

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS  
FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA  
DEPARTAMENTO DE PROCESSOS QUÍMICOS

**DESENVOLVIMENTO DE ESTRATÉGIAS DE INTEGRAÇÃO DE  
PROCESSOS EM TEMPO REAL APLICADAS À PRODUÇÃO DE  
GLP**

Tese de Doutorado apresentada à Faculdade de  
Engenharia Química como parte dos requisitos  
exigidos para a obtenção do título de Doutor em  
Engenharia Química.

Autora: Claudia Jovita Garcia Vasconcelos

Orientadora: Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Maria Regina Wolf Maciel

Campinas – São Paulo  
Fevereiro/2006

Aut

Unidade BC  
T/UNICAMP

Cutter V 441d  
V. Ed.  
Tombo BC 97154  
Proc. 16P100/12  
C D X  
Preço R\$ 11,00  
Data 03/10/12  
Cod. tit. 872718

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA  
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA - BAE - UNICAMP

V441d

Vasconcelos, Claudia Jovita Garcia

Desenvolvimento de estratégias de integração de processos em tempo real aplicadas à produção de GLP / Claudia Jovita Garcia Vasconcelos.--Campinas, SP: [s.n.], 2006.

Orientador: Maria Regina Wolf Maciel.

Tese (Doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Química.

1. Otimização. 2. Controle de processos químicos. 3. Petróleo - Refinação. 4. Destilação. 5. Gás de petróleo liquefeito. I. Maciel, Maria Regina Wolf. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Química. III. Título.

Título em Inglês: Development of real-time process integration strategies applied to LPG production.

Palavras-chave em Inglês: Optimization, Process control, Petroleum, Distillation, Liquefied petroleum gas.

Área de concentração: Desenvolvimento de Processos Químicos.

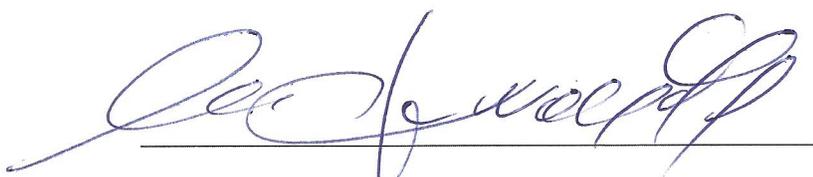
Titulação: Doutor em Engenharia Química

Banca examinadora: Denis José Schiozer, Alexandre Tresmondi, Aline Carvalho da Costa e Antônio Carlos Luz Lisboa.

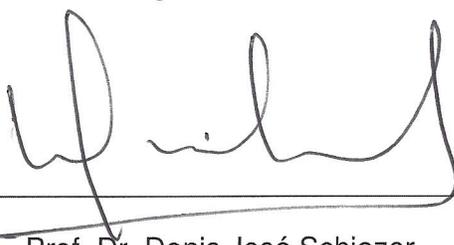
Data da defesa: 23/02/2006

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Química

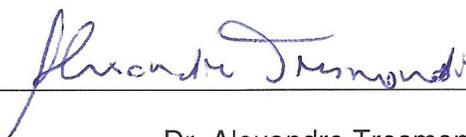
Tese de doutorado defendida por Claudia Jovita Garcia Vasconcelos e aprovada em 23 de fevereiro de 2006 pela banca examinadora constituída pelos doutores:



Prof. Dra. Maria Regina Wolf Maciel – Orientadora



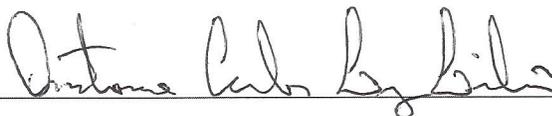
Prof. Dr. Denis José Schiozer



Dr. Alexandre Tresmondi



Prof. Dra. Aline Carvalho da Costa



Prof. Dr. Antônio Carlos Luz Lisboa

Este exemplar corresponde à versão final da Tese de Doutorado em Engenharia  
Química.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Prof. Dr.ª Maria Regina Wolf Maciel', is written over a horizontal line.

Prof.<sup>a</sup>. Dr.<sup>a</sup>. Maria Regina Wolf Maciel

Orientadora

Dedico este trabalho aos meus pais, pelo incentivo que sempre deram a mim e aos meus irmãos para os nossos estudos.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço à minha orientadora, Maria Regina Wolf Maciel, pela orientação e pela dedicação durante o desenvolvimento da tese. Durante os anos de convivência aprendia a admirá-la profissional e também como ser-humano.

Agradeço ao Prof. Rubens Maciel Filho pelas valiosas sugestões e pelos trabalhos publicados em conjunto e aos colegas dos laboratórios LDPS e LOPCA pela convivência e troca de idéias.

Agradeço aos meus irmãos Mário e Márcia, pelo carinho e apoio nos momentos mais difíceis. Agradeço aos meus pais pelo amor e pelo incentivo em cada fase da minha vida.

Finalmente agradeço à FAPESP pelo auxílio financeiro.

## **RESUMO**

A otimização de processos em tempo real tem como objetivo o estudo de técnicas para a integração dos objetivos de controle aos interesses econômicos em aplicações industriais.

Neste trabalho, o problema da otimização em tempo real foi abordado para um sistema complexo, com correntes de reciclo de massa e integração energética. O processo utilizado como estudo de caso foi a seção de fracionamento e recuperação de produtos de uma unidade de craqueamento catalítico fluido de refinarias de petróleo. A planta foi escolhida porque apresenta dois aspectos importantes para a aplicação de técnicas de otimização em tempo real: alto custo operacional e a produção de correntes de alto valor comercial (GLP e gasolina). Devido às constantes alterações no valor e na demanda destes produtos, existem vários cenários de produção a serem explorados. Além disso, é um processo de interesse para a indústria do refino de petróleo, uma vez que a unidade de craqueamento catalítico é o principal ponto de produção de produtos leves, de alto valor comercial, a partir do craqueamento de frações pesadas, de baixo valor comercial.

Foram estudados aspectos de otimização e controle em diferentes cenários de produção. Os principais pontos abordados foram a otimização de processos em larga escala e o controle de plantas inteiras.

O estudo foi conduzido via simulação de processos, sendo que as simulações foram validadas com dados industriais. Além dos estudos para otimização e controle, as simulações dinâmicas também são úteis para treinamento de operadores.

## **ABSTRACT**

The goal of real-time processes optimization studies is the way to integrate control objectives and economic aspects.

In this work, the real-time optimization techniques were applied to a high complex system, including mass recycle streams and heat integration. The case study used was the main fractionator and recovery product section of a fluid catalytic cracking unit of petroleum refineries. This industrial plant was chosen due to two important aspects: high operational cost and high added value products (LPG and gasoline). Due to the frequent changes in product value and demand, there are different scenarios to be explored. Besides this, the process is an interesting case study in petroleum refineries because the catalytic cracking unit is the main process to obtain high-added light products from petroleum heavy fractions.

Industrial plant was simulated and validated through refinery data. Optimization and control aspects were studied. Two strategies were proposed to integrate large-scale process optimization and plantwide control. Dynamic simulation was also used as virtual plant to operator training.

# SUMÁRIO

<b>AGRADECIMENTOS.....</b>	<b>v</b>
<b>RESUMO.....</b>	<b>vi</b>
<b>ABSTRACT.....</b>	<b>vii</b>
<b>SUMÁRIO .....</b>	<b>viii</b>
<b>NOMENCLATURA.....</b>	<b>x</b>
<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
<b>2. DESCRIÇÃO DA UNIDADE DE CRAQUEAMENTO CATALÍTICO E SIMULAÇÃO DO PROCESSO EM ESTADO ESTACIONÁRIO .....</b>	<b>4</b>
2.1 – Introdução .....	4
2.2 - Simulação estática do processo.....	9
2.3 – Análise de sensibilidade de variáveis .....	22
2.4 – Conclusões.....	42
<b>3. OTIMIZAÇÃO.....</b>	<b>44</b>
3.1. Introdução .....	44
3.2. O Problema da programação não-linear .....	45
3.3. Planejamento Fatorial e Metodologia de Superfície de Resposta (MSR)....	62
3.4 – Conclusões.....	82
<b>4. CONTROLE DE PLANTAS INTEIRAS.....</b>	<b>85</b>
4.1. Introdução .....	85
4.2. Revisão Bibliográfica – Controle de plantas inteiras.....	87

4.3. Simulação dinâmica do processo .....	94
4.4. Síntese da estrutura de controle .....	97
4.5 Desempenho das malhas de controle regulatório em cada módulo do processo .....	105
4.6 - Simulação da planta inteira .....	120
4.7 - Desacoplamento de Variáveis.....	123
4.8 – Conclusões.....	126
<b>5. IDENTIFICAÇÃO DO PROCESSO E CONTROLE PREDITIVO .....</b>	<b>128</b>
5.1. Introdução .....	128
5.2 – Identificação de processos .....	129
5.3 Identificação dos modelos para aplicação em controle preditivo.....	143
5.4 – Conclusões.....	152
<b>6. OTIMIZAÇÃO EM TEMPO REAL .....</b>	<b>154</b>
6.1 – Introdução .....	154
6.2 – RTO: Uma camada x duas camadas.....	158
6.3 – Integração entre otimização e controle para a seção de fracionamento e recuperação de produtos da UFCC.....	160
6.4 – Conclusões.....	163
<b>7. CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....</b>	<b>165</b>
<b>8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>167</b>
<b>APÊNDICES .....</b>	<b>174</b>
A.1 - CONTROLE PREDITIVO.....	174
A.2. ESTUDO DE CASOS PARA APLICAÇÃO DOS CONCEITOS DE CONTROLE DE PLANTAS INTEIRAS.....	185

## **NOMENCLATURA**

$C_4^-$ : Hidrocarbonetos com quatro ou menos átomos de carbono

$C_5^+$ : Hidrocarbonetos com cinco ou mais átomos de carbono

$C_{ee}$ : Custo da energia elétrica (US\$/d)

$C_{er}$ : Custo da energia dos refervedores (US\$/d)

$C_v$ : Custo de vapor (US\$/d)

DCS: Distributed Control System – Sistema Digital de Controle Distribuído

DDE: Dynamic Data Exchange

DMC: Dynamic Matrix Control

G-V03: Corrente de gases que deixa o vaso V-2203

GA: Gás Ácido

GC: Gás Combustível

GLN: Gasolina

GLP: Gás Liquefeito de Petróleo

$H_{ar}$ : Entalpia da água de resfriamento (Kcal/Kg)

HC-V03: Corrente de líquido rico em hidrocarbonetos que deixa o vaso V-2203

HCO: Heavy Cycle Oil (óleo pesado de reciclo)

$H_{va}$ : Entalpia do vapor de alta pressão (Kcal/Kg)

$H_{vb}$ : Entalpia do vapor de baixa pressão (Kcal/Kg)

$H_{vm}$ : Entalpia do vapor de média pressão (Kcal/Kg)

$J_F$ : Conjunto de propriedades definidas para a alimentação da unidade  $u$

$J_s$ : Conjunto de propriedades definidas para a corrente  $s$

LCO: Light Cycle Oil

OCL: Óleo Clarificado

OLE: Object Link Embeding

$P_{u,sj}$ : propriedade  $j$  da corrente  $s$  na unidade  $u$

$P_{\text{vap}}$ : Preço do vapor de alta pressão (US\$/t)

$P_{\text{vbp}}$ : Preço do vapor de baixa pressão (US\$/t)

$P_{\text{vmp}}$ : Preço do vapor de média pressão (US\$/t)

PVR: Pressão de Vapor Reid

$Q_{u,s}$ : Vazão da corrente  $s$  na unidade  $u$

$Q_{u',s,u}$ : Vazão da corrente  $s$  saindo da unidade  $u'$  e entrando na unidade  $u$

$S_u$ : Conjunto de correntes geradas na unidade  $u$

$S_{u',u}$ : Conjunto de correntes saindo da unidade  $u'$  e entrando na unidade  $u$

$u$  – unidade de origem das correntes de alimentação

$u'$  – unidade de destino da corrente de produto

UFCC: Unidade de Craqueamento Catalítico Fluído

$U_{s,u}$ : Conjunto de unidades alimentadas com a corrente  $s$  produzida na unidade  $u$

$U_u$ : Conjunto de unidades com destino a unidade  $u$

$V_u$ : Conjunto de variáveis operacionais definidas para a unidade  $u$

## **CAPÍTULO 1**

### **1. INTRODUÇÃO**

A otimização de processos em tempo real tem como objetivo o estudo de técnicas para integração dos objetivos de controle aos interesses econômicos em aplicações industriais. Os benefícios da implementação destas técnicas auxiliam tanto no projeto de processos (possibilitando ao engenheiro avaliar a estabilidade operacional e escolher a estratégia de controle adequada) como na melhoria de desempenho de plantas existentes.

A proposta deste trabalho de tese é o estudo da integração entre otimização e controle para um processo em larga escala. O processo utilizado para o estudo é a seção de fracionamento e recuperação de produtos de uma unidade de craqueamento catalítico fluído (UFCC) em refinarias de petróleo. Esta planta foi escolhida porque apresenta aspectos favoráveis à aplicação de estratégias de integração de processos: alto custo operacional e obtenção de diferentes produtos, sendo que os principais (de maior valor agregado) são o gás liquefeito de petróleo (GLP) e a gasolina. Os produtos secundários da unidade são o óleo leve de reciclo, óleo decantado (utilizado como óleo combustível) e gás combustível. Devido a alterações que ocorrem na demanda dos produtos existem diferentes cenários a serem explorados.

O procedimento definido para o estudo do processo pode ser resumido nas seguintes etapas:

1. Representação do processo industrial através de simulações em estado estacionário e validação com dados industriais

2. Otimização do processo através de algoritmos de otimização de programação não-linear. Essa etapa inclui identificação das principais restrições do processo e estudo da região de otimização.
3. Simulação dinâmica do processo e estudo das malhas de controle PID. A dinâmica do processo é avaliada em módulos e para o processo integrado. A estrutura de controle é proposta a partir de metodologias de controle de plantas inteiras
4. Avaliar se há variáveis com potencial para aplicação de controle preditivo. Nesse caso proceder com metodologias de identificação e implementação de algum algoritmo de controle preditivo.
5. Integrar as etapas de otimização e controle

O principal enfoque foi o estudo de metodologias para projeto de malhas de controle de plantas inteiras, considerando os ciclos de massa. O crescente interesse no estudo de projeto e controle de plantas inteiras se deve à necessidade de melhorias nos processos. É necessário que a unidade opere bem como um todo. O estudo de unidades inteiras, envolvendo diferentes operações unitárias, é feito através de modelos rigorosos para processos em larga escala com correntes de ciclo de massa e integração energética, os quais são usados para a avaliação de diferentes esquemas de controle da planta. O desenvolvimento de estruturas de controle eficientes para plantas inteiras é um importante problema na área de controle de processos. No passado, uma abordagem típica para esse tipo de problema era o projeto de controle para unidades isoladas e posteriormente essas unidades eram combinadas para formar a planta. Essa alternativa funciona bem somente nos casos onde não existem ciclos de massa ou integração energética. Para amortecer as perturbações é comum o uso de grandes tanques entre as operações da planta.

A organização do trabalho foi feita em 9 capítulos, sendo o primeiro este capítulo de introdução. No capítulo 2 é feita uma descrição do processo, e apresentação das simulações em estado estacionário, validação com dados industriais e análise

de sensibilidade de variáveis do processo. O simulador comercial de processos Hysys.Plant<sup>®</sup> (Hyprotech, Ltd) foi utilizado para a simulação da planta. Os resultados da simulação em estado estacionário foram validados a partir de dados industriais fornecidos pela refinaria de Paulínia (REPLAN). No capítulo 3 é feita uma análise de sensibilidade de variáveis e otimização do processo através de planejamento de experimentos e via programação não-linear (foi utilizado o algoritmo sequential quadratic programming – SQP). No capítulo 4 as estratégias de simulação dinâmica, decomposição da planta em módulos e controle regulatório para cada módulo são avaliadas. No capítulo 5 são introduzidos conceitos de identificação de processos para a obtenção de modelos para controle preditivo e aplicação no processo estudado. No capítulo 6 a otimização é integrada ao problema de controle. As simulações dinâmicas de processos têm sido utilizadas para construir programas para treinamento de operadores, estes programas precisam de uma boa interface e são denominadas plantas virtuais. As conclusões e as referências bibliográficas são apresentadas, respectivamente, nos capítulos 7 e 8.

Foram também acrescentados dois apêndices. No apêndice 1 foi apresentada a modelagem matemática do algoritmos de controle preditivo utilizado no capítulo 5 (Dynamic matrix control – DMC). No apêndice 2 são descritos os três processos normalmente usados na literatura para estudos de controle de plantas inteiras: o processo 'Tennessee Eastman', o processo de hidrodealquilação do tolueno e a planta de produção do acetato de vinila.

## CAPÍTULO 2

# **2. DESCRIÇÃO DA UNIDADE DE CRAQUEAMENTO CATALÍTICO E SIMULAÇÃO DO PROCESSO EM ESTADO ESTACIONÁRIO**

### **2.1 – Introdução**

A extração de petróleo no Brasil produz, em grande parte, petróleos pesados. Este tipo de óleo é de difícil processamento e gera grande quantidade de resíduo (frações não-destiláveis nas colunas de destilação atmosférica e de vácuo). Dessa forma, dois aspectos têm exigido esforços para adaptação das refinarias visando melhorias no processamento do óleo pesado nacional: 1. crescente demanda em derivados leves (GLP, gasolina, diesel, etc.); 2. restrições ambientais quanto ao uso do resíduo como óleo combustível.

As refinarias estão investindo para adaptar suas unidades ao petróleo nacional. Os investimentos previstos visam possibilitar que as instalações produtivas das refinarias estejam aptas para processar petróleos nacionais. Muitas pesquisas e investimentos têm sido aplicados nas unidades de craqueamento de resíduos (craqueamento catalítico e térmico), em especial nos equipamentos de conversão. Por outro lado, poucos trabalhos são apresentados para a seção de recuperação de produtos.

Os resíduos das unidades de destilação misturados a óleos leves de baixo valor comercial (como óleo leve de reciclo) podem ser vendidos como óleo combustível. Porém, devido à presença de contaminantes à base de enxofre nas frações pesadas, as restrições ambientais estão cada vez mais rigorosas em relação a

queima de óleo combustível. Além disso, o uso de óleo combustível tem sido substituído pelo gás natural, que tem baixo custo e é menos poluente.

Devido a estes fatores, esforços têm sido voltados para desenvolver tecnologias que permitam, de forma econômica e competitiva, maior participação de crus nacionais no parque de refino, aumentando a conversão de resíduos pesados em produtos de maior demanda.

A Figura 2.1 mostra um esquema simplificado de uma refinaria de petróleo. Observa-se que as unidades de craqueamento têm o objetivo de processar os resíduos da unidade de destilação. Resíduos com alto teor de metais são preferencialmente processados em unidades de craqueamento térmico (coque ou viscorredução), devido a envenenamento dos catalisadores das unidades de craqueamento catalítico.

Na refinaria, a primeira unidade de processamento é a unidade de destilação, constituída pela coluna atmosférica e coluna de vácuo. O rendimento de cada produto varia em função das características da carga processada. Primeiro, o óleo bruto é destilado em uma coluna com pressão próxima à atmosférica. O resíduo da destilação atmosférica é processado em uma coluna de destilação a vácuo. O resíduo de vácuo, misturado a gasóleos provenientes de outras unidades da refinaria, é enviado para a unidade de craqueamento catalítico fluído (FCC). Nesta unidade, quantidades adicionais de GLP, gasolina e destilados médios são produzidos. Os resíduos pesados gerados na refinaria têm baixo valor comercial. Para converter esse resíduo em derivados de maior valor agregado, em geral utiliza-se o craqueamento térmico em unidades de coqueamento retardado ou viscorredução. As restrições ambientais à queima de óleos combustíveis e a competição com o gás natural têm criado dificuldades para o mercado de óleos combustíveis, causando o crescimento na utilização das unidades de coque.

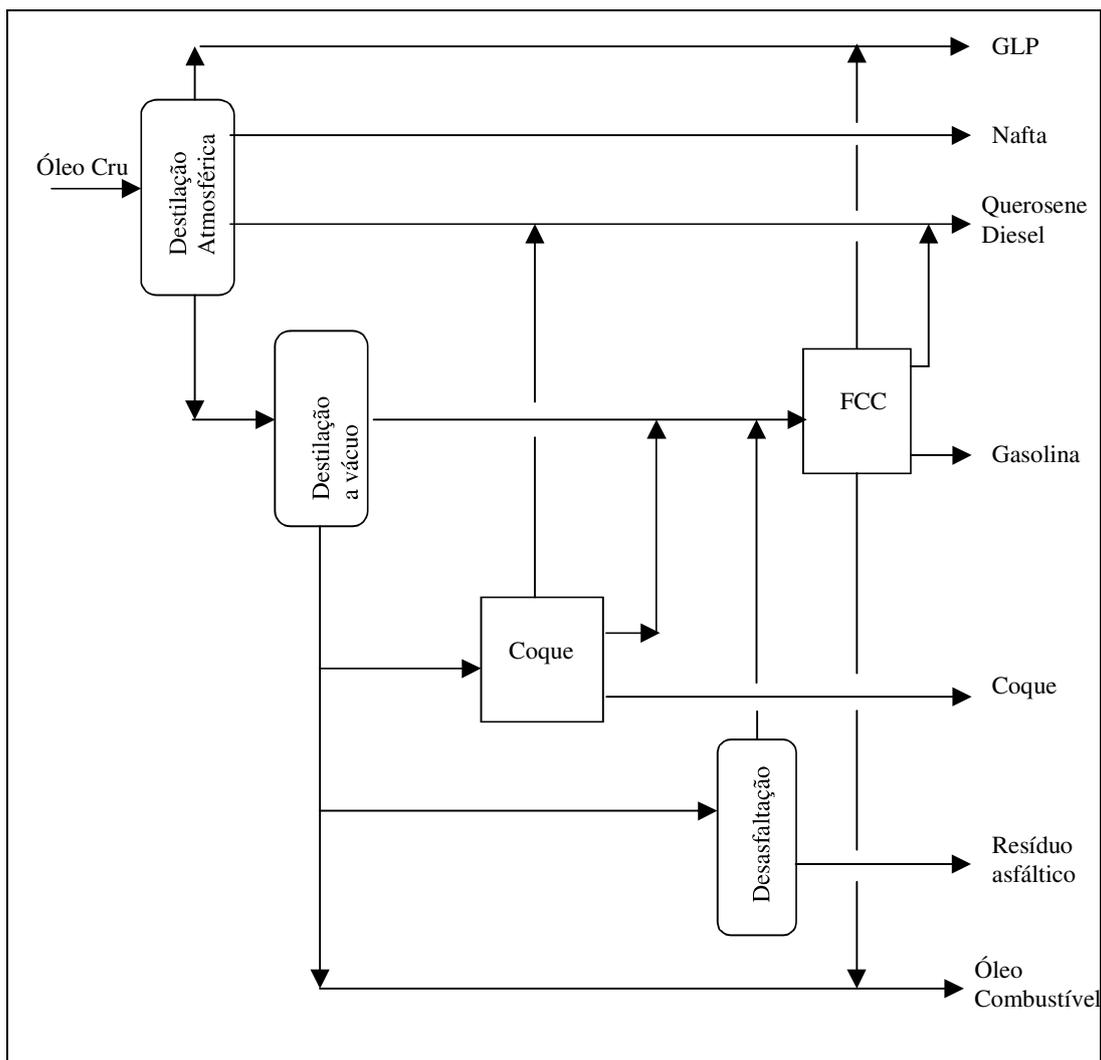


Figura 2.1 – Esquema simplificado para uma refinaria de petróleo.

A Figura 2.2 mostra um diagrama de rendimento de produtos a partir da destilação do petróleo. No diagrama apresentado, o resíduo atmosférico fica em torno de 43%. O craqueamento catalítico tem como objetivo converter parte desse resíduo em frações leves como GLP e gasolina, que são os produtos de maior demanda.

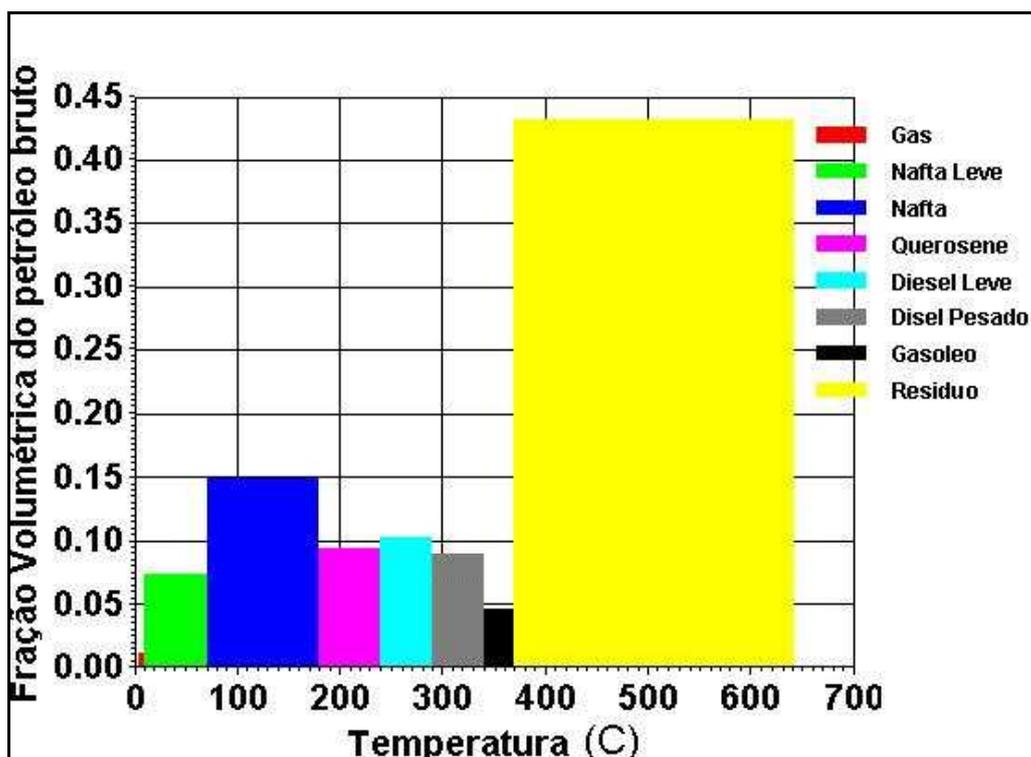


Figura 2.2 - Diagrama de estimativa de rendimentos para o óleo bruto  
 (Fonte: Hysys Tutorials and Applications, Refining Tutorial, Hyprtech inc, V2.4.1)

A unidade de craqueamento catalítico fluído (FCC) tem grande importância na refinaria de petróleo devido ao aproveitamento de frações pesadas geradas como resíduo da unidade de destilação. A carga para a UFCC pode ser resíduo atmosférico, vácuo, gasóleo ou uma combinação entre essas correntes. A conversão em produtos leves é feita com o uso de catalisadores. O foco deste trabalho é a seção de fracionamento e recuperação de produtos de uma unidade industrial de FCC, utilizando como base uma das unidades de craqueamento catalítico da refinaria de Paulínia (REPLAN), descrita por PEDROSA NETO (1994). A UFCC pode ser dividida em três partes: seção de reação, seção de fracionamento e seção de recuperação de produtos (ou área fria). A Figura 2.3 mostra um esquema simplificado da unidade.

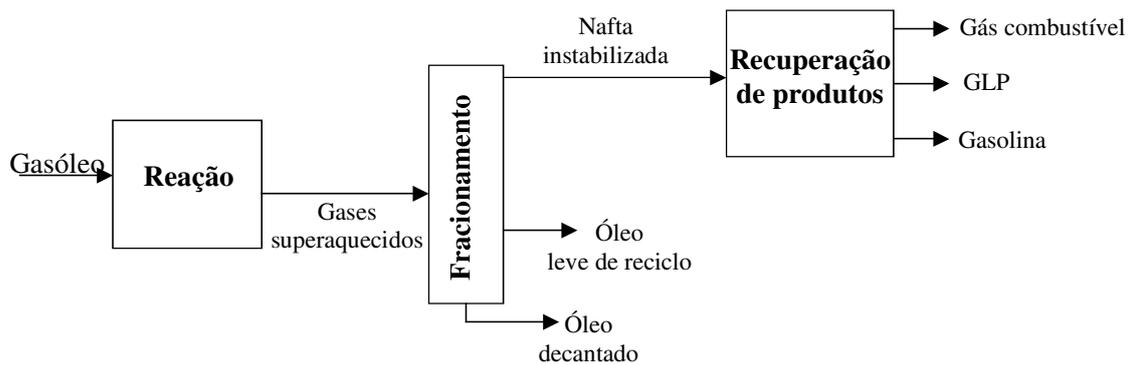


Figura 2.3 – Diagrama de blocos simplificado para a UFCC

As seções da UFCC são constituídas dos seguintes equipamentos:

1. Seção de reação – É constituída principalmente pelo riser, vaso reator e regenerador de catalisador. O riser é alimentado com uma fração de petróleo pesada (gasóleo) de baixo valor comercial proveniente principalmente da unidade de destilação. No riser ocorrem as reações de quebra das cadeias de hidrocarbonetos, formando moléculas menores e de alto valor, principalmente GLP e nafta craqueada (gasolina). No vaso reator ocorre a separação entre os hidrocarbonetos (gás superaquecido que segue para a fracionadora) e o catalisador, que segue para o regenerador de catalisador.
2. Seção de fracionamento – A corrente de saída do reator (constituída de gases superaquecidos) segue para a fracionadora principal e é separada em três correntes: nafta instabilizada constituída por componentes leves (cadeias de 1 a 12 carbonos), uma corrente intermediária denominada óleo leve de reciclo ou LCO (light cycle oil) e corrente de óleo pesado denominada óleo decantado ou óleo clarificado (OCL). A saída lateral, destinada a produção de LCO, passa por uma retificadora lateral à fracionadora para remoção de frações leves.
3. Seção de recuperação de produtos – Esta parte da unidade é constituída de colunas de absorção, coluna retificadora, vaso de alta pressão e coluna debutanizadora, além dos trocadores de calor e periféricos como bombas e válvulas. O objetivo da absorção é a recuperação de frações de C3+ para o GLP e

separação de gás combustível, que segue para uma unidade de tratamento. Para a coluna debutanizadora, o objetivo é realizar a separação entre GLP e gasolina, mantendo os produtos dentro das especificações de mercado.

## **2.2 - Simulação estática do processo**

Para obter o modelo em estado estacionário, as seguintes etapas devem ser seguidas:

- ✓ Definição das bases de simulação;
- ✓ Caracterização da alimentação do sistema;
- ✓ Definição das operações unitárias envolvidas no processo;
- ✓ Especificação dos graus de liberdade do sistema;
- ✓ Validação do modelo estático;
- ✓ Definição dos estudos da simulação estática.

Na estrutura dos simuladores, inicialmente devemos definir as bases de simulação. Esta etapa consiste em definir o conjunto de equações para os cálculos de equilíbrio, propriedades físico-químicas e termodinâmicas, e o conjunto de componentes químicos envolvidos na simulação. Para podermos definir o modelo de propriedades das substâncias envolvidas no sistema em estudo, devemos definir a natureza química dos componentes da simulação. Em se tratando de hidrocarbonetos apolares, o modelo termodinâmico pode ser representado por equações de estado. Neste estudo foi utilizado o modelo desenvolvido por PENG E ROBINSON (1976), que prevê com boa precisão as propriedades destes tipos de hidrocarbonetos. No caso da unidade de craqueamento catalítico fluido, as correntes envolvidas no sistema são constituídas basicamente de hidrocarbonetos onde temos algumas substâncias leves caracterizadas por substâncias puras e outras substâncias mais pesadas, que são normalmente caracterizadas através de sua curva de destilação (ASTM) e água.

A Figura 2.4 mostra o fluxograma obtido da simulação da unidade em estado estacionário utilizando o simulador comercial de processos HYSYS<sup>®</sup> (Hyprotech, Inc). Observa-se que existem quatro correntes de reciclo de massa no processo (assinaladas pelo símbolo //):

1. Óleo de absorção que sai da fracionadora, segue para a absorvedora secundária e retorna para a fracionadora. Quando sai da fracionadora, a corrente é denominada 'óleo pobre' e quando retorna é denominada 'óleo rico'. Essa denominação é função da fração de leves na corrente.
2. Vazão de fundo da absorvedora primária que entra no vaso de alta pressão.
3. Vazão de topo da deetanizadora que retorna para o vaso de alta pressão.
4. Vazão de gasolina que retorna da coluna debutanizadora como líquido de absorção para a absorvedora primária. Essa corrente é chamada de gasolina para absorção ou gasolina de reciclo.

Para correntes de reciclo é necessário uma estimativa inicial para realizar a simulação. Quanto pior essa estimativa, mais trabalhoso será convergir a operação de reciclo. LUYBEN (2005) ressalta a dificuldade para simulação de processo envolvendo correntes de reciclo. O autor utiliza o simulador comercial de processos AspenPlus para as simulações em estado estacionário e AspenDynamics (Aspen Technology) para as simulações em modo dinâmico. O exemplo utilizado é a produção de éter dimetílico (DME) e conta com uma corrente de reciclo de massa e um ponto de integração energética.

