0072									
	A	1	-1,3274	0,3433								
Vapor x Temp prato 16	B	0,0223	0,0416									
	A	1	-1,2495	0,3573	-0,057	-0,0271						
Vapor x Temp prato 42	B	0,0342	-0,0298	0,0587								
	A	1	-1,2685	0,2967								
Vapor x Temp fundo	B	0,0962										
	A	1	-1,0395	0,0738								
Carga x Temp prato 04	B	-0,003										
	A	1	-0,9898									
Carga x Temp prato 16	B	-0,0054	0,0027	0,0043	-0,0035	-0,0022	-0,0011	0,0054	-0,0023			
	A	1	-1,0308	0,0308	-0,0985	0,1054						
Carga x Temp prato 42	B	-0,0231	0,0076	-0,0066	0,0084	0,0024	0,0037	0,0033	-0,0041	-0,007	0,0091	-0,0009
	A	1	-0,9766									
Carga x Temp fundo	B	0,0028	-0,0053	0,0107	-0,0137							
	A	1	-0,9805									
Temp Carga x temp prato 04	B	0,0235	-0,0201									
	A	1	-1,4994	0,5041								
Temp Carga x temp prato 16	B	0,024	-0,0213									
	A	1	-1,659	0,8812	-0,2187							
Temp Carga x temp prato 42	B	0	0,0388									
	A	1	-0,9619									
Temp Carga x temp fundo	B	0,0099										
	A	1	-0,9805									
Temp Refluxo x Temp prato 04	B	-0,0795	0,1203	-0,0984	0,0268	0,0895	-0,057					
	A	1	-0,9959									
Temp Refluxo x Temp prato 16	B	-0,1509	0,1537									
	A	1	-1,0352	0,0332	-0,1024	0,1118						
Temp Refluxo x Temp prato 42	B	0,0108										
	A	1	-0,9712									
Temp Refluxo x Temp fundo	B	-0,2121	0,2186									
	A	1	-1,3449	0,3653								
Retirada Fundo x Nivel	B	0,0078	0,0077									
	A	1	-1,9481	0,9481								
Carga x Nivel	B	-0,0347	-0,0333									
	A	1	-1,8851	0,8851								

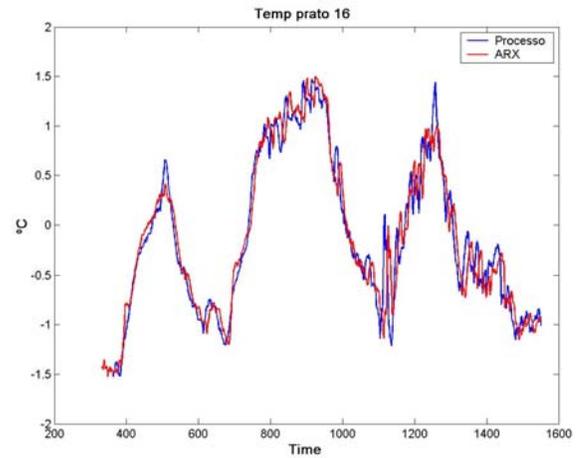
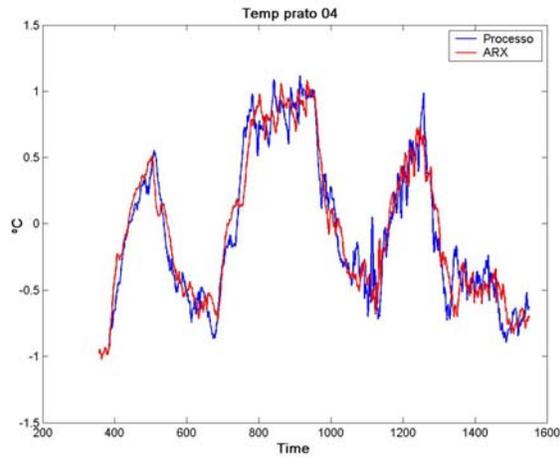
Tabela 5.7: Coeficientes dos modelos ARX para CSH.

Para modelagem das perturbações também foi utilizado o modelo ARMAX com o objetivo de melhorar alguns resultados. Porém, não foi verificada qualquer melhoria significativa em relação ao modelo ARX.

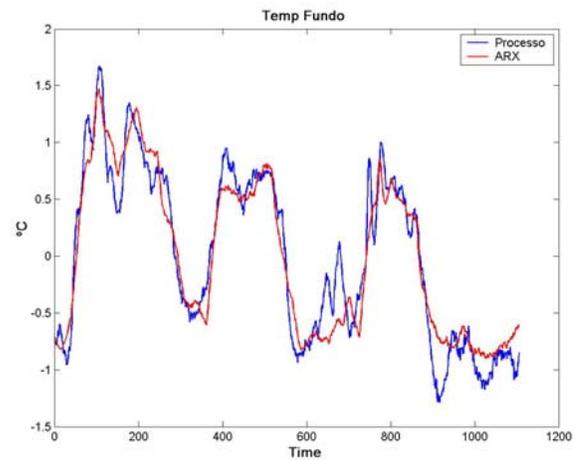
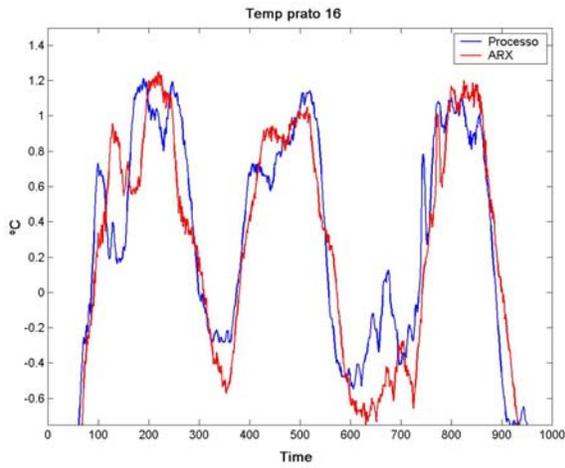
CSN												
Refluxo x Temp prato 05	B	-0,0011										
	A	1	-1,3743	0,0233	0,3606							
Refluxo x Temp prato 33	B	-0,0049										
	A	1	-1,4498	0,2965	0,1228	0,0414						
Refluxo x Temp prato 45	B	-0,007										
	A	1	-1,1607	0,061	0,1081							
Vapor x Temp prato 05	B	0,0455										
	A	1	-1,2534	-0,0859	0,3519							
Vapor x Temp prato 33	B	-0,0109	0,1176									
	A	1	-1,2621	0,0876	0,1842	0,0089						
Vapor x Temp prato 45	B	0,1099										
	A	1	-1,0587	0,0726								
Carga x Temp prato 05	B	-0,0068	-0,011	0,0008	-0,0068	-0,0005	0,0059	-0,0056	0,0136			
	A	1	-1,6282	0,4949	0,1392							
Carga x Temp prato 33	B	-0,0322	-0,0828	-0,0043	0,0495	0,0444						
	A	1	-1,0344	-0,1053	0,0346	0,0087	0,0437	0,0631				
Carga x Temp prato 45	B	-0,023	-0,0159	-0,0104	0,0434	0,0174	0,0017	0,0138	-0,0158	0,0092	0,0066	
	A	1	-1,3444	0,4886	-0,3469	0,2592	-0,0985	0,0737	-0,0783	0,0493	-0,0019	0,0075
Temp Carga x temp prato 05	B	0,0434	-0,0413									
	A	1	-1,5124	0,5164								
Temp Carga x temp prato 33	B	-0,1024	0,1122									
	A	1	-1,2621	0,0876	0,1842	0,0089						
Temp Carga x temp prato 45	B	0,0049										
	A	1	-1,1607	0,061	0,1081							
Temp Refluxo x Temp prato 05	B	0,0475	-0,0868	0,0692	-0,0286							
	A	1	-1,6003	0,5109	0,0984							
Temp Refluxo x Temp prato 33	B	0,075	-0,072									
	A	1	-1,2621	0,0876	0,1842	0,0089						
Temp Refluxo x Temp prato 45	B	0,0014										
	A	1	-1,1502	0,0669	-0,0048	0,0963						
Retirada Fundo x Nivel	B	-0,1744	-0,0194									
	A	1	-1,8471	0,7968								
Carga x Nivel	B	0,004	0,004									
	A	1	-1,9604	0,9604								

Tabela 5.8: Coeficientes dos modelos ARX para CSN.

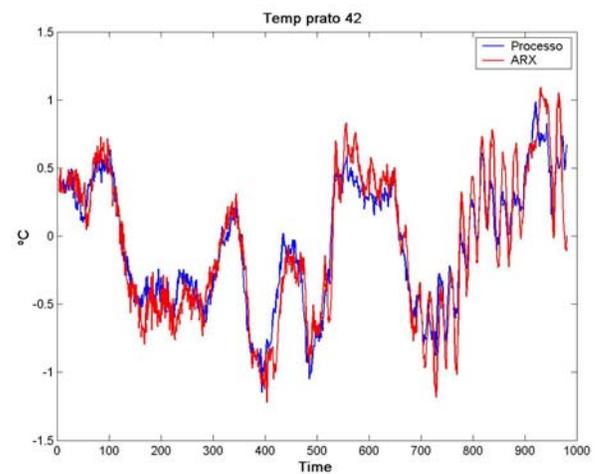
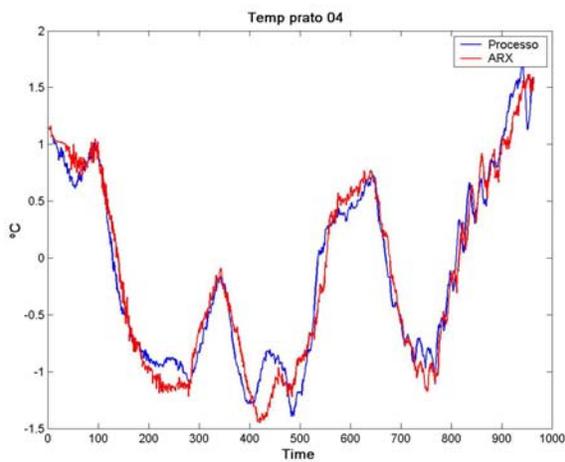
Com os modelos determinados pelo processo de modelagem, foi construída no Simulink uma representação do processo da Unidade de Fracionamento de Nafta. Essa representação será usada para avaliar o desempenho do sistema de controle que será proposto no próximo capítulo.



(a)

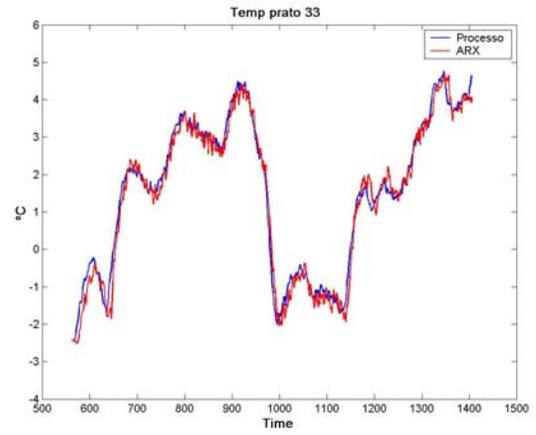
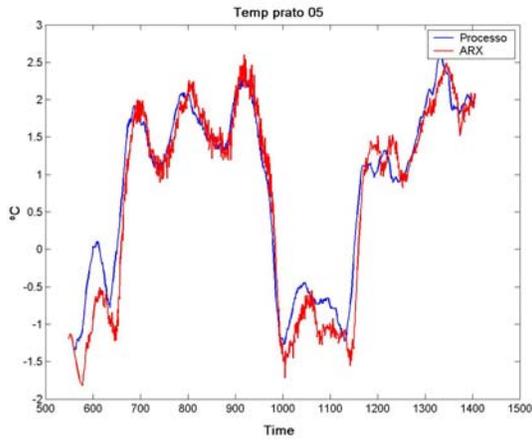


(b)

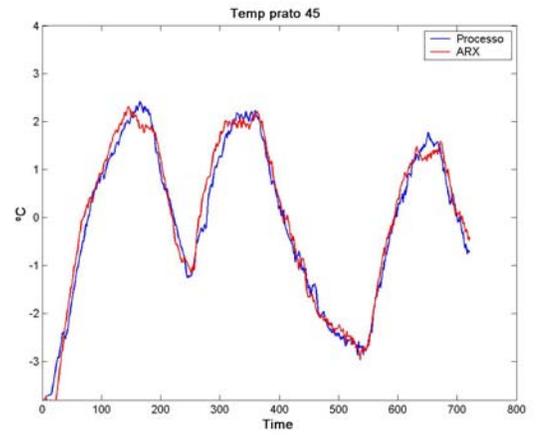
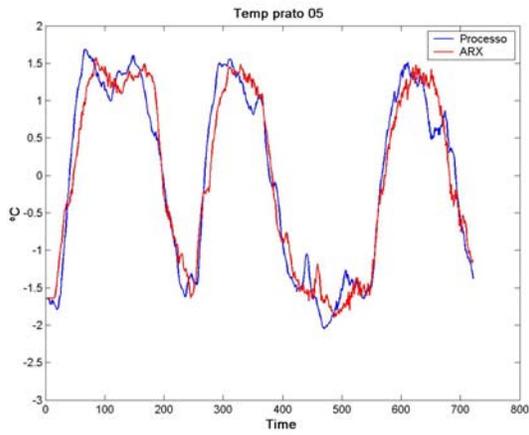


(c)

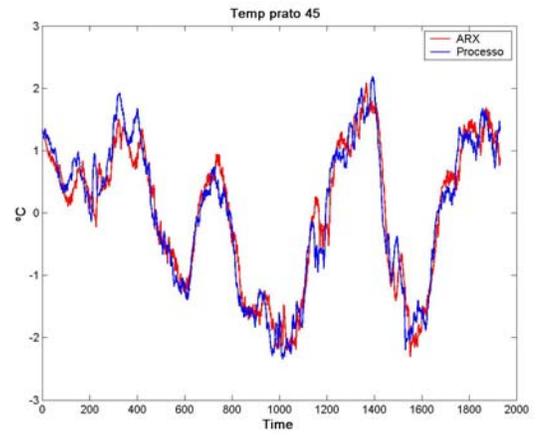
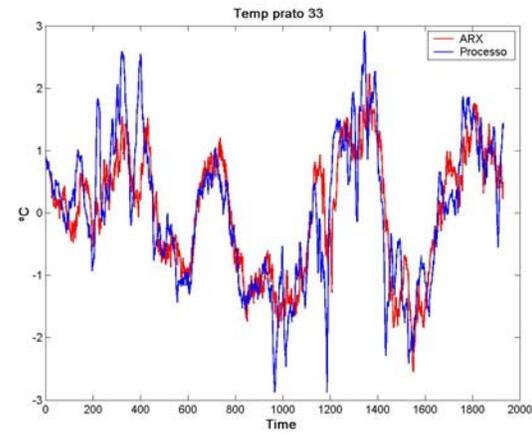
Figura 5.15: Exemplos dos resultados da validação para CSH. Cada par de gráficos tem as seguintes variáveis de entrada: a) Vazão de carga b) Vazão de Vapor c) Vazão de Refluxo.



(a)



(b)



(c)

Figura 5.16: Exemplos dos resultados da validação para CSN. Cada par de gráficos tem as seguintes variáveis de entrada: a) Vazão de carga b) Vazão de Vapor c) Vazão de Refluxo.

5.7 CONCLUSÃO

Grande esforço foi destinado para esta etapa da dissertação, pois a fidelidade dos modelos é importante para que as conclusões do trabalho possam ser estendidas para o processo real.

A fase de avaliação da qualidade das malhas de controle e instrumentação foi importante para eliminar problemas que comprometeriam a qualidade dos dados de planta. Nessa fase foram realizadas intervenções para manutenção na instrumentação de campo e duas malhas de controle foram ajustadas. Essas malhas são importantes para estabilidade da coluna e estavam operando de forma insatisfatória.

O planejamento do teste também contribuiu para o sucesso da modelagem. Foram definidas as variáveis que seriam coletadas e o modo de operação de cada malha de controle durante o teste na planta. Muito importante também foi a definição do tipo de sinal de excitação que seria usado para o teste. Uma boa escolha desse sinal garante que as principais dinâmicas para o controle de processo estarão presentes nos dados. Como resultado dessa etapa foram obtidos dois conjuntos de dados para se proceder a identificação.

Após a coleta de dados foi realizado um tratamento antes de se proceder a identificação. Com esse tratamento buscou-se retirar dos dados distúrbios indesejáveis com o compromisso de não afetar as dinâmicas que são importantes para o processo.

A escolha do tipo de modelo que seria usado para representar a UFN se mostrou acertada ao final da validação. Os gráficos comparativos entre as saídas reais e as obtidas através do modelo, em conjunto com os valores de R , mostraram que os resultados da modelagem foram bastante satisfatórios para os objetivos desse trabalho

CAPÍTULO 6

PROPOSTA E AVALIAÇÃO DA ESTRATÉGIA DE CONTROLE

6.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é proposta uma estratégia de controle para as duas colunas da UFN. Na seção 6.2 é realizada uma análise para determinar a correlação da temperatura de alguns pratos com as composições desejadas nas correntes finais. Com os resultados dessa análise são definidas as variáveis controladas e confirmado o comportamento linear do perfil de temperatura das colunas. Nas seções 6.3, 6.4 e 6.5, é apresentada uma estratégia que utiliza um controlador preditivo, baseado no algoritmo QDMC, para efetuar a regulação das variáveis de saída e otimizar o consumo de energia na UFN. Esta estratégia propõe o uso do grau de liberdade existente em cada coluna para minimizar o custo energético da unidade. Também é analisado o benefício da utilização de apenas um controlador para as duas colunas, aproveitando a integração existente entre as mesmas.

A seção 6.6 apresenta as simulações com dados reais da planta para analisar o desempenho do controlador proposto. Os resultados mostram um bom desempenho da estratégia proposta, tanto para a regulação das especificações das saídas, como para a redução no consumo de energia. É apresentada uma comparação entre os resultados da simulação e os obtidos com a unidade no estado atual, considerando as mesmas entradas e condições operacionais. Como principal resultado da implementação da estratégia proposta, pode-se destacar a estimativa conservadora que apontou uma redução no custo de R\$ 771.130,00 por ano com o consumo de vapor.

6.2 DETERMINAÇÃO DAS VARIÁVEIS CONTROLADAS E MANIPULADAS

Segundo o manual de operação da unidade (*BRASKEM*, 2001), cada coluna da UFN necessita manter sob controle apenas um componente chave para especificar a nafta média, recuperação de C_7 no fundo da CSH e recuperação de C_8 (tendo como referência O-Xileno) no topo da CSN, ou os pontos inicial e final de destilação do corte de nafta média, as demais variáveis de especificação devem ser apenas monitoradas. Assim, se torna desnecessário utilizar os índices mencionados no capítulo 2, seção 3.2, devido a inexistência de acoplamento nas colunas. Por outro lado, esta condição proporciona um grau de liberdade em cada coluna, pois tem-se apenas uma variável a controlar para duas manipuladas, pode-se usar essa flexibilidade para otimizar o desempenho operacional da unidade. A proposta é usar um único controlador para as duas colunas com o objetivo de manter as especificações da nafta média e ao mesmo tempo minimizar o consumo de vapor.

Para as colunas da UFN, a especificação da composição da nafta média será realizada através de inferência com a temperatura de alguns pratos. Essa estratégia é amplamente utilizada em controle de colunas de destilação. De acordo com Boyd (1975), Buckley et al. (1985) é possível, em alguns casos, inferir a composição de determinadas correntes apenas medindo a temperatura em alguns pratos. Assim, resta definir qual a melhor localização para o elemento sensor de temperatura. Esta relação é obtida através de uma análise de sensibilidade e linearidade do perfil de temperatura, em relação as variáveis manipuladas, e da correlação desses pontos com as especificações operacionais de cada coluna. Para essa análise, será utilizada uma simulação estática da UFN, desenvolvida pela área de tecnologia da Braskem no simulador comercial *ASPEN DYNAMICS v.10.1-0* (2000). Atualmente essa simulação também é utilizada para determinar os melhores parâmetros de operação em função da qualidade da carga processada na unidade.

6.2.1 ESTÁGIOS SENSÍVEIS PARA MEDIÇÃO DA TEMPERATURA

Para o controle de composição através de inferência com a temperatura, uma questão fundamental é a definição apropriada da localização dos sensores. Alguns fatores devem ser considerados nesta escolha, dentre eles a sensibilidade do ponto em relação a perturbações na variável manipulada, a incerteza e o tempo morto inerente a cada tipo de sensor de temperatura.

Para este trabalho são considerados os sensores existentes nas colunas CSH e CSN, que foram especificados, quando do projeto, levando em consideração esses requisitos. Sendo assim, será considerado que tanto a incerteza, quanto o tempo morto, são desprezíveis em relação à dinâmica do processo.

No capítulo 2, seção 2.3, foram apresentados alguns métodos para determinação da melhor localização do ponto para medição da temperatura. Neste trabalho será considerada a análise de sensibilidade proposta por Despande (1985), onde os pontos ótimos para localização dos sensores são os que apresentam a resposta com maior amplitude e simetria em relação as perturbações nas variáveis manipuladas. Isto significa encontrar os pratos mais sensíveis à carga térmica fornecida ao sistema e a vazão de refluxo. Definindo um caso base para cada coluna, procedeu-se variações positivas e negativas (± 5 e ± 10 %) na vazão de refluxo (R) e na carga térmica (QN) e avaliou-se as respostas. São consideradas apenas as temperaturas de pratos onde atualmente existem medições e, portanto, podem ser usadas para implementar uma nova estratégia de controle sem maiores modificações no processo. Os resultados são apresentados a seguir para uma carga típica da unidade.

6.2.1.1 Coluna Separadora de Hidrocarboneto (CSH)

As figuras 6.1 e 6.2 ilustram os resultados para Coluna Separadora de Hidrocarbonetos. Os gráficos apresentam o comportamento do perfil de temperatura para variações em cada uma das variáveis manipuladas, mantendo a outra constante.

Através desses gráficos pode-se verificar que as temperaturas nos pratos 04 e 16 da CSH são mais sensíveis às variações nas duas variáveis manipuladas. As tabelas 6.1 e 6.2 apresentam os ganhos estáticos para as temperaturas em relação a cada variável manipulada. Através dos resultados conclui-se que as temperaturas nos pratos 4 e 16 apresentam maior sensibilidade, tanto para vazão de refluxo quanto para a carga térmica. Para a vazão de refluxo, as temperaturas do fundo e do topo também apresentam boa sensibilidade, porém não se comportam da mesma maneira para carga térmica. Através da análise da variação dos ganhos para cada ponto simulado, confirma-se que o perfil de temperatura apresenta boa simetria e linearidade em relação as variáveis manipuladas. Essa condição corrobora que o modelo linear representa adequadamente o processo. Em relação a linearidade esse comportamento era esperado, pois as colunas da UFN

são de baixa pureza. McDonald (1985), dividiu a não-linearidade das colunas de destilação de acordo com o grau de pureza dos produtos. Em colunas de baixa pureza, o sistema freqüentemente exibe um comportamento linear. A medida que as purezas são elevadas, os ganhos do processo apresentam um comportamento não-linear enquanto que as constantes de tempo e o tempo morto do processo permanecem constantes. Em colunas de alta pureza, a não-linearidade é refletida nesses três parâmetros.

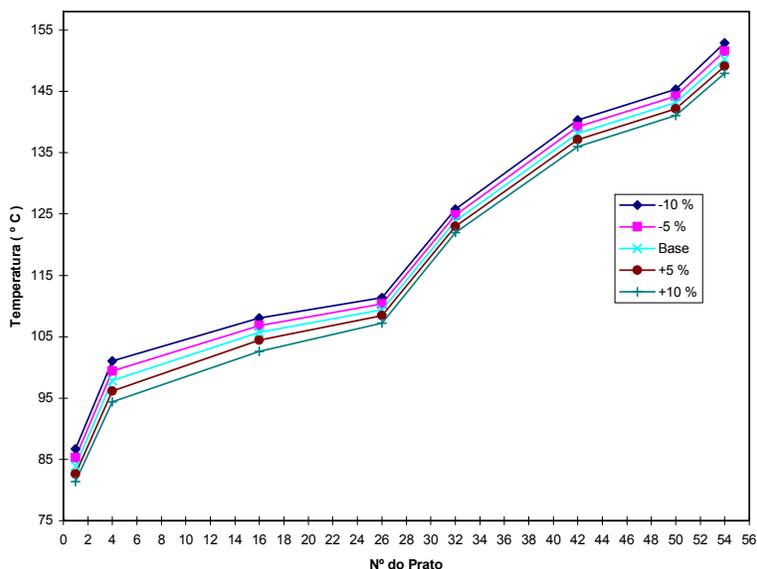


Figura 6.1: Perfil de temperatura da CSH em relação $\Delta\%$ na vazão de refluxo.

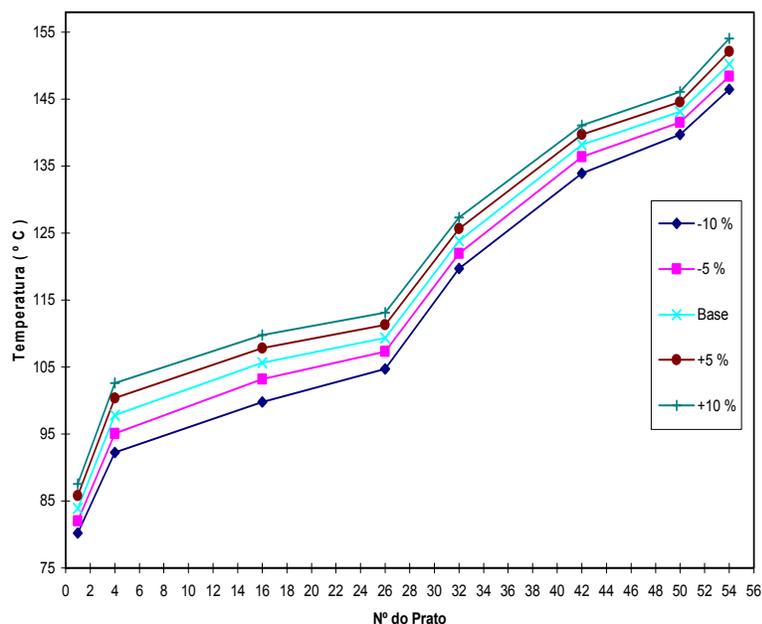


Figura 6.2: Perfil de temperatura da CSH em relação $\Delta\%$ na carga térmica.

Analisando os resultados apresentados nas tabelas 6.1 e 6.2 constata-se que o perfil de temperatura é mais sensível à carga térmica do que a vazão de refluxo.

$\Delta\%$ Refluxo	ΔT Topo/ $\Delta\%R$	ΔT Prt04/ $\Delta\%R$	ΔT Prt16/ $\Delta\%R$	ΔT Prt26/ $\Delta\%R$	ΔT Prt32/ $\Delta\%R$	ΔT Prt42/ $\Delta\%R$	ΔT Fundo/ $\Delta\%R$
10	-0,279	-0,318	-0,232	-0,199	-0,190	-0,215	-0,268
5	-0,273	-0,322	-0,225	-0,192	-0,187	-0,214	-0,255
-5	-0,262	-0,340	-0,257	-0,191	-0,181	-0,210	-0,233
-10	-0,254	-0,342	-0,269	-0,214	-0,189	-0,220	-0,228

Tabela 6.1: Ganhos estáticos para o perfil de temperatura da CSH com $\Delta\%$ Refluxo.

$\Delta\%$ Carga Térmica	ΔT Topo/ $\Delta\%QN$	ΔT Pr04/ $\Delta\%QN$	ΔT Pr16/ $\Delta\%QN$	ΔT Pr26/ $\Delta\%QN$	ΔT Pr32/ $\Delta\%QN$	ΔT Pr42/ $\Delta\%QN$	ΔT Fundo/ $\Delta\%QN$
10	0,368	0,554	0,529	0,465	0,413	0,424	0,373
5	0,373	0,549	0,501	0,415	0,384	0,359	0,364
-5	0,369	0,505	0,495	0,387	0,363	0,311	0,371
-10	0,363	0,510	0,506	0,377	0,347	0,291	0,383

Tabela 6.2: Ganhos estáticos para o perfil de temperatura da CSH com $\Delta\%$ Carga térmica.

6.2.1.2 Coluna Separadora de Nafta (CSN)

As figuras 6.3 e 6.4 mostram os resultados para Coluna Separadora de Nafta. Os gráficos apresentam o comportamento do perfil de temperatura para variações em cada uma das variáveis manipuladas, mantendo a outra constante.

Através desses gráficos pode-se constatar que as temperaturas medidas nos pratos 5 e 33 são as mais sensíveis para as duas variáveis manipuladas. As tabelas 6.3 e 6.4 apresentam os ganhos estáticos para as temperaturas em relação a cada variável manipulada. Analisando os resultados pode-se verificar que as temperaturas nos pratos 5 e 33 apresentam maior sensibilidade, tanto para vazão de refluxo quanto para carga térmica. Para a vazão de refluxo como variável manipulada, as variações nas ganhos mostram boa linearidade e simetria do perfil de temperatura. Já para carga térmica, é verificada a presença de não-linearidades no fundo e no prato 45 da CSN, contudo, escolhendo os pratos 5 e 33 esse fato é irrelevante para o trabalho. Em relação a simetria e a linearidade, os pratos 5 e 33 apresentam bons resultados para os objetivos deste trabalho, mesmo que para carga térmica e a temperatura do prato 33 o resultado não seja tão bom.

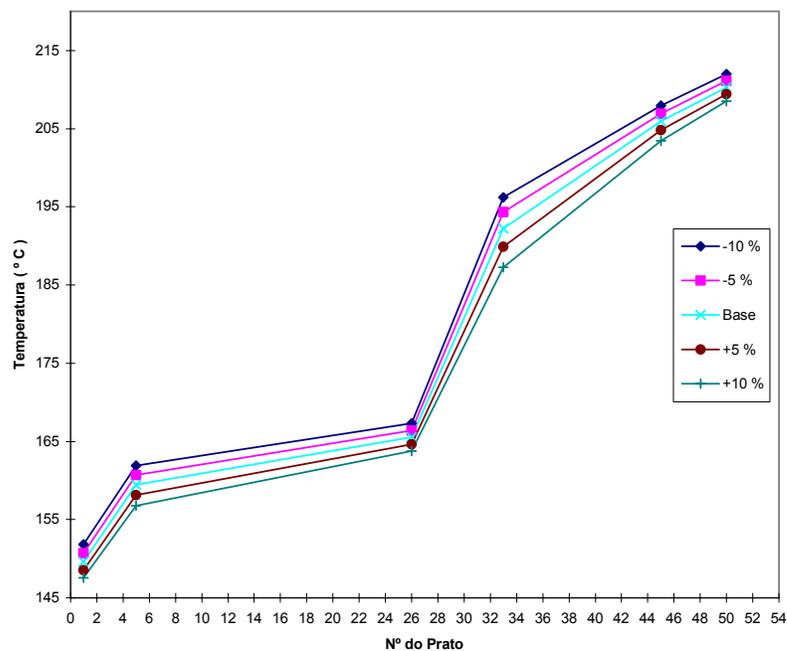


Figura 6.3: Perfil de temperatura da CSN em relação $\Delta\%$ na vazão de refluxo.

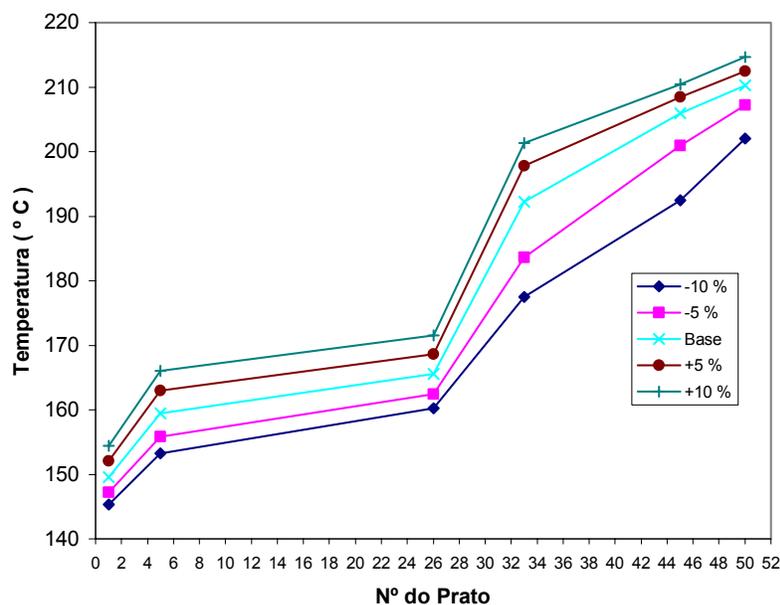


Figura 6.4: Perfil de temperatura da CSN em relação $\Delta\%$ na carga térmica.

Analisando os resultados apresentados nas tabelas 6.3 e 6.4 constata-se que o perfil de temperatura é mais sensível à carga térmica do que a vazão de refluxo.

$\Delta\%$	ΔT	ΔT	ΔT	ΔT	ΔT	ΔT
Refluxo	Topo/ $\Delta\%R$	Prt05/ $\Delta\%$ R	Prt26/ $\Delta\%$ R	Prt33/ $\Delta\%$ R	Prt45/ $\Delta\%$ R	Fundo/ $\Delta\%$ R
10	-0,224	-0,253	-0,177	-0,441	-0,200	-0,173
5	-0,220	-0,256	-0,176	-0,434	-0,202	-0,171
-5	-0,211	-0,260	-0,175	-0,452	-0,220	-0,166
-10	-0,205	-0,265	-0,172	-0,457	-0,219	-0,173

Tabela 6.3: Ganhos estáticos para o perfil de temperatura da CSN com $\Delta\%$ Refluxo.

$\Delta\%$	ΔT					
Carga Térmica	Topo/ $\Delta\%$ QN	Pr05/ $\Delta\%$ QN	Pr26/ $\Delta\%$ QN	Pr33/ $\Delta\%$ QN	Pr45/ $\Delta\%$ QN	Fundo/ $\Delta\%$ Q N
10	0,240	0,679	0,526	1,468	1,149	0,821
5	0,249	0,723	0,624	1,227	0,997	0,604
-5	0,253	0,700	0,626	1,112	0,515	0,443
-10	0,250	0,661	0,598	0,912	0,450	0,443

Tabela 6.4: Ganhos estáticos para o perfil de temperatura da CSN com $\Delta\%$ Carga térmica.

Através da análise de sensibilidade conclui-se que os pratos 4 e 16 para CSH e 5 e 33 para CSN, são os mais sensíveis em relação as variáveis manipuladas. Para as variáveis manipuladas verificou-se que os perfis de temperatura se mostraram mais sensíveis em relação a carga térmica, embora as respostas a vazão de refluxo também sejam satisfatórias. Considerando que cada coluna necessita de apenas um componente chave para especificar a nafta média, recuperação de C_7 no fundo da CSH e recuperação de C_8 , tendo como referência O-Xileno, no topo da CSN, ou os pontos inicial e final de destilação do corte de nafta média, será realizada a seguir uma avaliação em relação as composições dos produtos para definir qual prato deve ser utilizado em cada coluna.

6.2.2 AVALIAÇÃO DOS ESTÁGIOS SENSÍVEIS À COMPOSIÇÃO DOS PRODUTOS

Definido os pontos de medição de temperatura mais sensíveis as variáveis manipuladas, o próximo passo para determinar as variáveis controladas é verificar qual desses pratos representa melhor a especificação desejada. Esta verificação foi realizada no simulador estático para três tipos diferentes de carga. O método utilizado se baseia em variar a composição da carga, principal perturbação da UFN, e manter fixa a temperatura no prato, permitindo que o simulador varie a vazão de refluxo e de vapor (carga térmica). Em seguida, verifica-se o comportamento da especificação desejada para o produto da coluna, o prato que apresentar menor variação desta especificação será o escolhido.

Para a coluna separadora de hidrocarbonetos, a especificação é baseada na recuperação de 80 a 90 % de C_7 na corrente de fundo, ou pelo ponto inicial de destilação do corte de nafta média. Considerando a recuperação de C_7 e utilizando três tipos de cargas com composições diferentes, foram realizadas simulações com os pratos 04 e 16. Os resultados são apresentados nas figuras 6.5 e 6.6.

Através desses gráficos, pode-se constatar que embora a recuperação de C_6 tenha variado em função da mudança na carga, a recuperação de C_7 teve pequenas variações nos dois casos. Os resultados mostram que os dois pratos 04 e 16 representam bem a especificação da CSH. Contudo, para o prato 16 a variação na recuperação de C_7 foi ligeiramente menor, a temperatura deste prato será usada como variável controlada para CSH.

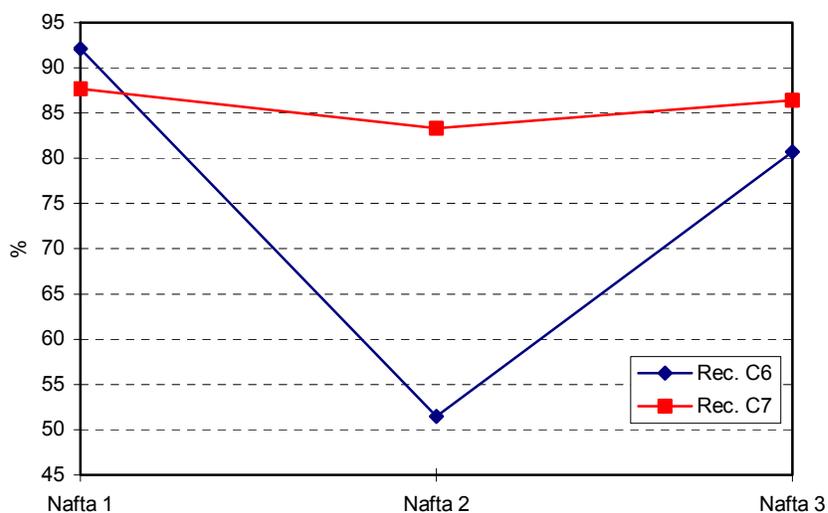


Figura 6.5: Variação da Recuperação de C₇ e C₆ na CSH para temperatura do prato 04 fixa.

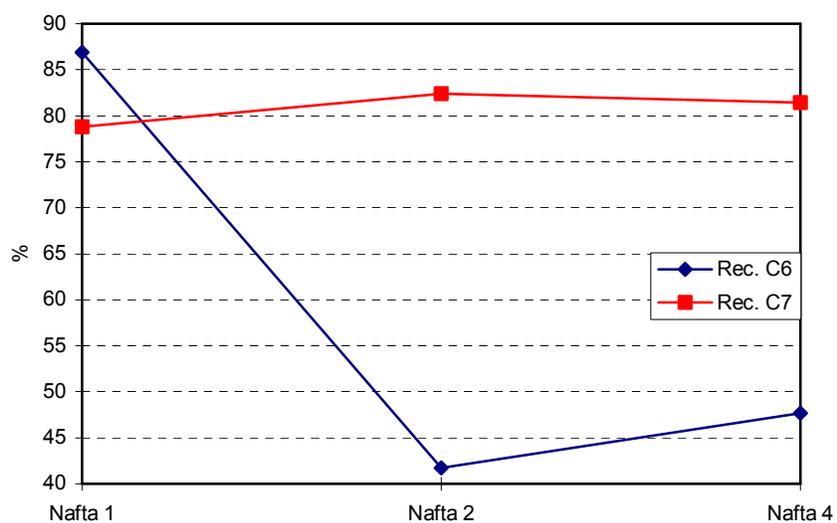


Figura 6.6: Variação da Recuperação de C₇ e C₆ na CSH para temperatura do prato 16 fixa.

Para a coluna separadora de nafta, a especificação é baseada na recuperação mínima de 80% de C_8 (Ort-Xileno) na corrente de topo, deve-se recuperar o máximo possível desse componente para cada carga. Outra referencia para especificação da CSN é o ponto final de destilação do corte de nafta média. Considerando a recuperação de C_8 e os mesmos três tipos de cargas utilizados para a análise na CSH, foram realizadas simulações com os pratos 05 e 33. Os resultados são apresentados nas figuras 6.7 e 6.8.