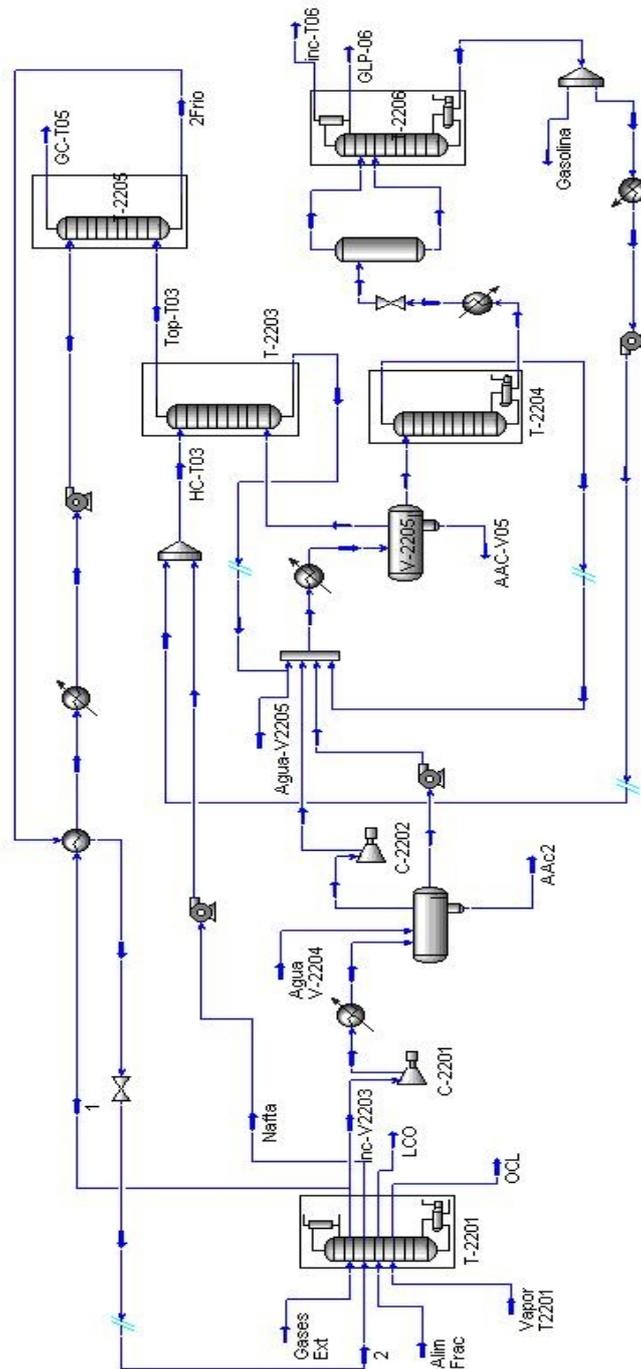


Figura 2.4 – Unidade de craqueamento catalítico representada no simulador Hysys.Plant (Hyprotech, Ltd).

A nomenclatura foi dada de acordo com o trabalho de PEDROSA NETO (1994) e corresponde à unidade U220 de craqueamento catalítico da refinaria de Paulínia (REPLAN). O fluxograma mostra cinco torres de destilação, compressor em dois estágios, vasos e periféricos.

T2201 – Fracionadora principal

T2202 – Estabilizadora de óleo leve de reciclo (*light cycle oil* – LCO)

T2203 – Absorvedora primária

T2204 – Deetanizadora ou retificadora

T2205 – Absorvedora secundária

T2206 – Torre Debutanizadora

C2201 – Compressor – Primeiro estágio

C2202 – Compressor – Segundo estágio

V2205 – Vaso de alta pressão

### **2.2.1 – Caracterização da carga**

A carga da unidade de fracionamento e recuperação de produtos é composta de gases superaquecidos provenientes do reator, o que torna inviável a amostragem desta corrente. Por isso, a vazão e composição da carga são determinadas a partir da caracterização dos produtos. O balanço de massa da unidade para determinar a carga é feito a partir da vazão e composição de cada produto. Para isso, as amostras dos produtos devem ser tiradas durante um período operacional estável da unidade. É recomendável pelo menos duas amostras para análise de composição (ou curva de destilação).

A caracterização das correntes gasosas é feita por cromatografia, enquanto os líquidos são caracterizados a partir de pseudo-componentes obtidos através de curvas de destilação. A Tabela 2.1 mostra a composição das correntes de produtos gasosos e da corrente de gases externos e a Tabela 2.2 mostra os valores dos ensaios de laboratório realizados para os produtos líquidos e para a

corrente de gásóleo. As curvas de destilação são obtidas a partir de medidas de temperatura por fração vaporizada da amostra. Os dados foram retirados de PEDROSA NETO (1994).

Tabela 2.1 – Composição dos produtos gasosos (% em volume)

<b>Componente</b>	<b>GA</b>	<b>GC</b>	<b>GLP</b>	<b>Gases Externos</b>
H <sub>2</sub>	0,00	19,28	0,00	0,62
O <sub>2</sub>	1,02	0,07	0,00	0,30
N <sub>2</sub>	0,34	7,03	0,00	3,63
CO	0,08	1,09	0,00	0,20
CO <sub>2</sub>	15,70	0,17	0,01	1,19
H <sub>2</sub> S	79,52	0,03	0,01	0,47
H <sub>2</sub> O	0,05	0,05	0,05	0,10
Metano	0,00	35,38	0,00	7,04
Eteno	0,19	15,18	0,25	0,29
Etano	0,20	15,18	4,43	18,65
Propeno	1,71	1,48	33,59	0,32
Propano	0,22	0,49	14,49	45,88
i-Butano	0,12	0,17	14,98	10,19
n-Butano	0,07	0,01	4,63	9,90
i-Buteno	0,52	0,95	27,38	0,25
1,3-Butadieno	0,01	0,01	0,11	0,00
i-Pentano	0,23	0,16	0,08	0,67
n-Pentano	0,00	0,08	0,00	0,30

Total	100,00	100,00	100,00	100,00
-------	--------	--------	--------	--------

\* GA = gás ácido , GC = gás combustível e GLP = gás liquefeito de petróleo

Tabela 2.2 – Ensaios para curvas de destilação dos produtos líquidos e gasóleo  
(valores de temperatura em °C)

% vaporizada (vol)	GLN	LCO	OCL	GASÓLEO
0	32	189	238	302
5	43	229	308	365
10	49	243	325	394
20	58	251	346	427
30	69	257	362	449
40	82	260	377	471
50	98	263	396	492
60	116	267	419	510
70	140	270	443	530
80	161	275	470	547
90	185	282	506	572
95	202	287	534	588
100	220	295	587	611

\* GLN = gasolina , LCO = óleo leve de reciclo e OCL = óleo clarificado

O balanço de massa é feito de acordo com a Figura 2.5. Os produtos que saem da unidade são provenientes da carga que alimenta a fracionadora (gasóleo mais o vapor injetado no reator) mais a corrente de gases externos, proveniente da unidade de destilação e alimentada no vaso de topo (V-2203). Conhecendo-se os produtos, a quantidade de vapor proveniente do reator, e a corrente de gases externos, a carga da fracionadora é facilmente calculada pelo balanço de massa.

Na Figura, os produtos são as correntes conhecidas, por isso são as correntes de entrada, as correntes de saída são duas: uma de gases externos, de composição conhecida e a alimentação da fracionadora (*Alim Frac*) a qual se deseja determinar.

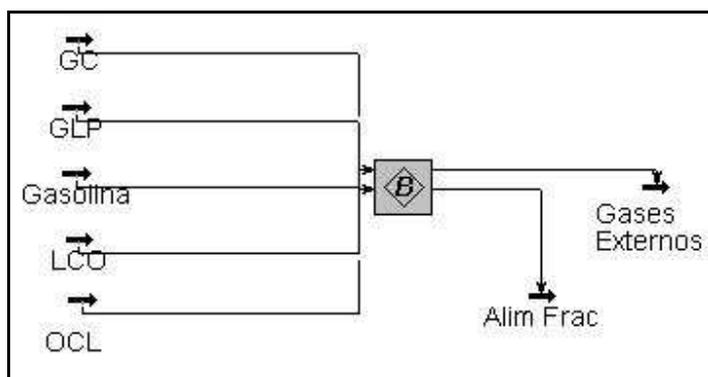


Figura 2.5 – Balanço de massa para determinar a composição da carga da fracionadora.

## 2.2.2 – Descrição dos equipamentos e simulação

### 2.2.1 - Fracionadora Principal

Dados para simulação da fracionadora

Temperatura da alimentação: 520 °C

Temperatura no topo: 130 °C

Temperatura no fundo: 345 °C

Pressão no topo: 1 kgf/cm<sup>2</sup>

Pressão no fundo: 1,5 kgf/cm<sup>2</sup>

Número de estágios da coluna: 20 pratos mais 5 chicanas

Número de estágios no simulador: 22 estágios com eficiência de 0,75

Retificadora lateral: 4 estágios

Número de estágios no simulador: 2 (representando eficiência de 50%)

Para a fracionadora principal, utilizou-se o número de estágios reais (20 estágios mais 2 para representar as chicanas) e especificou-se a eficiência no simulador em 0,75. Devido à presença dos refluxos circulantes e retificadora, existem várias entradas e saídas, o que dificulta alterar o número de estágios, como foi feito na retificadora lateral (de 4 estágios reais para 2 estágios no simulador). Nos casos onde a eficiência é especificada, a simulação pode apresentar maior dificuldade para convergir, por isso é aconselhável, sempre que possível, trabalhar com eficiência igual a 100% e diminuir a quantidade de estágios no simulador. Todas as demais colunas do processo serão simuladas com eficiência de 100%.

#### Descrição da operação da coluna

A fracionadora principal opera apenas com condensador, não existe refeedor. A energia é fornecida pela alimentação de vapor d'água e gases provenientes do reator na base da coluna. É uma coluna complexa devido à existência de refluxos circulantes (que têm como objetivo diminuir a temperatura no interior da coluna) e uma retificadora lateral para retirada de óleo leve. Os vapores provenientes do reator entram na coluna a 520°C e logo são resfriados pelo refluxo circulante de fundo (ou refluxo circulante de borra) para aproximadamente 345°C (temperatura de fundo da coluna). A Figura 2.6 mostra o esquema para a fracionadora. Os refluxos circulantes da coluna têm o objetivo de manter o perfil de temperatura apropriado para os cortes dos produtos. Em termos de projeto, esses trocadores reduzem o tamanho e número de pratos da torre. A retificadora de LCO (T2202) também não possui refeedor e opera com injeção de vapor. A injeção de água no vaso de topo tem como objetivo remover enxofre dos gases e com isso minimizar corrosão nos equipamentos. A água ácida retirada pela bota do vaso segue para tratamento.

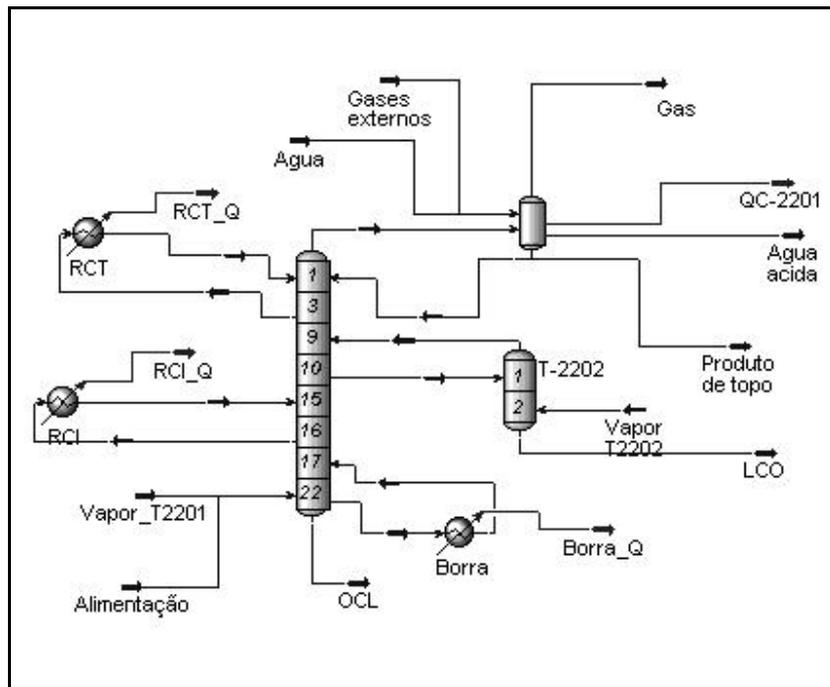


Figura 2.6 – Fracionadora principal e retificadora de LCO

O perfil de temperatura na fracionadora principal é mostrado na Figura 2.7 (Os dois últimos pontos correspondem aos estágios da retificadora lateral T-2202).

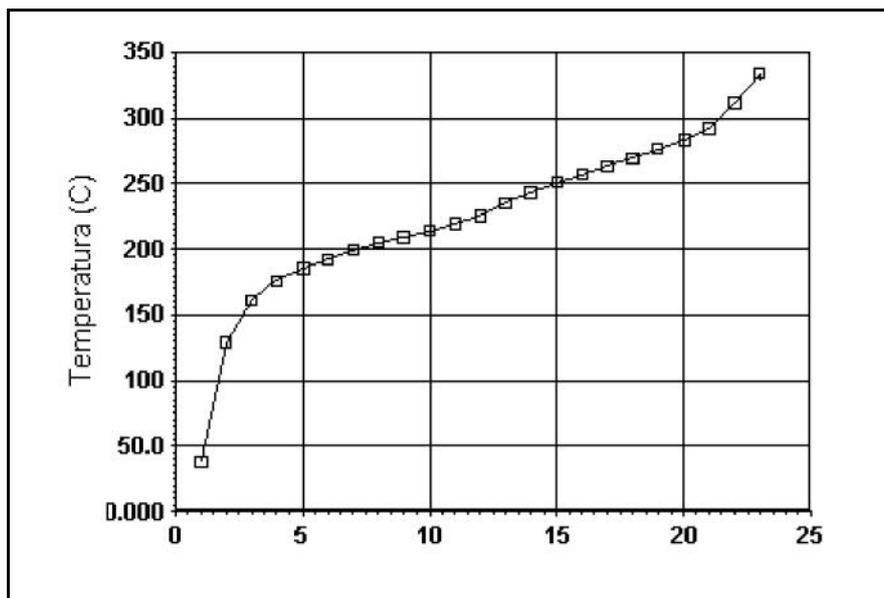


Figura 2.7 – Perfil de temperatura na fracionadora principal.

### Seção de recuperação de gases

O líquido do vaso de topo da fracionadora principal é enviado à absorvedora primária enquanto os gases são comprimidos em duplo estágio (com resfriamento entre os estágios). Estes gases mais o líquido do vaso de baixa pressão, situado entre os estágios do compressor (V2204) seguem para o vaso de alta pressão (V2205). Os gases de saída do vaso seguem para o fundo da absorvedora primária para recuperação de hidrocarbonetos leves, sendo que o líquido alimentado no topo para a absorção é proveniente do vaso do topo da fracionadora principal mais um reciclo de nafta estabilizada proveniente da debutanizadora. O produto de fundo da absorvedora retorna para o vaso de alta pressão (V2205) e o produto de topo segue para a absorvedora secundária, onde o líquido de absorção é uma retirada lateral da fracionadora principal (Corrente 1). O produto de fundo retorna para o estágio 11 da fracionadora principal e o produto de topo é gás combustível não tratado que segue para unidade de tratamento para remoção de H<sub>2</sub>S. O objetivo das absorvedoras é a recuperação de hidrocarbonetos mais pesados que o etano (C<sub>3</sub><sup>+</sup>). O líquido do vaso de alta pressão segue para a deetanizadora (que recupera componentes mais leves que o propano) onde o produto de fundo é a nafta que alimenta a debutanizadora.

Dados para simulação da absorvedora primária

Número de estágios reais: 30

Pressão de operação: 16 kg/cm<sup>2</sup>. Nas refinarias varia de 14 a 20 kgf/cm<sup>2</sup>.

Número de estágios no simulador: 10

Dados para simulação da absorvedora secundária

Número de estágios reais: 24

Número de estágios no simulador: 8

Dados para simulação da retificadora (deetanizadora)

Número de estágios reais: 20

Número de estágios no simulador: 9

### Coluna Debutanizadora

A coluna debutanizadora é uma coluna com condensador e refeedor onde o produto de topo é o GLP e o produto de fundo a gasolina. O GLP e a gasolina são os produtos de maior valor comercial da unidade, por isso, a coluna debutanizadora precisa de uma boa estratégia de controle para manter as especificações de mercado e máximo rendimento.

O produto de fundo da deetanizadora alimenta a coluna debutanizadora. A gasolina produzida é resfriada sendo que parte segue para armazenamento e outra parte, como já foi dito, serve como líquido de absorção na absorvedora primária. O objetivo de se usar gasolina como líquido de absorção é evitar perdas de GLP para o gás combustível.

As especificações para comercialização do GLP e gasolina são respectivamente o intemperismo e a Pressão de Vapor Reid (PVR).

O intemperismo é a propriedade que define se o GLP está nas condições próprias para comercialização. O valor do intemperismo para uma corrente de GLP é a medida da temperatura na qual 95% em volume do GLP tenha se evaporado à pressão atmosférica. Por exemplo, em um ambiente a 2°C com intemperismo de igual valor, 5% do gás não será evaporado. O valor do intemperismo é diretamente proporcional à quantidade de componentes mais pesados que o butano (C5<sup>+</sup>). Na prática, o intemperismo é medido fazendo-se uma destilação atmosférica gradual até que 95% em volume da amostra tenha sido vaporizada. Neste ponto mede-se a temperatura correspondente, que corresponde ao valor do intemperismo. No simulador, esse valor é calculado a partir de uma seqüência de balanços materiais e cálculos *flash*. Com a corrente de GLP da simulação principal

é feito um balanço de massa onde utiliza-se os dados de composição e vazão. Vaporiza-se gradualmente 5% do líquido de cada tambor *flash* e calcula-se a temperatura até que a fração vaporizada seja de 95%. Esse procedimento reproduz com boa precisão os dados de laboratório.

Da mesma forma que o intemperismo caracteriza a qualidade do GLP produzido, a PVR é a propriedade usada para caracterizar a gasolina. A PVR está relacionada com a quantidade de componentes mais leves que o pentano (C<sub>5</sub>). Essas frações evaporam nos tanques de gasolina e representam perda para o consumidor. A PVR é a medida da pressão manométrica resultante do equilíbrio de ¼ de nafta com ¾ em volume do ar a 0°C, originalmente à pressão atmosférica. O simulador calcula automaticamente a PVR de uma corrente. O valor da PVR para que a gasolina esteja nos padrões para comercialização é de no máximo 60 kPa.

Dados para a simulação da debutanizadora:

Número de estágios reais: 31

Número de estágios no simulador: 22 (inclusive condensador e refeedor)

Pressão de operação: 11 Kgf/cm<sup>2</sup>

Temperatura no fundo da coluna: 187°C

O perfil de temperatura na debutanizadora é mostrado na Figura 2.8.

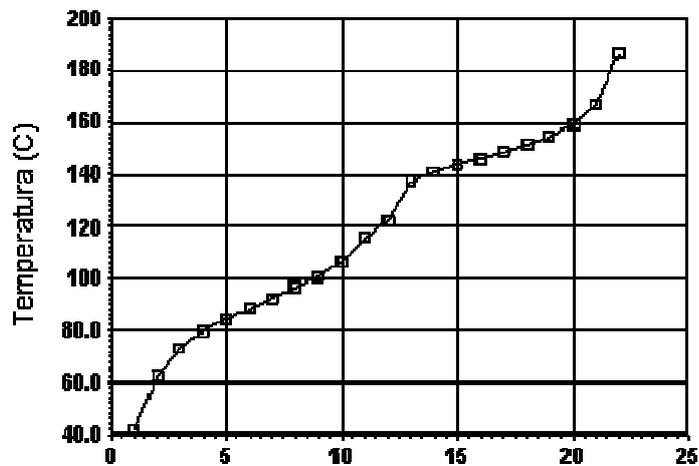


Figura 2.8 – Perfil de temperatura na debutanizadora

### 2.2.3 – Validação do modelo

A validação do modelo foi feita de acordo com os dados industriais publicados por PEDROSA NETO (1994). A Tabela 2.3 mostra os valores calculados e medidos para as vazões dos produtos, validando então o modelo a ser usado para otimização e controle da unidade.

Tabela 2.3 – Valores calculados e medidos para os produtos da UFCC.

<b>Produto</b>	<b>Valor medido (ton/dia)</b>	<b>Valor calculado (ton/dia)</b>
Gás combustível	360,0	360,4
GLP	1167,0	1191,4
Gasolina	3534,0	3436,2
LCO	667,0	677,0
OCL	1107,0	1067,5

## 2.3 – Análise de sensibilidade de variáveis

### 2.3.1 – Fracionadora Principal

Algumas frações leves de petróleo (como o gás combustível e o GLP) podem ter suas composições determinadas por cromatografia. Já frações mais pesadas como a gasolina e o LCO são compostas de uma ampla variedade de hidrocarbonetos, o que torna inviável o uso da composição para o controle da qualidade destes produtos. Dessa forma, torna-se necessário usar propriedades que permitam identificar se o grau de separação está adequado. O corte entre duas frações adjacentes de petróleo é avaliado pelo grau de separação, GAP, que pode ser expresso da seguinte forma:

$$\text{GAP} = T_{5\% \text{ Pesado}} - T_{95\% \text{ leve}}$$

$T_{5\% \text{ Pesado}}$ : Temperatura que corresponde a 5% vaporizado em volume do produto mais pesado na curva de destilação ASTM.

$T_{95\% \text{ leve}}$ : Temperatura que corresponde a 95% vaporizado em volume do produto mais leve na curva de destilação ASTM

A Figura 2.9 mostra as curvas de destilação ASTM D86 para as correntes de LCO e OCL para condições operacionais que resultam em um GAP de 49°C.

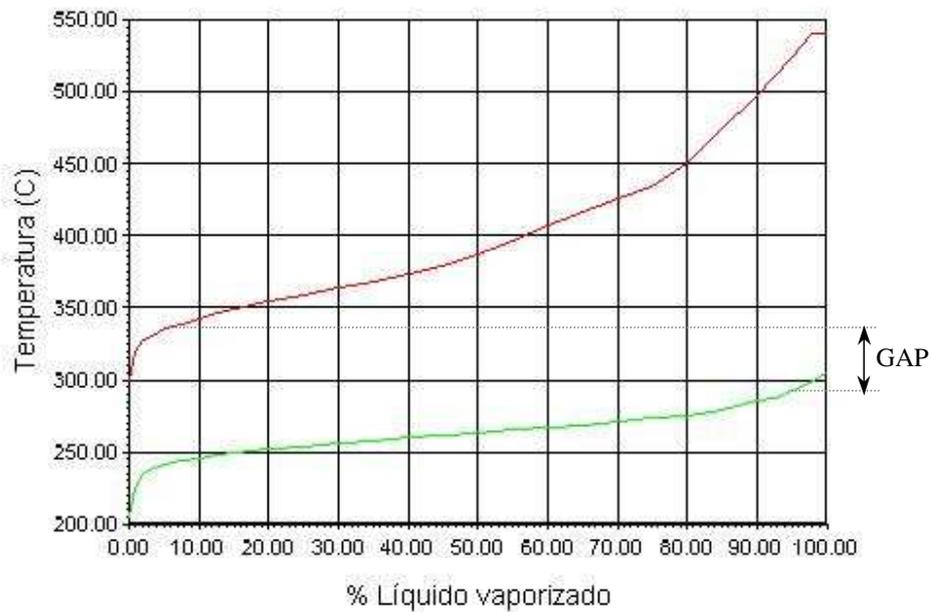


Figura 2.9 – Curva de destilação ASTM D86 (GAP = 49°C).

Quanto maior o GAP, melhor o grau de fracionamento. Como não existe um parâmetro de composição para as frações pesadas de petróleo, o GAP será o parâmetro de referência para determinar as condições operacionais da fracionadora principal.

As Figuras 2.10 e 2.11 mostram as curvas de ponto de ebulição verdadeiro para as correntes de LCO e OCL em duas condições operacionais diferentes. Para primeira, o GAP é de 49°C e para a segunda é de 30°C. Pode-se verificar que no primeiro caso, a distância entre as curvas é maior, caracterizando uma separação mais eficiente.

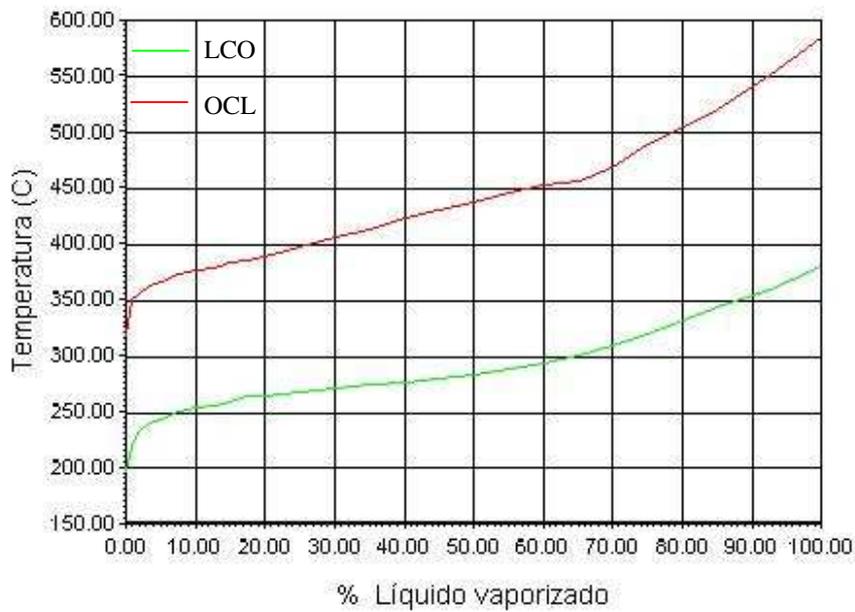


Figura 2.10 – Curva de ponto de ebulição verdadeiro para as correntes de LCO e OCL (GAP = 49°C).

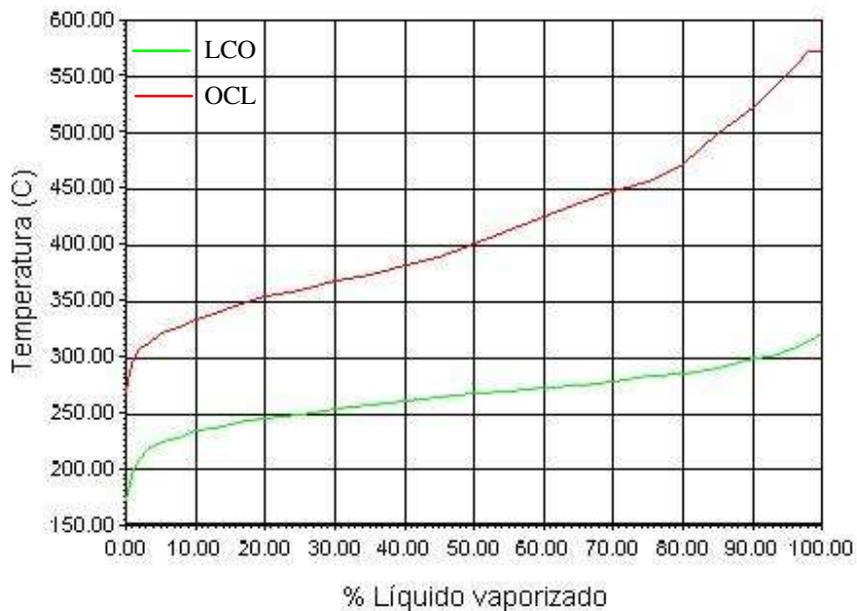


Figura 2.11 – Curva de ponto de ebulição verdadeiro para as correntes de LCO e OCL (GAP = 30°C).

As variáveis que foram consideradas para avaliação do comportamento do processo foram: Vazão de vapor na T-2201, Carga térmica do refluxo circulante de

fundo, Carga térmica do refluxo circulante intermediário, RCI (ou HCO: óleo pesado de reciclo – *heavy cycle oil*), Carga térmica do refluxo circulante de topo RCT.

A primeira variável a ser avaliada é a injeção de vapor na fracionadora principal. Os resultados são apresentados na Tabela 2.4.

Tabela 2.4 – Efeito da vazão de vapor no GAP.

Vazão vapor (ton/d)	T topo (°C)	T Fundo (°C)	T prato 15 (°C)	Vapor topo (ton/d)	OCL (ton/d)	GAP (°C)
25	134,5	345,6	263,9	7148	963,5	48,51
30	133,9	341,2	260,5	7226	983,5	48,35
35	133,4	336,9	257,2	7305	1003	48,91
40	132,9	332,8	254,1	7384	1021	48,41
<b>45</b>	<b>132,4</b>	<b>328,6</b>	<b>251,4</b>	<b>7463</b>	<b>1038</b>	<b>49,88</b>
50	131,9	324,6	248,9	7543	1055	45,80
55	131,4	320,8	246,7	7622	1072	44,07
60	130,9	316,9	244,5	7702	1090	42,54

Além do GAP, anotou-se também as temperaturas de topo, de fundo e do estágio 15 (onde retorna o RCI), uma vez que estas variáveis definem a qualidade dos produtos e devem ser controladas ou monitoradas. Foram analisadas também as vazões de óleo decantado e do vapor que sai no topo da coluna e segue para o condensador, sendo que a vazão de LCO foi uma variável especificada nas simulações. O valor em negrito corresponde à melhor condição operacional em relação ao grau de fracionamento. Nessas simulações ainda não foram consideradas as especificações de ponto final de ebulição para as correntes de

nafta, que define o ponto final da gasolina, e para o LCO. Estas variáveis serão consideradas posteriormente.

As Tabelas 2.5, 2.6 e 2.7 mostram os resultados para variações na carga térmica do refluxo circulante de fundo, intermediário e de topo, respectivamente.

Tabela 2.5 – Efeito da carga térmica do refluxo circulante de fundo

Q Borra (10 <sup>8</sup> kJ/h)	T topo (°C)	T Fundo (°C)	T prato 15 (°C)	Vapor topo (ton/d)	OCL (ton/d)	GAP (°C)
1,2	151,2	370,2	299,1	7955	676,8	31,04
1,3	142,7	355,5	282,9	7634	835,7	38,03
<b>1,4</b>	<b>134,2</b>	<b>338,8</b>	<b>259,6</b>	<b>7333</b>	<b>988,2</b>	<b>48,46</b>
1,5	125,9	319,3	240,9	7059	1131	37,37
1,6	116,9	303,4	229,9	6779	1279	29,41
1,7	106,7	291,6	220,9	6487	1437	24,09

Tabela 2.6 – Efeito da carga térmica do refluxo circulante intermediário

Q HCO (10 <sup>8</sup> kJ/h)	T topo (°C)	T Fundo (°C)	T prato 15 (°C)	Vapor topo (ton/d)	OCL (ton/d)	GAP (°C)
3,0	145,4	359,6	289,3	7735	784,7	32,87
3,4	142,0	354,1	281,9	7607	848,6	39,74
3,8	138,5	347,9	272,7	7483	911,4	46,01
4,2	135,1	340,9	262,4	7365	972,0	48,64
4,6	131,8	333,2	252,7	7252	1030	47,90
5,0	128,5	325,3	245,0	7143	1086	42,39
5,4	125,2	317,8	239,0	7034	1144	36,61
4,3	134,3	339,1	259,9	7336	986,4	48,46
<b>4,1</b>	<b>136,0</b>	<b>342,8</b>	<b>265,0</b>	<b>7394</b>	<b>957,0</b>	<b>49,21</b>

Tabela 2.7 – Efeito da carga térmica do refluxo circulante de topo

Q RCT (10 <sup>8</sup> kJ/h)	T topo (°C)	T Fundo (°C)	T prato 15 (°C)	Vapor topo (ton/d)	OCL (ton/d)	GAP (°C)
5,0	168,5	377,6	292,5	8381	599,1	32,41
6,0	161,1	378,2	292,9	8183	593,6	32,81
7,0	152,5	365,2	285,5	7894	721,7	29,89
8,0	143,2	353,1	276,2	7603	858,9	41,32
9,0	133,9	338,8	260,1	7331	988,4	48,45
10,0	124,5	322,1	246,8	7080	1110	41,68
<b>9,1</b>	<b>133,0</b>	<b>337,2</b>	<b>258,4</b>	<b>7305</b>	<b>1001</b>	<b>48,88</b>
9,2	132,1	335,6	256,8	7279	1013	48,25

### Análise dos resultados

O aumento da vazão de vapor melhora a separação até determinado valor (o qual depende da vazão e composição da carga). No caso do estudo apresentado foi de 45 ton/d. Depois, a eficiência da separação cai devido ao aumento de pesados na corrente de LCO. Para as cargas térmicas dos refluxos circulantes observa-se o mesmo tipo de comportamento: partindo de uma carga térmica baixa, o GAP aumenta com o aumento da carga do trocador, e depois cai novamente. Isso devido às variações de temperatura.