Através dos gráficos pode-se constatar que embora a recuperação de C_9 tenha variado em função da mudança na carga, a recuperação de C_8 teve pequenas variações para o caso do prato 33. Já para o prato 05, não só ocorreu uma variação considerável na recuperação de C_8 , como também uma maior variação de C_9 . Desta forma, a temperatura do prato 33 será utilizada como variável controlada na CSN.

Os resultados obtidos através desta análise comprovam a eficiência, para as duas colunas, na utilização da temperatura como variável de inferência da composição. As temperaturas do prato 16 para CSH e 33 para CSN, foram definidas como variáveis controladas para estratégia de controle a ser proposta.

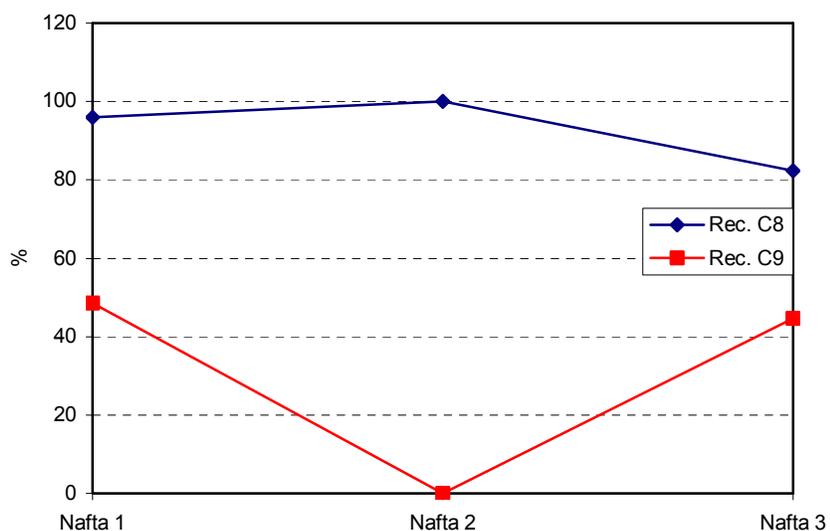


Figura 6.7: Variação da Recuperação de C_8 e C_9 na CSN para temperatura do prato 05 fixa.

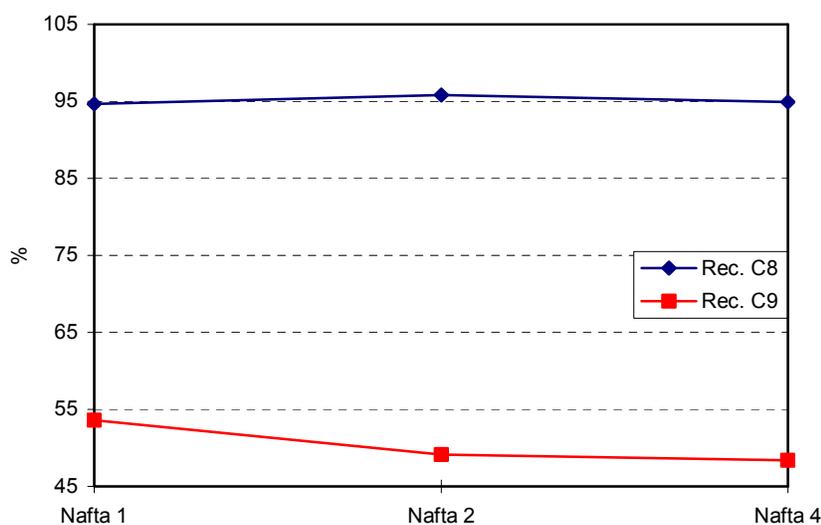


Figura 6.8: Variação da Recuperação de C_8 e C_9 na CSN para temperatura do prato 33 fixa.

A estratégia do controle de composição através do diferencial de temperatura entre os pratos 16 e 04, utilizando a vazão de refluxo como variável manipulada, se encontra implementada na CSH. Esta estratégia se mostrou ineficiente ao longo do tempo de operação da unidade, o que levou a operação a decidir trabalhar com a malha em manual. Para comprovar a ineficiência dessa estratégia, quando aplicada na CSH, foi utilizada a mesma simulação estática com três cargas diferentes, sem fixar a temperatura em nenhum dos pratos. Desta forma, o diferencial de temperatura deveria variar, acompanhando a mudança na composição das correntes, para se mostrar eficiente para o controle de composição. A figura 6.9 mostra o resultado desta simulação. Analisando o gráfico pode-se constatar que tanto o diferencial de temperatura entre os pratos 16 e 04, bem como outros dois escolhidos arbitrariamente, não respondem às variações na composição de carga, ficando evidente a ineficiência da estratégia atual.

Definidas as variáveis que devem ser controladas, o próximo passo será selecionar um controlador que atenda às especificações da UFN e use os graus de liberdade para minimizar o consumo de vapor. A proposta desse trabalho é utilizar um controlador preditivo multivariável, com o algoritmo QDMC, para realizar o controle e a otimização do consumo de energia. A opção por esse controlador foi baseada na possibilidade de implementação prática desse estudo, uma vez que essa é a tecnologia de MPC mais difundida e aplicada na indústria petroquímica. A

seguir é realizada uma apresentação do algoritmo DMC e de algumas técnicas de otimização em tempo real.

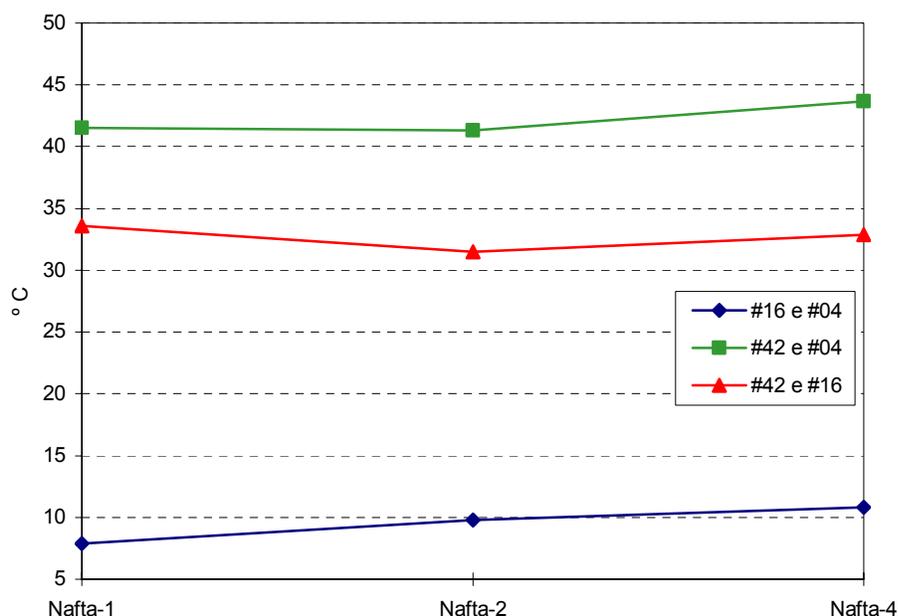


Figura 6.9: Variação dos diferenciais de temperatura na CSH para mudanças na composição de carga.

6.3 O ALGORITMO DE CONTROLE DMC

Em 1979, Cluter e Ramaker (1979 e 1982) apresentaram o algoritmo DMC como uma metodologia capaz de manipular restrições operacionais nas variáveis de controle e saída de forma sistemática. Este algoritmo de controle multivariável é adequado para processos com elevado grau de interação entre variáveis, ordens elevadas e atrasos dominantes (Cernik, 1991), (Houk, 1991) e (Cutler, 1988). Estas características, aliadas à capacidade de manipular restrições, garantem a utilização bem sucedida deste algoritmo na indústria química e petroquímica (Houk, 1991), e (Cutler, 1988). Segundo Kalid (2000), existe grande benefício na utilização de um DMC para controlar sistemas que:

1. São inerentemente multivariáveis com forte interação entre as variáveis controladas;

2. *Apresentam potencial para otimização em tempo real, como no caso de unidades com elevado consumo de energia e/ou que produzem insumos de valor comercial bastante diferentes;*
3. *Possuem limites nos equipamentos e nas condições operacionais, pois este controlador apresenta a característica de manipular restrições operacionais explicitamente.*

O algoritmo DMC necessita de um modelo nominal obtido a partir da resposta ao degrau do processo. Uma vez conhecido o modelo, o problema a ser resolvido se resume a previsão da saída do processo e a otimização de uma função objetivo quadrática, sujeita a um conjunto de restrições, que considera os erros entre as previsões da saída e os sinais de referência mais os incrementos nas ações de controle (*Garcia et al.*, 1989).

6.3.1 DMC SEM RESTRIÇÕES

O objetivo do algoritmo DMC multivariável é calcular as ações de controle, representadas por incrementos nas variáveis manipuladas, através da solução do problema de otimização escrito na equação 6.1 (*Morales*, 1995).

$$\min_{\Delta m(k), \dots, \Delta m(k+M-1)} \sum_{l=1}^p \|\hat{y}(k+l) - y_s(k+l)\|_{\Xi_l}^2 + \sum_{l=1}^M \|\Delta m(k+l-1)\|_{\Lambda_l}^2 \quad (6.1)$$

onde:

$\hat{y}(k+l) \in \mathfrak{R}^r$ é o vetor das previsões das variáveis de saída.

$y_s(k+l) \in \mathfrak{R}^r$ é o vetor das trajetórias dos valores de referência.

$\Delta m(k+l-1) \in \mathfrak{R}^v$ é o vetor dos incrementos nas ações de controle.

Ξ_l, Λ_l são matrizes diagonais de ponderações para as saídas e ações de controle.

$\|x\|_Q$ representa o termo quadrático $x^T Q x$.

p define o horizonte de previsão da saída.

M define o horizonte de controle ($\Delta m(k+j) = 0 \forall j > M; M \leq p$).

Na equação 6.2 tem-se a representação na forma vetorial da equação 6.1.

$$\min_{\Delta \mathbf{M}} \left\| \hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y}_s \right\|_{\Xi}^2 + \left\| \Delta \mathbf{M} \right\|_{\Lambda}^2 \quad (6.2)$$

onde:

$$\Xi = \text{diag} \left[\Xi_1 \dots \Xi_p \right] \quad \Lambda = \text{diag} \left[\Lambda_1 \dots \Lambda_{M-1} \right]$$

$$\hat{\mathbf{Y}} = \begin{bmatrix} \hat{y}(k+1) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+p) \end{bmatrix} \quad \mathbf{Y}_s = \begin{bmatrix} y_s(k+1) \\ \vdots \\ y_s(k+p) \end{bmatrix}$$

$$\Delta \mathbf{M} = \begin{bmatrix} \Delta m(k) \\ \vdots \\ \Delta m(k+M-1) \end{bmatrix}$$

Para que esse problema de otimização possa ser resolvido, é necessário que se tenha um modelo nominal do processo. O modelo usado no algoritmo DMC é conhecido como modelo de resposta ao degrau.

6.3.1.1 Modelo do Processo

O modelo de resposta ao degrau utilizado pelo algoritmo DMC é dado pela equação 6.3:

$$y(k+1) = \sum_{i=1}^{\infty} S_i \Delta u(k+1-i) + w(k) \quad (6.3)$$

onde:

$y(k) \in \mathfrak{R}^r$ é o vetor de saída no instante k .

$\Delta u \in \mathfrak{R}^s$ é o vetor dos incrementos na entrada nas entradas no instante k , incluindo os incrementos nas variáveis manipuladas e de perturbações.

$w(k) \in \mathfrak{R}^r$ é o vetor que representa o efeito das perturbações aleatórias.

$S_i \in \mathfrak{R}^{r \times s}$ é a matriz resposta ao degrau no i -ésimo instante de tempo contado a partir da aplicação do degrau.

Os coeficientes da matriz S_i são representados por s_{pq} , significando a resposta ao degrau no i -ésimo instante, relativa a p -ésima variável de saída e a q -ésima variável de entrada. Como o vetor de entrada $\Delta u(k)$ contém os incrementos nas variáveis manipuladas $\Delta m(k)$ e das perturbações mensuráveis $\Delta d(k)$, a equação 6.3 pode ser escrita conforme a equação 6.4.

$$y(k+1) = \sum_{i=1}^{\infty} S_{mi} \Delta m(k+1-i) + \sum_{i=1}^{\infty} S_{di} \Delta d(k+1-i) + w(k) \quad (6.4)$$

O objetivo da inclusão das perturbações mensuráveis é realizar compensações nas saídas em relação a distúrbios (*feedforward*) ocorridos nessas variáveis.

6.3.1.2 Previsão das Saídas Futuras

Supondo que as variáveis de perturbações não mudam de valor ao longo do horizonte de previsão ($\Delta d(k+l) = 0$; $l=1,2, \dots$), pode-se escrever a equação 6.4, para um instante futuro $k+l$, separando os termos referentes às contribuições do passado e futuro, conforme a equação 6.5 (Camacho, 1999).

$$\hat{y}(k+l) = \sum_{i=l+1}^{\infty} S_{mj} \Delta m(k+l-i) + \sum_{i=l+1}^{\infty} S_{di} \Delta d(k-i) + \sum_{i=1}^l S_{mj} \Delta m(k+l-i) + \hat{w}(k+l-1) \quad (6.5)$$

As duas primeiras parcelas da equação 6.5 representam a contribuição para as variáveis de saída, até o instante $k-l$, dos incrementos passados nas variáveis manipuladas e perturbações mensuráveis. A terceira parcela representa as contribuições futuras das variáveis manipuladas.

Para estimativa das perturbações aleatórias $w(k+l-l)$, considera-se que estas se mantêm constantes ao longo do horizonte de previsão. Desta forma, sua estimativa é obtida conforme a equação 6.6, onde $y(k)$ é o vetor medido no instante k . Substituindo a equação 6.6 em 6.5, tem-se a previsão utilizada pelo algoritmo DMC, conforme escrita nas equações 6.7 e 6.8.

$$\hat{w}(k+l-1) = \hat{w}(k) = y(k) - \hat{y}(k) = y(k) - \sum_{i=1}^{\infty} S_{mi} \Delta m(k-i) \quad (6.6)$$

$$\hat{y}(k+l) = \sum_{i=l+1}^{\infty} S_{mj} \Delta m(k+l-i) + \sum_{i=l+1}^{\infty} S_{di} \Delta d(k-i) + \sum_{i=1}^l S_{mj} \Delta m(k+l-i) + y(k) - \sum_{i=1}^{\infty} S_{mi} \Delta m(k-i) \quad (6.7)$$

ou

$$\hat{y}(k+l) = \sum_{i=1}^l S_{mj} \Delta m(k+l-i) + f(k+l)$$

onde:

$$f(k+l) = y(k) + \sum_{i=1}^{\infty} (S_{ml+i} - S_i) \Delta m(k-i) + \sum_{i=l+1}^{\infty} S_{di} \Delta d(k-i) \quad (6.8)$$

$f(k+l)$ representa a resposta livre do sistema, ou seja, a parte da resposta que não depende das futuras ações de controle.

Caso o processo seja assintoticamente estável, os coeficientes S_i da resposta ao degrau tendem a ser constante após um valor N (Camacho, 1999). Então, pode-se considerar que $S_{k+i} - S_{k+i-1} \approx 0, i > N$ e $f(k+l)$ pode ser escrita conforme a equação 6.9.

$$f(k+l) = y(k) + \sum_{i=1}^N (S_{ml+i} - S_i) \Delta m(k-i) + \sum_{i=l+1}^N S_{di} \Delta d(k-i) \quad (6.9)$$

Fazendo $l = 1, \dots, p$ e lembrando que $\Delta m(k+i) = 0, \forall i > M$, pode-se determinar as previsões das saídas no horizonte de previsão p :

$$\begin{aligned}\hat{y}(k+1) &= S_{m1}\Delta m(K) + f(k+1) \\ \hat{y}(k+2) &= S_{m2}\Delta m(K) + S_{m1}\Delta m(K+1) + f(k+2) \\ &\vdots \\ \hat{y}(k+p) &= \sum_{i=1}^M S_{mi}\Delta m(K+l-i) + f(k+l)\end{aligned}$$

ou na forma vetorial

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{S}\Delta\mathbf{M} + \mathbf{F} \quad (6.10)$$

onde:

\mathbf{S} é a matriz dinâmica do processo.

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{m1} & 0 & \cdots & 0 \\ S_{m2} & S_{m1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & S_{m1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{mp} & S_{mp-1} & \cdots & S_{mp-M+1} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_{k+1} \\ \vdots \\ f_{k+l} \end{bmatrix} \quad (6.11)$$

No modelo de resposta ao degrau o somatório de termos é efetuado até um valor N . A partir do momento em que o processo alcança o estado de regime permanente, as matrizes de resposta ao degrau da equação 6.3 se estabelecem em um determinado valor (*Cluter and Finlayson, 1988*). Desta forma, a ordem N é definida como sendo maior ou igual ao tempo de acomodação do processo (*Garcia et al., 1989*).

O valor de N é função direta da ordem das equações diferenciais lineares que descrevem a dinâmica do processo. Desta maneira, o modelo de resposta ao degrau permite considerar qualquer ordem para as equações diferenciais de processos estáveis, mesmo sem conhecê-las, fazendo com que não se fique restrito a aproximações de primeira e segunda ordem, típicas em aplicações industriais baseadas no controle PID. Os pacotes de software de identificação utilizados nas aplicações do algoritmo DMC exploram esta característica (*Cernik, 1991*).

6.3.1.3 Cálculo das Ações de Controle

Para o algoritmo de controle DMC sem restrições, a lei de controle é obtida através da resolução do problema descrito na equação 6.2. Definindo o erro que atua no algoritmo DMC como:

$$\mathbf{E} = \hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y}_s \quad (6.12)$$

então pode-se reescrever a equação 6.2 na seguinte forma:

$$\min_{\Delta M(k)} \mathbf{E}^T \Xi \mathbf{E} + \Delta \mathbf{M}^T \Lambda \Delta \mathbf{M} \quad (6.13)$$

Resolvendo a equação 6.13 através do método dos mínimos quadrados tem-se:

$$\Delta \mathbf{M} = (\mathbf{S}^T \Xi \mathbf{S} + \Lambda)^{-1} \mathbf{S}^T \Xi (\mathbf{Y}_s - \mathbf{F}) \quad (6.14)$$

A equação 6.14 fornece os incrementos nas ações de controle dentro do horizonte de controle M . Como somente a primeira ação é aplicada, a equação 6.15 fornece o incremento na ação de controle a ser aplicado no processo.

$$\Delta m(k) = [\mathbf{I} \ \mathbf{0} \ \dots \ \mathbf{0}] \Delta \mathbf{M} \quad (6.15)$$

6.3.2 DMC COM RESTRIÇÕES

O algoritmo DMC sem restrições define a estrutura básica do controlador DMC. Quando existem restrições nas variáveis do processo considerado, obtém-se o algoritmo de controle DMC com restrições, que normalmente toma a forma de um problema de programação quadrática (QP). Nesta caso, esse algoritmo é conhecido na literatura especializada como QDMC (*Quadratic Dynamic Matrix Control*), devido ao algoritmo de programação quadrática utilizado para solução do problema de controle (*Camacho And Bordons, 1999*).

No algoritmo QDMC, são considerados três tipos de restrições (*Garcia et al.*, 1988):

1. **Restrições nas Variáveis Manipuladas:** representam limites rígidos nas variáveis de entrada $m(k)$ com o intuito de evitar problemas de saturação (p.e.: em válvulas de controle).
2. **Restrições nos Incrementos das Variáveis Manipuladas:** representam limites rígidos impostos aos incrementos $\Delta m(k)$, influenciando diretamente nas taxas de variação de $m(k)$.
3. **Restrições nas Variáveis de Saída:** representam limites rígidos ou não, nas variáveis de saída, com o intuito de evitar valores demasiadamente grandes.

Estas restrições podem ser descritas matematicamente da seguinte forma:

$$\mathbf{M}_{\text{low}} \leq \mathbf{I}_L \Delta \mathbf{M} + \mathbf{M}_{k-1} \leq \mathbf{M}_{\text{high}} \quad (6.16)$$

$$\Delta \mathbf{M}_{\text{low}} \leq \Delta \mathbf{M} \leq \Delta \mathbf{M}_{\text{high}} \quad (6.17)$$

$$\mathbf{Y}_{\text{low}} \leq \hat{\mathbf{Y}} \leq \mathbf{Y}_{\text{high}} \quad (6.18)$$

onde:

$$\mathbf{M}_{k-1} = \begin{bmatrix} m(k-1) \\ \vdots \\ m(k-1) \end{bmatrix} \quad \mathbf{M}_{\text{low;high}} = \begin{bmatrix} m_{\text{low;high}}(k) \\ \vdots \\ m_{\text{low;high}}(k+M-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y}_{\text{low;high}} = \begin{bmatrix} y_{\text{low;high}}(k+1) \\ \vdots \\ y_{\text{low;high}}(k+p) \end{bmatrix} \quad \mathbf{I}_L = \begin{bmatrix} I & 0 & \cdots & 0 \\ I & I & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I & I & \cdots & I \end{bmatrix}$$

O problema de otimização, a ser resolvido pelo QDMC, é então formulado como:

$$\begin{aligned}
 & \min_{\Delta M} \left\| \hat{Y} - Y_s \right\|_{\Xi}^2 + \|\Delta M\|_{\Lambda}^2 \\
 & \text{s.a.} \\
 & \mathbf{M}_{\text{low}} \leq \mathbf{I}_L \Delta M + \mathbf{M}_{k-1} \leq \mathbf{M}_{\text{high}} \\
 & \Delta \mathbf{M}_{\text{low}} \leq \Delta M \leq \Delta \mathbf{M}_{\text{high}} \\
 & \mathbf{Y}_{\text{low}} \leq \hat{Y} \leq \mathbf{Y}_{\text{high}}
 \end{aligned} \tag{6.19}$$

Pode-se reescrever o problema da equação 6.19 no formato padrão de um programa quadrático. Na equação 6.20 o problema é apresentado nesta forma.

$$\begin{aligned}
 & \min_{\Delta M} \Delta M^T \mathbf{H} \Delta M - \mathbf{G}^T \Delta M \\
 & \text{s.a.} \\
 & \mathbf{R} \Delta M \geq \mathbf{Q}
 \end{aligned} \tag{6.20}$$

onde:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} -\mathbf{I}_L \\ \mathbf{I}_L \\ -\mathbf{I} \\ \mathbf{I} \\ -\mathbf{S} \\ \mathbf{S} \end{bmatrix} \quad \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_{k-1} - \mathbf{M}_{\text{high}} \\ \mathbf{M}_{\text{low}} - \mathbf{M}_{\text{high}} \\ -\Delta \mathbf{M}_{\text{high}} \\ \Delta \mathbf{M}_{\text{low}} \\ \mathbf{F} - \mathbf{Y}_{\text{high}} \\ \mathbf{Y}_{\text{low}} - \mathbf{F} \end{bmatrix}$$

a matriz hessiana é dada por:

$$\mathbf{H} = \mathbf{S}^T \Xi \mathbf{S} + \Lambda \tag{6.21}$$

e o vetor gradiente é definido como:

$$\mathbf{G} = 2\mathbf{S}^T \Xi (\mathbf{Y}_s - \mathbf{F}) \tag{6.22}$$

A solução do problema descrito pela equação 6.20 fornece os incrementos nas ações de controle para todo o horizonte de controle. Como apenas a primeira ação é utilizada, substitui-se o resultado na equação 6.15 e obtém-se os incrementos que devem ser aplicados no instante K nas variáveis manipuladas.

6.3.3 CONSIDERAÇÕES SOBRE SINTONIA DOS CONTROLADORES DMC

Os parâmetros que determinam a sintonia de um controlador DMC são os seguintes (Garcia, 1988) (Georgiou, 1988):

1. **Ponderações ECE e MSF:** *As ponderações da matriz Ξ são conhecidas como ECE (Equal Concern Errors), enquanto que as ponderações da matriz Λ são conhecidas por MSF (Moving Suppression Factor). A importância relativa de cada um dos critérios especificados na função objetivo da equação 6.1, pode ser reforçada por um aumento nos valores dos parâmetros ECE e MSF correspondentes. Porém, este reforço se torna difícil devido às interações entre as variáveis do processo (Garcia, 1988). Aumentos nas ponderações ECE diminuem o erro entre a saída e sua referência (Cernik, 1991). Aumento nas ponderações MSF diminuem os incrementos nas variáveis manipuladas, tornando a resposta das variáveis de saída mais lenta e suave. As ponderações MSF também afetam diretamente a robustez do controlador DMC, MSF's maiores aumentam a robustez (Georgiou, 1988).*
2. **Horizontes de Previsão e Controle:** *Um valor elevado para o horizonte de controle, e conseqüentemente para o horizonte de previsão pois $M \leq p$, geralmente melhora o desempenho do controlador DMC, porém aumenta o valor dos incrementos nas variáveis manipuladas reduzindo a robustez do mesmo (Georgiou, 1988). A determinação adequada dos horizontes de previsão e controle é fundamental para o bom desempenho do algoritmo. Observou-se que sintonizar um controlador DMC fixando os horizontes e manipulando as ponderações geralmente não conduz a bons resultados. Já o procedimento inverso torna o processo de sintonia mais factível (Morales, 1995). Isto demonstra que os horizontes de previsão e controle possuem importância relativa maior que as ponderações ECE e MSF.*

Além destes parâmetros, observa-se que as restrições nos incrementos das variáveis manipuladas, influenciam diretamente na velocidade de resposta das variáveis de saída do processo.

6.4 OTIMIZAÇÃO EM TEMPO REAL

A otimização de um sistema consiste na determinação de suas variáveis independentes, através de um modelo matemático e um algoritmo de programação matemática, com a finalidade de maximizar ou minimizar uma função objetivo sem violar as restrições do referido sistema (Zanin, 2001). A otimização é em tempo real, quando a solução deste problema é obtida periodicamente e implementada de forma automática. Segundo Cutler e Perry (1993), a otimização em tempo real de uma unidade de processo é uma tarefa difícil e complexa, porém seus benefícios são relevantes, podendo incrementar de 6 a 10% o desempenho da unidade. Geralmente a função objetivo a ser maximizada é a lucratividade, definida conforme a equação 6.23.

$$\text{Lucro} = \sum (Q_{\text{produto}} \times P_{\text{produto}}) - (Q_{\text{carga}} \times C_{\text{carga}}) + (E_{\text{produzida}} - E_{\text{consumida}}) \times P_{\text{energia}} \quad (6.23)$$

onde:

Q representa a vazão.

P representa o preço.

C representa o custo.

E representa a energia.

Marlin e Forbes (1995) fornecem critérios sobre a melhor localização da otimização econômica em tempo real, num sistema separado de otimização, ou como uma função linear no controlador multivariável. Devido à confiabilidade e relativa simplicidade da tecnologia de controle preditivo multivariável, os autores recomendam a alocação da otimização econômica no próprio controlador, sempre que tais critérios assim sinalizarem. Quando a função objetivo é equacionada como uma função linear das variáveis manipuladas do sistema, a otimização em

tempo real pode ser incluída dentro do controlador multivariável preditivo. Há duas estratégias para a inclusão da função objetivo no controlador:

1. *A função objetivo do sistema é transformada em uma nova variável controlada e os problemas de controle e otimização são resolvidos simultaneamente, numa única camada (Yousfi e Tournier, 1991).*
2. *Uma camada é adicionada ao controlador com o objetivo de resolver o problema de otimização no estado estacionário predito linearmente (Moro e Odloak, 1995) (Sorensen e Cutler, 1998). As duas camadas são resolvidas seqüencialmente e na mesma frequência.*

Em relação a otimização linear e controle na mesma camada, é definida a variável econômica que representa a função objetivo do sistema e seu modelo é baseado na resposta ao degrau. Esta variável, sempre que houver graus de liberdade, será conduzida para um valor mais elevado. Almeida (1996) descreve a aplicação desta estratégia de otimização para uma unidade de destilação a vácuo. O algoritmo de controle utilizado é baseado no *LDMC (Linear Dynamic Matrix Control)* (Morshedi, 1985). O projeto contempla cinco variáveis manipuladas, dez controladas e uma perturbação. Verificam-se elevados benefícios econômicos neste caso.

6.5 ESTRATÉGIA DE CONTROLE E OTIMIZAÇÃO DO CONSUMO DE ENERGIA PROPOSTA PARA UFN

A estratégia de controle proposta para UFN é baseada no controle de composição através de inferência com a temperatura, utilizando um controlador preditivo multivariável com o algoritmo QDMC. São consideradas as temperaturas dos pratos 16 (CSH) e 33 (CSN) como variáveis controladas, as vazões de vapor e refluxo, em cada coluna, como variáveis manipuladas e seis perturbações mensuráveis. Como para cada coluna existe apenas uma variável a ser controlada e duas manipuladas, os graus de liberdade são utilizados para otimizar o desempenho operacional da UFN. Isto será realizado através da inclusão de uma função objetivo linear como variável controlada na lei de controle. A utilização de um único controlador também tem por objetivo aproveitar a interação entre as colunas, a corrente de fundo da CSH é carga da CSN, para minimizar o consumo de energia uma vez que o custo de vapor é diferente para as duas colunas. A seguir, são apresentadas a formulação da otimização integrada a lei de controle e as etapas para obtenção do controlador QDMC .

6.5.1 OTIMIZAÇÃO DO CONSUMO DE ENERGIA INTEGRADA AO CONTROLE

Na UFN as especificações dos produtos são obtidas através do controle de temperatura em apenas um prato para cada coluna. Pode-se aproveitar o grau de liberdade, em cada coluna, para minimizar o consumo de energia. Os outros termos presentes na equação 6.23 não são considerados neste trabalho, pois a UFN é uma unidade intermediária na cadeia de produção da central de matérias primas (CEMAP). As correntes oriundas da UFN são processadas em outras unidades para se chegar aos produtos finais vendidos ao mercado. Desta forma, apenas a parcela referente ao consumo de energia é considerada, uma vez que a UFN não produz energia para outras unidades. Assim, a equação 6.24 será incluída na lei de controle representando mais duas variáveis controladas, onde os coeficientes α e β , que são proporcionais ao custo do vapor fornecido para cada coluna, serão considerados como ponderações ECE para cada variável. Essa proposta possibilita ao controlador manter as variáveis controladas nos valores desejados através da relação mais econômica entre as vazões de refluxo e vapor.

$$Z = \alpha V_{CSH} + \beta V_{CSN} \quad (6.24)$$

onde:

V_{CSH} é a vazão de vapor da CSH.

V_{CSN} é a vazão de vapor da CSN.

A opção por utilizar apenas um controlador para as duas colunas também está baseada na redução do consumo de energia. O vapor fornecido a CSH está a pressão de 15 Kg/cm², sendo mais barato que o vapor a 42 Kg/cm² que é fornecido a CSN. Como a corrente de fundo da CSH é enviada como carga para CSN, pode-se usar mais vapor de 15 Kg/cm², na primeira coluna, elevando a temperatura da carga da segunda coluna e assim reduzir a energia necessária para alcançar os objetivos do controle na CSN.

6.5.2 OBTENÇÃO DO MODELO DE RESPOSTA AO DEGRAU

Para obtenção dos modelos utilizado pelo algoritmo DMC parte do conjunto de dados coletado nos testes, descritos no capítulo sobre modelagem, foram aproveitados. Este conjunto $Z^D = \{u_1, y_1, \dots, u_D, y_D\}$, representa a parte do teste onde se observou a resposta do sistema, ao degrau aplicado na entrada, até um novo estado estacionário nos dois sentidos. O erro de predição

foi definido como a diferença entre a resposta do modelo e os dados observados para uma mesma entrada, conforme equação 6.25.

$$e_i = y_i - \hat{y}_i; \quad i = 1, 2, \dots, D \quad (6.25)$$

Vários critérios podem ser usados para estimar os coeficientes de um modelo baseado em dados experimentais. A soma dos quadrados dos erros de predição é um critério clássico, conhecido como mínimos quadrados, e será usado nesse trabalho para estimar os coeficientes do modelo.

Considere o modelo da equação 6.3 na seguinte forma:

$$\hat{y}_{k+j} = \varphi_{k+j}^T \theta \quad (6.26)$$

onde:

$$\varphi_{k+j} = [u_{k+j-1}, u_{k+j-2}, \dots, u_{k+j-N}]^T$$

$$\theta = [h_1, h_2, \dots, h_N]^T$$

$$h_i = S_i - S_{i-1}$$

N = ordem do modelo

então, a equação 6.25 pode ser reescrita como:

$$e_{k+j} = y_{k+j} - \varphi_{k+j}^T \theta; \quad j = 1, 2, \dots, D \quad (6.27)$$

e a função objetivo do critério dos mínimos quadrados é dada por:

$$V(\theta, Z^D) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^D \frac{1}{2} [y_{k+j} - \varphi_{k+j}^T \theta]^2 \quad (6.28)$$

Uma característica importante desse critério, desenvolvido a partir de uma parametrização linear, é que ele é uma função quadrática em θ , e dessa forma pode ser minimizada analiticamente.

O que se deseja é encontrar o valor de θ que minimiza $V(\theta, Z^D)$

$$\min_{\theta} V(\theta, Z^D)$$

$$\hat{\theta}_N = \arg \min V(\theta, Z^D)$$

derivando a equação 6.28, em relação a θ , e igualando a zero tem-se:

$$\frac{d}{d\theta} V(\theta, Z^D) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^D \varphi_{k+j} (y_{k+j} - \varphi_{k+j}^T \theta) = 0 \quad (6.29)$$

$$\sum_{j=1}^D \varphi_{k+j} y_{k+j} = \sum_{j=1}^D \varphi_{k+j} \varphi_{k+j}^T \theta \quad (6.30)$$

$$\hat{\theta}_N = \left[\sum_{j=1}^D \varphi_{k+j} \varphi_{k+j}^T \right]^{-1} \sum_{j=1}^D \varphi_{k+j} y_{k+j} \quad (6.31)$$

Considerando a existência da inversa indicada, a equação 6.31 tem como resultado os coeficientes do modelo. Expressando de forma matricial tem-se

$$\hat{\theta}_N = \left[\Phi^T \Phi \right]^{-1} \Phi^T Y \quad (6.32)$$

onde:

$$\Phi = (\varphi_{k+1} \dots \varphi_{k+D})^T ; \quad Y = [y_{k+1}, y_{k+2}, \dots, y_{k+D}]^T$$

Conforme já discutido anteriormente as seguintes variáveis foram consideradas na obtenção dos modelos:

1. Coluna Separadora de Hidrocarbonetos (CSH)

a) Variáveis controladas:

➤ *TEMPERATURA DO PRATO 16*

➤ *VAZÃO DE VAPOR*

b) Variáveis manipuladas:

➤ *SET POINT DA MALHA DE VAZÃO DE REFLUXO*

➤ *SET POINT DA MALHA DE VAZÃO DE VAPOR*

c) Perturbações:

➤ *TEMPERATURA DA CARGA*

➤ *TEMPERATURA DO REFLUXO*

➤ *VAZÃO DE CARGA*

2. Coluna Separadora de Nafta (CSN)

a) Variáveis controladas:

➤ *TEMPERATURA DO PRATO 33*

➤ *VAZÃO DE VAPOR*

b) Variáveis manipuladas:

➤ *SET POINT DA MALHA DE VAZÃO DE REFLUXO*

➤ *SET POINT DA MALHA DE VAZÃO DE VAPOR*

c) Perturbações:

➤ *TEMPERATURA DA CARGA*

➤ *TEMPERATURA DO REFLUXO*

➤ *VAZÃO DE CARGA*

Os modelos foram obtidos utilizando o software *Matlab*. A ordem N , de cada modelo, foi escolhida conforme descrito na seção 6.3.1.2. Para implementação do algoritmo QDMC em um único controlador, todos os modelos devem possuir a mesma ordem. Assim, considerou-se o modelo com maior ordem, 40 coeficientes, e os modelos com ordem menor tiveram os coeficientes restantes iguais a zero.

Para a função econômica, equação 6.24, os coeficientes dos modelos, entre a variável manipulada vazão de vapor e a variável controlada vazão de vapor, foram todos iguais a 1.

6.5.3 CONTROLADOR QDMC

O controlador preditivo multivariável utilizado para neste trabalho é baseado no algoritmo QDMC com restrições. Conforme já discutido antes, um único controlador é aplicado as duas colunas. O controle dinâmico das variáveis controladas é efetuado por faixa, uma vez que as especificações da UFN não são rígidas. Para cada variável controlada é determinada uma faixa na qual a mesma pode variar. Desta forma, a equação 6.1 pode ser reescrita como:

$$\min_{\Delta m(k), \dots, \Delta m(k+M-1)} \sum_{l=1}^P \|\hat{y}(k+l) - y_i(k+l)\|_{\Xi_l}^2 + \sum_{l=1}^M \|\Delta m(k+l-1)\|_{\Lambda_l}^2 \quad (6.32)$$

onde y_i é o vetor modificado dos setpoints das variáveis controladas. Para previsão das variáveis controladas fora dos limites superior ou inferior, o vetor setpoint é igualado ao respectivo limite mais próximo. Já para previsão dentro dos limites da faixa, o setpoint modificado acompanha a referida previsão e os correspondentes coeficientes na matriz dinâmica são anulados (Zanin, 2001). A faixa em que é permitida variações para as duas variáveis controladas, temperaturas dos pratos 16 e 33, é de 2 graus. A tabela 6.5 mostra os parâmetros das variáveis controladas usados no controlador. Já para as vazões de vapor da função econômica, os limites da faixa são os mesmos, ou seja, o controle não é por faixa. Esses valores são os mesmo considerados como restrições mínimas das variáveis manipuladas. A tabela 6.6 apresenta as restrições consideradas para as variáveis manipuladas. Os valores apresentados nas duas tabelas foram obtidos junto a engenharia responsável pela unidade e representam limites operacionais reais para esta condição operacional.

Coluna	Descrição	Faixa Desejada	Unidades	limites	
				min	max
CSH	Temp prato 16	93-95	° C	88	100
CSH	Vazão de vapor	10-10	ton/h	10	25
CSN	Temp prato 33	164,8-166,8	° C	159	173
CSN	Vazão de vapor	10-10	ton/h	10	25

Tabela 6.5: Limites para as variáveis controladas.

Coluna	Descrição	Incremento max	Unidades	Limites	
				min	max
CSH	Vazão de refluxo	2	ton/h	40	70
CSH	Vazão de vapor	0,8	ton/h	10	25
CSN	Vazão de refluxo	3	ton/h	10	45
CSN	Vazão de vapor	0,5	ton/h	10	25

Tabela 6.6: Restrições para as variáveis manipuladas.

O controlador foi implementado no *Matlab* utilizando o algoritmo QDMC do *toolbox MPC* com algumas modificações para atender ao controle por faixa. A sintonia utilizada considerou a ponderação ECE, para vazão de vapor, proporcional ao custo real, e dando bem mais importância para as temperaturas do que para vazão de vapor. Desta forma, quando as temperaturas estiverem dentro da faixa especificada o controlador tentará reduzir o consumo do vapor. Já quando a previsão apontar uma das temperaturas fora da faixa, o objetivo principal é mantê-las dentro da faixa. Para as variáveis manipuladas a sintonia da ponderação MSF objetivou dar maior liberdade para as vazões de refluxo do que para as vazões de vapor.

Os níveis das duas colunas foram controlados usando a mesma estratégia existente na UFN, um controlador PID manipulando a vazão de fundo para cada coluna. Na primeira coluna, a sintonia do controle de nível também absorve parte da variação de carga da unidade, uma vez que a vazão de fundo da CSH é a carga da CSN. Desta forma, ao nível da CSH é permitida variações entre 20 e 80% quando das variações de carga da unidade. A figura 6.10 mostra um esquema simplificado da implementação, no *simulink*, do modelo de processo junto com os controladores.