### **2.3.2 – Coluna Debutanizadora**

A coluna debutanizadora freqüentemente recebe especial atenção, como o uso de inferências e controle preditivo, uma vez que separa os dois produtos de maior valor comercial: gasolina e GLP. Estes produtos devem ser mantidos dentro das

especificações para comercialização e de acordo com as exigências de mercado a produtividade de um deles deve ser priorizada. Neste caso o objetivo é determinar se o processo é ou não linear e a região de menor consumo de energia. Foram feitas variações na razão de refluxo e carga térmica do refeedor e analisados o intemperismo e a pressão de vapor Reid (PVR), que são as propriedades que caracterizam o GLP e a gasolina, respectivamente. As Tabelas 2.8 a 2.12 mostram o comportamento da coluna com variação da vazão de refluxo mantendo a carga térmica do refeedor (QR) constante. Os resultados são mostrados próximo à região de interesse:

- ✓ Intemperismo < 2°C
- ✓ PVR < 60 kPa

Tabela 2.8 – Região de operação da debutanizadora (**QR = 5,00 \* 10<sup>7</sup> kJ/h**)

Refluxo (m <sup>3</sup> /d)	Intemperismo (°C)	PVR (kPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
4000	2,800	53,72	63,0	186,0
4050	2,163	54,26	62,0	185,9
4100	1,469	54,83	61,9	185,5
4150	0,709	55,49	61,3	185,0
4200	-0,201	56,33	60,5	184,4
4250	-1,060	57,20	59,7	183,7
4300	-1,867	58,10	59,0	183,1
4350	-2,618	59,02	58,2	182,4
4400	-3,316	59,99	57,5	181,8
4450	-3,959	60,98	56,8	181,1

Tabela 2.9 – Região de operação da debutanizadora ( $QR = 5,10 * 10^7$  KJ/h)

Refluxo (m <sup>3</sup> /d)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
4100	2,180	52,96	62,78	186,7
4150	1,510	53,51	62,23	186,3
4200	0,859	54,07	61,68	185,9
4250	0,157	54,72	61,08	185,4
4300	-0,706	55,57	60,31	184,8
4350	-1,519	56,46	59,55	184,1
4400	-2,279	57,37	58,81	183,5
4450	-2,985	58,31	58,09	182,8
4500	-3,640	59,29	57,37	182,2
4550	-4,244	60,30	56,68	181,5

Tabela 2.10– Região de operação da debutanizadora ( $QR = 5,20 * 10^7$  KJ/h)

Refluxo (m <sup>3</sup> /d)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
4150	2,276	51,64	63,11	187,6
4200	1,592	52,22	62,55	187,2
4250	0,9442	52,78	62,01	186,7
4300	0,3221	53,35	61,47	186,3
4350	-0,3178	53,98	60,91	185,8
4400	-1,143	54,85	60,16	185,2
4450	-1,913	55,74	59,43	184,6
4500	-2,633	56,67	58,71	183,9
4550	-3,300	57,63	58,01	183,2
4600	-3,918	58,61	57,32	182,6
4650	-4,488	59,63	56,65	181,9
4700	-5,011	60,68	55,99	181,2

Tabela 2.11 – Região de operação da debutanizadora ( $QR = 5,30 * 10^7$  KJ/h)

Refluxo (m <sup>3</sup> /d)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
4200	2,399	50,39	63,45	188,4
4250	1,716	50,97	62,89	188,0
4300	1,069	51,53	62,35	187,6
4350	0,4485	52,10	61,82	187,1
4400	-0,1468	52,67	61,30	186,7
4450	-0,7267	53,27	60,78	186,2
4500	-1,512	54,15	60,05	185,6
4550	-2,248	55,05	59,34	185,0
4600	-2,932	55,99	58,64	184,3
4650	-3,567	56,96	57,96	183,6
4700	-4,154	57,95	57,29	183,0
4750	-4,695	58,98	56,64	182,3
4800	-5,191	60,04	56,00	181,6

Tabela 2.12 – Região de operação da debutanizadora ( $QR = 5,40 * 10^7$  KJ/h)

Refluxo (m <sup>3</sup> /d)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
4250	2,576	49,18	63,81	189,2
4300	1,892	49,75	63,25	188,8
4350	1,244	50,31	62,72	188,4
4400	0,620	50,88	62,19	187,9
4450	0,022	51,45	61,67	187,5
4500	-0,550	52,03	61,17	187,1
4550	-1,095	52,62	60,67	186,6
4600	-1,820	53,47	59,99	186,0
4650	-2,526	54,39	59,29	185,3
4700	-3,183	55,33	58,61	184,7
4750	-3,791	56,31	57,94	184,0
4800	-4,352	57,31	57,29	183,3
4850	-4,869	58,35	56,65	182,6
4900	-5,343	59,41	56,02	181,9
4950	-5,777	60,51	55,41	181,2

Observa-se que, aumentando a carga térmica, existe uma região maior de operação da coluna que obedece às especificações. A vantagem é a estabilidade operacional, pois quando ocorrem perturbações, como variação da vazão ou temperatura da carga, com uma faixa maior de operação é mais fácil realizar correções nas variáveis manipuladas sem sair da faixa de especificação dos produtos. A desvantagem é o maior custo operacional, uma vez que envolve maior consumo de vapor no refeedor da coluna. Com isso, já é possível avaliar que levar o processo para a região de operação próxima ao ponto ótimo implica em

operar próximo aos limites de equipamentos ou de restrições de produção. Nas Tabelas 2.13 a 2.18 foram feitas simulações variando a carga térmica do refeedor e mantendo a vazão de refluxo constante.

Tabela 2.13 – Região de operação da coluna debutanizadora (Refluxo = 4000 m<sup>3</sup>/d)

QR (10 <sup>7</sup> kJ/h)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
4,70	-0,241	60,43	59,59	181,8
7,75	0,4326	59,11	60,35	182,7
4,80	1,069	57,87	61,04	183,5
4,85	1,717	56,65	61,73	184,3
4,90	2,163	55,61	62,24	185,0

Tabela 2.14 – Região de operação da coluna debutanizadora (Refluxo = 4100 m<sup>3</sup>/d)

QR (10 <sup>7</sup> kJ/h)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
4,75	-1,447	60,91	58,62	181,4
4,80	-0,814	59,57	59,38	182,3
4,85	-0,211	58,31	60,07	183,1
4,90	0,4136	57,06	60,76	183,9
4,95	1,046	55,84	61,45	184,8
5,00	1,483	54,81	61,95	185,5
5,05	1,836	53,87	62,38	186,1
5,10	2,201	52,93	62,80	186,8

Tabela 2.15 – Região de operação da coluna debutanizadora

(Refluxo = 4200 m<sup>3</sup>/d)

QR (10 <sup>7</sup> kJ/h)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
4,80	-2,525	61,46	57,71	180,9
4,85	-1,924	60,08	58,47	181,8
4,90	-1,381	58,81	59,14	182,7
4,95	-0,771	57,53	59,85	183,5
5,00	-0,166	56,28	60,53	184,4
5,05	0,457	55,06	61,21	185,2
5,10	0,879	54,05	61,70	185,9
5,15	1,233	53,12	62,13	186,5
5,20	1,606	52,20	62,56	187,2
5,25	1,992	51,29	63,00	187,8
5,30	2,399	50,39	63,45	188,4

Tabela 2.16 – Região de operação da coluna debutanizadora (**Refluxo = 4300 m<sup>3</sup>/d**)

QR (10 <sup>7</sup> kJ/h)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
4,90	-2,959	60,72	57,56	181,4
4,95	-2,381	59,33	58,30	182,3
5,00	-1,831	58,04	58,99	183,1
5,05	-1,266	56,78	59,66	184,0
5,10	-0,671	55,52	60,34	184,8
5,15	-0,057	54,30	61,02	185,6
5,20	0,338	53,33	61,49	186,3
5,25	0,702	52,42	61,92	186,9
5,30	1,084	51,51	62,36	187,6
5,35	1,486	50,62	62,81	188,2
5,40	1,905	49,74	63,26	188,8

Tabela 2.17 – Região de operação da coluna debutanizadora

(Refluxo = 4500 m<sup>3</sup>/d)

QR (10 <sup>7</sup> kJ/h)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
5,05	-4,130	60,67	56,68	181,3
5,10	-3,610	59,23	57,41	182,2
5,15	-3,123	57,92	58,07	183,1
5,20	-2,604	56,62	58,74	183,9
5,25	-2,058	55,35	59,41	184,8
5,30	-1,481	54,10	60,09	185,6
5,35	-0,898	52,91	60,74	186,4
5,40	-0,534	52,01	61,18	187,1
5,45	-0,156	51,13	61,62	187,7
5,50	0,255	50,25	62,09	188,3
5,55	0,683	49,40	62,55	188,9
5,60	1,137	48,56	63,03	189,5
5,65	1,617	47,74	63,51	190,1
5,70	2,123	46,93	64,01	190,7

Tabela 2.18 – Região de operação da coluna debutanizadora

(Refluxo = 4700 m<sup>3</sup>/d)

QR (10 <sup>7</sup> kJ/h)	Intemperismo (°C)	PVR (KPa)	T <sub>topo</sub> (°C)	T <sub>fundo</sub> (°C)
5,20	-5,009	60,66	55,99	181,2
5,25	-4,570	59,25	56,67	182,1
5,30	-4,128	57,90	57,33	183,0
5,35	-3,656	56,58	57,98	183,8
5,40	-3,137	55,26	58,66	184,7
5,45	-2,618	54,02	59,31	185,6
5,50	-2,040	52,78	59,99	186,4
5,55	-1,537	51,71	60,57	187,2
5,60	-1,161	50,85	61,01	187,8
5,65	-0,754	49,99	61,48	188,4
5,70	-0,322	49,16	61,95	188,9
5,75	0,141	48,34	62,44	189,5
5,80	0,626	47,54	62,94	190,1
5,85	1,143	46,76	63,44	190,7
5,90	1,686	46,00	63,97	191,3
5,95	2,251	45,27	64,50	191,8

Nas Figuras 2.12 a 2.15 foram feitas avaliações do comportamento do processo com as variáveis: intemperismo x vazão de refluxo, intemperismo x carga térmica do refeedor, PVR x vazão de refluxo, PVR x carga térmica do refeedor. Observou-se que, para todos os casos, o comportamento das variáveis controladas em função das variáveis manipuladas na região de interesse

aproxima-se de modelos lineares. A avaliação da linearidade da região de operação é um ponto importante na etapa de escolha do algoritmo para o controle preditivo.

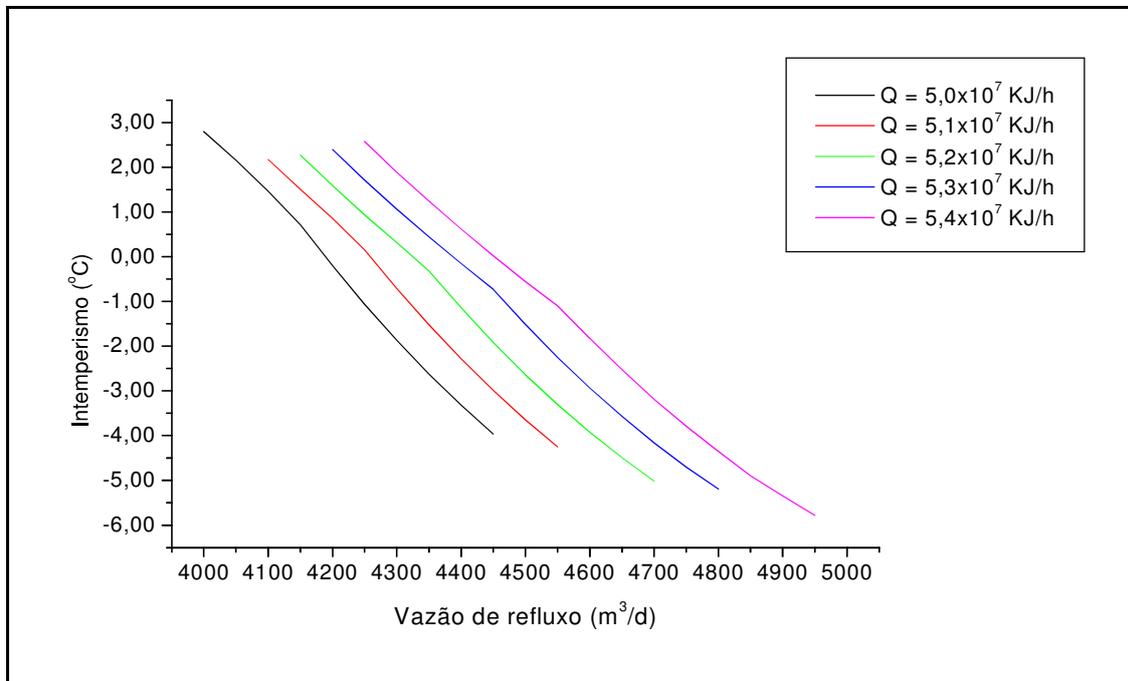


Figura 2.12 – Variação do intemperismo do GLP com a vazão de refluxo para a carga térmica do refeedor constante.

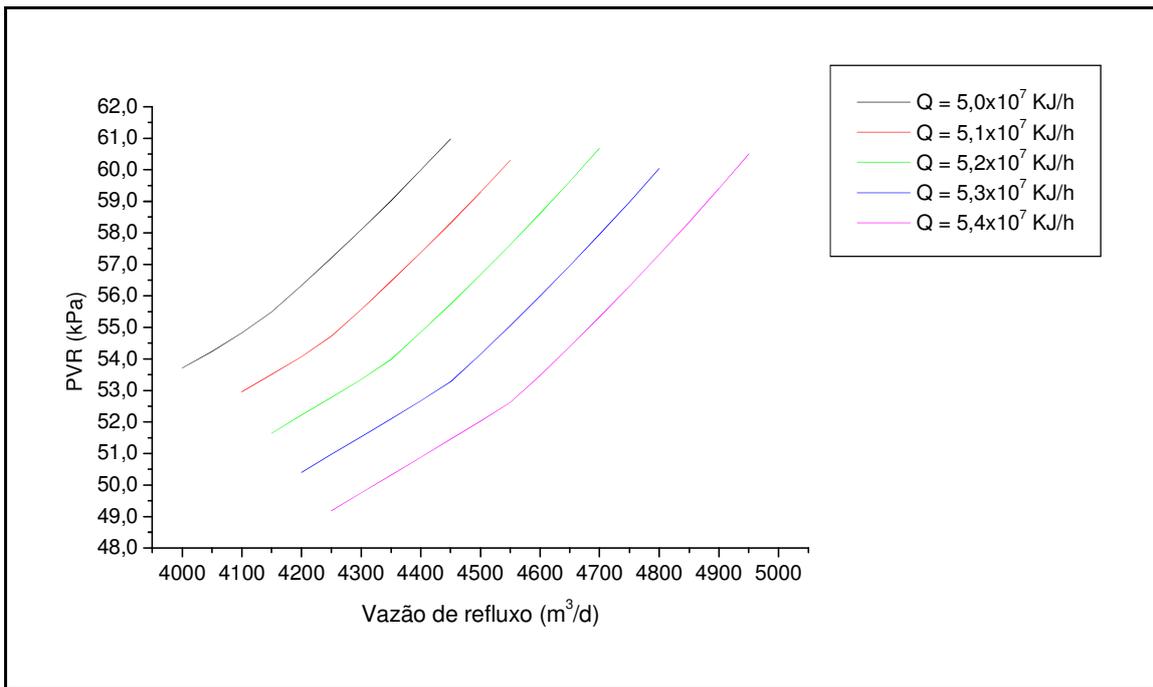


Figura 2.13 – Variação da PVR da gasolina com a vazão de refluxo para a carga térmica do revededor constante

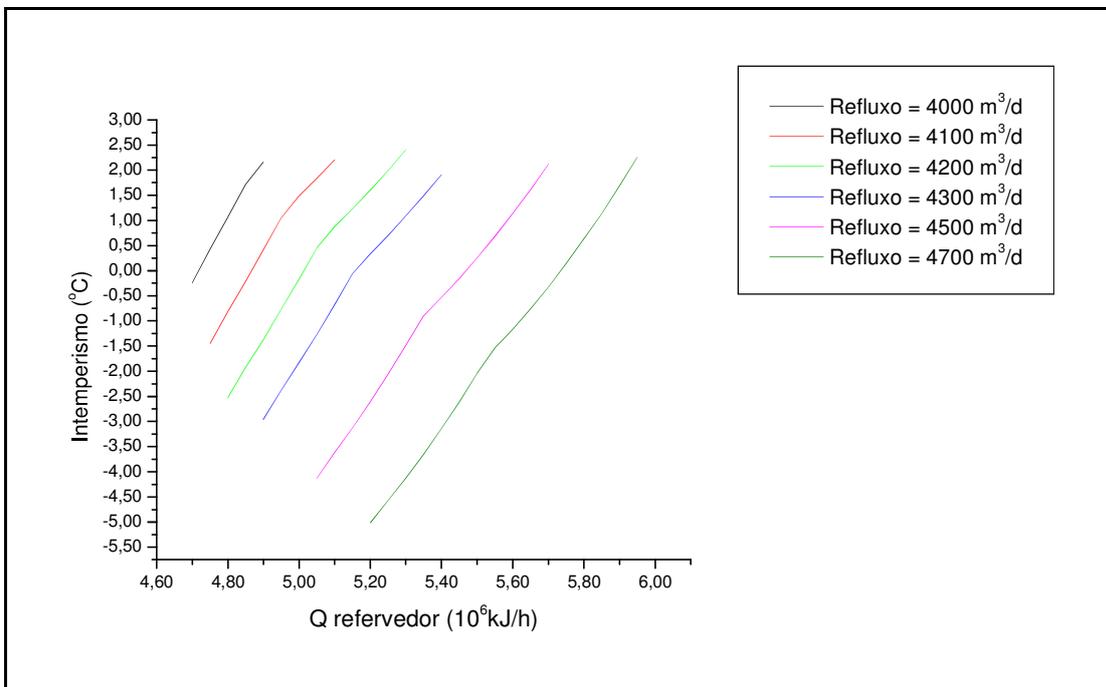


Figura 2.14 – Variação do intemperismo do GLP com a carga térmica do revededor a refluxo constante.

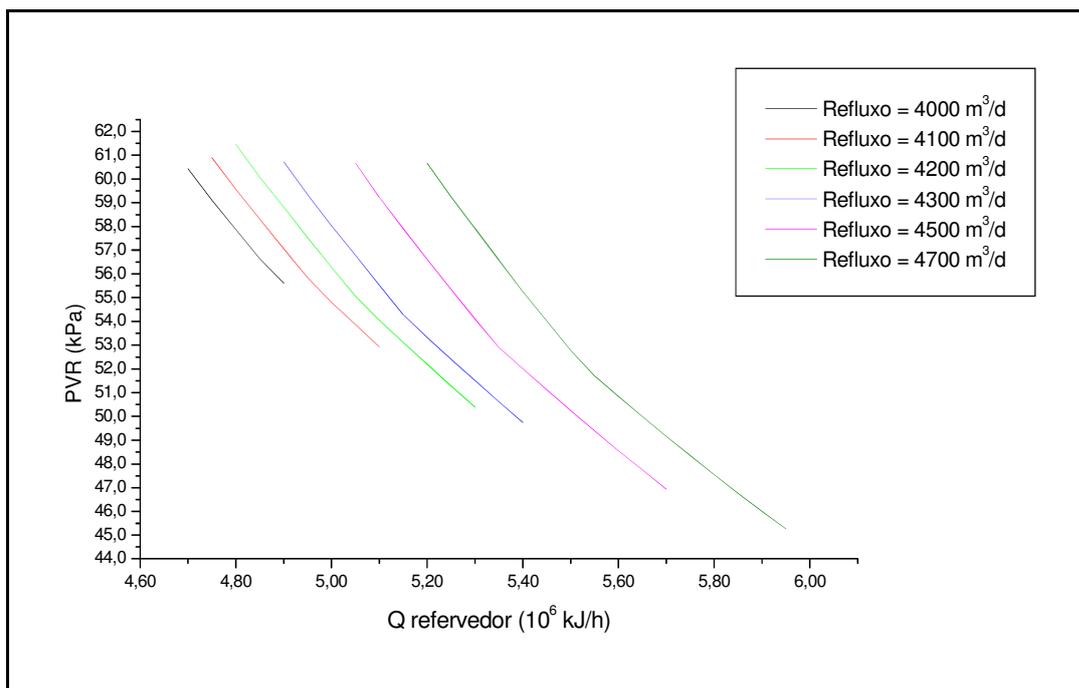


Figura 2.15 – Variação da PVR da gasolina com a carga térmica do refeedor a refluxo constante.

### Relação entre intemperismo e fração mássica de C5 no GLP

A seqüência de vasos de equilíbrio líquido-vapor utilizada para realizar o cálculo do intemperismo do GLP no simulador HYSYS é mostrada na Figura 2.16.

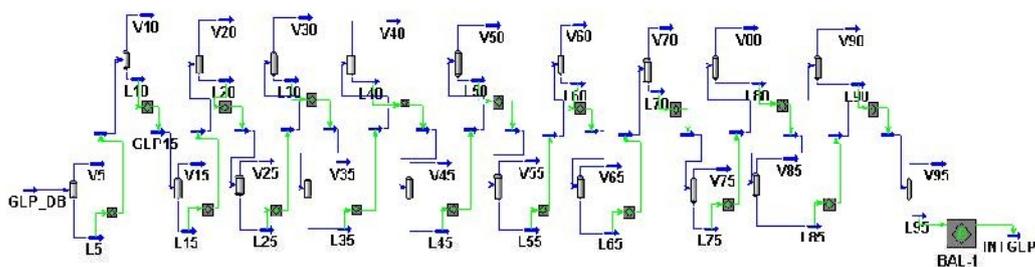


Figura 2.16 – Simulação do intemperismo utilizando vasos de equilíbrio líquido-vapor

A Figura 2.17 foi retirada de ALMEIDA NETO (1999) e mostra a relação entre o intemperismo e a fração de C5+ no GLP. Observa-se que para valores baixos do intemperismo, a relação entre as variáveis é linear.

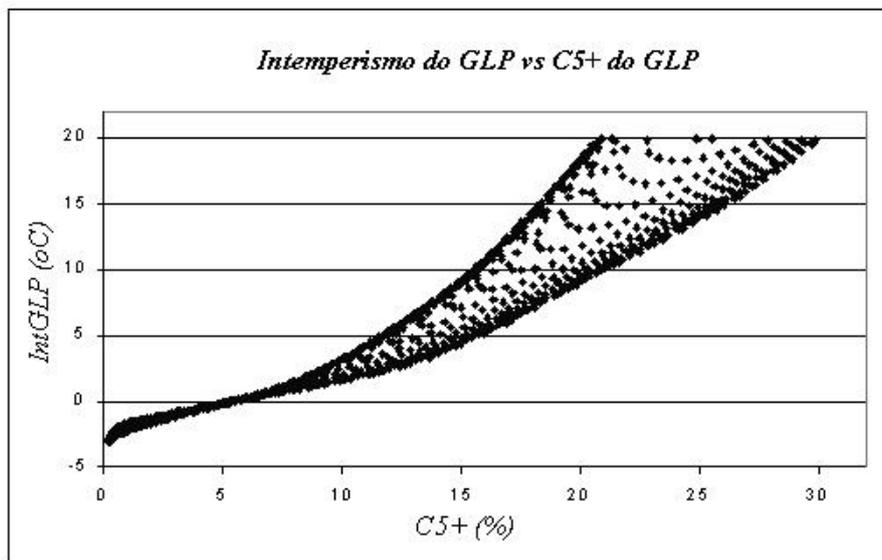


Figura 2.17 – Relação entre intemperismo e fração de C5+ no GLP (ALMEIDA NETO, 1999)

Nos capítulos seguintes, a fração de C5+ será utilizada no lugar do intemperismo para reduzir o número de cálculos realizados pelo simulador. Como a região de operação desejada para o intemperismo é em torno de  $-2^{\circ}\text{C}$  a  $2^{\circ}\text{C}$ , a relação entre o intemperismo e a fração de C5+ é linear e não implica em perda de informação para o trabalho.

## 2.4 – Conclusões

As maiores dificuldades para a simulação do processo foram os ajustes para as correntes de reciclo. O processo apresenta quatro correntes de reciclo que causam um forte impacto quando alguma modificação é feita no processo. Ou seja, as perturbações causam efeito não somente na seqüência em que os equipamentos estão dispostos, mas também no sentido inverso. Muitas vezes a

simulação deixa de convergir devido a problemas de estimativas iniciais. O modelo ajustado da unidade em estado estacionário é uma etapa importante para a análise de sensibilidade de variáveis do processo. Com essa avaliação, o próximo passo é o estudo de uma metodologia sistemática para a otimização do processo.

## CAPÍTULO 3

### 3. OTIMIZAÇÃO

#### 3.1. Introdução

O termo otimização corresponde às melhores condições operacionais para um determinado processo dentro das restrições estabelecidas. O procedimento de otimização de um sistema consiste em determinar valores para as variáveis independentes com a finalidade de maximizar ou minimizar uma função-objetivo. Alguns exemplos de função-objetivo típicas em processos industriais são: maximizar o lucro da unidade, maximizar o rendimento de produtos de maior valor comercial em detrimento do rendimento de produtos secundários, ou minimizar o custo operacional.

A principal função-objetivo utilizada em trabalhos de otimização em tempo real aplicado a problemas industriais é o lucro operacional da unidade. O lucro de uma unidade de processo é definido como a diferença entre o valor da venda dos produtos e o custo de produção. O valor de venda é obtido a partir da vazão de produção e valor comercial de cada um dos produtos. O custo operacional leva em conta fatores como: preço de matéria-prima, preço de energia elétrica e preço de utilidades. Dessa forma, o lucro é definido de acordo com a Equação 3.1.

$$\text{Lucro} = \sum_{i=1}^n (V_{\text{prod}}(i) \times P_{\text{prod}}(i)) - (V_{\text{carga}} \times P_{\text{carga}}) - \sum_{j=1}^m (C_{\text{util}}(j) \times P_{\text{util}}(j)) \quad (3.1)$$

Onde:

$V_{\text{prod}}(i)$  = Vazão do produto (i)

$P_{\text{prod}}(i)$  = Preço de venda do produto (i)

$V_{\text{carga}}$  = Vazão da carga da unidade

$P_{\text{carga}}$  = Preço de venda da matéria-prima

$C_{\text{util}}(j)$  = Consumo da utilidade (j)

$P_{util}(j)$  = Preço da utilidade (j)

N = número de produtos da unidade

M = número de utilidades consumidas (por exemplo: vapor de baixa pressão, vapor de alta pressão, água de resfriamento)

Além das variáveis usadas no cálculo da função-objetivo, outras variáveis de processo utilizadas em problemas de otimização podem ser classificadas em variáveis de decisão e restrições. As variáveis de decisão (ou variáveis de otimização) do processo são as variáveis que podem ser modificadas. Essas variáveis definem a região de otimização. As restrições do processo podem ser classificadas em: limitações de equipamentos ou limitações de processo. São exemplos de restrições de equipamentos: capacidade das bombas; abertura de válvulas, pressão máxima de descarga de compressores. Para as limitações de processos, alguns exemplos são: as especificações para comercialização dos produtos, temperatura máxima em reatores ou colunas de destilação, a fim de se evitar reações indesejáveis (por exemplo coqueamento).

Em muitos casos, a tarefa de encontrar a melhor solução pela manipulação das variáveis de decisão é executada por tentativa e erro (através de estudo de casos). No entanto, a otimização visa uma abordagem sistemática para encontrar a melhor solução.

Neste trabalho serão avaliadas duas estratégias para a otimização de processos: através de algoritmos de programação não-linear, como o SQP, e através de equações obtidas por planejamento de experimentos, como o planejamento fatorial.

### **3.2. O Problema da programação não-linear**

Os Algoritmos de programação não-linear são aplicados a otimização de problemas incluindo restrições. O problema a ser otimizado é geralmente apresentado como a minimização da função-objetivo  $f(x)$ . O equacionamento

matemático de um problema de otimização segue a forma apresentada no sistema de Equações (3.2).

$$\begin{array}{ll} \min f(x) & \\ \text{Sujeito a:} & h(x) = 0 \\ & g(x) \leq 0 \\ & x \in X^o \end{array} \quad (3.2)$$

onde:

A função  $f(x)$  é a função objetivo que se deseja otimizar:

$h(x)$  e  $g(x)$  são as restrições do problema

$f(x)$ ,  $h(x)$  e  $g(x)$  são funções não-lineares

$$f(x) : \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R} ,$$

$$h(x) : \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^m \quad \text{e}$$

$$g(x) : \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^r$$

A região viável é definida pela Equação (3.3):

$$X = \{x | x \in X^o ; h(x) = 0 ; g(x) \leq 0\} \quad (3.3)$$

$X^o$  é um espaço aberto contido em  $\mathfrak{R}^n$

As soluções ótimas globais para este problema são garantidas no caso em que a função-objetivo  $f(x)$  e as restrições  $g(x)$  sejam convexas e as funções  $h(x)$  sejam lineares. Dada a hipótese de convexidade das funções, aliada ao fato de que na maioria dos casos não é possível caracterizar a curvatura da função e principalmente da região viável, os algoritmos garantem apenas uma solução ótima local. Uma solução ótima local pode ser obtida pela solução do problema definido pela Equação (3.4), onde o objetivo é determinar  $x^*$ :

$$x \in B_\delta(x^*) \cap X \Rightarrow f(x) \geq f(x^*) \quad (3.4)$$

sendo,  $\delta > 0$  e  $B_\delta(x^*)$  um espaço aberto em torno de  $x^*$ .

As condições de Karush-Kuhn-Tucker, necessárias para caracterizar um mínimo local são: dependência linear dos gradientes, satisfação das restrições e condições de complementaridade. Estas condições são expressas nas equações de (3.5) a (3.9).

- Dependência linear dos gradientes

$$\nabla f(x) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \cdot \nabla h_j(x) + \sum_{j=1}^r \mu_j \cdot \nabla g_j(x) = 0 \quad (3.5)$$

- Satisfação das restrições

$$h_j(x) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (3.6)$$

$$g_j(x) \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, r \quad (3.7)$$

- Condições de complementaridade

$$\mu_j \cdot g_j(x) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, r \quad (3.8)$$

$$\mu_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, r \quad (3.9)$$

Em (3.5),  $\lambda_j$  são multiplicadores de Lagrange (correspondentes às equações) e  $\mu_j$  são multiplicadores de Kuhn-Tucker, correspondente às inequações. Note que em (3.9) os multiplicadores são restritos a valores não-negativos. Também em (3.8) as condições de complementaridade impõem um valor nulo de  $\mu_j$  para as restrições inativas (i.e.,  $g_j(x) < 0$ ) e em geral um valor não zero no caso de restrições.

De uma forma geral, todos os métodos numéricos de resolução do problema (3.2) ou (3.3) fazem uso de um esquema iterativo em que a partir de uma estimativa inicial  $(x^0, \lambda^0, \mu^0)$  obtém-se uma seqüência de valores  $\{x_k, \lambda_k, \mu_k\}$  que converge para a solução ótima  $(x^*, \lambda^*, \mu^*)$ . O que distingue um método do outro é a forma com que esta seqüência de valores é calculada. Os problemas reais são em geral não-convexos, ou seja, podem existir diversas soluções ótimas locais. Assim, os algoritmos que se baseiam nas condições de (KKT) resolvem o problema (3.3) ao invés de (3.2).

Os problemas de otimização com restrições podem ser resolvidos através de uma variedade de algoritmos. Uma das primeiras abordagens que surgiram na literatura foi a de transformar problemas com restrições em problemas sem restrições equivalentes. São então utilizados métodos tais como de Função Penalidade, de barreiras e da função lagrangeana aumentada. Um outro grupo de métodos que também é citado para a resolução da NLP é o algoritmo SLP (Programação Linear Sucessiva – *Sucessive Linear Programming*). A idéia básica deste é linearizar-se a NLP em torno de um ponto e aplicar a programação linear (LP) para a sua resolução. Na nova iteração, efetua-se uma nova linearização em torno do último ponto obtido e prossegue-se com o algoritmo.

Os algoritmos mais eficientes resolvem o problema (NLP) determinando diretamente um ponto que satisfaz as condições de (KKT). Como estas condições envolvem gradientes da função objetivo e das restrições, estes devem ser introduzidos pelo usuário de forma analítica ou através do uso de perturbações numéricas. A última opção envolve grande esforço computacional para problemas com um grande número de variáveis. Os principais métodos são:

- Métodos de função penalidade
- Programação linear sucessiva
- Métodos de gradiente reduzido
- Programação quadrática sucessiva (Sequential quadratic programming – SQP)

Neste trabalho será usado o método SQP, uma vez que tem sido o método mais utilizado para problemas com elevado número de equações e permite restrições de igualdade e desigualdade. Além disso várias rotinas estão disponíveis em programação FORTRAN e no simulador HYSYS.Plant.

### 3.2.1 Otimização do processo usando rotinas *Sequential Quadratic Programming* – SQP

O método de programação quadrática sucessiva (*Sequential quadratic programming* – SQP) é considerado por muitos pesquisadores como um dos mais eficientes para a otimização de problemas com restrições não-lineares. As principais limitações deste método são: 1. necessita de uma boa estimativa do ponto inicial para obter convergência e 2. O desempenho piora à medida que cresce o número de variáveis independentes.

O algoritmo minimiza uma aproximação quadrática da função Lagrangeana sujeita a aproximações lineares das restrições. A segunda matriz derivada da função Lagrangeana é estimada automaticamente. É um algoritmo de programação não linear (PNL) que calcula a solução ótima para o problema dentro de uma faixa limitada pelo usuário e obedecendo as restrições do processo.