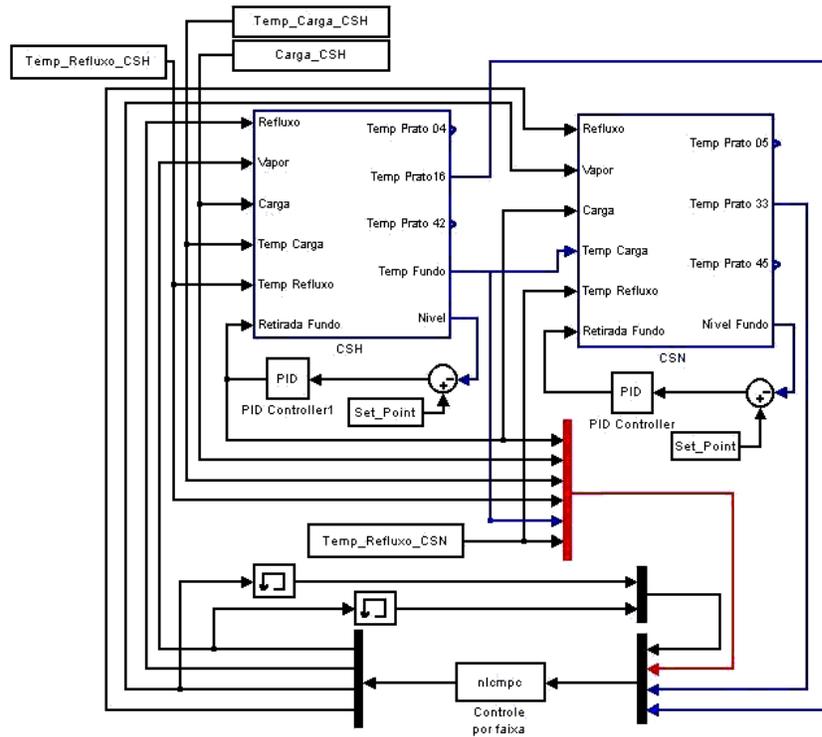


Figura 6.10: Diagrama simplificado da implementação no Simulink .

6.6 AVALIAÇÃO DA ESTRATÉGIA DE CONTROLE PROPOSTA PARA UFN

A estratégia de controle e otimização do consumo de energia foi aplicada ao modelo do processo, obtido no capítulo 5, e alguns testes foram realizados para analisar sua eficiência. Foi coletado um conjunto de dados representando 12 dias de operação típica da UFN. Esse conjunto foi aplicado ao modelo, com a estratégia de controle proposta, e os resultados foram comparados com os obtidos na unidade real. Em seguida, foram incluídas mudanças de *set point* nas duas temperaturas e uma nova simulação com o mesmo conjunto de dados foi realizada.

O conjunto de dados coletado continha variações reais na carga e nas perturbações mensuráveis da unidade. Desta forma, a estratégia proposta foi submetida a condições reais para testar sua eficiência quanto ao controle regulatório. Vale ressaltar que a maioria dos controladores de composição encontrados na indústria petroquímica referem-se ao problema regulatório. Outra característica importante do conjunto de dados é a ocorrência de variações simultâneas nas perturbações, fato típico na operação da UFN. As figuras 6.11 e 6.12 apresentam o comportamento das perturbações aplicadas na simulação. Durante os 12 dias de coleta de dados

a carga da unidade alterou de valor três vezes, representando dois degraus com amplitudes de 3 e 4 ton/h. Já as temperaturas de carga e de refluxo, para as duas colunas, variaram de maneira significativa durante o período.

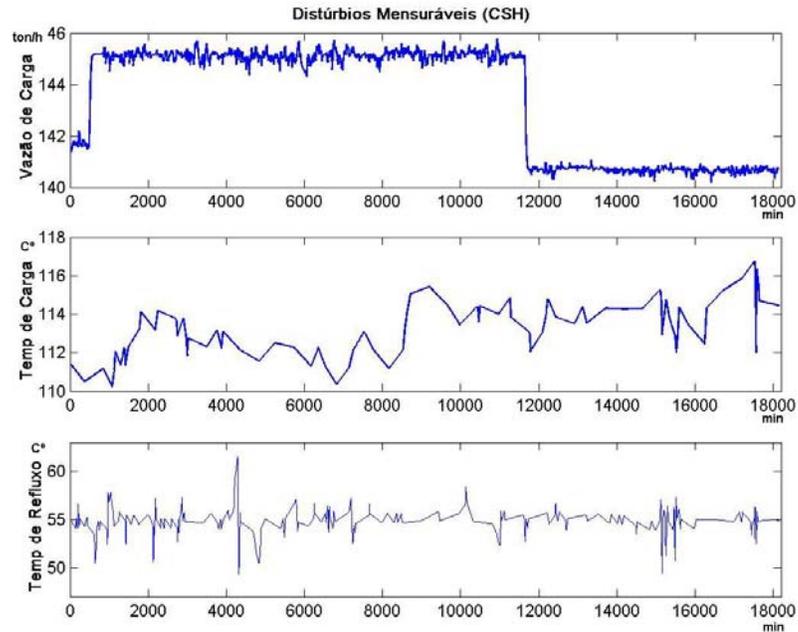


Figura 6.11: Perturbações aplicadas a CSH.

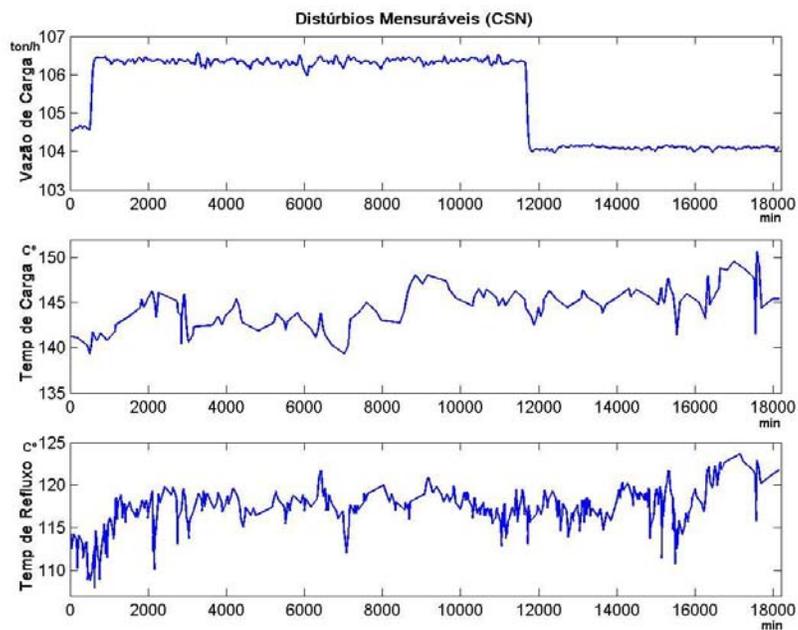


Figura 6.12: Perturbações aplicadas a CSN.

A sintonia utilizada no controlador QDMC é apresentada na tabela 6.7. O período de amostragem é o mesmo definido para o modelo do processo. As ponderações ECE das vazões de vapor são proporcionais ao custo em Reais para que o controlador leve em consideração a redução do consumo de energia. Muito trabalho foi dedicado a esta etapa de sintonia do controlador, pois nenhum método específico de sintonia foi aplicado, mas seguidas as diretrizes apresentadas na seção 6.3.3. Desta forma, varias simulações foram realizadas com sintonias distintas até se chegar a apresentada na tabela 6.7 que se mostrou eficiente para os resultados esperados por este trabalho.

O estado estacionário inicial da simulação foi definido para cada variável como a média da primeira hora do conjunto de dados .

Período Amostragem	p	M	ECE	MSF
3 min	30	4		
Temperatura do prato 16			10	---
Temperatura do prato 33			10	---
Vazão de vapor CSH			52.98/100	10
Vazão de vapor CSN			66.23/100	10
Vazão de refluxo CSH			---	1
Vazão de refluxo CSN			---	1

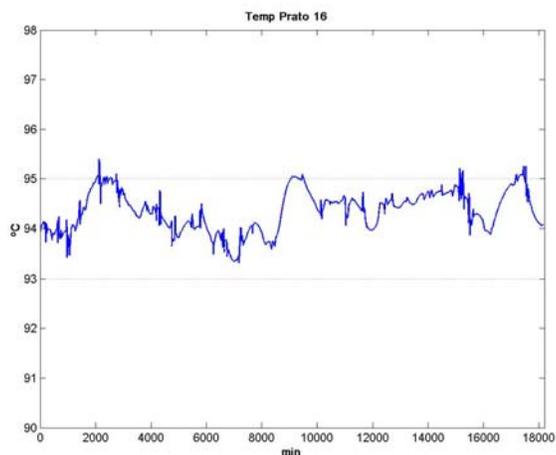
Tabela 6.7: Parâmetros de sintonia do controlados QDMC.

6.6.1 RESULTADOS E DISCUSSÕES

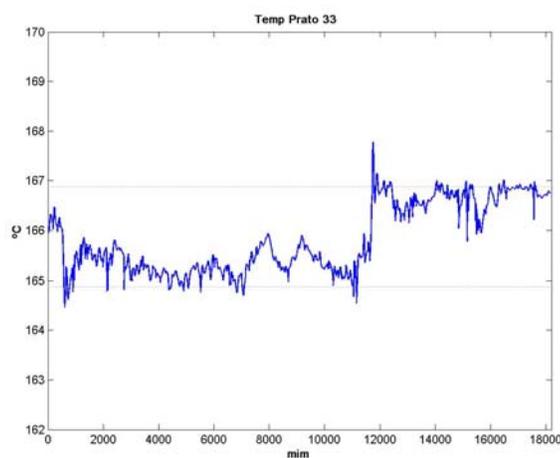
Os resultados das simulações mostram que a estrutura proposta se mostrou eficiente para os objetivos de manter as temperaturas nos valores desejados e reduzir o consumo de vapor.

A figura 6.13 mostra o comportamento das temperaturas dos pratos 16 da CSH e 33 da CSN para simulação com os distúrbios apresentados considerando o problema regulatório. Pode-se verificar que o controlador conseguiu manter as duas temperaturas dentro da faixa desejada. Em alguns momentos as temperaturas ultrapassaram ligeiramente as faixas, principalmente na CSN, porém considerando o horizonte de 12 dias e as especificações requeridas na UFN esse comportamento é aceito sem restrições. Na figura 6.14 pode-se constatar o desempenho bastante superior da estratégia proposta em relação ao estado atual da unidade.

Embora esta comparação seja injusta, pois atualmente a unidade opera com as malhas de controle de composição em manual, o resultado deve ser analisado em conjunto com a redução no consumo de energia. Uma estratégia utilizando uma combinação de controle *feedback* e *feedforward* poderia ser proposta para cada controle de composição, e os resultados com certeza já seriam melhores do que os obtidos atualmente na operação da planta.



(a)



(b)

Figura 6.13: Comportamento das temperaturas para o problema regulatório (a) CSH (b) CSN.

Por outro lado, deixar-se-ia de usar o grau de liberdade existente em cada coluna para minimizar o consumo de energia, ou se implementaria um otimizador especificamente para

realizar esta tarefa. A proposta utilizando o controlador preditivo baseado no algoritmo QDMC contempla todas estas tarefas. A figura 6.15 apresenta um comparativo do comportamento da vazão de vapor. Pode-se constatar que o resultado da simulação, para as duas colunas, sempre apresentou um consumo de vapor menor em relação ao obtido pelos dados do processo.

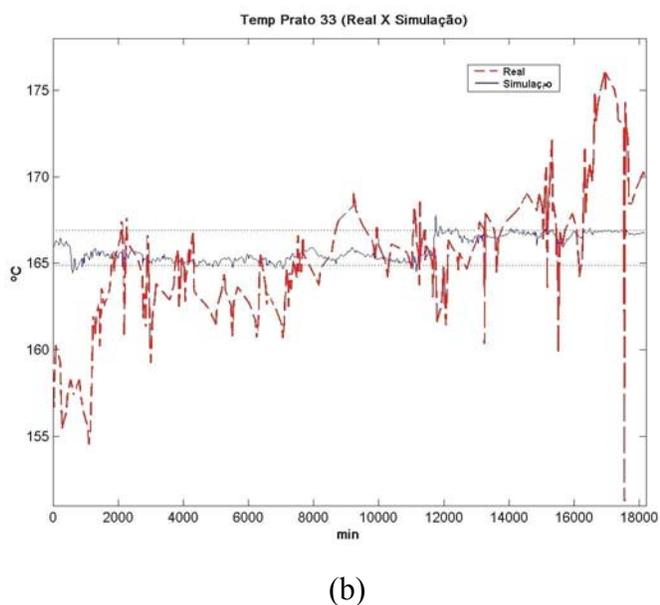
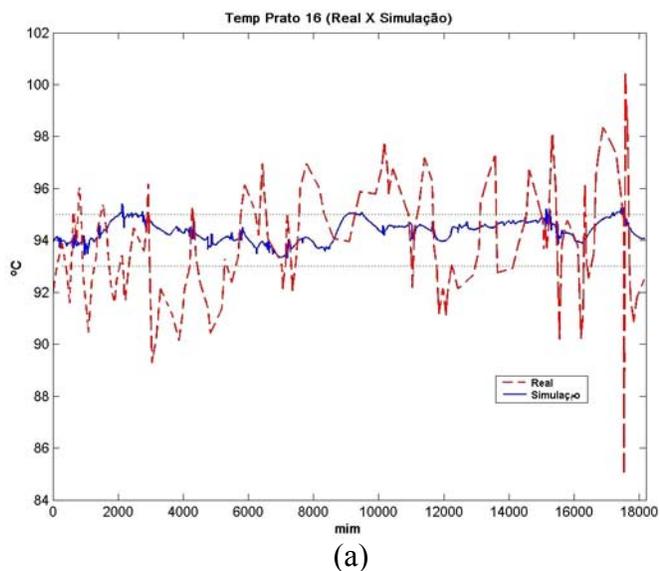
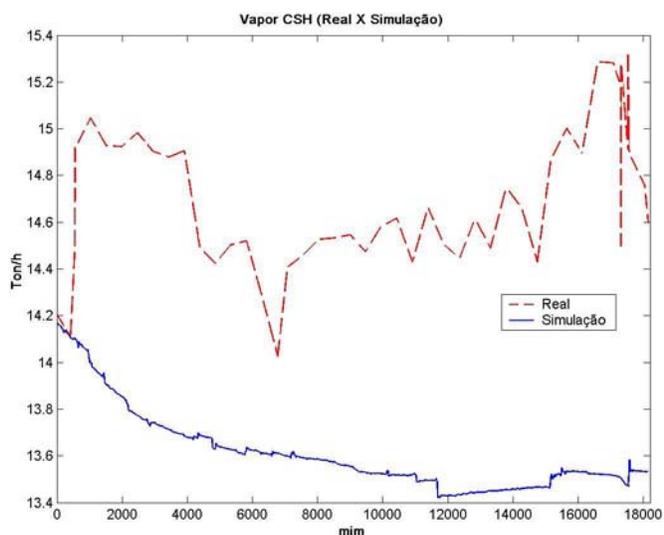
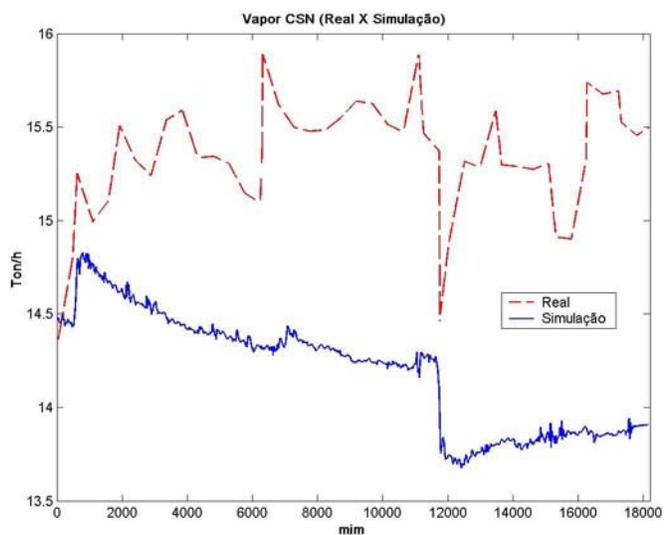


Figura 6.14: Comparação do comportamento das temperaturas real X simulado (a) CSH (b) CSN.



(a)



(b)

Figura 6.15: Comparação do comportamento da vazão de vapor (a) CSH (b) CSN.

Para estimar a economia de vapor, calculou-se a diferença no consumo durante os 12 dias e então determinou-se a economia diária para cada coluna. Considerando o preço do vapor o mesmo adotado para avaliação econômica, e que a unidade produziria nesta condição durante 8 meses do ano, tem-se na tabela 6.8 a economia estimada por ano com a aplicação da estratégia proposta. A consideração de que a UFN produziria nesta condição durante 8 meses é baseada na

exclusão de períodos em que a unidade estaria parada (p.e: para manutenção, falta de matéria prima e mercado), e operando em condição diferente da considerada neste trabalho (p.e.: composição de carga muito diferente da nominal).

Pode-se constatar um benefício estimado de R\$ 771.130,00 por ano com a mudança no sistema de controle da unidade. Vale ressaltar que o investimento para implementação da estratégia proposta ficaria abaixo do benefício alcançado em um ano (informação obtida de projetos semelhantes na Braskem), ou seja, em menos de um ano o investimento seria pago. Fica evidente nesta avaliação o benefício que esta estratégia pode proporcionar ao desempenho da UFN.

Variável	Redução média p/ dia	Redução média p/ dia	Custo p/ ton	Economia p/ ano
Vapor CSH	20,58 ton	6174 ton	R\$ 52,98	R\$ 337.990,00
Vapor CSN	25,25 ton	7575 ton	R\$ 66,23	R\$ 433.140,00

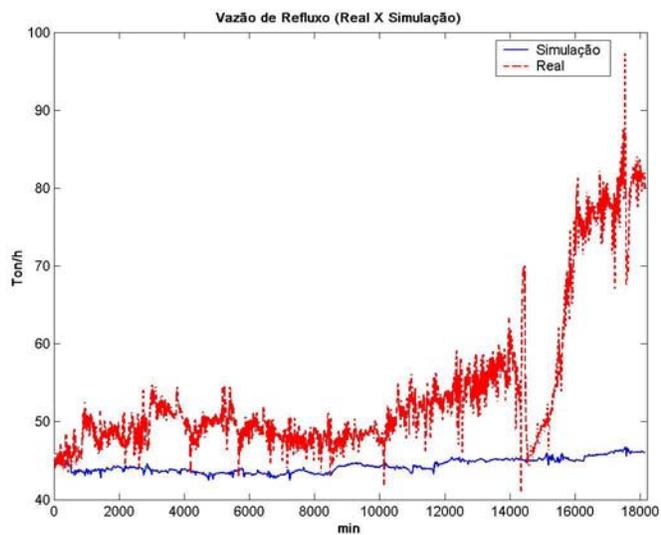
Tabela 6.8: Benefícios com a redução no consumo de vapor.

A figura 6.16 mostra o comportamento da vazão de refluxo para as duas colunas. Comparando com os dados coletados na planta pode-se verificar um comportamento distinto na simulação. Essa diferença se deve ao objetivo do controlador QDMC que além de manter as temperaturas dentro da faixa, ajusta o vapor e refluxo para diminuir o consumo de energia. Já na situação atual da unidade, este ajuste é realizado pelo operador.

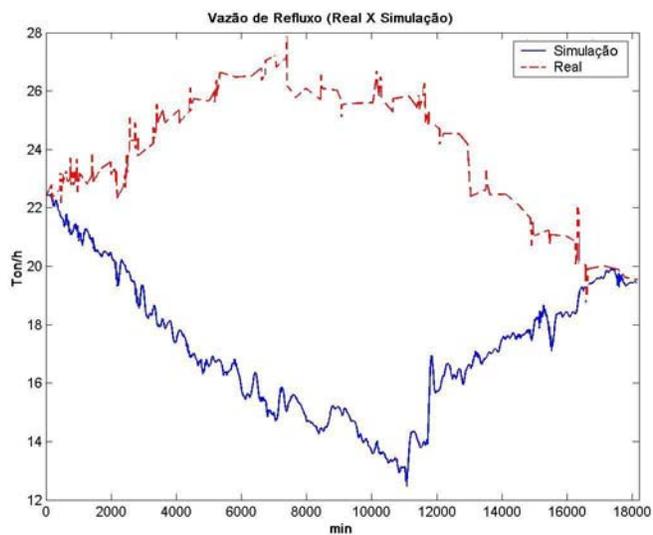
O comportamento dos níveis de fundo de cada coluna pode ser conferido na figura 6.17. Pode-se verificar que as variações no nível da CSH são maiores do que na CSN. Isto pode ser explicado pela sintonia do controle de nível da CSH, que foi ajustada para absorver parte da variação de carga da unidade, minimizando a perturbação na carga da CSN.

No segundo caso analisado foram adicionadas aos distúrbios mudanças na faixa desejada das duas temperaturas. As mudanças foram de 2 °C a mais na CSH e 2 °C a menos na CSN. Elas foram programadas para ocorrer com 6000 minutos de tempo decorrido. A figura 6.18 apresenta o comportamento das temperaturas dos pratos 16 da CSH e 33 da CSN. Os gráficos mostram que o controlador respondeu bem a mudança nas faixas desejadas. Em alguns momentos as temperaturas ultrapassaram ligeiramente os limites, porém conforme já comentado antes, são aceitáveis para os objetivos da UFN. Para este caso, não é realizada comparação com os dados

reais, pois as mudanças nas faixas foram inseridas de maneira aleatória sem ter qualquer relação com os dados.



(a)



(b)

Figura 6.16: Comparação do comportamento da vazão de refluxo (a) CSH (b) CSN.

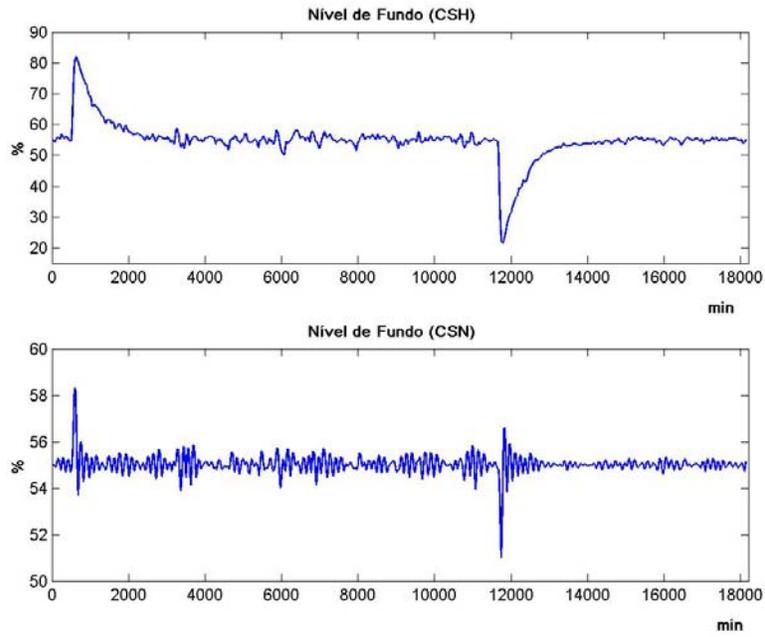
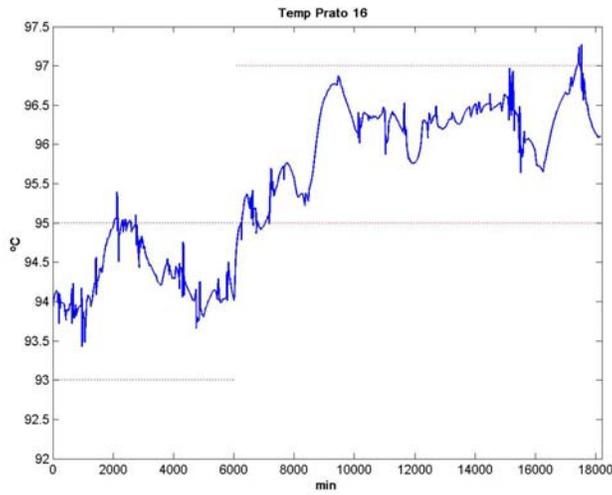
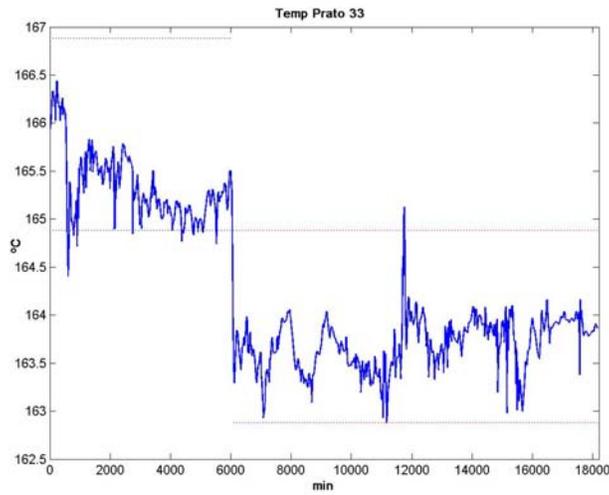


Figura 6.17: Comportamento dos níveis de fundo.



(a)



(b)

Figura 6.18: Comportamento das temperaturas com as mudanças na faixa desejada.

6.7 CONCLUSÃO

Neste capítulo, apresentou-se a proposta de uma estratégia de controle e otimização do consumo de energia integradas no algoritmo de controle QDMC. Inicialmente definiu-se que os pratos 16 na CSH e 33 na CSN são os melhores pontos para o controle de composição por inferência. Também foi verificado que a estratégia atual de controle de qualidade da CSH realmente não é adequada.

A estratégia de controle proposta para UFN se baseou no uso do grau de liberdade existente em cada coluna para minimizar o consumo de vapor. O objetivo era manter as temperaturas dentro da faixa desejada consumindo o mínimo de energia possível. A opção de utilizar um único controlador, também teve como objetivo aproveitar a interação entre as colunas para minimizar o consumo de energia, uma vez que o custo do vapor é diferente para cada coluna. As simulações para avaliar o desempenho da estratégia foram realizadas com os dados reais obtidos na UFN.

Os resultados das simulações mostram um desempenho muito superior da estratégia proposta em relação ao estado atual da planta. Esse resultado já era esperado, pois atualmente os controles de qualidade da UFN estão operando em manual. Seja para rejeitar os distúrbios mais frequentes da UFN, ou para mudanças na faixa desejada, o controlador se mostrou bastante eficiente. Porém, o grande benefício da estratégia adotada foi a redução do consumo de energia. Uma estimativa conservadora apontou um benefício de R\$ 771.130,00 por ano com a redução no consumo de vapor.

CAPÍTULO 7

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

7.1 INTRODUÇÃO

Este trabalho descreveu a aplicação de um controlador preditivo multivariável para controle de composição e minimização do consumo de energia em uma Unidade de Fracionamento de Nafta (UFN). Os resultados mostraram que com a estratégia de controle proposta nesta dissertação o desempenho da UFN foi bastante superior quando comparado ao estado atual, tanto em relação ao controle de composição como ao consumo de energia. Como fruto deste trabalho está sendo proposta, em forma de projeto na BRASKEM, a implementação prática da mudança na estratégia de controle da UFN. Esse projeto está na fase de ajustes para ser submetido à aprovação. Espera-se que em breve a estratégia proposta nesta dissertação possa ser validada com a implementação desse projeto.

Neste capítulo estão relacionadas as conclusões referentes ao desenvolvimento e simulação da estratégia proposta.

7.2 CONCLUSÕES

As principais conclusões deste trabalho estão relacionadas com os seguintes tópicos:

7.2.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os algoritmos de controle linear continuam sendo os mais utilizados na indústria para o controle de colunas de destilação. Entretanto, seu bom desempenho está limitado a uma estreita faixa de condições de trabalho. Os algoritmos de controle linear multivariável, de forma geral, têm um desempenho superior quando aplicados em colunas de destilação, principalmente quando comparados com o controle PID. Experiências com aplicações industriais demonstram uma crescente aceitação por esses algoritmos. Estudos e simulações de técnicas de controle não-linear mostram que o desempenho do sistema geralmente é superior nestes casos.

Nas bases pesquisadas não foram encontrados trabalhos relacionados ao sistema de controle de uma Unidade de Fracionamento de Nafta.

7.2.2 MODELAGEM DO PROCESSO

Grande esforço foi destinado para esta etapa da dissertação, pois a fidelidade dos modelos é importante para que as conclusões do trabalho possam ser estendidas para o processo real.

A avaliação prévia da funcionalidade dos instrumentos e malhas de controle foi fundamental para eliminar problemas que comprometeriam a qualidade dos dados utilizados para modelagem. Assim, pode-se evitar erros na modelagem devido a distúrbios indesejáveis presentes nos dados. Muito importante também foi a definição do tipo de sinal de excitação que seria usado para o teste. Uma boa escolha desse sinal garante que as principais dinâmicas para o controle de processo estarão presentes nos dados. Deve-se sempre buscar um sinal que atenda a faixa de frequência requerida pelo sistema.

Analisando o comportamento dinâmico das variáveis da UFN, através dos resultados do teste realizado para modelagem, constatou-se a não existência de dinâmicas complexas ou fortes não-linearidades. Somando a isto o fato da unidade possuir apenas colunas de baixa pureza, foi verificado que os modelos lineares representam bem as dinâmicas de interesse para os estudos de controle. Os gráficos comparativos entre as saídas reais e as obtidas através do modelo, em conjunto com os valores de R , mostraram que os resultados da modelagem foram bastantes satisfatórios para os objetivos desse trabalho.

7.2.3 ESTRATÉGIA DE CONTROLE

Através da análise de sensibilidade e linearidade do perfil de temperatura, em relação as variáveis manipuladas, e da correlação desse com as especificações operacionais, foi constatado que os pratos 16 na CSH e 33 na CSN são os melhores pontos de medição para o controle de composição.

O principal objetivo da estratégia proposta foi realizar o controle de composição, através de inferência pela temperatura, usando o grau de liberdade para consumir o mínimo de energia possível. Essa estratégia foi baseada em um controlador preditivo multivariável com o algoritmo QDMC e considerou as vazões de vapor e refluxo, em cada coluna, como variáveis manipuladas e seis perturbações mensuráveis. A minimização do consumo de energia foi realizada através da inclusão de uma função objetivo linear na lei de controle, onde os coeficientes, que são proporcionais ao custo do vapor fornecido para cada coluna, foram considerados como as ponderações ECE para cada vazão de vapor. A utilização de um único controlador também teve como objetivo aproveitar a interação entre as colunas para minimizar o consumo de energia. Os resultados das simulações mostraram um desempenho muito superior da estratégia proposta em relação ao estado atual da planta. Seja para rejeitar os distúrbios mais freqüentes, ou para mudanças na faixa desejada, o controlador se mostrou bastante eficiente. Porém, o grande benefício da estratégia proposta foi a redução do consumo de energia. Uma estimativa conservadora apontou um benefício de R\$ 771.130,00 por ano com a redução no consumo de vapor.

7.3 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para complementação deste trabalho e de uma forma geral para o desenvolvimento da área de modelagem e controle de colunas de destilação, são apresentados alguns tópicos para estudos:

1. Melhorias na modelagem do processo através do desenvolvimento de um modelo dinâmico fenomenológico rigoroso para as duas colunas estudadas neste trabalho.
2. Estender o estudo para Unidade de Reforma Catalítica (URC) no sentido de desenvolver um controlador/otimizador integrado para as duas unidades. A URC tem como carga a nafta média produzida na UFN e as especificações de suas saídas dependem do mercado.

Assim seu ponto de operação é alterado regularmente requerendo a cada mudança uma carga com especificação mais adequada. Com uma carga adequada para cada nova especificação a URC tem seu desempenho otimizado.

3. Caracterização da carga através da instalação de analisadores em linha, ou através do desenvolvimento de analisadores virtuais, para permitir a implementação do controle antecipativo direto com a composição.
4. Estudos de técnicas de sintonia dos parâmetros do controlador QDMC. Como foi observado na melhoria das duas malhas de controle PID da CSH, a sintonia pode resultar em desempenhos significativamente diferentes. Não sendo objetivo deste trabalho, mas conhecendo sua influencia no desempenho do sistema de controle, segue como sugestão um estudo aprofundado das técnicas de sintonia de controladores QDMC e a reavaliação do desempenho do controlador proposto.
5. Em continuidade a este trabalho, implementar no processo real a estratégia de controle proposta para sua validação efetiva.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AL-ELG, A. H. e PALZOGLU, A., **Modeling and Control of High-Purity Double-Effect Distillation Column**, Computers Chem. Engng., vol. 13, nº 10, p. 1183-1187, 1989.

ALSOP, A. e EDGAR, T. F., **Nonlinear Control of High-Purity Distillation Columns by the Use of Partially Linearized Control Variables**, AIChE Spring National Meeting, area 10b (Distillation Tower Control), Houston, Texas, EUA, 1987.

AMIRTHALINGAM, R., SUNG, S. e LEE, J. H., **Two-Step Procedure for Data-Based Modeling for Inferential Control Applications**, AIChE Journal, vol. 46, nº 10, 2000.

ANDERSSON, B. O., GERSTLE, J. G. e HOKANSON, D. A., **Multivariable Control of a C2 Splitter**, AIChE Annual Meeting, Chicago, Illinois, EUA, novembro, 1990.

BALASUBRAMHANYA, L. S. e DOYLE, F. J. III, **Nonlinear Control of a High-Purity Distillation Column Using a Traveling-Wave Model**, AIChE Journal, vol. 43, nº 3, 1997.

BAILEY, S. P. e FELLNER, W. H., **Some Useful Aids for Understanding and Quantifying Process Control and Improvement Opportunities or How to Deal with the Process Capability**, Catch 22 – ASQC/ASA Fall Technical Conference, Rochester, NY, Out, 1993.

BARATTI, R. et al., **Development of a Composition Estimators for Binary Distillation Columns. Application to a Pilot Plant**, Chemical Engineering Science, vol. 50, nº 10, p. 1541-1550, 1995.

BARATTI, R. et al., **A Composition Estimator for Multicomponent Distillation Columns – Development and Experimental Test on Ternary Mixtures**, Chemical Engineering Science, vol. 53, nº 20, p. 3601-3612, 1998.

BAYEUX, C., **Análise da Capabilidade e Processos (Parte I)**, Banas Qualidade, maio, 2001.

BAYEUX, C., **Análise da Capabilidade e Processos (Parte II)**, Banas Qualidade, junho, 2001.

BAYEUX, C., **Análise da Capabilidade e Processos (Parte III)**, Banas Qualidade, julho, 2001.

BEQUETTE, B. W., **Nonlinear Control of Chemical Processes: A Review**, Ind. Eng. Chem. Res., vol. 30, n° 7, p. 1391-1413, 1991.

BOYD, D. M., **Fractionation Column Control**, Chemical Engineering Progress, June, 1975.

BOZENHARDT, H. e DYBECK, M., **Estimating Saving from Upgrading Process Control**, Chemical Engineering, February, 1986.

BRASKEM, UNIB, **Manual de Operação da Unidade de Fracionamento de Nafta**, Documento Confidencial, Revisão V, 2001.

BRISK, M. L., **Process Control: Theories and Profits**, IFAC World Congress, vol. 7, p. 241-250, 1993.

BUCKLEY, P. S., LUYBEN, W. L., SHUNTA, J. P., **Distillation Column Control Design**, ISA, Research Triangle Park, NC, 1985.

CAMACHO, E. F. e BORDONS, C., **Model Predictive Control**, Springer, New York, 1999.

CERNIK, R. J., SNOWDEN, D. L., YOCUM, F. H., HENDON, S. R., **Multivariable DMC Control Applied on Crude Acetone Column**. ISA, Anaheim, California, 1991.

CHANG, C. M., WANG, S. J. e YU, S. W., **Improved DMC Design for Nonlinear Process Control**, AIChE Journal, vol. 38, n° 4, 1992.

CHEN, C., **Analog and Digital Control System Design: Transfer-Function, State-Space, and Algebraic Methods**, Saunders College Publishing, 1993;

CHIEN, L., **Simple Empirical Nonlinear Model for Temperature-Based High-Purity Distillation Columns**, AIChE Journal, vol. 42, nº 9, September-1996.

CHIEN, L., TANG, Y. T. e CHANG, T., **Simple Nonlinear Controller for High-Purity Distillation**, AIChE Journal, vol. 43, nº 11, November, 1997.

CHOPEY, N. P., **Don't Take Good Control-Valve Performance for Granted**, Chemical Engineering, vol.105, nº12, 2003.

CLARKE, D.W., MOHTADI, C. e TUFFS, P. S., **Generalize Predictive Control – Part I. Basic Algorithm**, Automatica, vol 23, nº2, p. 137-148, 1987.

CLARKE, D.W., MOHTADI, C. e TUFFS, P. S., **Generalize Predictive Control – Part I. Basic Algorithm**, Automatica, vol 23, nº2, p. 149-160, 1987.

CLARKE, D.W., MOHTADI, C. e TUFFS, P. S., **Generalize Predictive Control – Part II. The Basic Algorithm**, Automatica, vol 23, nº2, p. 149-160, 1987.

CLARKE, D.W. e MOHTADI, C., **Properties of Generalize Predictive Control**, Automatica, vol 25, nº6, p. 859-875, 1989.

COELHO, A. A. R., **Controle para Processos Multivariáveis: Aspectos Teóricos e Simulação**, Tese de Doutorado, UNICAMP, Campinas, São Paulo, Brasil, 1991.

COTT, B. J., **Summary of the Process Identification Workshop at the 1992 Canadian Chemical Engineering Conference**, J. Proc. Cont., vol. 5, nº 2, p. 109-113, 1995.

CUTLER, C. R. e RAMAKER, B. L., **Dynamic Matrix Control – A Computer Control Algorithm**, AIChE National Meeting, Houston, Texas, 1979.

CUTLER, C. R., **Dynamic Matrix Control of Imbalanced System**, ISA Transation, vol. 21, nº 1, p. 1-6, 1982.

CUTLER, C. R., HAYDEL, J. J., MORSHEDI, A. M., **An Indústrial Perspective on Advanced Control**, AIChE National Meeting, Washington, D. C., 1983.

CUTLER, C. R. e PERRY, R. T., **Real Time Optimization with Multivariable Control is Required to Maximize Profits**, Computers and Chemical Engineering, vol. 7, nº 5, p. 663-667, 1983.

CUTLER, C. R. e FILAYSON, S. G., **Multivariable Control of a C3C4 Spliter**, AIChE National Meeting, New Orleans, Louisiana, 1988.

DECHECHI, E. C., **Controle DMC de um Processo de Fermentação Alcoólica Contínua em Escala Industrial**, Tese de Mestrado, UNICAMP, Campinas, São Paulo, Brasil, 1996.

DESBOROUGH, L., NORDH, P. e MILLER, R., **Control System Reliability – Process Out of Control**, Industrial Computing, p. 52-55, 2001.

DESHPANDE, P. B., **Distillation Dynamics and Control**, Edward Arnold, 1985.

DOUGLAS, P. L. et al., **Model Based Control of a High-Purity Distillation Column**, The Canadian Journal of Chemical Engineering, vol. 72, p. 1055-1065, 1994.

EMBIRUÇU, M., **Controles de Processos Não-lineares**, Tese de Mestrado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, 1993.

EMBIRUÇU, M., **Estimativa de Benefícios em Projetos de Controle Automático de Processos**, EP/UFBA, 2001.

ENDER, D. B., **Process Control Performance: Not as Good as you Think**, Control Engineering, September, p. 180-190, 1993.

FIGUEROA, J. L., BARTON, G.W. e ROMAGNOLI, J. A., **Design of Simple Robust Decouplers with Joint Stability and Performance Specification**, Computers chem. Engng., vol.18, nº5, p. 415-425, 1994.