O algoritmo SQP tem como idéia básica resolver a cada iteração o subproblema de programação quadrática definido pelo conjunto de equações (3.10):

$$\min \nabla f(x^k) \cdot d + \frac{1}{2} d \cdot B^k \cdot d$$

$$\text{Sujeito a:} \quad \begin{aligned} h(x^k) + \nabla h(x^k)^T \cdot d &= 0 \\ g(x^k) + \nabla g(x^k)^T \cdot d &\leq 0 \end{aligned} \quad (3.10)$$

onde:

$x^k$  é o ponto atual

$B^k$  é uma estimativa da matriz hessiana do lagrangeano  
 $d$  é a direção de busca predita.

A matriz  $B^k$  é usualmente estimada com a fórmula de atualização BFGS e o (QP) é resolvido com métodos padrão para programação quadrática. Como o ponto no caso geral não será necessariamente viável, o próximo ponto  $x^{k+1}$  é determinado pela Equação (3.11):

$$x^{k+1} = x^k + \alpha \cdot d \quad (3.11)$$

O comprimento do passo  $\alpha$  é determinado de modo a reduzir uma função penalidade que tem como objetivo balancear a melhoria na função objetivo e a violação das restrições.

Um aspecto teórico importante sobre o algoritmo SQP é o fato de o (QP) com a matriz hessiana exata  $B^k$  ser equivalente a aplicar o método de Newton às condições de Karush-Kuhn-Tucker. Deste modo, se espera altas velocidades de convergência com este algoritmo.

O algoritmo SQP resolve a cada iteração o subproblema de programação quadrática (3.10), que é caracterizada de uma forma genérica pelo seguinte problema representado pela Equação (3.13):

$$\min_{d \in X_I} \frac{1}{2} d^T H d + c^T d; \quad (3.13)$$

onde

$$X_I = \left\{ d \mid A_E d = b_E; A_I d \leq b_I; A_E \in \mathfrak{R}^{m \times n}; A_I \in \mathfrak{R}^{p \times n} \right\}$$

As condições ótimas são expressas por (KKT) para este problema são dadas pela equação matricial (3.14):

$$\left[ \begin{array}{c|cc} H & A_E^T & A_{I_j}^T \\ \hline A_E & & \\ \hline & 0 & \\ \hline & & \end{array} \right] \begin{bmatrix} d \\ \lambda \\ \mu_{I_j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -c \\ b_E \\ b_{I_j} \end{bmatrix}; I_j = \{i | A_i d = b_i\} \quad (3.14)$$

$$\mu_{I_j} \geq 0$$

onde,  $A_i$  e  $b_i$  indicam a  $i^{\text{ésima}}$  linha de  $A_i$  e  $b_i$ , respectivamente,  $I_j$  indica o conjunto de inequações que estão ativas, denominado conjunto ativo.

Para a otimização de processos industriais, o interesse em se resolver o problema de QP é obter uma direção de busca para o algoritmo SQP. Ou seja, essas equações são obtidas como uma linearização do problema NLP (3.1) ou (3.2). Uma primeira idéia que surge para se obter um modelo linearizado de (3.1) ou (3.2) é adotar  $H, A_E, A_I, c, b_E, b_I$  como o conjunto de equações definido em (3.15):

$$\begin{aligned} H &= H(x_k, \lambda_k, \mu_k) \\ A_E &= \nabla h^T(x_k) \\ A_I &= \nabla g^T(x_k) \\ b_E &= -h(x_k) \\ b_I &= -g(x_k) \end{aligned} \quad (3.15)$$

Se  $X_I$  representa o conjunto de pontos viáveis  $x^V$  em relação a uma linearização das restrições de (P1) ou (P2), i.e.,  $h(x^V) = 0$ ;  $g(x^V) \leq 0$ , então se caminharmos de  $x^V$  para um novo ponto, i.e.,  $x_k = x^V$  e  $x_{k+1} = x_k + d^*$ , nada garante que a linearização feita continue válida para  $x_{k+1}$ , i.e, que  $x_{k+1}$  seja viável. Assim, quando da realização da linearização do problema da NLP, ainda que em torno de um ponto viável, diversos problemas surgem, os quais poderíamos classificar em dois grupos iniciais:

- existência de restrições redundantes, i.e., não necessárias ao problema da QP. A inclusão de restrições redundantes aumenta a dimensão do problema desnecessariamente. Além disso, dependendo de como o problema da QP é resolvido pode não se encontrar a solução do problema. É necessário, pois,

analisar as restrições e se possível desconsiderar aquelas que sejam redundantes.

- possibilidade de se gerar um problema da QP que não tenha solução viável, i.e., para os quais  $X_1$  é vazio. Se o problema da QP é usado para gerar uma direção de busca do problema da NLP, então a inexistência de uma solução viável pode afetar o algoritmo SQP. Deve-se, pois, buscar um meio de se contornar esta situação.

As restrições redundantes devem ser retiradas, restando apenas as restrições necessárias que descrevam a região viável.

Os métodos SQP apresentam dificuldades na aplicação para problemas em larga escala uma vez que a matriz  $B^k$  de dimensão  $(n) \times (n)$ , é densa devido às atualizações Quasi-Newtonianas. No entanto, são melhor aplicados a modelos tipo “caixa preta” com relativamente poucas variáveis e onde os gradientes devam ser obtidos via perturbação numérica. Também pode ser aplicado a problemas em larga escala que envolvam poucas variáveis de decisão (poucos graus de liberdade) pela utilização de técnicas de decomposição. Para problemas pequenos e de médio porte o método SQP é considerado o melhor dentre eles (GILL ET AL., 1988; HEINZ E SPELLUCCI, 1994). Para problemas de grande porte não há consenso sobre o melhor método a ser empregado e esforços vêm sendo feitos para melhorar o desempenho dos algoritmos SQP.

### **3.2.2 Aplicação ao Processo**

Serão feitos testes com três funções-objetivo: lucro operacional, vazão de GLP e vazão de gasolina. Cada uma destas respostas será testada individualmente como objetivo do otimizador. Geralmente, os trabalhos de otimização em tempo real utilizam como função apenas o lucro operacional da unidade. Porém, as refinarias de petróleo seguem diretrizes de abastecimento. Por isso, muitas vezes a refinaria opera com foco no abastecimento de mercado (por exemplo, de diesel, gasolina

ou GLP). Por esse motivo, neste trabalho pretende-se avaliar o desempenho do otimizador para os três casos propostos.

A primeira função-objetivo a ser otimizada é definida considerando-se fatores econômicos (como o valor dos produtos e o custo de produção) visando maximizar o lucro na unidade. A Equação 3.1 define a função-objetivo que representa o lucro da unidade.

A expressão representa o lucro da unidade, definido como o valor de venda dos produtos da unidade de FCC (gás combustível, GLP, gasolina, LCO e óleo decantado) multiplicado pela respectiva vazão do produto menos os custos calculados como a soma do valor da corrente de alimentação (aqui será considerado o gasóleo que alimenta o reator) e os custos de produção como utilidades (água e vapor) e energia elétrica (gasta nos compressores e bombas).

#### 1. Custo da matéria prima ( $C_{mp}$ )

A matéria-prima da unidade é basicamente o gasóleo alimentado no reator. Este valor será considerado nos cálculos e pode ser obtido pela tabela de preços da refinaria, já que o gasóleo é um produto que pode ser comercializado.

#### 2. Custo das utilidades ( $C_{util}$ )

As utilidades utilizadas no processo são:

##### 2.1. Vapor de baixa pressão (3,5 kgf/cm<sup>2</sup> - 175°C)

$$C_{vbp} = P_{vbp} * \text{Vazão consumida} \quad (3.16)$$

##### 2.2. Vapor de média pressão (13,5 kgf/cm<sup>2</sup> - 245°C)

$$C_{vmp} = P_{vmp} * \text{Vazão consumida} \quad (3.17)$$

##### 2.3. Vapor de alta pressão (88,5 kgf/cm<sup>2</sup> - 475°C)

$$C_{vap} = P_{vap} * \text{Vazão consumida} \quad (3.18)$$

$$C_v = C_{vbp} + C_{vmp} + C_{vap} \quad (3.19)$$

#### 3. Custo da energia consumida nos revedores das colunas deetanizadora e debutanizadora

$$C_{er} = \frac{E_r(\text{kcal/dia})}{H_{vm}(\text{kcal/t})} * P_{vm}(\text{US\$/t}) \quad (3.20)$$

4. Custo da energia nos condensadores da fracionadora principal e debutanizadora

$$C_{ec} = \frac{E_c(\text{kcal/dia})}{H_{ar}(\text{kcal/t})} * P_{ar}(\text{US\$/t}) \quad (3.21)$$

$$C_{util} = C_v + C_{er} + C_{ec} \quad (3.22)$$

De acordo com as equações C.1 a C.8, a função objetivo é escrita da seguinte forma:

$$\text{Lucro} = \sum \text{produção} * \text{valor do produto} - (C_{mp} + C_{util} + C_{ee}) \quad (3.23)$$

As Tabelas 3.1 e 3.2 mostram, respectivamente, os valores dos custos das utilidades e preço dos derivados de petróleo (inclusive o gásóleo que é a matéria-prima da unidade de FCC).

Tabela 3.1 – Preço das utilidades

Item (unidade)	Custo (\$)
Água de refrigeração (m3)	40
Vapor BP (t)	3
Vapor MP (t)	8
Vapor AP (t)	12
Energia elétrica (MWh)	45

Tabela 3.2 – Valor de venda dos produtos

Produto (unidade)	Preço de venda* (\$/t)
Gás combustível	150
GLP	350
Gasolina	320
LCO	80
ODEC	40
Óleo Combustível	40

\*Valores hipotéticos

Os valores comerciais dos produtos alteram sofrem variações em função de localização da refinaria e demanda do produto. Neste trabalho foram usados valores hipotéticos para as simulações.

### Variáveis de otimização

A Tabela 3.3 mostra o limite superior e limite inferior para as variáveis que serão utilizadas na otimização do processo.

Tabela 3.3 – Limite superior e inferior para as variáveis de otimização

<b>Variável (unidade)</b>	<b>Limite inferior</b>	<b>Limite superior</b>
$T_{tfp}$ (°C)	120	140
$V_{RCI}$ (m <sup>3</sup> /d)	2000	5000
$V_{LCO}$ (t/d)	400	1000
$V_{OP}$ (m <sup>3</sup> /d)	300	1200
$T_{OP}$ (°C)	30	50
$T_{ffp}$ (°C)	340	365
$T_{DE}$ (°C)	115	130
$V_{GR}$ (m <sup>3</sup> /d)	500	4000
$V_{RDB}$ (m <sup>3</sup> /d)	1000	5000
$T_{DB}$ (°C)	170	195

Onde:

$T_{tfp}$  : Temperatura de topo da fracionadora principal (°C)

$V_{RCI}$  : Vazão de refluxo circulante intermediário (m<sup>3</sup>/d)

$V_{LCO}$  : Vazão de LCO (t/d)

$V_{OP}$  : Vazão de óleo pobre para a absorvedora secundária (m<sup>3</sup>/d)

$T_{OP}$  : Temperatura do óleo pobre na entrada da absorvedora secundária (°C)

$T_{ffp}$  : Temperatura de fundo da fracionadora principal (°C)

$T_{DE}$  : Temperatura de fundo da deetanizadora (°C)

$V_{GR}$  : Vazão de refluxo de gasolina para a absorvedora primária (m<sup>3</sup>/d)

$V_{GR}$  : Vazão de refluxo na coluna debutanizadora ( $m^3/d$ )

$T_{DB}$  : Temperatura de fundo da debutanizadora( $^{\circ}C$ )

Os valores mínimos e máximos para as variáveis de decisão são função de limites dos equipamentos (no caso das vazões, geralmente os limites máximos são limitados por capacidade de bombas ou válvulas) ou restrições de processo (por exemplo, a temperatura de fundo da fracionadora deve ser mantida abaixo de  $370^{\circ}C$  para evitar coqueamento nos internos da torre).

Em colunas de destilação, as restrições do processo podem ser restrições de mercado, como as especificações dos produtos ou ambientais, ou também podem ser restrições operacionais, as quais geralmente estão relacionadas com limitações dos equipamentos ou aspectos de segurança.

Por exemplo, para a coluna debutanizadora, normalmente as restrições de mercado são a fração molar máxima de componentes mais pesados que o butano ( $C5^+$ ) no produto de topo da coluna e a PVR para a gasolina que é retirada como produto de fundo. Por outro lado existem as limitações como vazão máxima de refluxo, determinada pela capacidade máxima da bomba (ou da válvula), vazão mínima de refluxo, para evitar cavitação da bomba ou também o limite de inundação da coluna.

Conforme detalhado por ALMEIDA NETO (1999) as restrições aplicadas às colunas de destilação estão relacionadas com o projeto físico dos equipamentos. Por exemplo, para a coluna debutanizadora, a vazão mínima para a corrente de refluxo é limitada pela vazão mínima da bomba. Abaixo do valor mínimo projetado para a operação da bomba ocorre perda do desempenho, aquecendo-se o GLP. A vazão máxima é determinada pela abertura da válvula.

A Tabela 3.4 mostra as principais restrições (de mercado e operacionais) utilizadas para a otimização da seção de fracionamento e recuperação de produtos na unidade de FCC.

Tabela 3.4 – Restrições operacionais e de mercado para a seção de fracionamento e recuperação de produtos da unidade de FCC.

Variável	Restrições
PFE nafta (°C)	Menor que 220
PFE LCO (°C)	Menor que 300
C3 no GC (% massa)	Menor que 5
C5+ no GLP (% massa)	Menor que 5
PVR gasolina (Kpa)	Entre 50 e 60 Kpa
$V_{RCT}$ (m <sup>3</sup> /d)	Menor que 16000
$V_{RCF}$ (m <sup>3</sup> /d)	Menor que 18000
$V_{RDB}$ (m <sup>3</sup> /d)	Entre 1000 e 5000

$V_{RCT}$  :Vazão de refluxo circulante de topo (m<sup>3</sup>/d)

$V_{RCF}$  : Vazão de refluxo circulante de fundo (m<sup>3</sup>/d)

## **Resultados**

O método SQP aceita restrições de igualdade e desigualdade. O algoritmo funciona através de derivadas e, por isso, é necessário obter uma estimativa adequada dos gradientes de variação da função. Foram testadas diferentes rotinas, as quais apresentaram resultados bastante similares. Os principais problemas encontrados foram: o método não obter convergência e obter ponto ótimo local. Para verificar se o resultado tratava-se de um ótimo local, foram realizadas simulações a partir de diferentes pontos iniciais.

Na Tabela 3.5 são mostrados os valores iniciais e otimizados para as variáveis independentes, para a função-objetivo e restrições do problema. Esta simulação foi feita tendo como objetivo a maximização do lucro operacional da unidade. Para

efeito de comparação, foi acrescentado na Tabela 3.5 a vazão de gasolina e vazão de GLP.

Em seguida, a Tabela 3.6 mostra o resultado da otimização quando a vazão de GLP é utilizada como função-objetivo. Por último, a Tabela 3.7 mostra os resultados para a otimização utilizando a vazão de gasolina como função-objetivo.

Para verificar o desempenho da rotina tanto para otimização quanto para enquadrar as especificações dos produtos dentro dos intervalos desejados, optou-se por partir de pontos em que os produtos estavam fora da faixa de especificação (ponto final da nafta craqueada e C3+ no gás combustível).

Tabela 3.5 – Variáveis de otimização.

Variável	Valor inicial	Valor otimizado
T <sub>tfp</sub> (°C)	126	120
V <sub>RCl</sub> (m <sup>3</sup> /d)	3000	6000
V <sub>LCO</sub> (t/d)	680	667
V <sub>OP</sub> (m <sup>3</sup> /d)	720	900
T <sub>OP</sub> (°C)	30	30
T <sub>ffp</sub> (°C)	350	349,6
T <sub>DE</sub> (°C)	122	122
V <sub>GR</sub> (m <sup>3</sup> /d)	1000	4000
V <sub>RDB</sub> (m <sup>3</sup> /d)	3000	3326
T <sub>DB</sub> (°C)	185	191
PFE nafta (°C)	226,6	218,8
PFE LCO (°C)	287,1	278,5
C3 no GC* (% massa)	8,5	2,5
C5+ no GLP* (% massa)	2,34	4,0
PVR gasolina (Kpa)	52,8	44,3
Vazão RCT (m <sup>3</sup> /d)	9500	14600
Vazão borra (m <sup>3</sup> /d)	16000	16000
Q condensador DB (KJ/h)	1,11 x 10 <sup>7</sup>	1,21 x 10 <sup>7</sup>
<b>Lucro (\$/d)</b>	1,371 x 10 <sup>6</sup>	1,42 x 10 <sup>6</sup>
<b>Vazão GLP (t/d)</b>	1394	1657
<b>Vazão Gasolina (t/d)</b>	3381	3211
<b>Aumento de 3,65 % no lucro</b>		

Tabela 3.6 – Variáveis de otimização.

Variável	Valor inicial	Valor otimizado
T <sub>tfp</sub> (°C)	126	122,1
V <sub>RCl</sub> (m <sup>3</sup> /d)	3000	1534
V <sub>LCO</sub> (t/d)	680	808,9
V <sub>OP</sub> (m <sup>3</sup> /d)	720	864
T <sub>OP</sub> (°C)	30	32,0
T <sub>ffp</sub> (°C)	350	360,5
T <sub>DE</sub> (°C)	122	119
V <sub>GR</sub> (m <sup>3</sup> /d)	1000	4000
V <sub>RDB</sub> (m <sup>3</sup> /d)	3000	2920
T <sub>DB</sub> (°C)	185	188
PFE nafta (°C)	226,6	220
PFE LCO (°C)	287,1	295,1
C3 no GC* (% massa)	8,5	2,76
C5+ no GLP* (% massa)	2,34	5,03
PVR gasolina (Kpa)	52,8	49,63
Vazão RCT (m <sup>3</sup> /d)	9500	22400
Vazão borra (m <sup>3</sup> /d)	16000	16000
Q condensador DB (KJ/h)	1,11 x 10 <sup>7</sup>	1,31 x 10 <sup>7</sup>
<b>Lucro (\$/d)</b>	1,371 x 10 <sup>6</sup>	1,42 x 10 <sup>6</sup>
<b>Vazão GLP (t/d)</b>	1394	1655
<b>Vazão Gasolina (t/d)</b>	3381	3225
<b>Aumento de 18,7% na vazão de GLP</b>		

Tabela 3.7 – Variáveis de otimização.

Variável	Valor inicial	Valor otimizado
T <sub>tfp</sub> (°C)	126	125,2
V <sub>RCl</sub> (m <sup>3</sup> /d)	3000	1778
V <sub>LCO</sub> (t/d)	680	620
V <sub>OP</sub> (m <sup>3</sup> /d)	720	710
T <sub>OP</sub> (°C)	30	30
T <sub>tfp</sub> (°C)	350	349,3
T <sub>DE</sub> (°C)	122	122,3
V <sub>GR</sub> (m <sup>3</sup> /d)	1000	1053
V <sub>RDB</sub> (m <sup>3</sup> /d)	3000	3610
T <sub>DB</sub> (°C)	185	185
PFE nafta (°C)	226,6	229,5
PFE LCO (°C)	287,1	285,7
C3 no GC* (% massa)	8,5	7,9
C5+ no GLP* (% massa)	2,34	1,15
PVR gasolina (Kpa)	52,8	52,5
Vazão RCT (m <sup>3</sup> /d)	9500	22500
Vazão borra (m <sup>3</sup> /d)	16000	16000
Q condensador DB (KJ/h)	1,11 x 10 <sup>7</sup>	1,21 x 10 <sup>7</sup>
<b>Lucro (\$/d)</b>	1,371 x 10 <sup>6</sup>	1,40 x 10 <sup>6</sup>
<b>Vazão GLP (t/d)</b>	1394	1361
<b>Vazão Gasolina (t/d)</b>	3381	3480
<b>Aumento de 2,92% na vazão da gasolina</b>		

A planta industrial estudada trata-se de um processo em larga escala, com muitas variáveis que afetam as respostas, além das variáveis estudadas, como por exemplo a temperatura ambiente, que afeta a carga térmica nos condensadores das torres, e a qualidade do petróleo que alimenta a unidade. Além disso, um dos maiores problemas para a otimização desse tipo de sistema é a presença de corrente de reciclo material e integração energética.

A redução de variáveis de otimização implica em redução do tempo computacional, redução do número de iterações do método SQP e, conseqüentemente, melhora o desempenho da rotina de otimização. Dessa forma, torna-se necessário o uso de uma metodologia que permita identificar quais as variáveis mais importantes para a otimização do processo. Neste trabalho foi utilizado um planejamento estatístico para verificação do efeito das variáveis de otimização sobre as respostas do processo. A metodologia é descrita a seguir.

### 3.3. Planejamento Fatorial e Metodologia de Superfície de Resposta (MSR)

#### 3.3.1. Teoria

O planejamento fatorial é uma técnica para planejamento de experimentos que permite determinar a influência de uma ou mais variáveis sobre variáveis de interesse. Os planejamentos de experimentos são usados com o objetivo principal de conhecer a influência de variáveis do processo. As análises de resultados obtidos a partir do planejamento fatorial dão ao pesquisador os efeitos de cada variável investigada e as interações entre elas. Além disso, permite obter um modelo que pode ser usado para otimização do processo dentro da faixa investigada.

Um sistema pode ser considerado como uma função ligando fatores (variáveis de entrada) às respostas (variáveis de saída), conforme representação na Figura 3.1.

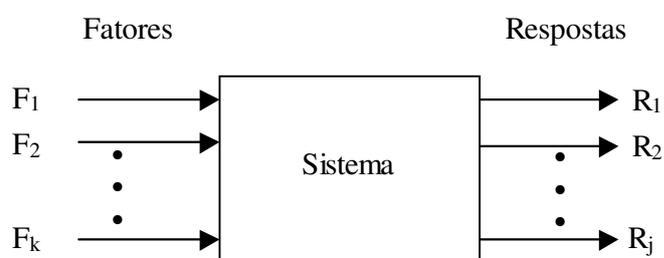


Figura 3.1 – Representação de um sistema para otimização

O primeiro passo para a execução de um planejamento de experimentos é determinar quais são os fatores (variáveis independentes) e as respostas de interesse para o sistema que se deseja estudar. Nesse trabalho será realizado inicialmente um planejamento em dois níveis. É um planejamento simples que permite verificar se uma variável afeta ou não as respostas que se deseja avaliar. Após a determinação das variáveis que possuem efeito significativo no processo, o planejamento em dois níveis pode ser ampliado para um planejamento com pontos axiais, que permite avaliar melhor a interação entre os fatores e as respostas. Um planejamento fatorial em dois níveis gera um modelo de primeira ordem, enquanto o planejamento fatorial com pontos axiais gera um modelo de segunda ordem.

Após a escolha das variáveis, o próximo passo é selecionar os níveis em que elas devem variar. No planejamento em dois níveis, cada variável independente possui um nível superior (alto) e um nível inferior (baixo). O valor do nível superior tem valor codificado igual a +1 e o nível inferior tem valor codificado -1. As corridas são realizadas para todas as possíveis combinações entre os fatores. Assim, para um problema com k variáveis independentes variando em dois níveis, serão necessárias  $2^k$  corridas. A listagem dessas combinações é chamada de matriz de planejamento. Com o planejamento em dois níveis, obtém-se um modelo linear relacionando as variáveis de entrada com as respostas. Caso este modelo não seja representativo, pode-se propor um modelo quadrático a partir de um planejamento considerando pontos axiais.

Para o planejamento fatorial com pontos axiais, além do nível superior e inferior, são acrescentados mais dois pontos: um ponto abaixo do nível inferior e outro ponto acima do nível superior. Estes pontos são chamados de pontos axiais ( $\alpha$ ) e os valores codificados são determinados de acordo com a Equação 3.24.

$$\alpha = \pm (2^k)^{\frac{1}{4}} \quad (3.24)$$

Para saber se os resultados são satisfatórios para a obtenção de modelos matemáticos, deve ser feita uma avaliação estatística através da tabela de análise de variância (ANOVA). Neste trabalho foi utilizado o software STATISTICA® (Statsoft) para o cálculo da tabela ANOVA. A Tabela 3.8 mostra o esquema para a tabela de análise de variância.

TABELA 3.8. Análise de variância (ANOVA)

	<b>SQ</b>	<b>GL</b>	<b>MQ</b>	<b>Fcalculada</b>	<b>Ftabelada</b>
<b>Regressão</b>	$SQ_{TOTAL} - SQ_{FA} - SQ_{EP}$	P-1	SQ /GL	MQ REGRESSÃO / MQ RESÍDUO	Referência BARROS NETO, 1995
<b>Resíduo</b>	$SQ_{FA} + SQ_{EP}$	N-P	SQ /GL		
<b>F</b>	$SQ_{FA}$	GL Total – GL E Puro			
<b>E Puro</b>	$SQ_{EP}$	E-1			
<b>Total</b>	$SQ_{TOTAL}$	N-1			

Onde:

F = falta de ajuste

E = erro,

SQ = soma quadrática,

GL = graus de liberdade,

MQ = média quadrática

$SQ_{FA}$  =

$SQ_{EP}$  =

P-1 =

N – P =

P = número de parâmetros, inclui também como parâmetro a média

N = número de repetições

E = números de repetições do erro

Para um planejamento experimental, o erro é determinado a partir de repetições em um ou mais pontos do planejamento (geralmente no ponto central, cujo valor codificado para cada variável é zero). O efeito de uma variável é significativo quando o valor é superior ao erro experimental. Quando o método é usado em trabalhos computacionais não existe erro. Neste caso, deve-se assumir que o erro é o próprio resíduo. Para dados produzidos por simulação a tabela da ANOVA é avaliada conforme mostra a Tabela 3.9.

Tabela 3.9 – Tabela ANOVA de um planejamento fatorial produzido através de dados de simulação.

	SQ	GL	MQ	Fcalculada	Ftabelada	Fcalc/Ftab
Regressão	$SQ_{TOTAL} - SQ_{EP}$	p-1	SQ/GL	MQ REGRESSÃO/M Q RESÍDUO	REFERÊNCIA BARROS NETO, 1996	
Resíduo	$SQ_{EP}$	n-p	SQ/GL			
Total	$SQ_{TOTAL}$	n-1				

A Metodologia de Superfície de Resposta (MSR) pode ser definida como um método estatístico que usa dados quantitativos a partir de experimentos apropriados para determinar e simultaneamente resolver equações multivariáveis. Nesse trabalho os resultados do planejamento fatorial serão aplicados para a construção de modelos matemáticos e as superfícies para visualização dos resultados. A partir das corridas do planejamento fatorial, uma função matemática é obtida para relacionar os fatores com as respostas.

### 3.3.2 – Aplicação ao processo

A aplicação do planejamento fatorial foi realizada considerando as mesmas variáveis-resposta usadas para a otimização com o algoritmo SQP: o lucro, a produção de GLP e a produção de gasolina.

Neste item foi feito um planejamento fatorial para unidade. Os resultados do planejamento foram avaliados pela metodologia da superfície de resposta. As variáveis independentes consideradas e os respectivos intervalos de variação são mostrados na Tabela 3.10. São dez variáveis independentes e três respostas.

Tabela 3.10 – Limite superior e inferior para as variáveis de otimização

<b>Variável (unidade)</b>	<b>Limite inferior</b>	<b>Limite superior</b>
T <sub>tfp</sub> (°C)	120	140
V <sub>RCI</sub> (m <sup>3</sup> /d)	2000	5000
V <sub>LCO</sub> (t/d)	400	1000
V <sub>OP</sub> (m <sup>3</sup> /d)	300	1200
T <sub>OP</sub> (°C)	30	50
T <sub>ffp</sub> (°C)	340	365
T <sub>DE</sub> (°C)	115	130
V <sub>GR</sub> (m <sup>3</sup> /d)	500	4000
V <sub>RDB</sub> (m <sup>3</sup> /d)	1000	5000
T <sub>DB</sub> (°C)	170	195

Com as variáveis apresentadas na Tabela 3.5 foi feito um planejamento fracionário em dois níveis. O planejamento escolhido foi  $2^{10-5} = 32$  ensaios para determinar se todas estas variáveis apresentam um efeito importante nas respostas.

A Tabela 3.11 mostra a matriz de planejamento e os resultados das simulações.

Tabela 3.11 – Matriz de planejamento e resultados do planejamento 2<sup>10-5</sup>

	T <sub>tfp</sub> (°C)	V <sub>RCI</sub> (m <sup>3</sup> /d)	V <sub>LCO</sub> (t/d)	V <sub>OP</sub> (m <sup>3</sup> /d)	T <sub>OP</sub> (°C)	T <sub>tfp</sub> (°C)	T <sub>DE</sub> (°C)	V <sub>GR</sub> (m <sup>3</sup> /d)	V <sub>RDB</sub> (m <sup>3</sup> /d)	T <sub>DB</sub> (°C)	Lucro X10 <sup>6</sup> \$/d	P <sub>GLP</sub> (t/d)	P <sub>gasolina</sub> (t/d)
1	120	1500	400	300	30	365	130	4000	5000	195	1.472	1549	3607
2	120	1500	400	300	50	365	115	500	1000	170	1.446	1471	3597
3	120	1500	400	1100	30	340	130	500	1000	170	1.367	1304	3511
4	120	1500	400	1100	50	340	115	4000	5000	195	1.452	1657	3414
5	120	1500	1000	300	30	340	115	4000	1000	170	1.387	1813	2906
6	120	1500	1000	300	50	340	130	500	5000	195	1.280	1441	2970
7	120	1500	1000	1100	30	365	115	500	5000	195	1.354	1561	3093
8	120	1500	1000	1100	50	365	130	4000	1000	170	1.373	1652	3048
9	120	5000	400	300	30	340	115	500	5000	170	1.385	1117	3779
10	120	5000	400	300	50	340	130	4000	1000	195	1.435	1923	3054
11	120	5000	400	1100	30	365	115	4000	1000	195	1.506	2007	3218
12	120	5000	400	1100	50	365	130	500	5000	170	1.399	1006	3968
13	120	5000	1000	300	30	365	130	500	1000	195	1.304	1650	2818
14	120	5000	1000	300	50	365	115	4000	5000	170	1.375	1317	3426
15	120	5000	1000	1100	30	340	130	4000	5000	170	1.322	1269	3295
16	120	5000	1000	1100	50	340	115	500	1000	195	1.315	1852	2628
17	140	1500	400	300	30	340	115	500	1000	195	1.435	1769	3233
18	140	1500	400	300	50	340	130	4000	5000	170	1.431	1176	3879
19	140	1500	400	1100	30	365	115	4000	5000	170	1.500	1255	4038
20	140	1500	400	1100	50	365	130	500	1000	195	1.440	1613	3439
21	140	1500	1000	300	30	365	130	500	5000	170	1.373	1001	3793
22	140	1500	1000	300	50	365	115	4000	1000	195	1.489	2017	3056
23	140	1500	1000	1100	30	340	130	4000	1000	195	1.458	1941	3035
24	140	1500	1000	1100	50	340	115	500	5000	170	1.407	1129	3764
25	140	5000	400	300	30	365	130	4000	1000	170	1.470	1542	3608
26	140	5000	400	300	50	365	115	500	5000	195	1.458	1453	3675
27	140	5000	400	1100	30	340	130	500	5000	195	1.387	1389	3502
28	140	5000	400	1100	50	340	115	4000	1000	170	1.466	1749	3361
29	140	5000	1000	300	30	340	115	4000	5000	195	1.444	1667	3307
30	140	5000	1000	300	50	340	130	500	1000	170	1.451	1656	3364
31	140	5000	1000	1100	30	365	115	500	1000	170	1.405	1508	3329
32	140	5000	1000	1100	50	365	130	4000	5000	195	1.430	1610	3311
33	130	3250	700	700	40	352	122.5	2250	3000	182.5	1.411	1425	3483

A Tabela 3.12 mostra o efeito das variáveis, o desvio padrão, a probabilidade de significância e os limites obtidos pela análise do planejamento usando o lucro operacional como resposta. Em seguida, as Tabelas 3.13 e 3.14 mostram a tabela dos efeitos para a produção de GLP e para a produção de Gasolina, respectivamente.

Tabela 3.12 – Tabela de estimativa dos efeitos gerada pelo Statistica para a variável lucro

	Efeito	Desvio padrão	t(22)	p	-95.%	+95.%
<b>Média</b>	1.412939	0.005403	261.4882	0.000000	1.401733	1.424145
<b>(1) T<sub>ffp</sub> (°C)*</b>	0.054500	0.010974	4.9661	0.000057	0.031740	0.077260
<b>(2) V<sub>RCl</sub> (m<sup>3</sup>/d)</b>	-0.007000	0.010974	-0.6378	0.530159	-0.029760	0.015760
<b>(3) V<sub>LCo</sub> (t/d)*</b>	-0.055125	0.010974	-5.0230	0.000050	-0.077885	-0.032365
<b>(4) V<sub>OP</sub> (m<sup>3</sup>/d)</b>	-0.003375	0.010974	-0.3075	0.761331	-0.026135	0.019385
<b>(5) T<sub>OP</sub> (°C)</b>	0.004875	0.010974	0.4442	0.661228	-0.017885	0.027635
<b>(6) T<sub>ffp</sub> (°C)*</b>	0.023250	0.010974	2.1186	0.045657	0.000490	0.046010
<b>(7) T<sub>DE</sub> (°C)*</b>	-0.027000	0.010974	-2.4603	0.022208	-0.049760	-0.004240
<b>(8) V<sub>GR</sub> (m<sup>3</sup>/d)*</b>	0.050250	0.010974	4.5788	0.000147	0.027490	0.073010
<b>(9) V<sub>RDB</sub> (m<sup>3</sup>/d)</b>	-0.017375	0.010974	-1.5832	0.127642	-0.040135	0.005385
<b>(10) T<sub>DB</sub> (°C)</b>	0.006375	0.010974	0.5809	0.567216	-0.016385	0.029135

\* estatisticamente significante para um nível de confiança de 95%

O valor do efeito indica a intensidade do efeito da variável (ou interação de variáveis) em relação ao desvio padrão ou resíduo. A probabilidade de significância (p) está relacionada com o nível de confiança estabelecido pelo pesquisador. Por exemplo, se o nível de confiança foi fixado em 95%, então, para que o resultado do fator, ou interação entre fatores, seja significativa, a probabilidade de significância deve ser no máximo 0,05 (5%). Os limites de confiança expressam o valor do parâmetro mais (no caso do limite superior) ou menos (no caso do limite inferior) o valor de t tabelado para o desvio padrão

(tabela de distribuição de probabilidade). Os efeitos são estatisticamente confiáveis quando os limites (-95% e +95%) não passam pelo zero.