FUENTES, C. e LUYBEN, W. L., **Control of High-Purity Distillation Columns**, Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev., vol. 22, p. 381, 1983.

GAIKWAD, S.V. e Rivera, D. E., **Control-relevant input Signal Design for Multivariable System Identification: Application to High-Purity Distillation**, 13th Trienal World Congress, San Francisco, USA, 1996.

GARCÍA, C. E. e PRETT, D. M., **Design Methodology Based on the Fundamental Control Problem Formulation**, The Shell Process Control Workshop (editores PRETT, D. M. e MORARI, M.), Butterworth Publishers, Stneham, MA, EUA, p. 3-25, 1987.

GARCÍA, C. E., PRETT, D. M. e MORARI, M., **Model Predictive Control: Theory and Practice – A Survey**, Automatica, vol 25, nº 3, p. 335-348, 1989.

GEORGIU, A., GEORGAKIS, C. e LUYBEN, W. L., **Nonlinear Dynamic Matrix Control for High-Purity Distillation Columns**, AIChE Journal, vol. 34, nº 8, p. 1287-1298, 1988.

GILMORE, R. B. Jnr. e A'VARO, K. M., **Using DMC for Multivariable Control of A C2 Splitter**, Control '92, Perth 2-4, November, 1992.

GOKHALE, V., HUROWITZ, S. e RIGGS, J. B., **A Comparison of Advanced Distillation Control Techniques for a Propylene/Propane Splitter**, *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 34, n° 12, p. 4413-4419, 1995.

GUROVITZ, H., **Dá para se Defender do Desperdício?**, *Negócios Exame*, setembro, 2001.

HÄGGBLUM, K.E. e BÖLING, J.M., **Multimodel Identification for Control of an Ill-Conditioned Distillation Column**, UKACC International Conference on Control '96, 2-5 September, 1996.

HARRIS, T. J., **Assessment of Control Loop Performance**, *Can. Jnl. of Chem. Eng.*, vol. 67, p. 856-861, 1989.

HARPULA, J., SCALA, J., NAKAGAWA, K. e SHIBATA, M., **Multivariable Control of the Ethylene and Propylene Fractionators at Mitsubishi Petrochemical CO.**, AIChE Spring National Meeting, 1993.

HOUK, B. G., SNOWDEN, D. L., STEVENSON, T. E., **Improved Control of Ethylene Recovery Train Using Dynamic Matrix Control**, ISA, Anaheim, California, 1991.

HUROWITZ, S. E., ANDERSON, J. J. e RIGGS, J. B., **Control of High Purity Distillation Columns**, *Proceeds of Control*, Sydney, Australia, 1997.

IKONEN, E. e NAJIM, K., **Non-linear Process Modeling Based on a Wiener Approach**, *Proc. Instn. Mech. Engrs*, vol.215, part 1, 2001.

JANG, S., **Dual Temperature Control for a Binary Distillation Column by Using Nonlinear Model Predictive Control Scheme**, *Journal of the Chin. I. Ch. E.*, vol.21, n°4, 1990.

Jesus, N. J. C. de, **Modelagem e Controle de uma Superfracionadora Industrial de Propeno**, Tese de Mestrado, UNICAMP, Campinas, São Paulo, Brasil, 2000.

JÖRGL, H. P. et al., **Nonlinear Modeling and Linear Predictive Control of a Distillation Plant**, Advanced Control of Chemical Processes, Toulouse, France, 1991.

JURAN, J. M. e GRUNA, F. M., **Quality Planning and Analysis: from Product Development through Use**, McGraw-Hill, New York, 2000.

KALID, R. A., **Apostila do Curso de Controle de Processos**, Publicação do Departamento de Engenharia Química da UFBA, Salvador, Bahia, Brasil, 1999.

KALID, R. A., **Sintonia Ótima de Controladores Industriais**, Publicação do Departamento de Engenharia Química da UFBA, Salvador, Bahia, Brasil, 2000.

KARACAN, S., **Application of a Non-linear Long Range Predictive Control to a Packed Distillation Column**, Chemical Engineering and Processing, vol. 42, p. 943-953, 2003.

KARACAN, S., HAPOGLU, H. e ALPBAZ, M., **Application of Optimal Adaptive Generalized Predictive Control to Packed Distillation Column**, Chemical Engineering Journal, vol. 84, p. 389-396, 2001.

KARPE, P., **Use a Linear Model to Achieve Stable Composition Control in a Naphtha Splitter**, Hart's Fuel Technology & Management, January/February, 1997.

Kister, H. Z., **Distillation Operation**, McGraw-Hill, Nova York, 1990.

KOUNG, C. W. e HARRIS, T. J., **Analysis and Control of High-Purity Distillation Columns Using Nonlinearly Transformed Composition Measurements**, Canadian Engin. Centennial Conf., Montreal, Canada, 1987.

KULKARNI, S., **Simulation and Control of a Binary Vacuum Distillation Column**, Tese de Mestrado, Texas Tech University, Lubbock, Texas, EUA, 1995.

LANGERHORST, M., **Estudo do Comportamento Dinâmico de uma Coluna Industrial de Fracionamento de Tolueno com Integração Energética**, Dissertação de Mestrado, UFBA, Salvador, Bahia, Brasil, 2001.

LEAR, J. B., **Achieving Economic Benefits Though Advanced Control: Distillation**, National Conference Publication – Institution of Engineers, n° 92, part 15, publican by IE Aust, Barton, Australia, 1992.

LEE, P. L. e SULLIVAN, G. R., **Generic Model Control (GMC)**, Computers and Chemical Engineering, vol. 12, n° 6, p. 573, 1988.

LJUNG, L. **System Identification: Theory for the User**, 2 ed., Prentice Hall, 1999.

LIMEBEER, D. J. N., **The Specification and Purpose of a Controller Design Case Study**, Proceedings of the 30th Conference on Decision and Control, Brighton, England, December, 1991.

LUNDSTRÖM, P. et al., **Limitations of Dynamic Matrix Control**, Computers Chem. Engng., vol.19, n° 4, p. 409-421, 1995.

LUYBEN, W. L., **Simple Method for Turning SISO Controllers in Multivariable Systems**, Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev., vol. 25, p. 654, 1986.

MAITI, S. N. e SARAF, D. N., **Start-up and Control of a Distillation Column using Adaptive Dynamic Matrix Control: an Experimental Study**, Process Control and Quality, vol.7, p. 143-156, 1995.

MARTIN, G. D., **Long-Range Predictive Control**, AIChE Journal, vol. 27, n° 5, p. 748-753, 1981.

MALIK, S. A., **Model-Based Dual Composition Control of an Industrial Propylene Splitter**, IFAC Model based Process Control, Georgia, EUA, p. 55-61, 1988.

MRALIN, T. E., PERKINS, J. D., BARTON, G. W. e Brisk, M. L. (eds.), **Advanced Process Control Applications - Warren Center Industrial Case Studies of Opportunities and Benefits**, Instrument Society of America / The Warren Center for Advanced Engineering-The University of Sidney, 1987.

McCUNE, L. C. e GALLIER, P. W., **Digital Simulation: A Tool for Analysis and Design of Distillation Column**, ISA Trans., vol. 12, n° 3, p. 193, 1973.

McDONALD, K. A., **Performance Comparison of Methods for On-Line Updating of Process Models for High Purity Distillation Control**, AIChE Spring Meeting, Houston, TX, EUA, 1987.

McDONALD, K. A., **These de PhD**, University of Maryland, EUA, 1985.

McDONALD, K. A. e MCAVOC, T. J., **Application of Dynamic Matrix Control to Moderate and High-Purity Distillation Towers**, Ind. and Eng. Chem. Res., vol. 26, n° 5, p. 1011-1018, 1987.

McDONALD, K., PALAZOGLU, A. e BEQUETTE, B., W., **Impact of Model Uncertainty Descriptions for High-Purity Distillation Control**, AIChE Journal, vol. 34, n° 12, December-1988.

MEJDELL, T. e SKOGESTAD, S., **Estimate of Process Outputs from Multiple Secondary Measurements**, Chemical Engineering Norwegian Institute of Technology(NTH), n-7034, Trondheim, Norway.

MORALES, D. S. M., **Sintonia de Controladores DMC Utilizando Algoritmos Genéticos**, Dissertação de Mestrado, UNICAMP, Campinas, São Paulo, 1995.

MORARI, J. C., **Three Critiques of Process Control Revisited a Decade Later**, The Shell Process Control Workshop (editores PRETT, D. M. e MORARI, M.), Butterworth Publishers, Stoneham, MA, EUA, p. 3-25, 1987.

MORARI, M.; LEE, Jay H.. **Model Predictive Control: Past, Present and Future**, Computers and Chemical Engineering, vol. 23, p. 667-682, 1999.

MORARI, M., **Advances in Model-Based Predictive Control**, Chapter Model Predictive Control: Multivariable Control Technique of Choice in the 1990s ? Oxford University Press, 1994.

MONTESI, M. e TRIVELLA, F., **Reduction of Benzeno Precursors in the Reformer Feed**, Control And Instrumentation, Dezembro, 1998.

NASCIMENTO, M. L. do, **Controle Multivariável de Colunas de Destilação de Petróleo**, Dissertação de Mestrado, USP, São Paulo, 1994.

OGATA, K., **Engenharia de Controle Moderno**, 4ª edição, PHB, Rio de Janeiro, RJ, 2003.

OTT, E. R., **Process Quality Control**, McGraw-Hill, 1975.

QIN, S. J., BRADGWELL, T. A., **An Overview of Industrial Model Predictive Control Technology**, AIChE, Symp., 93, 2003.

RICHALET, J., RAULT, A., TESTUD, J. L. e PAPON, J., **Model Predictive Heuristic Control: Application to Industrial Processes**, Automatica, 14(2), p. 413-428, 1978.

RIGGS, J. B., **Improve Distillation Column Control**, Chemical Engineering Process, October, p. 31-47, 1998.

Rivera, D. E. e FLORES, M. E., **Using a Gas-Oil Furnace Simulation to Introduce Meaningful System Identification Concepts in an Undergraduate Control Course**, Topical Conference on Chemical Engineering Education, Los Angeles, California, November, p. 12-17, 2000.

Rivera, D. E. e FLORES, M. E., **Beyond Step Testing and Process Reaction Curves: Introducing Meaningful System Identification Concepts in the Undergraduate Chemical Engineering Currículum**, Control System Engineering Laboratory, Arizona State University, 2002.

Rivera, D. E., e JUN, K. S., **An Integrated Identification and Control Design Methodology for Multivariable Process System Applications**, IEEE Control Systems Magazine, June-2000.

Rivera, D. E., POLLARD, J. F. e GARCIA, C. E., **Control-Relevant Prefiltering: A Systematic Design Approach and Case Study**, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 37, nº 7, July-1992.

ROSS, R. et al. **Optimal Sedign and Control of a High-Purity Indústrial Distillation System**, Computers and Chemical Engineering, vol. 25, p. 141-150, 2001.

ROTONDARO, R. G., **Seis Sigma: Estratégia Gerencial para a Melhoria de Processos, Produtos e Serviços**, Atlas, São Paulo, SP, 2002.

SEBORG, D. E., EDGAR T. F. e MELLICHAMP, D. A., **Process Dynamic and Control**, John Wiley & Sons, Cingapura, 1989.

SEBORG, D. E., EDGAR T. F. e SHAH, S. L., **Adaptive Control Strategies for Process Control**, John Wiley & Sons, Cingapura, 1989.

SHELL/YOKOGAWA, **Relatório Confidencial sobre Auditoria de Malhas na Unidade de Aromáticos Braskem**, SHELL/YOKOGAWA, 2000.

SHINSKEY, F. G., **Distillation Control**, 2^a ed., McGraw-Hill, Nova York, 1984.

SINHA, R. e Riggs, J. B., **High Purity Distillation Control Using Nonlinear Process Model-Based Control**, Advances in Instrumentation, vol. 44, part 2, ISA Services Inc., Research Triangle Pk, NC, EUA, p. 765-772, 1989.

SKOGESTAD, S., **Studies into Robust Control of Distillation Column**, Tese de Doutorado, Caltech, EUA, 1987.

SKOGESTAD, S. e MORARI M., **Control of Ill-Conditioned Plants: High Purity Distillation**, AIChE Annual Meeting, Paper 1064, Miami, Florida, EUA, 1986.

STATHAKI, A., MELLICHAMP, D. e Seborg, D. E., **Dynamic Simulation of a Multicomponent Column with Asymmetric Dynamics**, Can. J. of Chem. Eng., vol. 63, p. 510-518, 1985.

STEPHANOPOULOS, G., **Chemical Processes Control – An Introduction to Theory and Practice**, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, EUA, 1984.

STEWART, W. B. Jr., **Advanced Computer Control Aids Ethylene/Ethane Splitter Column Operation**, *Oil & Gas Journal*, mar, 1988.

STOUT, T. e CLINE, R., **Control System Justification**, Instrument Technology, vol. 23, nº 1, p. 51-58, 1976.

SULLIVAN, G., **Selection Techniques for Process Model Based Controllers**, AIChE Meeting, 1988.

TAKAMATSU, T., HASHIMOTO, I. e HASHIMOTO, Y., **Selection of Manipulated Variable to Minimize Interactions in Multivariable Control of Distillation Column**, Int. Chem. Eng., vol. 27, nº 4, p. 669-677, 1987.

TOLLIVER, T. L., e McCUNE, L. C., **Distillation Control Design Based on Steady State Simulation**, ISA Trans., 17(3), p. 8, 1978.

TOLLIVER, T. L., e McCUNE, L. C., **Finding the Optimum Temperature Control Trays for Distillation Columns**, InTech 27 (9), p. 75, 1980.

TRENTACAPILLI, M., SEMINO, D. e BRAMBILLA, A., **High-Purity Distillation Control: Some Issues Regarding the Application of Multivariable Control**, Institution of Chemical Engineers Symposium Series, nº 142, part 1, p. 313-322, 1997.

TRIERWEILER, J. O., **O Desenvolvimento de um Sistema Especialista em Controle de Colunas de Destilação**, Tese de Mestrado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, BR, 1991.

VAN DIJK, J. F. M., DE WOLF, S., POSTMA, R., ZULLO, L. C., GUENIN, M. e GUSTAFSON, P. H., **Integrated Process and Process Control Design of a PP-splitter Using Dynamic Flowsheet Simulation and Shell Multivariable Optimizing Control**, IFAC Workshop on Integration and Process Design and Control, Baltimore, Maryland, EUA, 1994.

VAN WIJK, R. A. e POPE, M. R., **Advanced Process Control and On-line Optimization in Shell Refineries**, Computers and Chemical Engineering, 16S, p. S66-S80, 1992.

VESTER, M. T., VAN DER LINDEN, R. J. P. e PANGELS, J. L. A., **Control Desig for an Indústrial Distillation Column**, Computers Chem. Engng., vol.17, nº 5/6, p. 609-615, 1993.

WADSWORTH, H. M., **Modern Methods for Quality Control and Improvement**, New York: John Wiley, 1986.

WILKINSON, D. J., **High Performance Distillation Control**, Tese de Doutorado, University of Newcastle Upon Tyne, UK, EUA, 1990.

WILKINSON, D. J., THAM, M. T. e MORRIS, A. J., **High Performance Distillation – Case Studies in Constrained Predictive Control**, IFAC Advanced Control of Chemical Processes, Toulouse, França, 1991.

WILKINSON, D. J., MORRIS, A. J. e THAM, M. T., **Multivariable Constrained Predictive Control (With Application to High Performance Distillation)**, Int. J. Control, vol. 59, nº 3, p. 841-862, 1994.

ZANIN, A. C., **Implementação Industrial de um Otimizador em Tempo Real**, Tese de Doutorado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, SP, Brasil, 2001.

ZHENG, A., **A Computationally Efficient Nonlinear MPC Algorithm**, Proceedings of the American Control Conference, Albuquerque, Novo México, June – 1997.

ZHU, Y., **Distillation Column Identification for Control Using Wiener Model**, Proceedings of the American Control Conference, San Diego, California, June- 1999.

APÊNDICE A1 - PROCEDIMENTO PARA AVALIAÇÃO DA INSTRUMENTAÇÃO E MALHAS DE CONTROLE

O procedimento para avaliação da instrumentação e malhas de controle, está baseado nas seguintes etapas, considerando cada malha individualmente (*Shell/Yokogawa, 2001*)(*Kalid, 2001*):

1. *Realize uma inspeção visual das não conformidades dos instrumentos de medição, conversão, transmissão e das válvulas do sistema. Anote as características anômalas detectadas e se possível conserte os problemas observados de imediato.*
2. *Verifique se o instrumento é parte de uma cascata. Se for, faça a avaliação em ambos os controladores, o mestre e o escravo.*
3. *Questione ao operador de painel da área sobre a performance da malha e anote na planilha de auditoria.*
4. *Imprima gráficos de tendência (trends) de longa (uma a duas semanas) e curta duração (2 a 4 horas) para cada malha:*
 - a) *Imprima no máximo 3 curvas por gráfico para fazer a avaliação;*
 - b) *A escala dos gráficos deve ser pequena o suficiente para mostrar os movimentos da MV e/ou PV em questão;*
 - c) *Se ambos os trends, de longa e curta duração, mostrarem bom desempenho da malha, tome nota na planilha. Neste caso, fazer o teste na malha, item 8, é opcional;*
 - d) *Se algum dos trends indicar problemas, execute testes na(s) malhas(s).*
5. *Revise os sinais de entrada e anote na planilha, identificando qualquer problema.*
 - a) *Anote as unidades de engenharia (p.e.: deg C°, ton/+H, etc.);*
 - b) *Anote a faixa de operação (span) (p.e.: 0-50, 200-300);*
 - c) *Anote a faixa (range) normal de operação (p.e.: +/- 10);*
 - d) *Anote os valores dos parâmetros de filtros ou se esses deveriam ser considerados para entradas ruidosas;*

- e) Anote a linearização usada, como em termopares, etc;
 - f) Anote a incerteza, número de casas decimais;
 - g) Anote se o valor de operação está próximo dos limites da faixa de operação ou até mesmo fora destes;
 - h) Anote qualquer erro de I/O ou qualquer outro erro sistemático;
 - i) Anote qualquer comentário do operador sobre os sinais de entrada.
6. *Revise o estado e sintonia das malhas de controle:*
- a) Verifique o atual estado de operação da malha de controle (automático ou manual);
 - b) Anote os valores de parâmetros como P (proporcional), I (Integral), D(derivativo) e GW (banda morta) na planilha;
 - c) Anote qualquer comentário do operador sobre a sintonia.
7. *Revise os sinais de saída e anote na planilha, identificando qualquer problema.*
- a) Anote a faixa;
 - b) Verifique se saída está próxima do fim (full open) ou do começo (full close) da faixa;
 - c) Anote qualquer comentário do operador sobre os sinais de saída.
8. *Investigue o comportamento das malhas de controle através do teste em degrau:*
- a) Este teste deve ser aplicado apenas nas malhas que operam em automático;
 - b) Ajuste um gráfico de tendência para as variáveis da malha de controle (variáveis controladas, manipulada e *set point*);
 - c) Aplique um degrau positivo ou negativo no *set point*. A amplitude do degrau deve ser um valor típico utilizado pelo operador, ou 2 a 5 por cento da faixa de operação;
 - d) Aguarde tempo suficiente para que a malha estabilize, ou volte a apresentar o mesmo comportamento do início do teste;
 - e) Aplique um novo degrau no *set point* para retornar ao valor inicial;
 - f) Realize o mesmo teste no sentido oposto ao primeiro (p.e.: caso o primeiro degrau tenha sido positivo aplique um degrau negativo);
 - g) Sempre que possível, aplique degraus com amplitudes diferentes para verificar possíveis não-linearidades.
-

9. Registre os parâmetros observados no teste em degrau :

- a) Tempo de resposta estimado;
- b) Tempo morto estimado;
- c) Comportamento da malha (p.e.: estável, oscilatório ou divergente);
- d) Existência de não-linearidades.