Através da Tabela 3.12 observa-se que as variáveis 1, 3, 6, 7 e 8 possuem resultados estatisticamente significativos para um nível de confiança de 95%. Isso pode ser observado pela coluna p da tabela. O valor de p, neste caso, deve ser menor que 0,05 (5%). Observa-se também que o efeito das variáveis 3 e 7 são negativos. Isso significa que, quando estas variáveis têm seu valor aumentado do nível inferior para o superior causam uma diminuição no lucro. Para as demais variáveis (1, 6 e 8) o efeito é positivo. A variável 1, por exemplo, resulta um aumento de  $0,05 \times 10^6$  \$/d na resposta. Nota-se também que esta é a variável que tem maior efeito positivo sobre a resposta. Em termos do processo isso é avaliado em relação à perda de gasolina para o LCO, cujos preços são bastante diferentes. Já em relação à perda de GLP na gasolina, o efeito no lucro não é tão acentuado porque a diferença de preço entre ele é menor. A variável que possui maior efeito negativo é a retirada de LCO. Isso ocorre porque, na região estudada, o aumento da retirada de LCO deveria estar arrastando nafta para essa corrente.

Tabela 3.13 – Tabela de estimativa de efeitos gerada pelo Statistica para a Produção de GLP

	Efeito	Desvio padrão	t(22)	p	-95.%	+95.%
<b>Média</b>	1529.970	11.98892	127.6153	0.000000	1505.106	1554.833
<b>(1) T<sub>ffp</sub> (°C)</b>	-7.125	24.34960	-0.2926	0.772560	-57.623	43.373
<b>(2) V<sub>RCl</sub> (m<sup>3</sup>/d)</b>	22.875	24.34960	0.9394	0.357706	-27.623	73.373
<b>(3) V<sub>LCO</sub> (t/d)*</b>	69.000	24.34960	2.8337	0.009665	18.502	119.498
<b>(4) V<sub>OP</sub> (m<sup>3</sup>/d)</b>	-3.750	24.34960	-0.1540	0.879009	-54.248	46.748
<b>(5) T<sub>OP</sub> (°C)</b>	23.750	24.34960	0.9754	0.339978	-26.748	74.248
<b>(6) T<sub>ffp</sub> (°C)</b>	-40.000	24.34960	-1.6427	0.114655	-90.498	10.498
<b>(7) T<sub>DE</sub> (°C)*</b>	-101.250	24.34960	-4.1582	0.000410	-151.748	-50.752
<b>(8) V<sub>GR</sub> (m<sup>3</sup>/d)*</b>	201.500	24.34960	8.2753	0.000000	151.002	251.998
<b>(9) V<sub>RDB</sub> (m<sup>3</sup>/d)*</b>	-366.875	24.34960	-15.0670	0.000000	-417.373	-316.377
<b>(10) T<sub>DB</sub> (°C)*</b>	320.875	24.34960	13.1778	0.000000	270.377	371.373

A Tabela 3.13 mostra que as variáveis estatisticamente significantes para a produção de GLP são: 3, 7, 8, 9 e 10. Estas variáveis possuem resultados estatisticamente significativos para um nível de confiança de 95% ( $p < 0,05$ ). Os efeitos das variáveis 7 e 9 são negativos. Quando estas variáveis têm seu valor aumentado do nível inferior para o superior, causam uma diminuição na produção de GLP. Do ponto de vista do processo isso já era esperado. O aumento da temperatura da deetanizadora aumenta a perda de C3 para o gás combustível, enquanto o aumento do refluxo da torre debutanizadora favorece o arraste de butanos para o fundo da coluna. Por outro lado, as variáveis que apresentam maior efeito positivo sobre a vazão de GLP são: reciclo de gasolina para a absorvedora primária e a temperatura de fundo da debutanizadora. O reciclo de gasolina para a absorvedora minimiza a perda de C3 no gás combustível, enquanto o aumento da temperatura da debutanizadora maximiza a recuperação de butanos no GLP. As variáveis 2 (vazão de RCI), 4 (vazão de óleo pobre) e 5 (temperatura do óleo pobre) não apresentaram efeito dentro das respectivas faixa de variação propostas no trabalho. Da teoria de processos de absorção, sabe-se que aumentando a vazão do líquido de absorção (nesse caso o óleo pobre), aumenta-se a capacidade de absorção até certo ponto, a partir do qual o aumento de vazão não produz mais efeito.

Tabela 3.14 – Tabela de estimativa dos efeitos gerada pelo Statistica para a produção de gasolina

	Efeito	Desvio padrão	t(22)	p	-95.%	+95.%
<b>Média</b>	3379.061	17.93594	188.3961	0.000000	3341.864	3416.257
<b>(1) T<sub>tfp</sub> (°C)</b>	210.125	36.42806	5.7682	0.000008	134.578	285.672
<b>(2) V<sub>RCI</sub> (m<sup>3</sup>/d)</b>	-46.250	36.42806	-1.2696	0.217484	-121.797	29.297
<b>(3) V<sub>LCO</sub> (t/d)</b>	-358.750	36.42806	-9.8482	0.000000	-434.297	-283.203
<b>(4) V<sub>OP</sub> (m<sup>3</sup>/d)</b>	-7.375	36.42806	-0.2025	0.841423	-82.922	68.172
<b>(5) T<sub>OP</sub> (°C)</b>	-7.375	36.42806	-0.2025	0.841423	-82.922	68.172
<b>(6) T<sub>ffp</sub> (°C)</b>	126.375	36.42806	3.4692	0.002179	50.828	201.922
<b>(7) T<sub>DE</sub> (°C)</b>	23.625	36.42806	0.6485	0.523349	-51.922	99.172
<b>(8) V<sub>GR</sub> (m<sup>3</sup>/d)</b>	-56.250	36.42806	-1.5441	0.136818	-131.797	19.297
<b>(9) V<sub>RDB</sub> (m<sup>3</sup>/d)</b>	351.000	36.42806	9.6354	0.000000	275.453	426.547
<b>(10) T<sub>DB</sub> (°C)</b>	-331.625	36.42806	-9.1036	0.000000	-407.172	-256.078

A Tabela 3.14 mostra que as variáveis que apresentam efeito estatisticamente significativo para um nível de confiança de 95% na produção de gasolina são: 1, 3, 6, 9 e 10. As variáveis 3 e 10 apresentam efeito negativo. O aumento da retirada de LCO reduz a vazão de nafta craqueada no topo da fracionadora principal. Desta forma, a vazão de gasolina diminui. O aumento da temperatura de fundo da debutanizadora também reduz a vazão de gasolina. É o comportamento esperado para uma coluna de destilação convencional: aumentando o perfil de temperatura e mantendo o refluxo constante, a vazão de retirada de topo aumenta enquanto a vazão do produto de fundo diminui. Dentre as variáveis que possuem efeito positivo na produção de gasolina, as duas principais são: temperatura de topo da fracionadora (o aumento dessa temperatura maximiza a retirada de nafta craqueada) e a vazão de refluxo da debutanizadora (o aumento da vazão de refluxo arrasta butanos para o fundo da coluna, efeito inverso ao aumento da temperatura de fundo da torre).

A análise das tabelas de estimativa dos efeitos mostra que as variáveis 2, 4 e 5 não são estatisticamente significativas em nenhuma das respostas. Dessa forma, os valores foram fixados e retirados da rotina de otimização. O valor atribuído a cada uma das variáveis foi:

- A vazão de RCI foi fixada no valor intermediário (3250 m<sup>3</sup>/d);
- A vazão de óleo pobre foi maximizada (1000 m<sup>3</sup>/d)
- A temperatura de óleo pobre foi minimizada (30°C), com o objetivo de melhorar a absorção.

O segundo passo foi realizar um planejamento fatorial completo com as variáveis relevantes do processo para obter e avaliar as principais superfícies de resposta. Para realizar o novo planejamento com as sete variáveis foram necessárias 129 corridas (128 para o planejamento em dois níveis mais uma no ponto central).

A Tabela 3.15 mostra a tabela ANOVA para o lucro operacional. Em seguida, as Tabelas 3.16 e 3.17 mostram as tabelas ANOVA para a produção de GLP e para a produção de gasolina, respectivamente.

Tabela 3.15 – Tabela ANOVA para a variável lucro

	SQ	GL	MQ	F <sub>calculada</sub>	F <sub>Tabelada</sub>	F <sub>calc/Ftab</sub>
Regressão	4,793541x10 <sup>11</sup>	5	9,587082x10 <sup>10</sup>	1,683262x10 <sup>4</sup>	2,37	7,102
Resíduo	1,594750 x10 <sup>8</sup>	28	5,695536 x10 <sup>6</sup>			
Total	4,795136 x10 <sup>11</sup>	32				

O valor da falta de ajuste calculada pela falta de ajuste tabelada deve ser maior que 3 para ser usado para predição. Caso seja menor isto significa que o resultado não foi muito bom e pode-se partir para um planejamento fatorial completo com pontos axiais que produz um modelo quadrático. Nesse caso da variável analisada o valor foi muito acima do mínimo necessário.

Tabela 3.16 – Tabela ANOVA para a produção de GLP

	SQ	GL	MQ	F <sub>calculada</sub>	F <sub>Tabelada</sub>	F <sub>calc/F<sub>tab</sub></sub>
Regressão	467599,8	5	93519,96	12358,83	2,56	4827
Resíduo	211,9	28	7,567054			
Total	467811,7	32				

Tabela 3.17 – Tabela ANOVA para a produção de gasolina

	SQ	GL	MQ	F <sub>calculada</sub>	F <sub>Tabelada</sub>	F <sub>calc/F<sub>tab</sub></sub>
Regressão	47180,41	4	11795,1	3793,399	2,71	1399
Resíduo	87,06	28	3,109375			
Total	47267,47	32				

Observou-se que o modelo linear é aplicável a todas as respostas estudadas. Sendo assim, não é necessária a aplicação de modelo quadrático para determinar a correlação entre as variáveis e suas iterações. Cada uma das respostas pode ser descrita através de um modelo linear.

A seguir são apresentadas as principais superfícies de resposta para cada uma das variáveis. Cada superfície é construída para as variáveis independentes, duas a duas, enquanto as demais variáveis independentes são mantidas constante. Os eixos para as variáveis independentes trazem os valores codificados para estas variáveis, de forma que o intervalo para cada variável varia de zero (nível inferior) a um (nível superior).

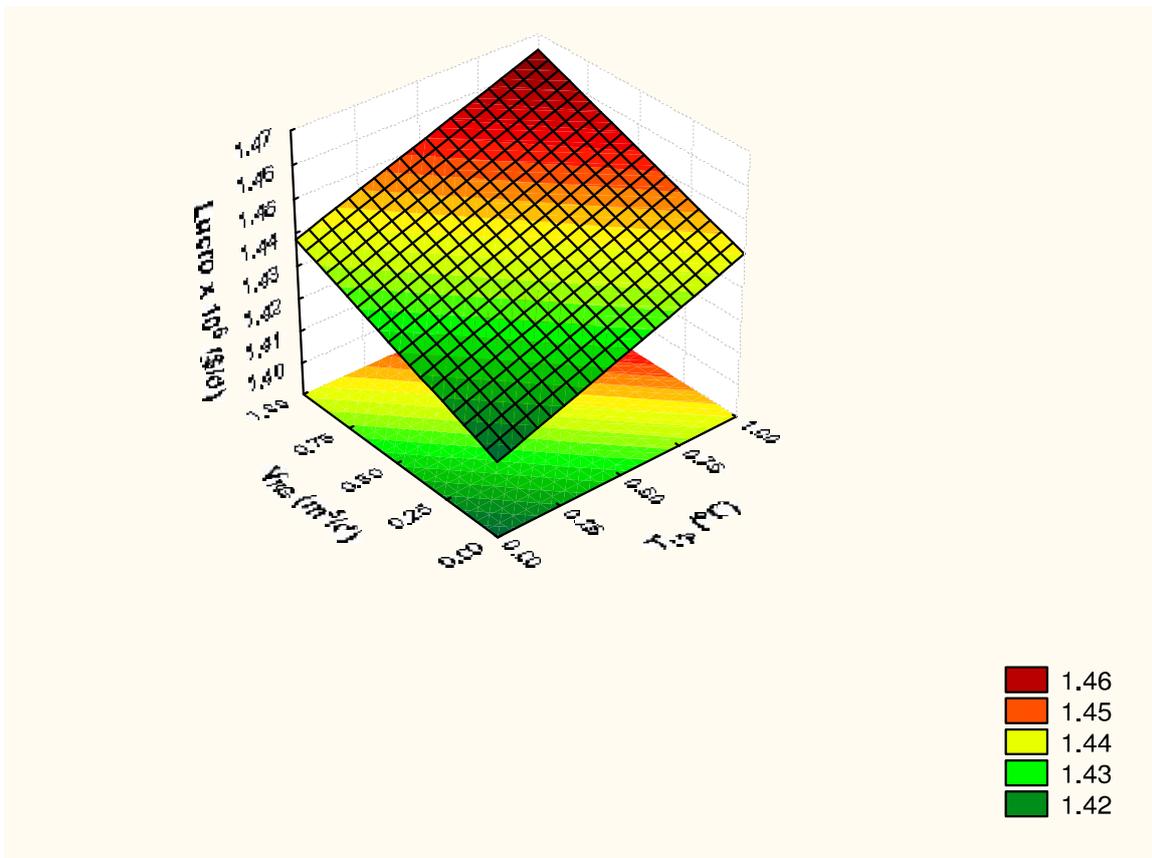


Figura 3.2 – Superfície de resposta para o lucro em função da temperatura da fracionadora e reciclo de gasolina.

A Figura 3.2 mostra a superfície para o lucro operacional em função das duas variáveis que apresentam maior efeito positivo sobre essa resposta: a temperatura de topo da fracionadora e reciclo de gasolina. Observa-se o efeito positivo de ambas as variáveis independentes sobre o lucro operacional. Isto é, mantendo-se uma das variáveis constante, e variando a outra do nível inferior para o nível superior, a função-objetivo aumenta. Por esse motivo, o ponto máximo do plano ocorre no ponto onde as variáveis independentes estão no ponto máximo. Como a inclinação do plano em cada uma das variáveis independentes é bastante próxima, pode-se também deduzir que o efeito estimado, para o intervalo estudado, é próximo também. Ou seja, o ganho no lucro aumentando a temperatura da fracionadora do nível inferior para o nível superior é próximo ao ganho obtido através do aumento do refluxo de gasolina do valor máximo para o mínimo.

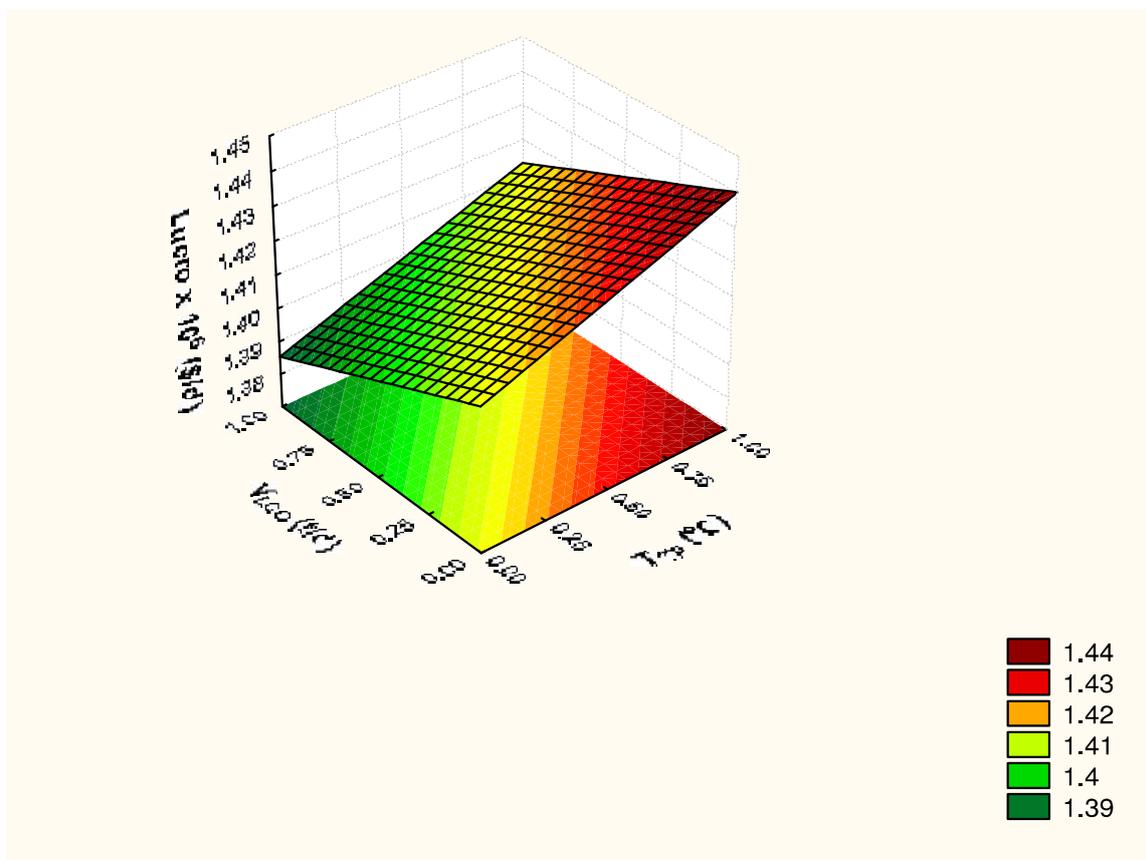


Figura 3.3 – Superfície de resposta para o lucro operacional em função da Temperatura de topo e vazão de LCO.

A superfície mostrada na Figura 3.3 mostra que o aumento da temperatura de topo aumenta o lucro operacional (efeito positivo), enquanto o aumento da vazão de LCO diminui o lucro (efeito negativo). Também neste caso a inclinação do lado do plano paralelo à temperatura é semelhante à inclinação do lado paralelo à vazão de LCO. Ou seja, uma variação na temperatura do limite inferior para o limite superior, tem magnitude semelhante a uma variação na vazão de retirada de LCO do limite superior para o limite inferior.

A Figura 3.4 mostra a superfície de resposta para o lucro operacional em função da vazão de reciclo de gasolina e temperatura de controle da coluna deetanizadora. Da mesma forma que foi destacado para as superfícies anteriores, é fácil notar que a vazão de gasolina tem efeito positivo sobre o lucro, enquanto a

temperatura da deetanizadora tem efeito negativo. Porém, neste caso, a inclinação do plano é diferente para os eixos das variáveis, o que não houve nas superfícies mostradas anteriormente. O lado do plano paralelo à vazão de reciclo de gasolina tem maior inclinação, indicando que o efeito para essa variável é maior. Vale lembrar que essa consideração somente pode ser feita quando todo o intervalo é avaliado. Ou seja, uma variação do nível inferior para o nível superior em cada variável.

As avaliações feitas para as superfícies mostram que a representação gráfica é fácil de ser interpretada e traz informações obtidas a partir da tabela de estimativa de efeitos.

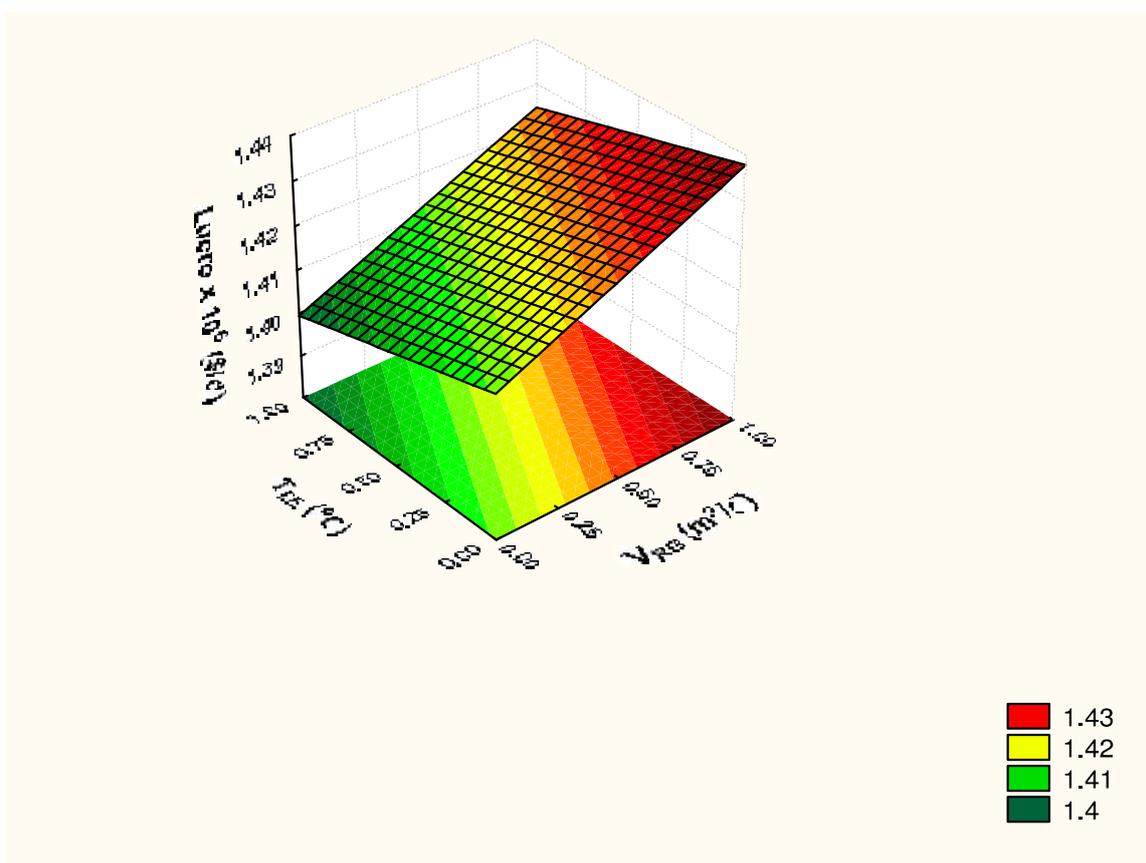


Figura 3.4 – Superfície de resposta para o lucro operacional em função da vazão de reciclo de gasolina e Temperatura de controle da deetanizadora.

As Figuras 3.5 e 3.6 utilizam a produção de GLP como resposta. A primeira superfície, Figura 3.5 mostra a variação na produção de GLP em função da

temperatura da deetanizadora e da vazão de reciclo de gasolina. Para a temperatura da deetanizadora, o efeito é negativo devido ao arraste de C3 para o gás combustível. Para a vazão de reciclo de gasolina, o efeito é inverso: a gasolina de absorção favorece a recuperação de C3. Vale lembrar que nas refinarias onde existem unidades de propeno, a minimização da perda de C3 para o gás combustível é uma variável de grande importância devido ao alto valor comercial do propeno.

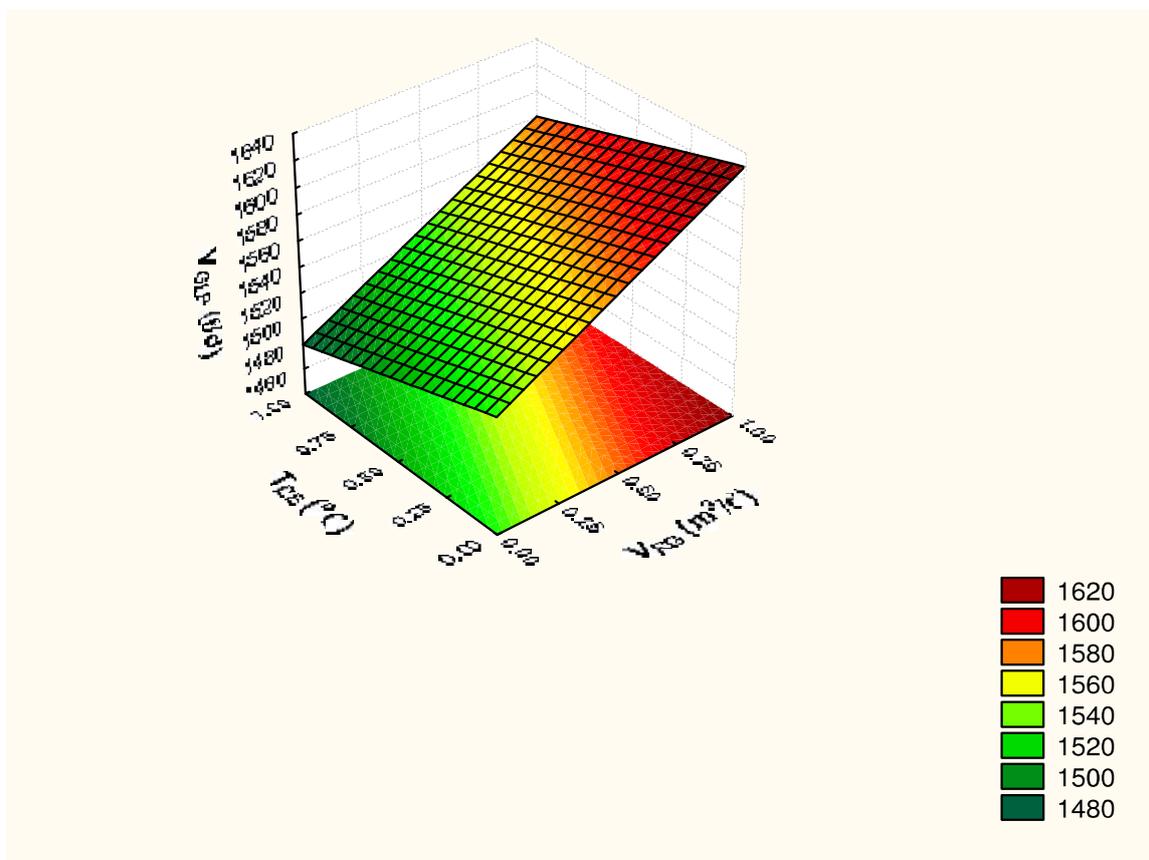


Figura 3.5 – Superfície de resposta para a produção de GLP em função da Temperatura de controle da deetanizadora e da vazão de reciclo de gasolina.

A Figura 3.6 mostra a variação da produção de GLP com o refluxo e com o controle de temperatura da coluna debutanizadora. Como já era esperado, o refluxo apresenta efeito negativo sobre a produção de GLP, enquanto a temperatura apresenta efeito positivo.

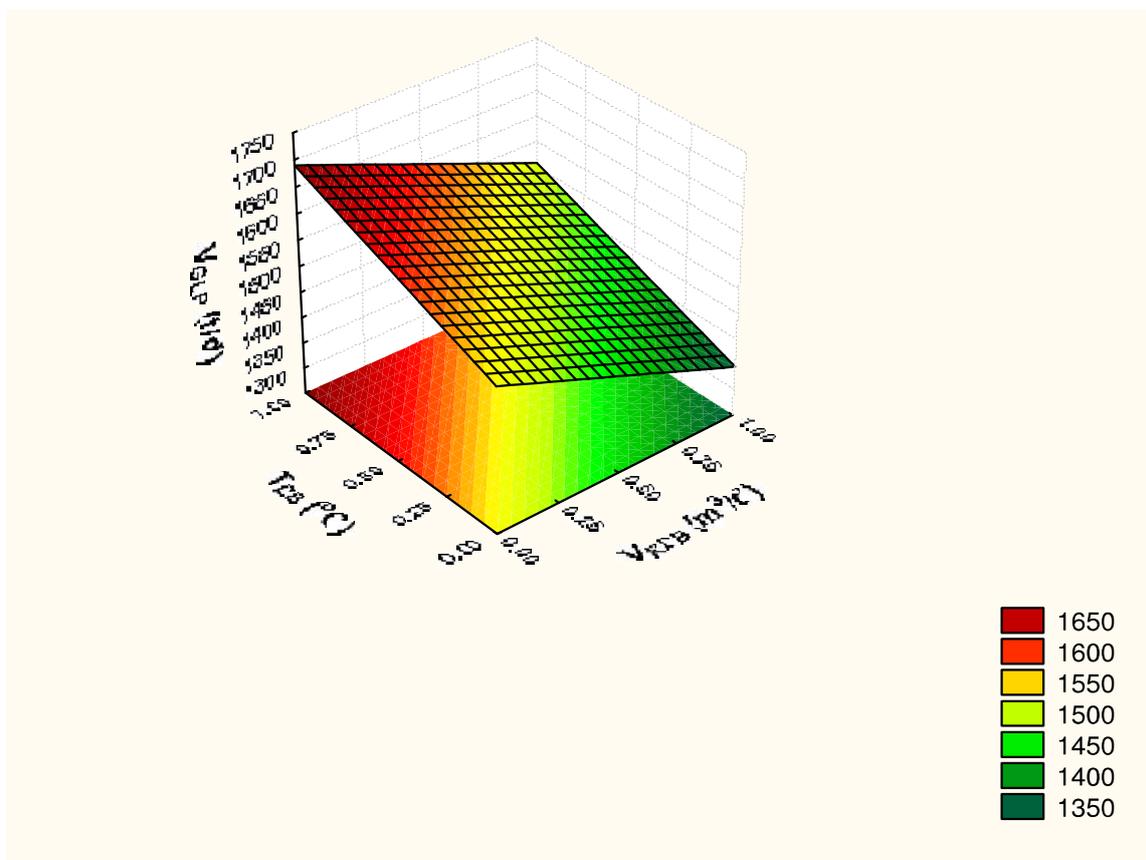


Figura 3.6 – Superfície de resposta para a produção de GLP em função da vazão de refluxo e controle de temperatura da debutanizadora.

As Figuras 3.7, 3.8 e 3.9 mostram as principais superfícies para a produção de gasolina. A superfície mostrada na Figura 3.7 tem como variáveis independentes a temperatura de topo da fracionadora principal e refluxo da torre debutanizadora. Observa-se que tanto a temperatura de topo como o refluxo da debutanizadora tem efeito positivo sobre a produção de gasolina. O lado do plano paralelo à vazão de refluxo tem inclinação maior que o lado paralelo à temperatura de topo da fracionadora. Isso indica que a vazão de refluxo possui efeito maior na produção de gasolina, comparando-se variações que compreendem todo o intervalo dessas variáveis.

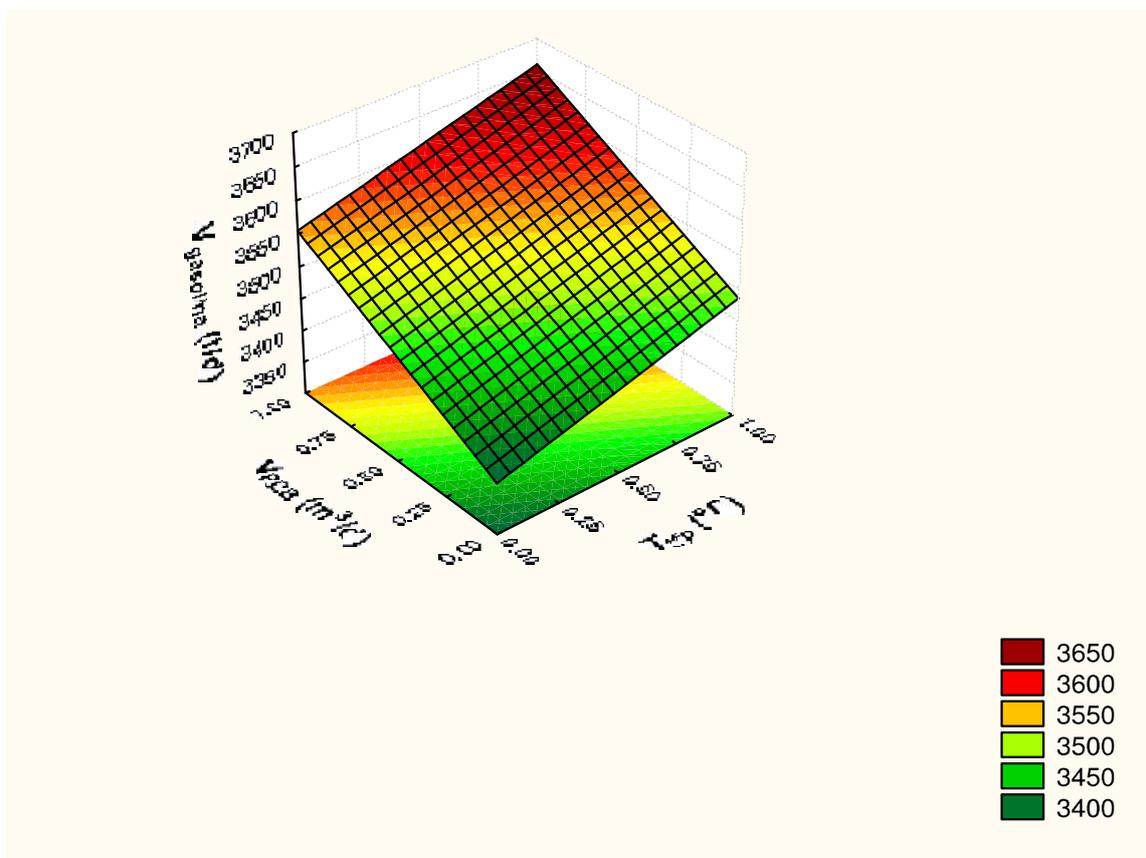


Figura 3.7 – Superfície de resposta para a produção de gasolina em função da Temperatura de topo da fracionadora e da vazão de refluxo da debutanizadora.

A Figura 3.8 mostra o efeito da vazão de retirada de LCO e da temperatura de fundo da fracionadora principal sobre a produção de gasolina. Observa-se que a vazão de retirada de LCO possui efeito negativo sobre a produção de gasolina. Isso ocorreu porque no intervalo estudado, a faixa de variação do LCO provocou um arraste de nafta craqueada para essa corrente. Vale ressaltar que essa conclusão é específica para a coluna e a situação estudada. Em um cenário econômico onde o LCO apresente alto valor de mercado e para avaliação de uma faixa em que o aumento da retirada de LCO não cause arraste de nafta, mas que melhore o GAP entre LCO e óleo decantado (de baixo valor comercial) a maximização da retirada de LCO pode ser uma ação vantajosa para o processo. Também é importante lembrar que foram estudados os efeitos das variáveis sem levar em conta as restrições de qualidade dos produtos, como o ponto final da

nafta e do LCO. Quando essas restrições são consideradas, muitas vezes a retirada de LCO não chega a ser aumentada a ponto de arrastar nafta.

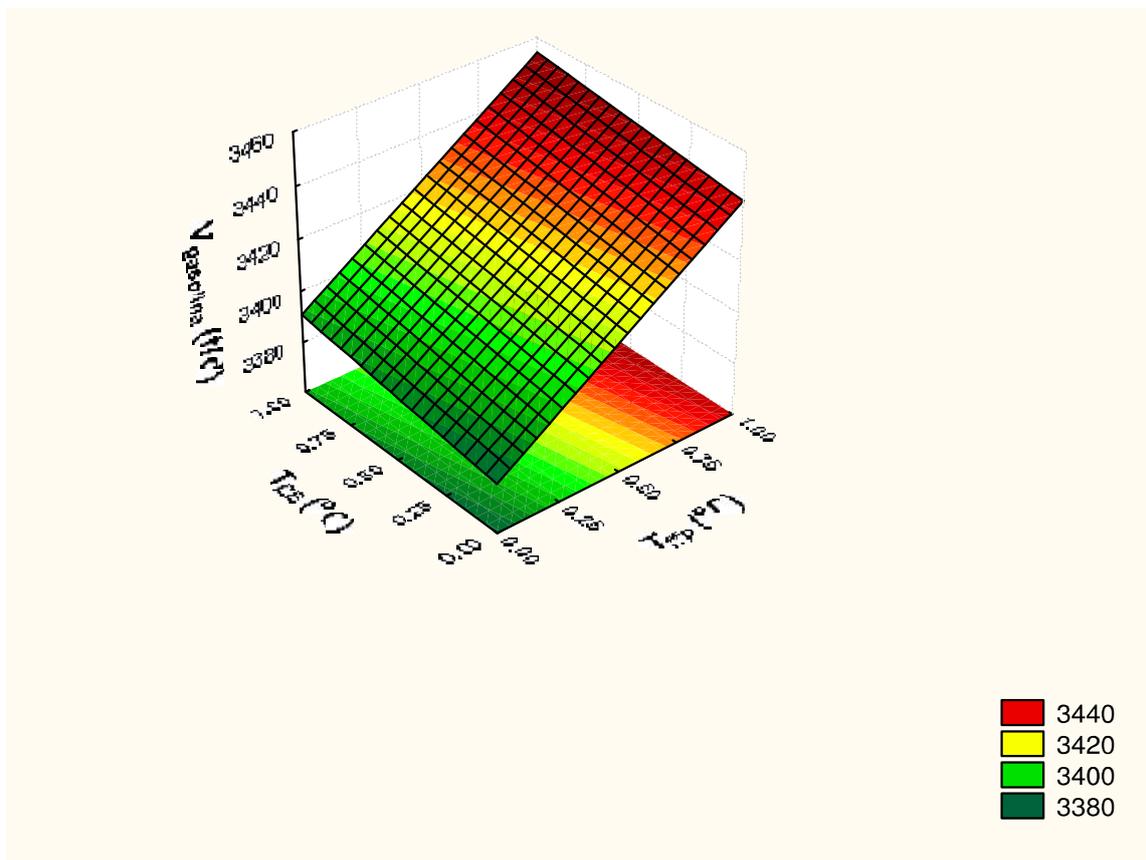


Figura 3.8 – Superfície de resposta para a produção de gasolina em função da Temperatura de fundo da fracionadora principal e da vazão de retirada de LCO

Na Figura 3.9, a superfície mostra o efeito da vazão de refluxo e controle de temperatura da debutanizadora na produção de gasolina. Como já era esperado, o efeito é inverso ao comportamento apresentado para a produção de GLP, considerando as mesmas variáveis independentes (Figura 3.6). Ou seja, o aumento do refluxo favorece o arraste de butanos para o fundo da coluna, aumentando a produção de gasolina. Por outro lado, o aumento da temperatura favorece a retirada destes componentes no topo da coluna, diminuindo a vazão de gasolina. Também aqui vale lembrar que não foram consideradas as restrições de intemperismo do GLP e PVR da gasolina. Ou seja, o objetivo era conhecer o

comportamento da resposta frente a variações no intervalo especificado para as variáveis independentes, o que não significa que no processo todo esse intervalo seja viável. Por exemplo, em um caso em que o objetivo é maximizar a produção de gasolina, o refluxo da torre somente pode aumentar caso a PVR da gasolina ainda não tenha atingido o máximo valor permitido pelas especificações de mercado.

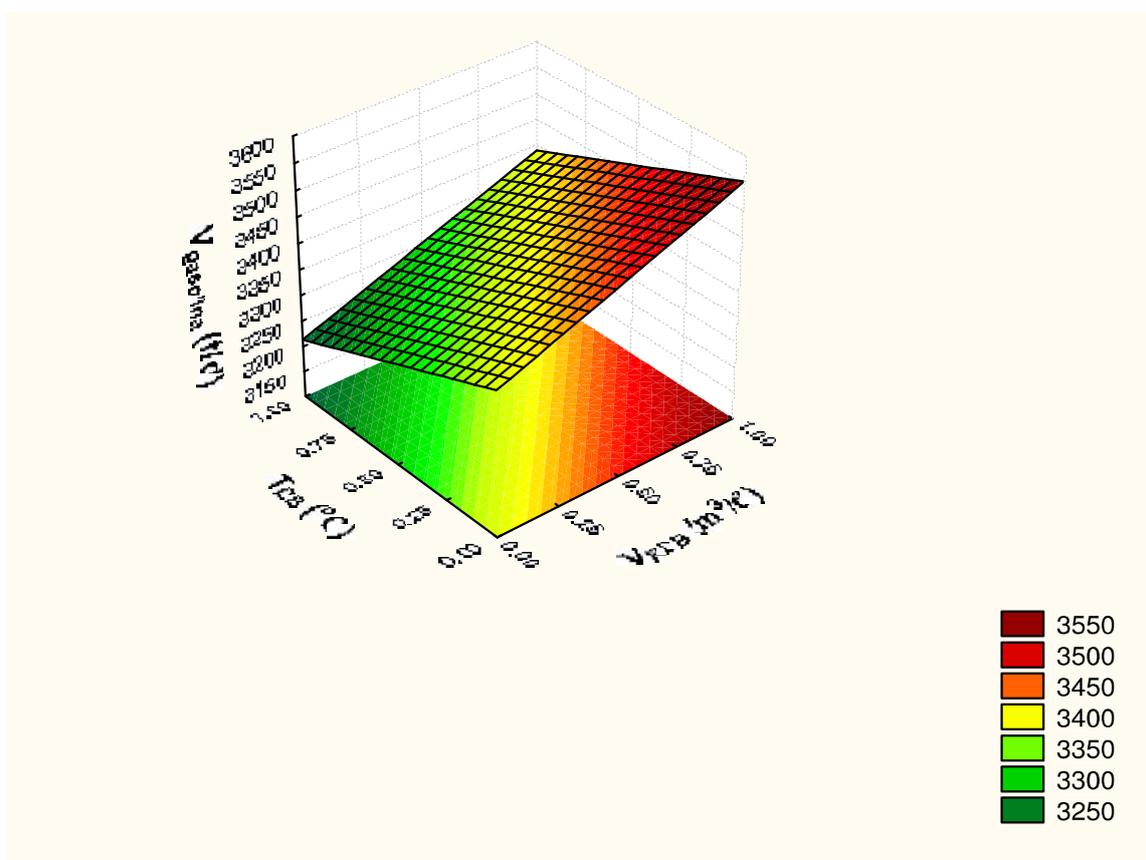


Figura 3.9 – Superfície de resposta para a produção de gasolina em função da vazão de refluxo e da temperatura de controle da torre debutanizadora.

Após a avaliação do processo, feita a partir do planejamento fatorial e metodologia de superfície de resposta, a rotina SQP foi novamente aplicada ao processo. Com a eliminação das três variáveis que não apresentaram efeito significativo sobre as respostas (vazão e temperatura do óleo pobre e vazão de refluxo circulante

intermediário da fracionadora) a rotina tornou-se rápida e passou a convergir com menor número de iterações.

### **3.4 – Conclusões**

Neste item do trabalho, o objetivo foi estudar metodologias de otimização para a seção de fracionamento e recuperação de produtos de uma unidade de craqueamento catalítico fluído. O andamento desta etapa pode ser dividido em cinco passos, sendo que os três primeiros são aplicáveis a qualquer trabalho de otimização, e os dois últimos foram necessários devido à dimensão do problema:

#### **1. Identificar a função-objetivo de interesse**

Em trabalhos de otimização de unidades industriais, uma das principais variáveis avaliadas para a otimização, é o lucro operacional. O lucro é definido como a diferença entre o que a indústria ganha com a venda dos produtos menos o custo de produção. Porém, as refinarias de petróleo muitas vezes têm como diretriz o abastecimento de mercado, e, portanto, em alguns casos pode ser solicitada a maximização de um produto da unidade. Por isso, além do lucro, foram consideradas duas outras variáveis como função-objetivo: a produção de GLP e produção de gasolina. Cada uma dessas variáveis é avaliada separadamente. O usuário escolhe qual variável deseja otimizar.

#### **2. Identificar as variáveis que afetam a função-objetivo**

Através do estudo da unidade desenvolvido no Capítulo 2, foram identificadas dez variáveis que possuem efeito no lucro, produção de GLP ou produção de gasolina.

#### **3. Testar metodologias de otimização de acordo com as características do processo**

A unidade estudada é de alta complexidade devido à existência de vários equipamentos interligados por correntes de reciclo de massa. A presença dessas

correntes torna o projeto mais difícil de convergir. Além disso, são muitas variáveis de otimização. Não foi encontrado na literatura um consenso sobre o melhor método para esse tipo de problema. Foi então decidido utilizar rotinas SQP, que são algoritmos de fácil acesso e muito estudados para processos menores. A princípio houve dificuldade tanto para encontrar os parâmetros adequados para as rotinas, assim como para obter um modelo do processo estável o suficiente para convergir independente do ponto inicial. Os parâmetros para as rotinas SQP foram obtidos a partir de variações nos gradientes para cada função-objetivo. Para obter um modelo estável da simulação foram alterados valores padrão do simulador, sendo que o principal foi o nível de cálculo para as correntes, colunas e as operações de reciclo de massa.

4. Aplicação de uma metodologia para identificar quais as principais variáveis de otimização.

Uma das limitações do algoritmo SQP é em relação ao número de variáveis de otimização. Por essa razão, optou-se por fazer uma avaliação das variáveis para determinar quais delas tinham efeito estatisticamente significativo para a otimização do processo. O método utilizado foi o planejamento fatorial, o qual vem sendo cada vez mais utilizado para otimização de processos. A partir da avaliação dos resultados do planejamento foi possível eliminar três variáveis, as quais foram mantidas em valores fixos, enquanto as sete variáveis remanescentes foram novamente utilizadas para a otimização do processo

5. Aplicar novamente os algoritmos de otimização a partir das conclusões obtidas pela análise do processo

O algoritmo SQP foi novamente utilizado para a otimização do processo com as sete variáveis consideradas relevantes a partir dos resultados do planejamento fatorial. A resolução tornou-se mais rápida, necessitando de um menor número de iterações e mais robusta.

Todo o trabalho de otimização foi feito a partir de simulações em estado estacionário, utilizando como ferramenta o simulador comercial de processos Hysys.Plant versão 2.4.1. O planejamento fatorial e a metodologia de superfície de

resposta se mostraram eficientes para a avaliação dos efeitos das variáveis do processo e das interações entre estas variáveis. Em alguns casos, a solução obtida pela rotina de otimização trata-se de um ponto de ótimo local. Isso foi verificado fazendo-se simulações que partiam de diferentes pontos iniciais (em relação às variáveis de otimização). Porém, vale observar que o valor calculado, como resultado da rotina de otimização, é melhor do que o ponto inicial, o que já implica em ganho para a operação da unidade.

## CAPÍTULO 4

### 4. CONTROLE DE PLANTAS INTEIRAS

#### 4.1. Introdução

A escolha de uma estratégia de controle adequada para colunas de destilação é economicamente importante devido ao efeito na qualidade dos produtos, produtividade e consumo de energia. Além disso, a estratégia de controle está diretamente relacionada com a segurança operacional. Em geral, as colunas de destilação são os principais equipamentos de separação nas plantas de recuperação de produtos das indústrias químicas, por isso, têm sido objeto de estudo de trabalhos na área de controle de processos há muitas décadas. Em estudos mais recentes, as colunas têm sido estudadas integradas entre si ou com outros equipamentos. A planta de fracionamento e recuperação de produtos considerada como caso-estudo neste trabalho engloba cinco colunas de destilação, vasos, compressor e equipamentos periféricos. Os equipamentos estão integrados entre si por correntes de reciclo de massa.

O estudo de controle de plantas envolvendo integração entre equipamentos através de reciclos de massa e integração energética é denominado 'controle de plantas inteiras' (*Plantwide control – PWC*). Esta área de pesquisa tem recebido importantes contribuições nos últimos anos. A revisão bibliográfica sobre o assunto mostra que maior limitação é em relação aos casos estudados. Ou seja, são propostas diferentes metodologias, mas sempre para casos hipotéticos e não para plantas industriais reais.

A síntese de estruturas de controle para plantas inteiras é uma tarefa importante no projeto de controle de processos. O objetivo do estudo de controle de plantas

inteiras é o sistema de controle, o qual deve atingir os objetivos do processo de forma ótima. Segundo STEPHANOPOULOS (2000) o controle de um processo contendo vários equipamentos possui algumas dificuldades que não são encontradas quando são considerados apenas os equipamentos isoladamente:

- a. As variáveis a serem controladas não são tão claras ou facilmente identificadas como para unidades isoladas.
- b. Decisões de controle locais, feitas dentro do conceito de unidades isoladas, podem ter efeitos de longo alcance em toda a planta.
- c. O tamanho do problema de controle para um processo completo é muito maior do que quando considera-se um equipamento isolado, de tal forma que a solução é muito mais complexa.

O principal objetivo em estudos de controle de plantas inteira (*plantwide control*) não é somente determinar o tipo de controlador. Trata-se do projeto da estrutura de controle, o qual é definido a partir de decisões estruturais envolvidas no projeto do sistema de controle (SKOGESTAD, 1998). O roteiro para o projeto da estrutura de controle segue as seguintes etapas:

- Seleção de variáveis controladas
- Seleção de variáveis manipuladas
- Seleção de variáveis medidas para objetivos de controle/estabilidade
- Seleção da configuração de controle
- Seleção do tipo de controlador (PID, descentralizado, LQG, etc)

Em muitos casos os problemas são resolvidos sem o uso de ferramentas teóricas. De fato, a abordagem industrial de controle de plantas inteiras é ainda distante dos estudos feitos nesta área. O projeto adequado da estrutura de controle para uma planta exige conhecimentos dos fenômenos químicos, físicos e do comportamento dinâmico de processo. Três aspectos básicos devem ser observados para o projeto de avaliação da estrutura de controle de processos integrados: correntes de reciclo de massa, integração energética e balanço material. Quanto maior o número de operações unitárias interconectadas por correntes de reciclo e integração energética maior a complexidade do projeto ótimo da estrutura de controle da planta inteira.

Neste capítulo, inicialmente foi feita uma revisão bibliográfica sobre controle de plantas inteiras. Em seguida foi apresentado o procedimento usado para o estabelecimento das malhas de controle regulatório. A próxima etapa foi o estudo da planta em módulos e, no último item foram apresentados resultados de perturbações realizadas para a planta operando com os módulos integrados. Esse trabalho traz como inovação nesta área os seguintes pontos: 1. o processo estudado é de alta complexidade, validado com dados industriais e inédito na literatura; 2. além do estudo convencional de controle de plantas inteiras (controle regulatório) foram acrescentadas as camadas de controle supervisão preditivo, inclusive utilizando inferências (controle inferencial) e 3. integração da estrutura de controle com a otimização do processo – otimização em tempo real. O desenvolvimento dos modelos para o controle preditivo e o procedimento para obtê-los são apresentados no Capítulo 5. A integração entre otimização e controle são apresentados no Capítulo 6.

#### **4.2. Revisão Bibliográfica – Controle de plantas inteiras**

As abordagens para o controle de plantas inteiras podem ser classificadas de acordo com o embasamento matemático e são divididas em três categorias: a primeira é baseada em regras heurísticas, e depende do conhecimento do engenheiro sobre o processo e da experiência na área de controle. A segunda consiste de uma metodologia sistemática e hierárquica para projetar a estrutura de controle e, a terceira, utiliza modelagem matemática rigorosa envolvendo teoria de dinâmica de processos, otimização de sistemas com restrições e análise de sistemas.

Os trabalhos desenvolvidos dentro destas três abordagens, freqüentemente usam os mesmos problemas para a apresentação das metodologias empregadas. Os principais estudos de casos apresentados na literatura para o problema de controle de plantas inteiras são: 1. o processo apresentado por DOWNS E VOGUEL (1993), conhecido como processo Tennessee Eastman; 2. O processo

de hidrodealquilação do tolueno (HDA) apresentado por DOUGLAS (1988); e 3. O processo para produção de acetato de vinila. Em alguns trabalhos são considerados apenas um sistema com um reator e uma coluna de destilação integrados por uma corrente de reciclo de massa. Alguns destes trabalhos são: LUYBEN (1993)<sup>a-c</sup> e YI E LUYBEN (1997)<sup>a</sup>. Esse sistema foi de grande importância no início dos estudos de controle de unidades integradas. Na seqüência, os mesmos autores trabalharam com sistemas um pouco mais complexos, contendo reator e duas colunas de destilação, com duas correntes de reciclo de massa. Por exemplo, LUYBEN (1993)<sup>d</sup> e YI E LUYBEN (1997)<sup>b,c</sup>. Porém, atualmente, os estudos nesta área estão suficientemente desenvolvidos para que sejam aplicados em plantas reais e não apenas em processos de literatura. Os três processos estudados pelos pesquisadores (Tennessee Eastman, hidrodealquilação do tolueno e produção do acetato de vinila) são detalhados no apêndice 2.

Considerando a primeira abordagem, baseada na experiência do engenheiro de controle, um dos primeiros trabalhos foi publicado por BUCKLEY (1964). O procedimento apresentado para o projeto de estruturas de controle para plantas inteiras apresentado neste trabalho consiste na decomposição vertical da estrutura de controle a ser projetada. São considerados dois níveis de controle e a classificação das malhas em cada nível depende da freqüência dos distúrbios. A primeira camada consiste de um sistema de controle de balanço de massa para manter o inventário dos vasos para distúrbios de baixa freqüência. Numa camada superior o controle de composição dos produtos é estabelecido para rejeitar distúrbios de alta freqüência.

Alguns trabalhos têm como ênfase o estudo da dinâmica de processos onde há presença de ciclos de massa, o que causa uma forte dependência entre os equipamentos. GIULLILAND (1964) analisou o comportamento dinâmico de um sistema envolvendo um reator seguido de uma coluna de destilação e verificou que a corrente de reciclo aumenta a constante de tempo do sistema.

PRICE E GIORGAKIS (1993) propuseram uma estrutura em cinco camadas, classificando as malhas em ordem decrescente de importância para a operação da planta no sentido de minimizar a propagação dos distúrbios. A estrutura baseia-se no inventário de massa, produção e controle de qualidade dos produtos.

MC AVOY E YE (1994) apresentaram uma abordagem sistemática baseada na análise da planta em estado estacionário para desenvolver o sistema de controle. Os autores propõem uma seqüência de passos para obter uma estrutura de controle para o processo Tennessee Eastman. As ações definidas pelos autores são separadas em estágios. No estágio 1 são fechadas malhas de controle de vazão e de temperatura. Isso diminui o efeito das perturbações nestes pontos de controle. As malhas de vazão envolvem as correntes de alimentação, purga e vazão de produto. No estágio 2 as malhas com os controladores de nível são fechadas. No último estágio, as malhas de controle são fechadas com analisadores em linha. A Figura 4.1 mostra um esquema do processo Tennessee Eastman. Os equipamentos principais são o reator, condensador, separador líquido-vapor, compressor e coluna retificadora de produto. As correntes A, C, D e E são reagentes. O Apêndice 2 mostra detalhes sobre o processo.

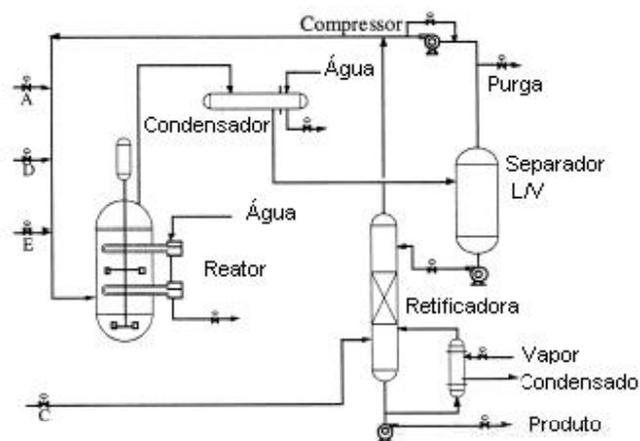


Figura 4.1 – Esquema do processo Tennessee Eastman (MC AVOY E YE, 1994)

BANERJEE E ARKUN (1995) apresentaram um procedimento sistemático denominado projeto de configuração de controle (CCD – *Control Configuration*

*Design*). Essa abordagem é um processo de seleção, o qual explora todas as configurações e reduz o número de opções possíveis. A abordagem adotada pelos autores consiste em selecionar e separar as variáveis manipuladas e de processo que podem ser usadas nas malhas de controle. Com isso obtém-se uma estrutura de controle descentralizado que pode ser usada para manter as especificações de processo. O procedimento apresentado é uma avaliação eficiente para reduzir o número de configurações possíveis. As configurações selecionadas devem ser avaliadas através de simulações em modo dinâmico para então fazer a implementação na planta real da que apresentar melhor desempenho. QIU ET AL (2003) usaram este procedimento para montar uma estrutura de controle regulatório para a planta de HDA.

LYMAN E GIORGAKIS (1995) projetaram uma estrutura de controle para o processo Tennessee Eastman tendo como premissa a estabilidade operacional da planta. O esquema proposto pelos autores para obter uma estrutura de controle segue o seguinte roteiro: inicialmente deve-se fazer uma avaliação das possíveis variáveis manipuladas ao longo do processo primário (sem controle de qualidade de produtos): vazões de alimentação, vazão de água de resfriamento para o reator e condensador, vazão de produtos que sai do fundo da coluna e vazão de líquido do separador. A seguir, devem ser identificadas as variáveis de processo, que devem ser controladas no decorrer da operação: pressão do reator, nível do reator, da coluna e do separador. As combinações para o controle devem ser feitas de forma a construir um caminho consistente (independente do controle de qualidade dos produtos). Neste ponto os autores determinaram quatro possíveis estruturas. Somente neste ponto os controladores de temperatura e qualidade são adicionados. É um procedimento simples e fácil de seguir.

RICKER (1996) propôs uma estrutura de controle para o processo Tennessee Eastman. Inicialmente as variáveis que devem ser controladas são listadas: vazão de produtos, fração do componente principal na vazão de produto, pressão do reator, nível do reator, nível do separador e nível da coluna de esgotamento. A vazão do produto principal é escolhida como a entrada que tem maior probabilidade de saturar. Em seguida os controladores são instalados seguindo

uma ordem de prioridade, na qual os controladores de nível e pressão são os primeiros a serem instalados, seguidos dos controladores de temperatura e qualidade dos produtos.

LUYBEN ET AL (1997) estudaram a planta do processo Tennessee Eastman. Os autores avaliam dois casos: controle do processamento através da vazão de produtos ou através da vazão de alimentação do componente A. Considerando o caso 1, o primeiro passo é o controle do balanço de energia: controle da temperatura do reator com a vazão de água de resfriamento. A seguir a corrente de vapor na coluna de esgotamento para controle da temperatura da coluna e conseqüentemente da composição do produto. Vazão de C para controle da pressão no reator. O passo seguinte é o balanço de componentes utiliza-se controlador de composição de inerte usando vazão de purga e controle de A usando a vazão de alimentação deste componente. O último passo foi o controlador para o condensador usando a temperatura do reator. O controle resultante é uma estrutura de controle regulatório simples.

LUYBEN ET AL (1998) apresentaram uma metodologia sistemática com nove etapas, a qual leva a uma estrutura de controle descentralizada com configuração predominante de malhas feedback simples. LUYBEN E TYREUS (1998) apresentaram a simulação e controle de uma planta de produção de acetato de vinila.

NG E STEPHANOPOULOS (1996) descrevem passo a passo uma estrutura hierárquica para chegar em uma estrutura de malhas de controle regulatório. O processo estudado foi o HDA. O procedimento envolve desde a identificação dos objetivos de produção, restrições e perturbação, passando pela análise do processo em malha aberta até a avaliação das principais variáveis a serem controladas. A avaliação é repetida até que se tenha o processo estável.

NG E STEPHANOPOULOS (1998) propuseram uma estrutura de controle para o processo Tennessee Eastman. O primeiro passo no procedimento descrito pelos autores é a estabilização do reator. A seguir, devem ser estabilizadas as

entradas/saídas para controle de nível da planta, onde o ponto principal é satisfazer os balanços de massa e energia. O balanço de massa é feito por uma seqüência de controladores de vazão, como controle do nível da coluna manipulando a vazão de produto, vazão de líquido para controle do nível do separador. Logo após é feito o controle de pressão do reator com a vazão de purga. A vazão de alimentação do componente E é usada para controlar a razão entre os produtos. As vazões dos reagentes A e C são usadas para controlar as respectivas composições. É um método difícil de seguir para aplicação em outros processos uma vez que as escolhas são baseadas somente na experiência do engenheiro e não em procedimentos matemáticos.

GROENENDIJK ET AL (2000) propuseram uma abordagem que envolve combinação entre simulações em estado estacionário e em modo dinâmico. Medidas de controlabilidade (RGA, SVD e ganho em malha fechada) são empregados para desenvolver a estrutura de controle.

SHINNAR ET AL (2000) introduziram o conceito de controle parcial, segundo o qual o controle de um subconjunto de variáveis do sistema garante a estabilidade da planta como um todo. A identificação dessas variáveis depende do conhecimento do processo.

A segunda categoria consiste em uma abordagem hierárquica para desenvolver a estrutura de controle. DOUGLAS (1988) e ZHENG ET AL (1999) apresentaram uma metodologia que inicia com um projeto simplificado e cuja complexidade cresce progressivamente com o detalhamento. A metodologia introduz o conceito de índice de controlabilidade. DOUGLAS (1988) usou a planta de hidrodealquilação do tolueno como exemplo para o projeto conceitual de processos. O autor faz uma descrição da planta, detalhando as operações unitárias envolvidas, análise de graus de liberdade de projeto e objetivos de produção.

QIU ET AL (2003) usa o simulador Hysys para a simulação da planta de HDA e usa o procedimento de BANERJEE E ARKUN (1995) para propor a malha de controle regulatório.

Na terceira categoria estão classificados trabalhos desenvolvidos por MORARI ET AL (1980), Skogestad et al e Stephanopoulos et al. Neste grupo estão incluídos trabalhos que utilizam uma abordagem matemática rigorosa. Isso traz problemas como a dificuldade para a formulação do problema e convergência dos modelos. Por isso esses métodos até hoje foram aplicados em problemas de escala reduzida, englobando duas colunas ou um reator e uma coluna com uma corrente de reciclo de massa. SKOGESTAD (2000) introduziu o conceito de '*self-optimizing control*', onde as variáveis de otimização são aquelas cujos valores de referência (*set-points*) não mudam, mesmo quando ocorrem perturbações na planta.

O processo hierárquico-analítico é uma estrutura baseada em decisões que permite uma escolha sistemática e consistente entre diferentes objetivos. VASBINDER E HOO (2003) usaram esta metodologia para propor uma estrutura de controle de plantas inteira em uma planta de produção de dimetil-éter (DME). O trabalho foi desenvolvido a partir de simulações realizadas com o simulador HYSYS.Plant. Ainda nesta abordagem, SUBRAMANIAN E GEORGAKIS (2005) propõem uma metodologia para otimização de desempenho de estruturas de controle de plantas inteiras utilizando o conceito desenvolvido pelos autores de região de produção viável (*achievable production output space – APOS*) a partir das limitações das variáveis de entrada. Os autores utilizam dois estudos de casos: um reator e uma coluna integrados por uma corrente de reciclo de massa e o processo Tennessee Eastman.

A revisão bibliográfica sobre controle de plantas inteiras mostra que existem estudos recentes nessa área de pesquisa, diferentes abordagens e algumas metodologias baseadas em análises matemáticas. Porém existem poucos casos disponíveis para aplicação das técnicas que vem sendo desenvolvidas.

### 4.3. Simulação dinâmica do processo

O procedimento para se obter o modelo dinâmico no simulador HYSYS.Plant é realizado a partir de uma transição tendo como ponto de partida o modelo em estado estacionário próximo às condições às quais se deseja operar. É importante observar parâmetros de temperatura, pressão, carga térmica, composição ou propriedades das correntes (no exemplo estudado não podemos observar composição devido ao uso dos pseudo-componentes, neste caso o acompanhamento é feito através do ponto final da nafta craqueada, intemperismo do GLP e PVR da gasolina). O acompanhamento destes parâmetros na transição do caso do estado estacionário para o modo dinâmico é que garante a confiabilidade do modelo obtido. No modo dinâmico estará sendo considerada a fração de C5+ na corrente de GLP, no lugar do intemperismo.

No simulador Hysys.Plant, ao passar um caso do estado estacionário para o modo dinâmico, as equações algébricas são transformadas em equações diferenciais parciais e resolvidas pelo método de Euler. Um dos parâmetros de integração importante para a resolução do sistema de equações diferenciais é o passo de integração. O passo de integração é estipulado pelo usuário, passos maiores fazem com que a simulação seja mais rápida. Porém para sistemas em larga escala, podem causar problemas de resolução do sistema de equações.

Para passar uma simulação do modo estacionário para o dinâmico devem ser feitas especificações em todas as correntes de fronteira (entrada ou saída do processo). Essas especificações podem ser de vazão ou pressão e geram uma matriz de fluxo e pressão (*'pressure-flow solver'*). Se o conjunto de especificações não for coerente, o programa apresenta mensagens de erro e não permite a passagem do modo estacionário para o dinâmico. As principais mensagens de erro são:

- Excesso de especificações
- Especificações insuficientes

- Problema singular – significa que existem equações que não são independentes. Ocorre quando há redundância no conjunto de especificações
- Falha de convergência devido a problemas com o perfil de pressão

O conjunto de especificações adequado é um ponto difícil de ajustar mesmo quando se trata de uma simulação com poucas operações unitárias. Para um problema da proporção do caso estudado, este ponto torna-se muito mais complexo e difícil de ser resolvido.

Além das especificações de fronteira, quando a simulação é colocada em modo dinâmico, é necessário utilizar alguns controladores para dar estabilidade ao processo, como por exemplo, controladores de pressão e nível. Inicialmente, os equipamentos foram simulados em modo dinâmico um a um para avaliação individual e avaliação do conjunto de especificações que dão estabilidade para mudança de estacionário para dinâmico. Em seguida a planta foi simulada em módulos, de acordo com os critérios de decomposição utilizados e só então a planta inteira foi simulada e avaliada. Mesmo assim foram encontrados vários problemas para obter um modelo (sistema de equações resolvido pelo simulador) estável.