10. Realize testes nas válvulas de controle:

As válvulas de controle são um dos principais elementos das malhas de controle industriais. Junto com sintonias inadequadas, as válvulas de controle representam uma das maiores causas de variabilidade nas malhas de controle (*Chopey, 2003*). Muitas vezes elas são esquecidas até apresentarem problemas sérios de operação ou simplesmente pararem de funcionar. Outro aspecto crítico é o mau dimensionamento dessas válvulas, em vários processos industriais não é difícil encontrar este tipo de problema. Como resultado, os processos podem perder eficiência, confiabilidade e aumentar os custos com a manutenção (*Fitzgerald, 2002*).

As normas *ANSI/ISA – 75.25.01 – 2000 e ANSI/ISA – TR75.25.01 – 2000*, apresentam um roteiro para testes e análises em válvulas de controle. Neste trabalho, os testes realizados nas válvulas de controle estão baseados nas normas citadas. Alguns conceitos e expressões utilizadas por essas normas merecem uma atenção especial. Por isso, antes de detalhar os procedimentos dos testes será feito um breve comentário sobre esses tópicos:

a) Histerese

A histerese representa uma não-linearidade no comportamento da válvula de controle quando são aplicados sucessivos degraus para abri-la e fechá-la. Quando é aplicado um degrau que altere o valor da saída e logo após sua estabilização é aplicado um outro degrau de igual amplitude em sentido oposto, a saída deve voltar ao seu valor inicial. Caso isso não aconteça, figura A1.1, a válvula tem histerese que pode ser calculada através da equação A1.1.

$$H = \frac{\Delta P V_2}{\Delta P_1 \Delta s} = [\%] \quad (\text{A1.1})$$

b) Banda Morta

É uma faixa na qual o sinal de entrada varia, com reversibilidade da direção, sem que se possa observar qualquer mudança no sinal de saída. Neste trabalho a banda morta é definida em percentual da faixa do sinal de entrada, figura A1.2.

c) Resolução

É o menor incremento, em degrau, no sinal de entrada no qual se observa uma variação na variável de saída figura A1.2. É expressa em percentual da faixa de operação do sinal de entrada.

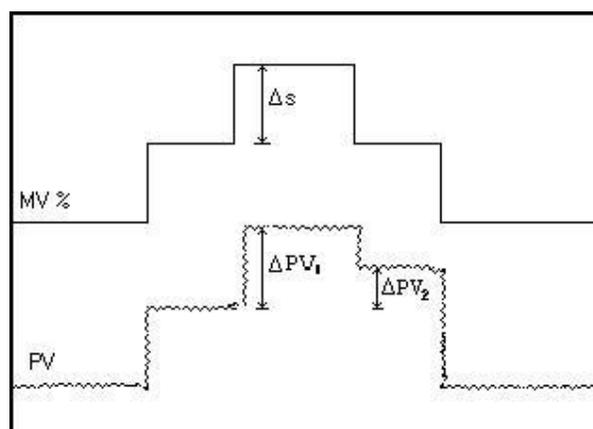


Figura A1.1: Representação de presença de histerese em válvula

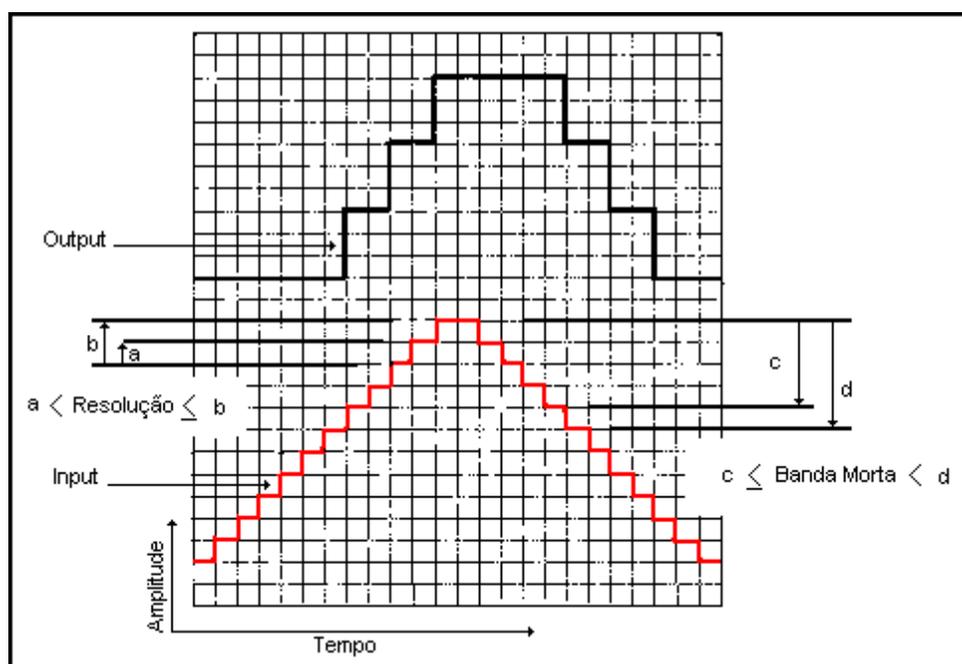


Figura A1.2: Resolução e Banda Morta.

d) Tempo de Espera - (*Wait Time*) - ΔT_w

É o tempo gasto do início de uma mudança em degrau, no sinal de entrada, até um novo valor estacionário do sinal de saída.

e) Tempo de Resposta ao Degrau - (*Step Response Time*) - T_{86}

f) Intervalo de tempo decorrido entre a aplicação do degrau e o momento em que a resposta alcança 86,5 % de seu estado estacionário final

g) Tempo Morto - (*Dead Time*) - T_d

É o tempo decorrido entre o início de uma mudança no sinal de entrada e o início da resposta observada na saída.

h) Taxa de Amostragem

É representado pela “frequência” com a qual os dados são coletados ou o número de amostras por unidade de tempo.

i) Intervalo entre amostras - (*Sampling Interval*) - ΔT_s

Incremento de tempo decorrido entre os intervalos de amostras de dados consecutivos.

j) Dimensão do degrau - (*Step Size*) - Δs

A diferença entre o valor inicial e final do sinal em uma mudança de degrau expressa como porcentagem do range da entrada.

k) Ciclo limite

Oscilações causadas por comportamento não-linear de um sistema realimentado. Essas oscilações possuem amplitudes e frequências fixas e podem ser sustentadas mesmo que não exista nenhuma variação no sinal de entrada

l) Constante de Tempo

Intervalo de tempo entre o início de mudança de degrau, referente a entrada de sinal, até 63,2% da mudança total.

m) Ganho - (*Gain*) - G_z

A razão entre o delta de estado estacionário da saída (Δz), dividido pela amplitude do sinal de degrau (Δs) que causa mudança.

n) Gz02

Ganho referente a um incremento no sinal de entrada de $\pm 2\%$ em degrau.

Em seguida são comentados de forma resumida alguns testes que devem ser realizados nas válvulas de controle para avaliação do estado e funcionalidade da mesma. Para maiores informações sobre esses testes consulte (*ANSI/ISA – 75.25.01 – 2000 e ANSI/ISA – TR75.25.01 – 2000*).

1. Teste de linha base (*Baseline test*)

O teste de linha base normalmente é conduzido primeiro, mas é um teste opcional. Ele é usado para avaliar o ruído de medição, a presença de ciclo limite ou outro comportamento similar e o tempo de resposta da linha base, T_{86b} . O T_{86b} representa o tempo de resposta ao degrau para o teste em questão. O seguinte procedimento é usado para esse teste:

Coloque a malha de controle, que a válvula pertence, em manual e ajuste o sinal de controle para um valor base desejado (valor padrão de operação), espere até que a válvula atinja o estado estacionário. Monitore as variáveis por três minutos usando um intervalo entre amostras, ΔTs , não maior que 0,5 seg. ou $T_{86b}/4$. No caso deste trabalho, o tempo entre amostras é limitado em 1 segundo pela capacidade de aquisição de dados do sistema de controle.

Aplique no sinal de controle um degrau positivo de 2% e continue monitorando as variáveis por um minuto ou mais. Repita o degrau até aparecer uma mudança na saída, então aplique mais um degrau de 2% para obter uma resposta satisfatória. Em seguida aplique um degrau negativo de 2% e continue monitorando a variável por mais um minuto. Repita o degrau negativo até que a válvula retorne a aproximadamente a posição inicial do teste. A figura A1.3 mostra um exemplo da execução deste teste.

Analise os dados para identificar a presença de ciclo limite. Caso exista, estime a magnitude pico a pico e o período do ciclo limite. Para o último degrau positivo aplicado durante o teste, determine o tempo de resposta T_{861} , figura A1.3. Para o último degrau negativo aplicado, determine o tempo de resposta T_{862} . Considere como tempo de resposta da linha base T_{86b} o maior valor entre T_{861} e T_{862} .

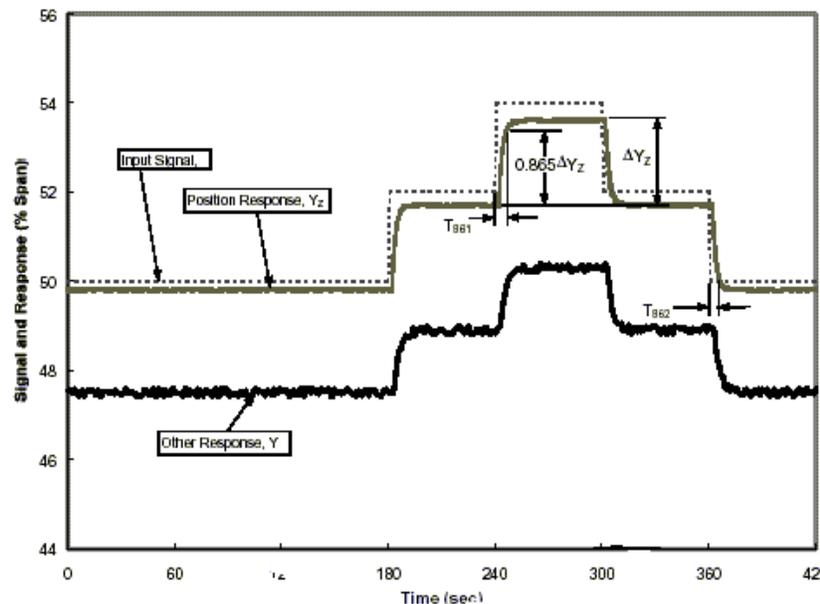


Figura A1.3: Exemplo do teste de linha de base.

2. Teste do Degrau Pequeno (*Small step test*)

O teste do degrau pequeno serve para determinar a banda morta e a resolução. Para este teste os parâmetros Δs , ΔT_w , ΔT_s e n (número de degraus aplicados em um sentido) devem obedecer aos seguintes critérios:

- $\Delta s \leq 1/2 \cdot (\text{menor resolução ou banda morta})$
- $n \geq \text{maior que } 4 \text{ ou } 1,2 \cdot (\text{banda morta} + \text{resolução}) / \Delta s$
- $\Delta T_s \leq \text{menor que } (T_{86b}/20 \text{ ou } 0,5 \text{ segundos})$
- $\Delta T_w \geq 4 \text{ vezes a constante de tempo medida do processo ou } \geq 30 \text{ segundos se a constante de tempo não é conhecida.}$

Inicialmente ajuste o sinal de entrada para o valor nominal (50% ou o valor de operação mais comum), esperando 3 minutos se o teste de linha base não foi realizado ou 30 segundos caso contrário. Aplique um degrau positivo com amplitude Δs e espere o tempo específico ΔT_w . Continue este processo para n degraus. Neste ponto espere 2 períodos de tempo, $2 \Delta T_w$, depois aplique n degraus no sentido oposto e espere ΔT_w para cada degrau. Espere $2 \Delta T_w$ novamente e repita a mesma série de degraus positivos e negativos. A figura A1.4 mostra um exemplo desse teste.

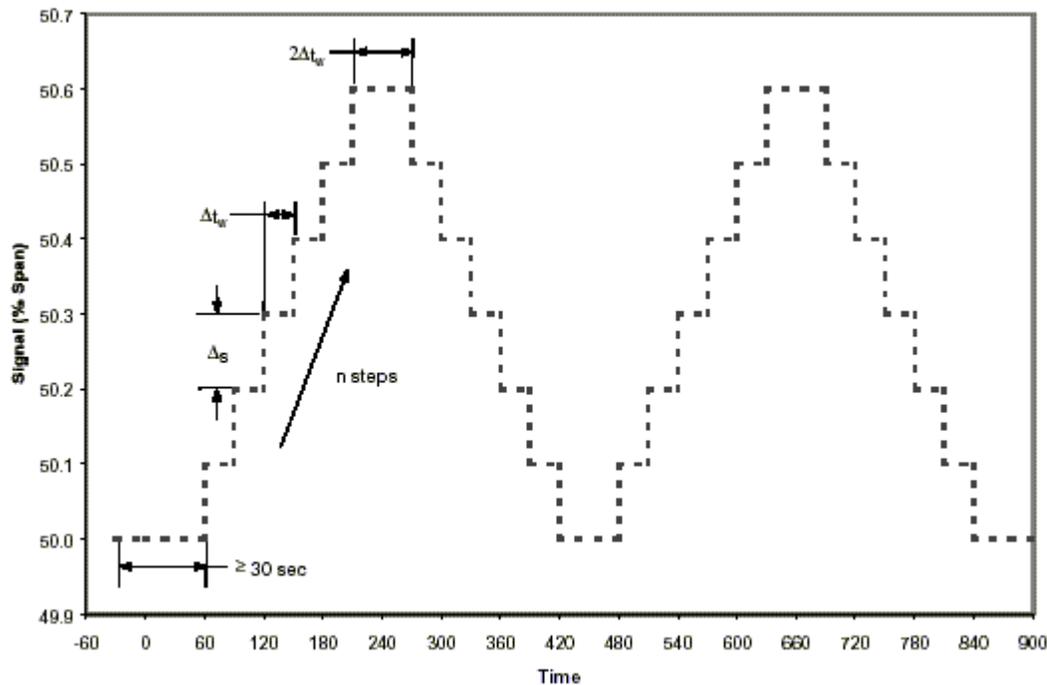


Figura A1.4: Exemplo do teste de degrau pequeno.

3. Teste do Tempo de Resposta (*Response time test*)

O teste do tempo de resposta consiste na aplicação de série de degraus para determinar o tempo de resposta, T_{86} , versus a dimensão do degrau Δs , para cada seqüência de degraus com diferentes dimensões, figura A1.5. O teste do tempo de resposta também pode fornecer valores aproximados para a banda morta e a resolução. Se valores com maior incerteza para banda morta e resolução são aceitáveis, o teste de tempo de resposta pode ser usado no lugar do teste de degrau pequeno. Os parâmetros ΔT_w , ΔT_s , n_{up} e n_{down} devem obedecer aos seguintes critérios para esse teste:

- a) $\Delta t_w \leq 5(T_{86})$
- b) $\Delta t_s \leq T_{86}/20$
- c) $n_{up} \geq 1.2 \text{ (banda morta + resolução)}/\Delta s$
- d) $n_{down} = 2n_{up}$

Inicialmente ajuste o sinal de entrada para o valor nominal (50% ou o valor de operação mais comum). Para cada dimensão, um degrau (ou uma série de degraus) positivo, dois degraus

(ou uma série de degraus) negativos e novamente um degrau positivo, devem ser aplicados à entrada. O número de degraus negativos, n_{down} , devem ser duas vezes o número de degraus positivos para que a saída retorne para seu valor nominal após a segunda seqüência de degraus positivos. A figura A1.5 mostra um exemplo com $n_{up}=1$. A dimensão da primeira seqüência de degraus deve ser igual ou um pouco maior que a resolução (ou banda morta, se esta for maior) e a partir dela cada próxima dimensão será o dobro da anterior. A maior amplitude, e também a última, que deve ser aplicada para esse teste deve ser limitada pelas condições operacionais e normalmente fica entre 10 e 20% podendo chegar a 50%. Testes extras podem ser realizados com degraus de "tamanhos" diferentes, de acordo com a necessidade.

As informações de cada teste de tempo de resposta são usadas para determinar o ganho G_z , através da divisão da resposta ΔZ do último degrau, de uma série no mesmo sentido, por Δs . O ganho encontrado para um degrau de 2%, G_{z02} é usado como um ganho de referência para se determinar a razão de ganho G_z/G_{z02} . Valores de T_{86} são então determinados para cada dimensão de degrau.

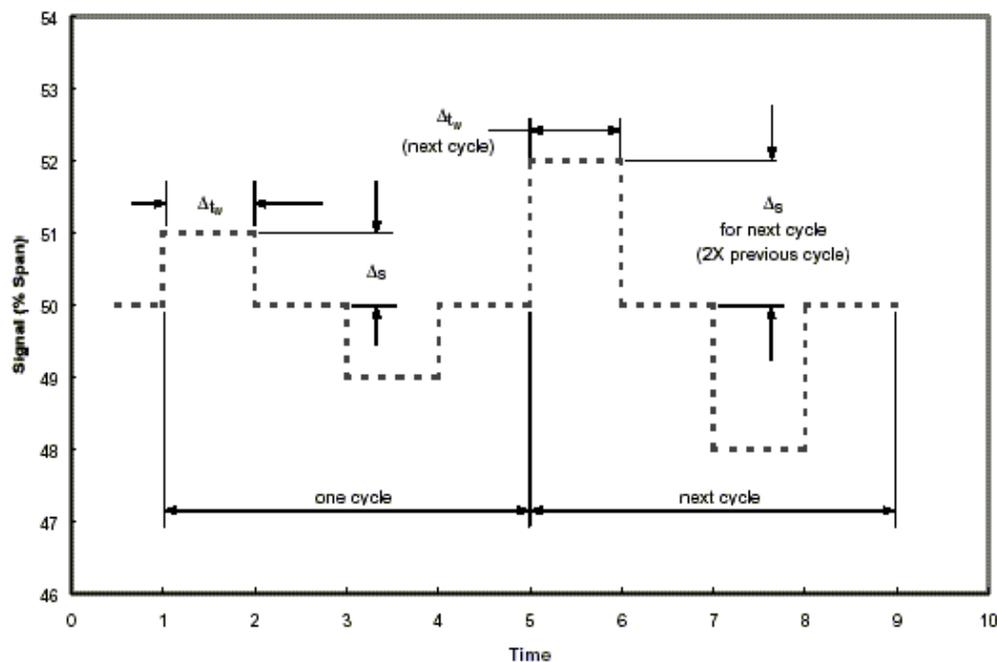


Figura A1.5: Exemplo da seqüência de degraus do Teste do Tempo de Resposta

Com a realização dos testes citados acima, obtém-se uma base de dados para uma análise mais profunda, onde devem ser identificados possíveis problemas na funcionalidade das válvulas de controle.

11. Com os dados dos testes nas válvulas de controle e da análise dos instrumentos, identifique possíveis problemas:

- a) Verifique a consistência dos dados coletados. Procure identificar outliers e a falta de dados em alguns pontos.
- b) Sinal de entrada
 - Problemas no sinal de entrada proveniente do campo. Presença com ruído ou interrupção do sinal que prejudique o processamento pelo sistema digital de controle distribuído (SDCD);
 - Range muito grande ou pequeno. O valor normal de operação da variável deve estar aproximadamente no meio da faixa;
 - Problemas com a incerteza dos instrumentos do sinal de entrada;
- c) Verifique o dimensionamento correto e a funcionalidade das válvulas de controle através dos seguintes parâmetros: coeficiente de vazão (CV), histerese, curva característica inerente e instalada, característica do atuador, ruído, flash, cavitação, velocidade crítica de escoamento, tempo de resposta da válvula, resolução, número de movimentos (para tanto é necessário um histórico do comportamento da válvula). Para maiores detalhes da determinação desses parâmetros consulte (*ANSI/ISA – 75.25.01 – 2000 e ANSI/ISA – TR75.25.01 – 2000*).
- d) Sinal de Saída
 - Problemas com a faixa de operação (p.e.: unidades incorretas);
 - Válvula prendendo ou com histerese;
 - Problemas com o posicionador da válvula.
- e) Anote recomendações as iniciais ou outros comentários na planilha.

Antes da realização dos testes para identificação dos modelos dinâmicos do sistema, com o resultado da avaliação da instrumentação e malhas de controle, deve-se identificar as possíveis ações para solucionar os problemas encontrados.