A Figura 4.2 mostra uma coluna debutanizadora utilizada como exemplo no manual do simulador (*Hysys tutorial guide*). Para obter o modelo dinâmico as especificações de fronteira foram:

- Vazão para as correntes: *Feed 1, Feed 2, 4 e C5+*
- Pressão para as correntes: *Vent control e butanes*

Essa simulação representa um esquema de controle muito comum para as colunas debutanizadoras de refinarias. O vapor que sai do topo da torre é dividido em duas correntes: uma passa pelo condensador e segue para o vaso de topo e a outra segue diretamente para o vaso de topo, sem passar pelo condensador (*bypass*). A válvula que controla a vazão do *bypass* de vapor que segue para o vaso é usada para controlar a pressão da torre. À medida que a pressão da torre

sobe, a válvula fecha. Caso a válvula esteja toda fechada e a pressão ainda continue subindo, a pressão é controlada pela válvula da corrente de *vent control*. Essa pode ser uma válvula de alívio na qual o vapor segue para algum ponto da refinaria ou pode ser uma válvula que abre diretamente para tocha.

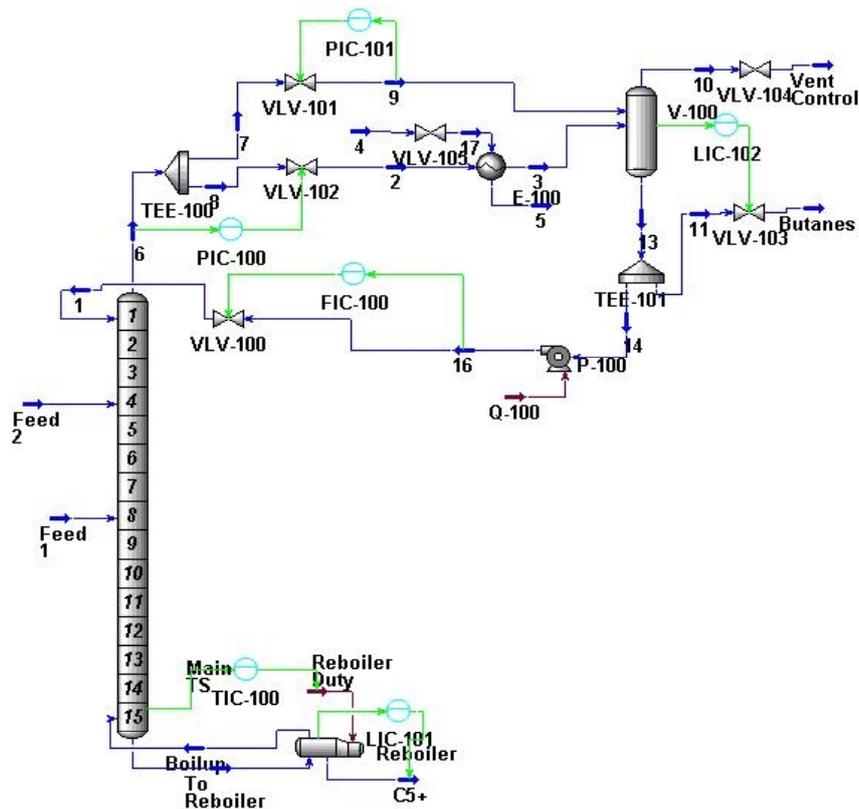


Figura 4.2 – Coluna debutanizadora (*Hysys tutorial guide*)

No caso do problema estudado neste trabalho de tese, são cinco colunas de destilação, o que torna a simulação do modelo dinâmico difícil e lenta. Além da quantidade de equipamentos do processo, outro fator que aumenta a complexidade do trabalho é a existência de correntes de reciclo de massa. Após obter o modelo dinâmico estável, um ponto importante é a avaliação do efeito das correntes de reciclo, que fazem com que as perturbações ocorram no sentido direto da disposição dos equipamentos (*downstream*) e também no sentido inverso (*upstream*).

A melhor maneira de se investigar um processo de alta complexidade, é a decomposição do processo em módulos. Dessa forma é possível conhecer detalhes de cada parte do processo e então torna-se mais fácil o estudo do conjunto e suas interações. A decomposição em módulos foi feita a partir dos objetivos de produção da planta.

#### **4.4. Síntese da estrutura de controle**

Para a síntese da estrutura de controle da seção de fracionamento e recuperação de produtos da unidade de FCC inicialmente será feita a decomposição da planta em módulos e será seguido o procedimento proposto por LUYBEN (1998), conhecido como 'os nove passos de Luyben'. Para realizar a decomposição modular, são analisados os objetivos de produção e restrições operacionais e de mercado. Em seguida a metodologia proposta por Luyben é aplicada a cada módulo e a estrutura de controle é construída para cada um deles. Em seguida os módulos são combinados e a planta é avaliada como um todo.

##### **4.4.1 – Decomposição do processo em módulos**

Para realizar a decomposição em módulos, o primeiro passo é a identificação das restrições operacionais, restrições de mercado e restrições econômicas. As restrições operacionais incluem limites de equipamentos (como carga térmica de trocadores de calor, capacidade de bombas e válvulas) ou ainda limitações de processo, como temperatura de reação máxima para evitar reações laterais indesejadas. Restrições de mercado são relacionadas com a qualidade exigida para venda dos produtos. As restrições econômicas são definidas a partir, por exemplo, da produção anual de projeto da planta, maximização da vazão de um determinado produto ou lucro total da unidade.

Para o processo estudado as principais restrições identificadas foram:

1. Restrições Operacionais (RO):

- RO1: Temperatura de fundo da fracionadora principal menor que 370°C (para evitar coqueamento no fundo da coluna)
- RO2: Pressão de descarga do compressor menor que 18 kg/cm<sup>2</sup> (máxima capacidade do compressor)

## 2. Restrições de Mercado:

- RM1: Ponto final de ebulição da nafta craqueada menor que 220°C (determina o ponto final da gasolina – é definido no corte da fracionadora principal)
- RM2: Intemperismo do GLP entre -2°C e 2°C. A faixa correspondente em fração mássica de C5+ no GLP é de  $2 \times 10^{-2}$  a  $7 \times 10^{-2}$ .
- RM3: Pressão de Vapor Reid (PVR) da gasolina menor que 60 kPa

## 3. Restrições de Econômicas:

- RE1: Perda de C3+ no gás combustível menor que 3% (em massa)
- RE2: Minimizar perda de gasolina no LCO (maximizar GAP)
- RE3: Maximizar a produção de GLP. No capítulo de otimização foram feitos estudos utilizando três funções-objetivo diferentes: lucro, vazão de GLP e vazão de gasolina. Na etapa de controle será adotada a produção de GLP como objetivo.

Dessa forma o processo foi dividido em 3 módulos, sendo que cada módulo possui pelo menos um equipamento principal (podendo ter equipamentos periféricos associados) e um objetivo ou restrição (Tabela 4.1).

Tabela 4.1 – Divisão do processo em módulos

<b>Módulo</b>	<b>Equipamentos principais</b>	<b>Restrições</b>
<b>1</b>	Fracionadora principal e compressor de gases	RO1, RO2, RM1, RE2
<b>2</b>	Vaso de alta pressão, Deetanizadora e absorvedoras	RE1
<b>3</b>	Debutanizadora	RM2, RM3 e RE3

Além dos equipamentos principais, existem os periféricos associados a eles, como vasos, válvulas e bombas. Os módulos 1, 2 e 3 podem ser vistos nas Figuras 4.3, 4.4 e 4.5 respectivamente.

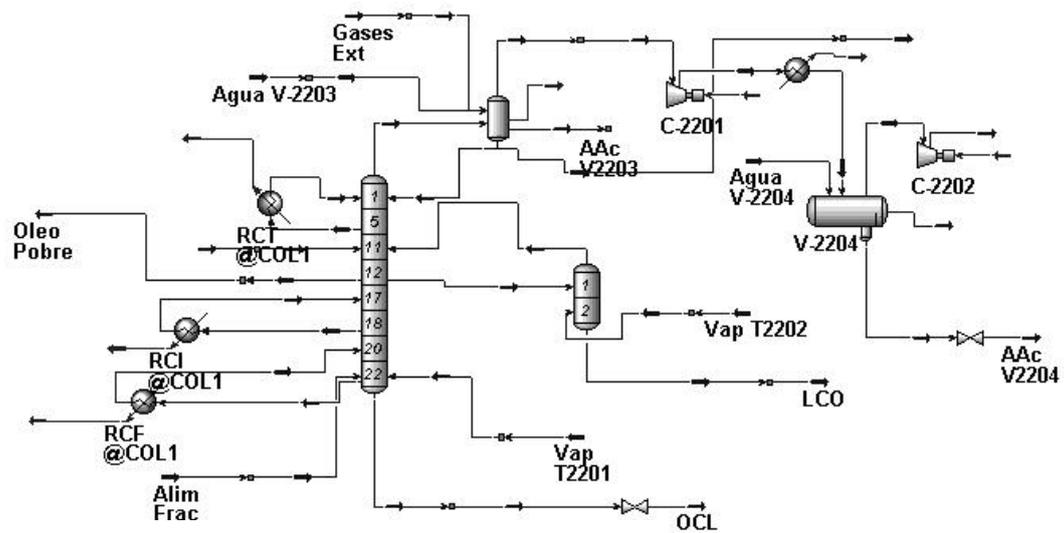


Figura 4.3 – Módulo 1: o equipamento principal é a fracionadora

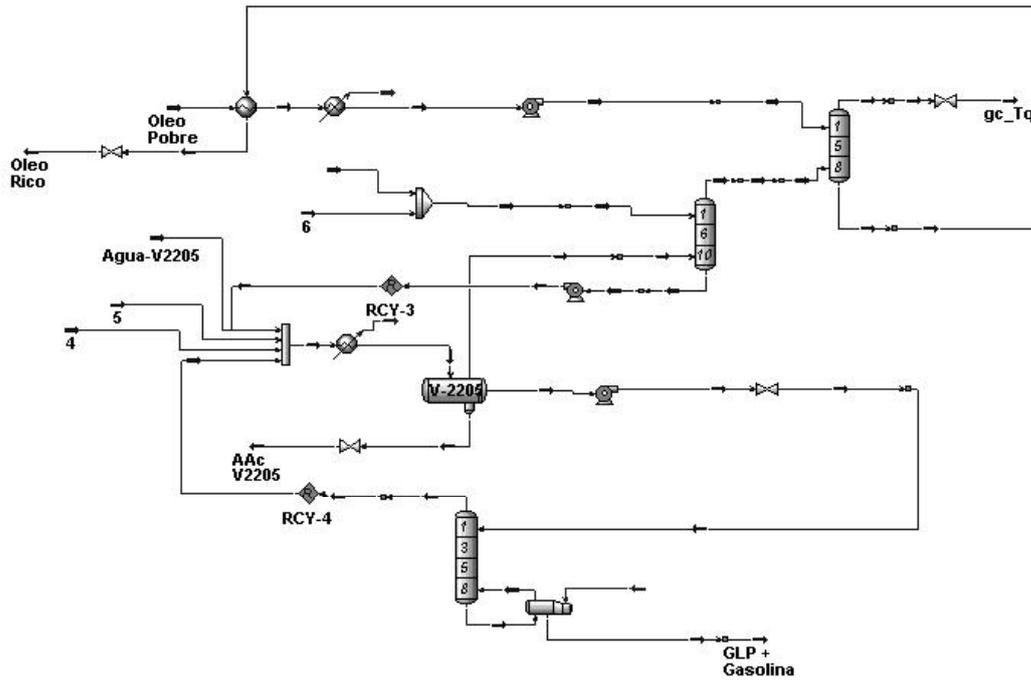


Figura 4.4 – Módulo 2: os equipamentos principais são as colunas absorvedoras e a coluna deetanizadora

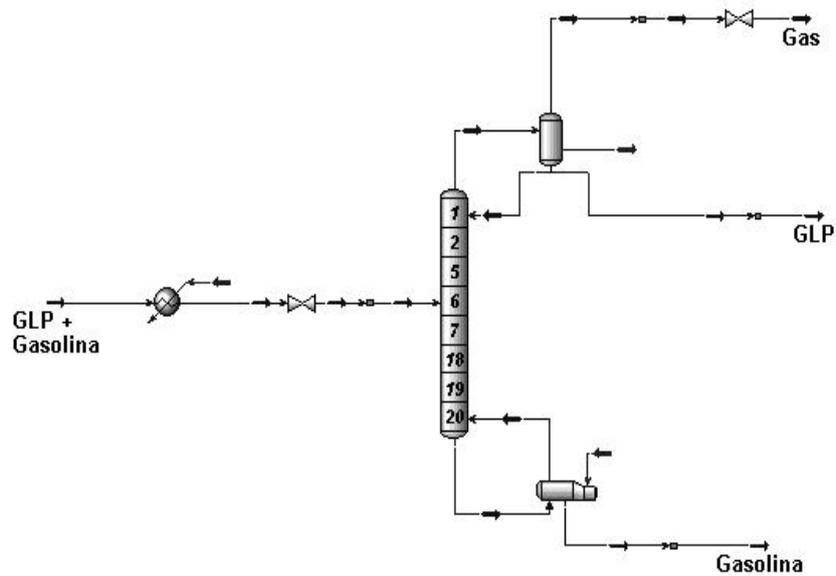


Figura 4.5 – Módulo 3: o equipamento principal é a coluna debutanizadora

#### **4.4.2 – Estrutura de controle regulatório aplicada aos módulos**

O procedimento conhecido como ‘os nove passos de Luyben’ foi descrito em LUYBEN ET AL (1998) e tem sido amplamente utilizado em trabalhos de controle de plantas inteiras. Em geral, observa-se que os trabalhos publicados na literatura utilizam esta metodologia para o controle regulatório com controladores tipo PID, e neste trabalho ainda será acrescentado o controle inferencial e preditivo baseado em modelos. A identificação para a determinação destes modelos será feita no Capítulo 5.

Em resumo, a metodologia proposta por Luyben (*Luyben nine steps*) consiste das seguintes etapas:

1. Estabelecer os objetivos de controle e de projeto
2. Determinar o número de graus de liberdade
3. Estabelecer o gerenciamento de energia
4. Fixar a produção
5. Estabelecer os critérios de qualidade, segurança operacional e restrições ambientais.
6. Controle de vazão das correntes de reciclo de massa
7. Checar o balanço de componentes
8. Controle das operações individuais
9. Realizar estudos de otimização para melhorar o desempenho econômico ou a controlabilidade do processo

A aplicação dessa seqüência de ações aplicada a planta em estudo neste trabalho é apresentada passo-a-passo.

##### **1. Estabelecer os objetivos de controle e de projeto**

Os objetivos de controle foram estabelecidos de acordo com a Tabela 4.1

##### **2. Determinar o número de graus de liberdade**

O número de graus de liberdade é calculado contando o número de válvulas de controle somado ao número de utilidades. O cálculo do número de graus de liberdade para um sistema simples, considerando equipamentos isolados é simples e o assunto é tratado na literatura básica de controle de processos, por exemplo SEBORG ET AL (1989). Para sistemas complexos, abordando o controle de plantas inteiras, o cálculo dos graus de liberdade é uma área em desenvolvimento, por exemplo KONDA ET AL (2006).

No item 'utilidades' estão sendo considerados os pontos onde utiliza-se água de resfriamento (por exemplo nos condensadores das torres), vapor (por exemplo nos refervedores) e carga térmica de pontos de integração energética que não estão sendo considerados aqui (por exemplo os refluxos circulantes da fracionadora). A carga térmica de cada refluxo circulante é função do projeto de integração energética da refinaria. Cada trocador representando um refluxo circulante da torre é, na verdade, uma bateria de trocadores. Para representar a carga térmica de cada bateria, foi colocado um controlador, que permite manter carga térmica constante ou propor perturbações para testar o efeito de uma variação na carga térmica e avaliar o desempenho da estrutura de controle da torre para esta perturbação. A seguir as correntes de utilidades são enumeradas:

- U1. Condensador da fracionadora principal
- U2. Refluxo circulante de topo da fracionadora principal
- U3. Refluxo circulante intermediário da fracionadora principal
- A4. Refluxo circulante de fundo da fracionadora principal
- U5. Resfriamento do óleo pobre da fracionadora para a absorvedora secundária
- U6. Bateria de resfriamento entre os estágios do compressor
- U7. Bateria de resfriamento na entrada do vaso de alta pressão
- U8. Condensador da debutanizadora
- U9. Resfriamento do reciclo de gasolina
- U10. Refervedor da deetanizadora,
- U11. Refervedor da debutanizadora,
- U12. Aquecedor da carga da debutanizadora

As válvulas de controle de vazão de correntes do processo podem ser divididas em: correntes de fronteira (correntes de entrada ou vazão de produtos) e correntes internas (seguem de um equipamento para outro). As válvulas de controle de vazão são enumeradas a seguir.

**Válvulas de controle nas correntes de fronteira (F):**

- F1. Carga da fracionadora,
- F2. vapor para a fracionadora
- F3. vapor para retificadora de LCO,
- F4. água para o vaso de topo da fracionadora
- F5. água para o vaso de baixa pressão
- F6. água para o vapor de alta pressão
- F7. vazão de LCO
- F8. água ácida do vaso de topo da fracionadora
- F9. água ácida do vaso de baixa pressão
- F10. água ácida do vaso de alta pressão
- F11. gás combustível no topo da absorvedora secundária
- F12. Incondensáveis da debutanizadora
- F13. vazão de GLP na debutanizadora
- F14. vazão de gases externos que entra no vaso de topo da fracionadora

**Válvulas de controle internas ao fluxograma (I):**

- I1. Incondensáveis do vaso de topo da fracionadora
- I2. Nafta craqueada do vaso de topo da fracionadora
- I3. Refluxo da fracionadora
- I4. Vazão de óleo pobre para absorvedora secundária
- I5. Vazão de hidrocarbonetos do vaso de baixa pressão
- I6. Vazão de hidrocarbonetos do vaso de alta pressão
- I7. Vazão de produto de fundo da debutanizadora
- I8. Refluxo da debutanizadora
- I9. Vazão de refluxo de gasolina para a absorvedora primária
- I10. Vazão da gasolina do fundo da debutanizadora (controlando o nível de fundo da coluna)
- I11. Vazão de refluxo circulante de topo da fracionadora (RCT)

I12. Vazão de refluxo circulante intermediário da fracionadora (RCI)

I13. Vazão de refluxo circulante de fundo da fracionadora

O número total de graus de liberdade foi 39 (12 utilidades e 27 válvulas de controle de vazão).

### **3. Estabelecer o controle do balanço de energia**

Há apenas um ponto de integração térmica: entre a corrente de óleo pobre que sai da fracionadora e segue para a absorvedora secundária e a corrente de óleo rico que retorna do fundo da absorvedora secundária para a fracionadora.

### **4. Fixar a produção**

A vazão de produto final não é fixa, como em muitos processos industriais, uma vez que a produção é determinada pela vazão de resíduo processada no conversor da unidade de FCC. A diretriz das refinarias tem sido a maximização da carga das unidades.

### **5. Estabelecer os critérios de qualidade, segurança operacional e restrições ambientais**

Os critérios de qualidade são determinados pela especificação dos produtos, as quais já foram citadas: ponto final da nafta craqueada, PVR da gasolina e intemperismo do GLP. Quanto à segurança operacional, pode-se citar o controle anti-surge do compressor de gases.

### **6. Controle de vazão das correntes de reciclo de massa**

São quatro reciclos de massa:

- i) retorno de óleo rico da absorvedora secundária para a fracionadora principal
- ii) retorno do fundo da absorvedora primária para o vaso de alta pressão
- iii) retorno do topo da deetanizadora para o vaso de alta pressão
- iv) gasolina para o topo da absorvedora primária

### **7. Checar o balanço de componentes**

Nesse caso, devido ao uso de pseudo-componentes, será utilizado apenas o balanço de massa global da unidade.

### **8. Controle das operações individuais ou módulos**

A planta foi dividida em três módulos, conforme a Tabela 4.1. No próximo item será apresentado o desempenho das malhas de controle para cada módulo.

### **9. Realizar estudos de otimização para melhorar o desempenho econômico ou a controlabilidade do processo.**

A controlabilidade da planta será mostrada a partir da integração dos módulos no item 4.6. A otimização econômica é feita minimizando a perda de C3 no gás combustível e maximizando a produção de GLP. Além disso, para avaliar o desempenho econômico, será utilizada a otimização em tempo real, no Capítulo 6.

## **4.5 Desempenho das malhas de controle regulatório em cada módulo do processo**

Neste item, serão apresentados os resultados das simulações para obtenção de estabilidade operacional em cada módulo. Neste item o objetivo é principalmente a estabilidade, e não a otimização. A otimização é uma camada superior ao controle regulatório.

### **Módulo 1**

Conforme já havia sido definido na Tabela 4.1, o primeiro módulo tem como equipamento principal a fracionadora. Os equipamentos periféricos são os refluxos circulantes, retificadora de LCO, vaso de topo e compressor, inclusive o vaso interestágio. A Figura 4.6 mostra o fluxograma para o módulo 1 com os controladores.

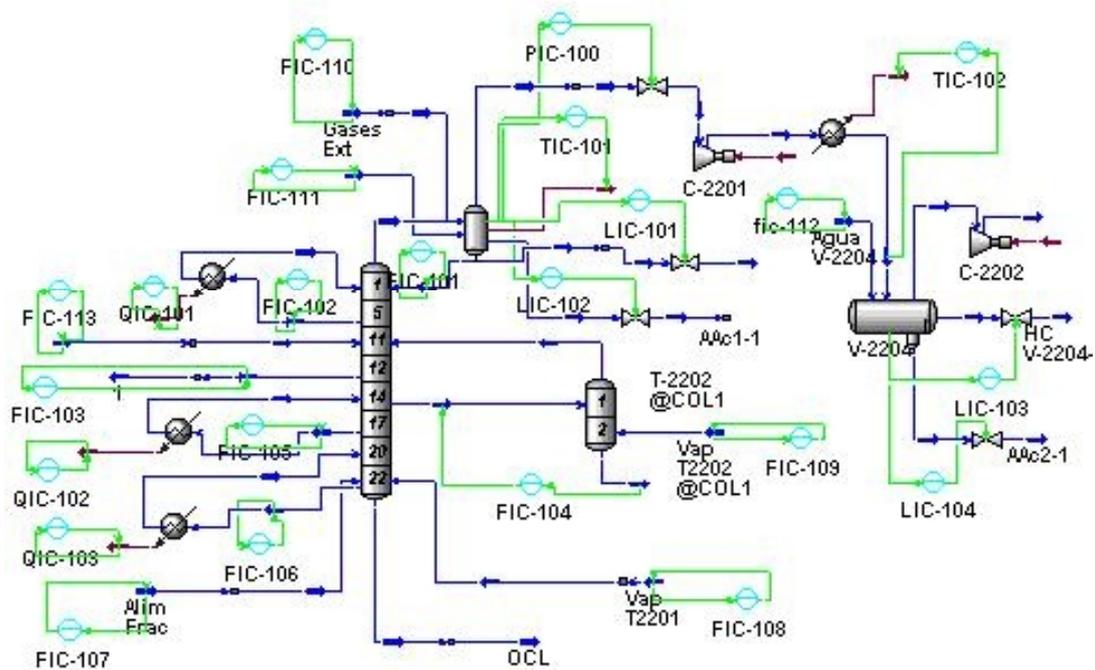


Figura 4.6 – Esquema de controle regulatório para o módulo 1

Observando a Figura 4.6, pode-se identificar os seguintes graus de liberdade:

- Vazão das correntes de entrada: Carga proveniente do conversor, vapor para a fracionadora, vapor para a retificadora de LCO, gases externos, água para o vaso de topo da fracionadora, óleo rico proveniente da absorvedora secundária, vazão de água para o vaso interestágio do compressor. Totalizando 7 graus de liberdade.
- Vazão das correntes de retirada da coluna: três refluxos circulantes, óleo pobre para a absorvedora secundária, retirada para a retificadora de LCO, retirada de gás, nafta craqueada e água ácida no vaso de topo da fracionadora, vazão de água ácida do vaso interestágio do compressor e retirada da fase de hidrocarbonetos do vaso interestágio. Saída de gás do segundo estágio do compressor. Totalizando 11 graus de liberdade

- Correntes de energia: três refluxos circulantes, condensador do topo da fracionadora, resfriador do vaso interestágio do compressor. Totalizando 5 graus de liberdade

Para o módulo 1 são 23 graus de liberdade. De acordo com essa análise, os controladores primários são listados na Tabela 4.2. Além destes controladores, podem ser acrescentadas malhas de controle em cascata, por exemplo para manter o perfil de temperatura na torre.

A Figura 4.7 mostra a coluna com os controladores e a interface de cada controlador. Por essa interface fica fácil observar se algum dos controladores está com sintonia inadequada ou se o controlador já está saturado e, portanto perdeu a ação de controle. O círculo em vermelho na figura mostra o tempo de operação, calculado pelo integrador. Neste caso o tempo operacional era de 360 minutos, operando com estabilidade.

Tabela 4.2 – Variáveis controladas e manipuladas para o módulo 1

<b>nº</b>	<b>Controlador</b>	<b>Variável controlada</b>	<b>Variável manipulada</b>
1	PIC-100	Pressão do topo da torre	Saída do gás no vaso de topo
2	LIC-101	Nível do vaso de topo	Vazão de nafta craqueada
3	LIC-102	Nível de água no vaso de topo	Vazão de água ácida
4	TIC-101	Temperatura do vaso de topo	Carga térmica do condensador do vaso de topo
5	FIC-101	Vazão de refluxo	Vazão de refluxo
6	FIC-102	Vazão de retirada de RCT	Vazão de retirada de RCT
7	FIC-103	Vazão de retirada de óleo pobre para a absorvedora	Vazão de retirada para absorvedora
8	FIC-104	Vazão de retirada de LCO	Vazão da saída lateral da fracionadora para a retificadora
9	FIC-105	Vazão de retirada de RCI	Vazão de retirada de RCI
10	FIC-106	Vazão de retirada de borra	Vazão de retirada de borra
11	QIC-101	Carga térmica de RCT	Carga térmica de RCT
12	QIC-102	Carga térmica de HCO	Carga térmica de HCO
13	QIC-103	Carga térmica de borra	Carga térmica de borra
14	FIC-107	Vazão de carga	Vazão de carga
15	FIC-108	Vazão de vapor para fracionadora	Vazão de vapor
16	FIC-109	Vazão de vapor para retificadora	Vazão de vapor
17	FIC-110	Vazão de gases externos	Vazão de gases externos
18	FIC-111	Vazão de água no vaso de topo	Vazão de água
19	TIC-102	Temperatura de saída do resfriador do vaso de baixa pressão	Carga térmica
20	LIC-103	Nível do vaso de baixa pressão	Vazão de hidrocarbonetos
21	LIC-104	Nível de água no vaso de baixa pressão	Vazão de água ácida
22	FIC-112	Vazão de água para o vaso de baixa pressão	Vazão de água
23	FIC-113	Vazão de retorno de óleo rico da absorvedora	Vazão de retorno de óleo rico da absorvedora

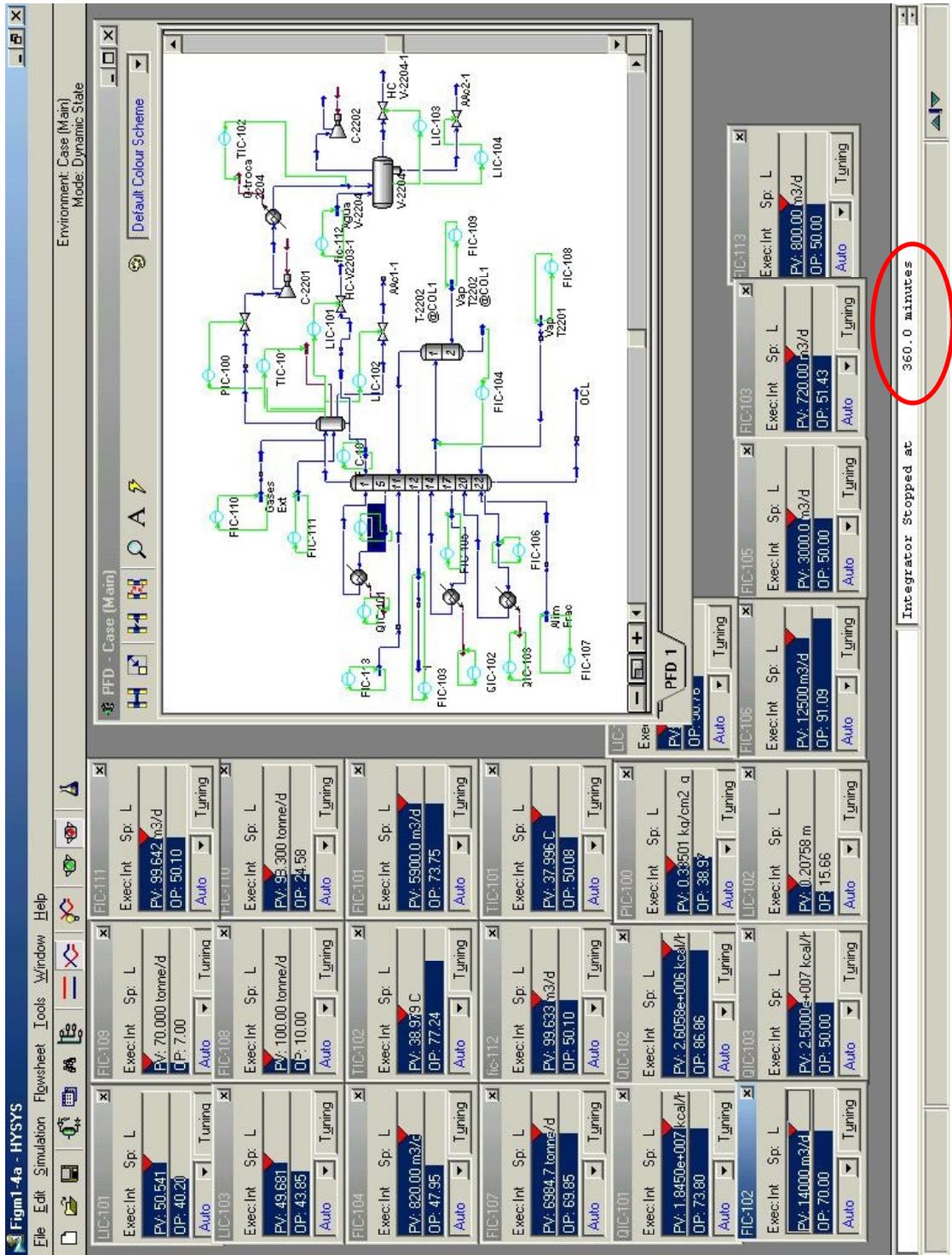


Figura 4.7 – Módulo 1 com os controladores e os frontais de cada controlador

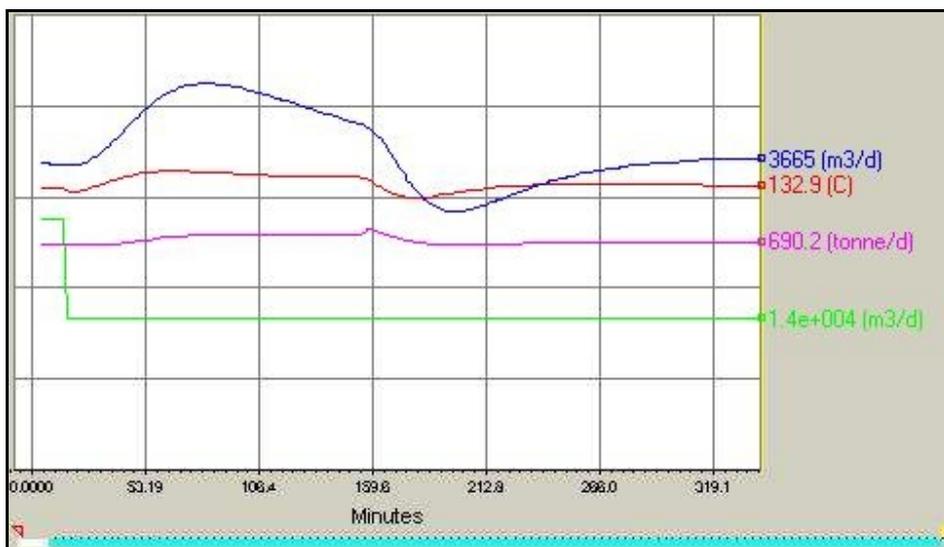
Os gráficos apresentados nas Figuras 4.8(a) e 4.5(b) mostram o comportamento do módulo frente a algumas perturbações. A Figura 4.8(a) mostra a vazão de nafta craqueada, temperatura de topo da torre, vazão de retirada de LCO e vazão de RCT. A Figura 4.8(b) mostra a temperatura de fundo da torre, vazão e carga térmica de refluxo circulante de borra.

As perturbações realizadas foram:

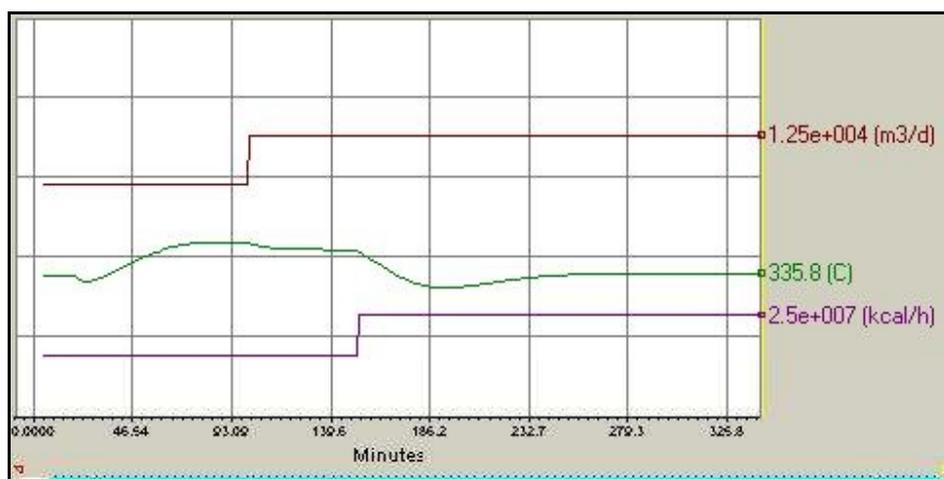
- P1: aos 20 minutos foi feito um degrau negativo na vazão de RCT. A temperatura de topo subiu, a vazão de nafta aumentou e a vazão de LCO aumentou pouco. A temperatura de fundo apresentou uma pequena redução e em seguida aumentou (resposta inversa).
- P2: aproximadamente aos 100 minutos de simulação foi feito um degrau positivo na vazão de refluxo circulante de borra. As temperaturas de topo e fundo e a vazão de nafta craqueada caem de forma suave.
- P3: aos 140 minutos de simulação, foi feita a terceira perturbação, aumentando a carga térmica do refluxo circulante de borra. Verifica-se que a vazão de nafta e a vazão de LCO caem. As temperaturas de topo e fundo caem acentuadamente e depois voltam a subir até estabilizar em um valor entre o ponto inicial e o valor mínimo atingido logo depois da perturbação.

Durante toda a simulação observa-se que a vazão de nafta tem um comportamento diferente das outras variáveis. Ela segue oscilando durante todo o tempo em função do controle de nível. Os vasos intermediários das unidades industriais têm o objetivo de amortecer perturbações para que a propagação seja suavizada de um equipamento para outro. Em função disso, os controladores de nível são sintonizados para manter flutuação no nível e conseqüentemente na vazão de saída.

Deve-se destacar que a sintonia dos controladores é uma etapa importante e difícil de ser realizada para todos os controladores simultaneamente. Para conseguir realizar a simulação, inicialmente todos os controladores foram sintonizados bem lentos e depois as sintonias foram ajustadas uma a uma.



(a)



(b)

- |                     |                    |              |
|---------------------|--------------------|--------------|
| — Nafta Craqueada   | — Temperatura topo | — Vazão LCO  |
| — Vazão RCT         | — Vazão RCF        | — Temp fundo |
| — Carga térmica RCF |                    |              |

Figura 4.8 – Teste de estabilidade da simulação dinâmica do módulo 1 frente a perturbações na vazão de RCT, vazão e carga térmica do refluxo de borra.

## Módulo 2

Os equipamentos principais do módulo 2 são as duas colunas absorvedoras e deetanizadora. Além disso, existem como periféricos: trocadores de calor, bombas e o vaso de alta pressão. A Figura 4.6 mostra o fluxograma para o módulo 2.

Observando a Figura 4.9, pode-se identificar seguintes graus de liberdade:

- Vazão das correntes de entrada: vazão de óleo pobre proveniente da fracionadora, vazão de nafta craqueada proveniente do vaso de topo da fracionadora, vazão de reciclo de gasolina para a absorvedora, vazão da corrente de hidrcarbonetos do vaso de baixa pressão, vazão da corrente de saída do segundo estágio do compressor e vazão de água para o vaso de alta pressão. Totalizando 6 graus de liberdade. Vale ressaltar que os cinco primeiros graus de liberdade já haviam sido contados como saídas da fracionadora. Portanto, para o processo como um todo, soma-se apenas um grau de liberdade.
- Vazão das correntes de retirada: gás combustível da absorvedora secundária, vazão de óleo rico que retorna para a fracionadora, vazão de fundo da deetanizadora para a debutanizadora, retirada de água ácida no vaso de alta pressão.
- Correntes de energia: resfriador de óleo pobre, resfriador do vaso de alta pressão e refeedor da deetanizadora.
- Correntes de reciclo de massa internos ao módulo: vazão de fundo da absorvedora primária para o vaso de alta pressão e vazão de topo da deetanizadora para o vaso de alta pressão.

Além dessas correntes, esse módulo também possui um ponto de integração energética: entre o óleo pobre e o óleo rico.

Os controladores são listados na Tabela 4.3. O controlador de temperatura de fundo da deetanizadora foi colocado diretamente na carga térmica do refeedor. A Figura 4.9 mostra o módulo 2 com os controladores e os frontais de cada controlador, o que permite verificar se há algum controlador saturado ou com

sintonia inadequada. Os controladores em comum com o módulo 1 foram omitidos.

Tabela 4.3 – Lista de controladores para o módulo 2

	<b>Controlador</b>	<b>Variável manipulada</b>	<b>Variável controlada</b>
1	LIC-105	Nível do vaso de alta pressão	Vazão de carga para a deetanizadora
2	LIC-106	Nível da fase aquosa no vaso de alta pressão	Vazão de água ácida
3	LIC-107	Nível do fundo da coluna deetanizadora	Vazão de fundo da coluna deetanizadora
4	FIC-114	Vazão de água para o vaso de alta pressão	Vazão de água para o vaso de alta pressão
5	TIC-103	Temperatura do óleo pobre para a absorvedora secundária	Carga térmica do resfriador de óleo pobre
6	TIC-104	Temperatura da carga do vaso de alta pressão – V-2205	Carga térmica do resfriador da carga do vaso V-2205
7	TIC-105	Temperatura de fundo deetanizadora	Carga térmica do refeedor da deetanizadora
8	PIC-103	Pressão de topo da absorvedora secundária	Válvula de gás combustível

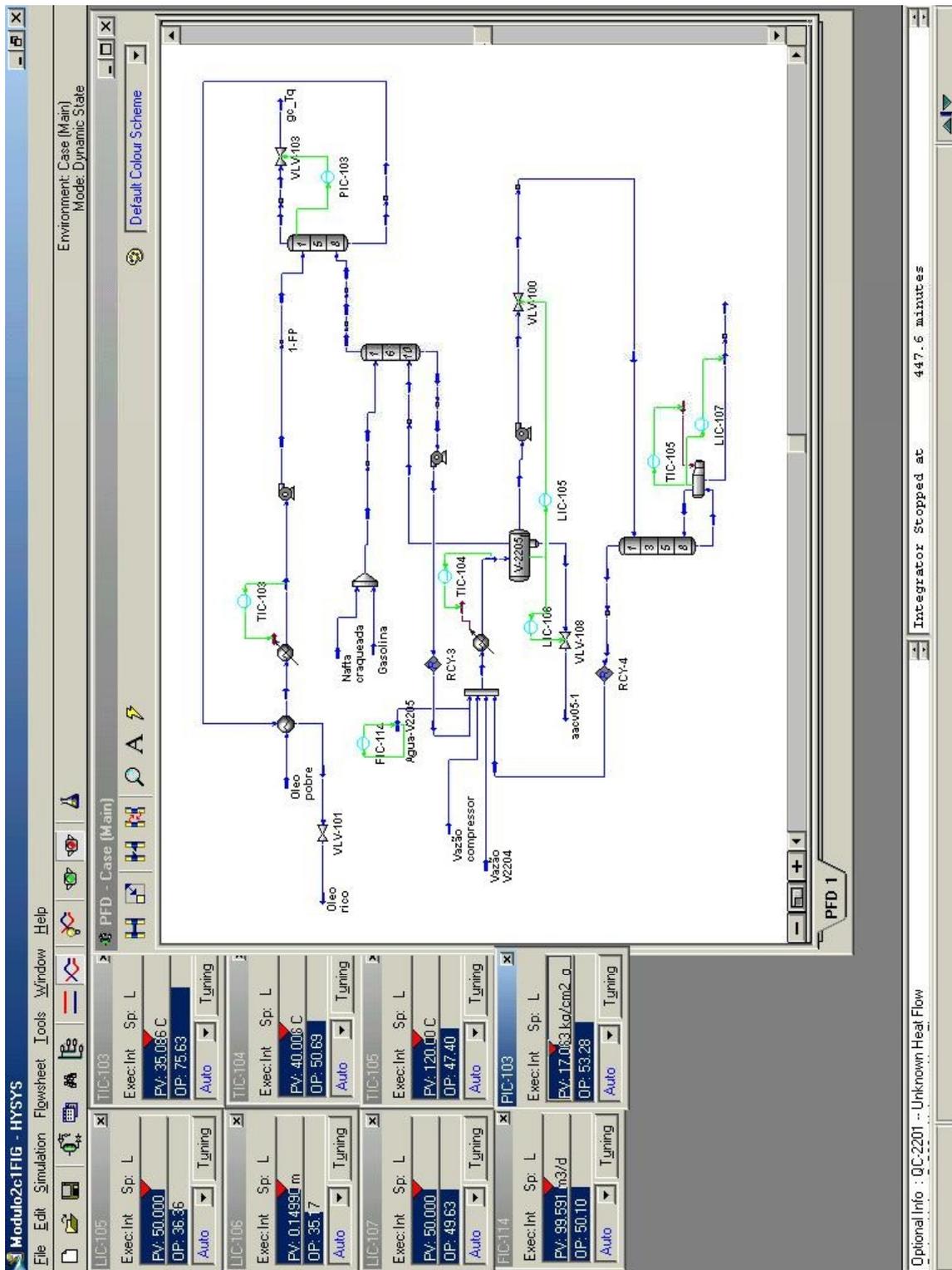


Figura 4.9 – Esquema de controle regulatório para o módulo 2

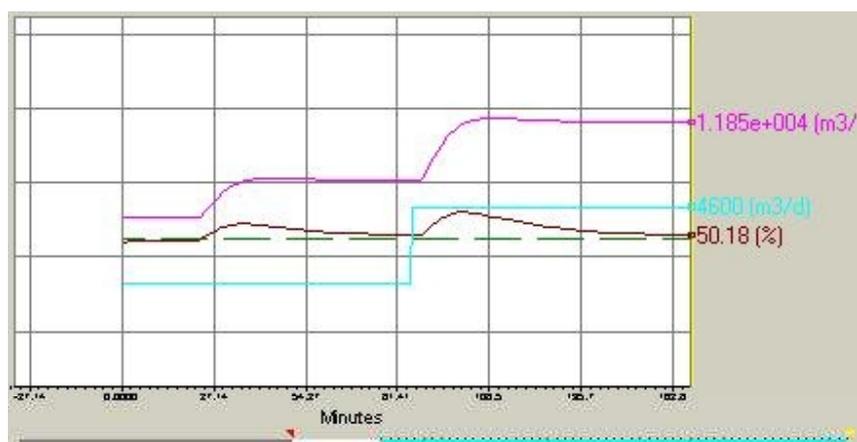
Foram então realizadas perturbações para testar a estabilidade e confiabilidade do modelo. As Figuras 4.10(a) e 4.10(b) mostram as variáveis que foram perturbadas e variáveis de interesse do módulo. Como já foi discutido, a principal variável de otimização do módulo de absorção é a perda de C3 no gás combustível. Para realizar este cálculo foi feita uma planilha para somar a fração mássica de C3 e C4 no gás combustível. As perturbações realizadas foram:

P1: aos 20 minutos de simulação foi feito um degrau na vazão de reciclo de gasolina de absorção que entra na absorvedora primária (Figura 7a). Observa-se que a perda de C3 diminui, conforme esperado. Na Figura 7b, observa-se que a vazão no fundo da deetanizadora aumenta e o nível do vaso de alta pressão sofre uma leve variação.

P2: aos 85 minutos foi feito um degrau na vazão de carga proveniente da descarga do segundo estágio do compressor (Figura 7b). Observa-se aumento da perda de C3 no gás combustível, aumento da vazão de retirada no fundo da deetanizadora e oscilação suave do nível do vaso de alta pressão.



(a)



(b)

— Reciclo gasolina    — Perda C3+    — Vazão fundo deetanizadora  
 - - - SP Nível do V2205    — Nível do V2205

Figura 4.10 – Simulação dinâmica para o módulo 2 (a) Perda de C3 no gás combustível e vazão de reciclo da gasolina e (b) nível do vaso de alta pressão, vazão proveniente do segundo estágio do compressor e vazão de retirada de fundo da deetanizadora

### Módulo 3

O equipamento principal do módulo 3 é a coluna debutanizadora. Os periféricos são: válvula de redução de pressão, pré-aquecedor de carga e separador de gasolina (separa a gasolina de fundo da debutanizadora em produto para tanque e reciclo para a absorvedora primária) . A Figura 4.11 mostra o fluxograma para o módulo 2.

Observando a Figura 4.11, pode-se identificar seguintes graus de liberdade:

- Vazão das correntes de entrada: vazão de GLP+gasolina proveniente da deetanizadora (módulo 2). Um grau de liberdade para o módulo.
- Vazão das correntes de retirada: gás combustível do vaso de topo da debutanizadora, GLP, gasolina para tanque e gasolina para reciclo. São 4 graus de liberdade.

- Correntes de energia: Condensador de topo da torre debutanizadora, refeedor da debutanizadora, resfriador de gasolina. Totalizando 3 graus de liberdade.

Os controladores são listados na Tabela 4.4. O controlador de temperatura de fundo da deetanizadora foi colocado diretamente na carga térmica do refeedor.

Tabela 4.4 – Lista de controladores para o módulo 3.

	<b>Controlador</b>	<b>Variável manipulada</b>	<b>Variável controlada</b>
1	LIC-108	Nível do vaso de topo	Vazão de GLP
2	LIC-109	Nível no fundo da coluna	Vazão de gasolina do fundo da coluna
3	FIC-114	Vazão de refluxo	Vazão de refluxo
4	TIC-106	Temperatura da carga	Térmica do pré-aquecedor de carga
5	TIC-107	Temperatura do vaso de topo da coluna	Carga térmica do condensador
6	TIC-108	Temperatura no fundo da coluna	Carga térmica do refeedor
7	PIC-105	Pressão no topo da torre	Válvula de gás do vaso de topo

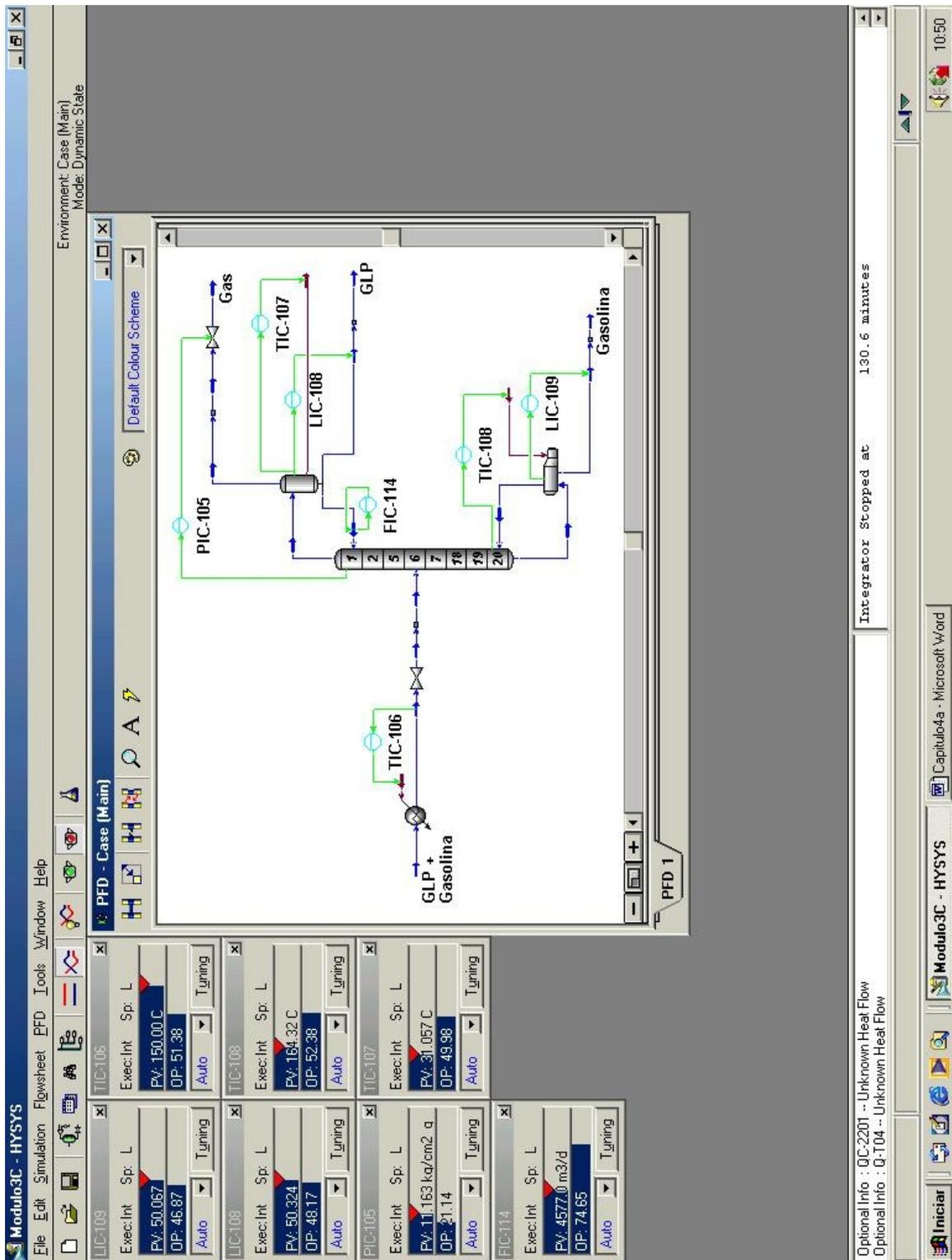


Figura 4.11 – Esquema de controle regulatório para o módulo 3

Para testar a estabilidade e confiabilidade do modelo, foram realizadas perturbações na vazão de carga do módulo (proveniente da deetanizadora), vazão de refluxo da debutanizadora e no set-point do controlador de temperatura de fundo da torre. As principais variáveis de processo analisadas durante as perturbações foram: o percentual de C5 no gás combustível, PVR da gasolina e nível do vaso de topo da coluna.

As perturbações foram:

P1: aos 20 minutos de simulação foi feito um degrau reduzindo o refluxo da coluna. Observa-se aumento da temperatura de topo e da fração de C5 no GLP enquanto a PVR é reduzida (Figura 10a). Tanto para a fração de C5 no topo quanto para a PVR observa-se um *overshoot* no momento da perturbação.

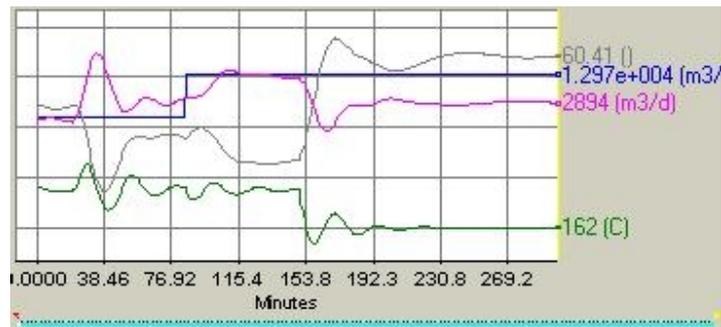
P2: Aos 80 minutos, foi feito um degrau positivo na vazão de carga da coluna. Verifica-se redução da PVR e aumento da fração de C5 no GLP. Neste caso, a temperatura de fundo e o refluxo da torre foram mantidos constantes.

P3: A última perturbação foi uma redução no set-point do controlador de temperatura de fundo da torre, aproximadamente aos 150 minutos (Figura 4.12b). Como já era esperado, verificou-se aumento da PVR e redução da fração de C5 no topo.

Na Figura 4.12, observa-se variações no nível do vaso de topo da coluna e na vazão de retirada de GLP.



(a)



(b)



(c)

- |  |  |  |
|--|--|--|
| <span style="color: blue;">—</span> Carga        | <span style="color: red;">—</span> Temperatura prato 3       | <span style="color: magenta;">—</span> Vazão GLP |
| <span style="color: gray;">—</span> PVR          | <span style="color: brown;">—</span> Refluxo                 | <span style="color: green;">—</span> Temp fundo  |
| <span style="color: purple;">—</span> C5+ no GLP | <span style="color: darkred;">—</span> Nível do vaso de topo |  |

Figura 4.12 – Simulação dinâmica para o módulo 3. (a) perturbação da na vazão de refluxo e carga (b) perturbação na temperatura de fundo e (c) variações no nível do vaso de topo e retirada de GLP.

#### 4.6 - Simulação da planta inteira

Para a simulação da planta inteira todos os módulos foram integrados. As adaptações na matriz de vazão e pressão foram feitas e o passo de integração foi reduzido para obter melhor precisão e estabilidade.

A Figura 4.13 mostra o processo completo com os controladores e a Figura 4.14 mostra o desempenho das malhas quando uma perturbação degrau de 5% é feita na vazão de alimentação da fracionadora principal.

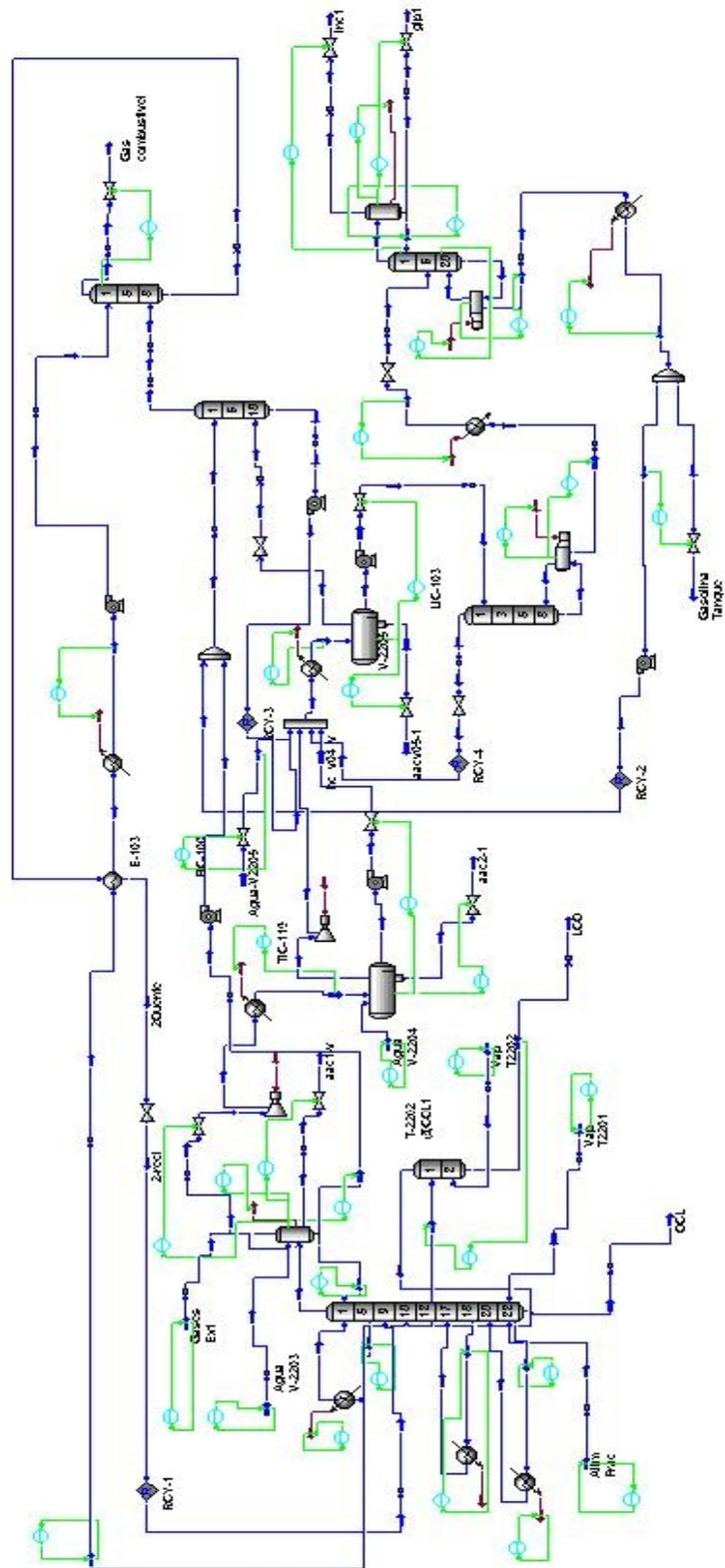


Figura 4.13 – Operação com os módulos integrados

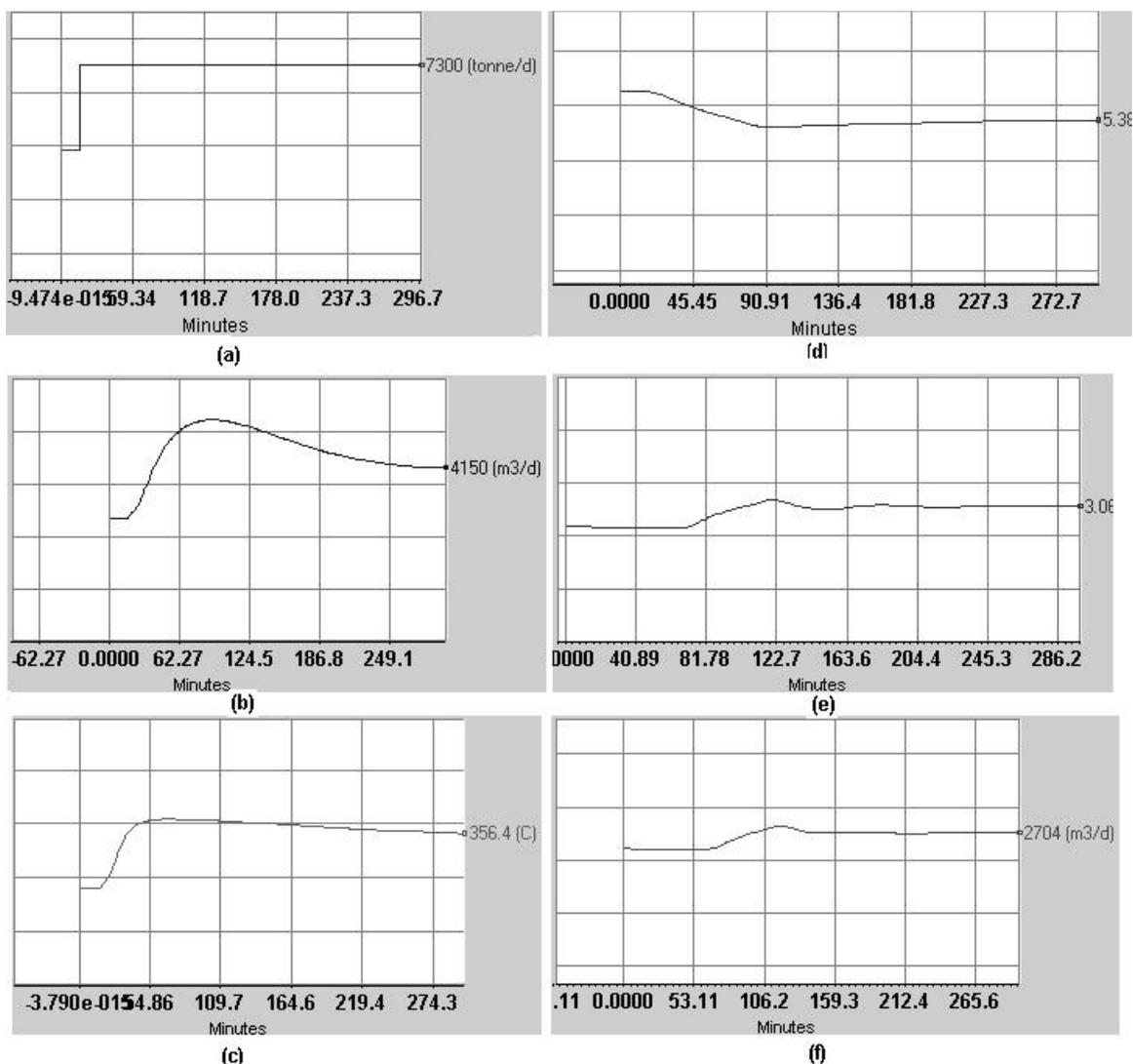


Figura 4.14 – (a) vazão de carga da fracionadora principal (b) vazão de nafta craqueada no vaso de topo da fracionadora (c) temperatura de fundo da fracionadora (d) perda de C3+ no gás combustível, em porcentagem em massa (e) Porcentagem de C5 no GLP (f) vazão de GLP.

Na Figura 4.14, nota-se que a vazão de nafta craqueada oscila em função do controle do nível do vaso de topo da fracionadora principal (Figura 4.14-b). A temperatura de fundo sobe (Figura 4.14-c) uma vez que ainda não foi colocado o controle de temperatura para ela, o que será feito no capítulo seguinte. A perda de C3+ no gás combustível cai, uma vez que a nafta craqueada atua como líquido de absorção (Figura 4.14-d). A porcentagem de C5+ e a vazão de GLP aumentam em

função do aumento da carga da torre (Figuras 4.14-e 4.14-f). Observa-se que na debutanizadora o efeito da perturbação é bastante amortecido em relação à perturbação na fracionadora.

#### 4.7 - Desacoplamento de Variáveis

Para sistema multivariáveis, uma etapa importante do projeto da estrutura de controle é a definição do pareamento adequado entre variáveis manipuladas e variáveis controladas. O objetivo é minimizar o efeito das interações entre as malhas. Uma das ferramentas mais conhecidas para esta finalidade é o *Relative Gain Array* – RGA. Esta técnica foi proposta por BRISTOL (1966) e é baseada nos ganhos em estado estacionário. Uma das vantagens do método é a simplicidade para interpretação dos resultados. A principal desvantagem é o fato de ser baseado em resultados em estado estacionário, ou seja, não considera as características da dinâmica do processo. Porém, com um modelo dinâmico confiável, é possível fazer avaliações sobre a dinâmica do processo: tempo de resposta entre as variáveis, tempo morto, resposta inversa e *overshoot*.

Supondo um processo com duas variáveis controladas ( $cv1$  e  $cv2$ ) e duas variáveis manipuladas ( $mv1$  e  $mv2$ ), os ganhos em estado estacionário são calculados fazendo-se uma variação em degrau nas variáveis manipuladas separadamente. Ou seja, varia-se  $mv1$  fazendo-se um degrau  $\Delta mv1$  enquanto  $mv2$  permanece constante. Dessa forma o ganho na variável controlada  $cv1$  tem a amplitude  $\Delta cv1$ . O ganho da variável  $cv1$  em relação a variável  $mv1$  ( $g_{11}$ ) pode ser expresso pela Equação 4.1:

$$g_{11}|_{mv2} = \frac{\Delta cv1}{\Delta mv1}|_{mv2} \quad (4.1)$$

Por outro lado, se a malha entre cv2 e mv2 for fechada, e neste caso for dado um degrau na variável manipulada mv1 mantendo cv2 constante, o cálculo do ganho para a variável cv1 pode ser descrito pela equação (4.2):

$$g_{11}|_{cv2} = \frac{\Delta cv1}{\Delta mv1}|_{cv2} \quad (4.2)$$

A relação entre os ganhos das Equações (4.1) e (4.2) é dado pela Equação (4.3):

$$\lambda_{11} = \frac{g_{11}|_{mv2}}{g_{11}|_{cv2}} \quad (4.3)$$

$\lambda_{11}$  é um número adimensional e é definido como ganho relativo entre a variável controlada cv1 e a variável manipulada mv1. A interpretação do ganho relativo é feita da seguinte forma:

- $\lambda_{ij} = 1 \Rightarrow$  Não há interação com outras malhas de controle
- $\lambda_{ij} = 0 \Rightarrow$  A variável manipulada i não afeta a variável controlada j
- $\lambda_{ij} = 0,5 \Rightarrow$  Existe um alto grau de interação. As outras malhas de controle possuem tanto efeito na variável controlada, j, quanto a variável manipulada ,i.
- $0,5 < \lambda_{ij} < 1 \Rightarrow$  Existe interação entre as malhas de controle. Contudo, é preferível o pareamento que tende a minimizar as interações.
- $\lambda_{ij} > 1 \Rightarrow$  A interação reduz o efeito do ganho da malha de controle. São necessários valores altos para o ganho do controlador.
- $\lambda_{ij} > 10 \Rightarrow$  O pareamento de variáveis com elementos de valores altos na matriz de ganho relativo são indesejáveis. Pode indicar um sistema sensível a pequenas variações de ganho e possíveis problemas na aplicação de técnicas de controle baseado em modelos.
- $\lambda_{ij} < 0 \Rightarrow$  Elementos negativos na matriz de ganho relativo devem ser vistos com cuidado. Elementos negativos fora das diagonais da matriz indicam que a malha vai mudar o sinal do ganho efetivo. Além disso, elementos negativos na diagonal podem indicar instabilidade integral, isto é, a malha

de controle é instável para qualquer controlador por realimentação (*feedback*).

A técnica de desacoplamento de variáveis foi utilizada na fracionadora principal. Nas simulações realizadas para verificar a estabilidade do modelo, foram avaliadas como variáveis de resposta a temperatura de topo. Porém o objetivo real é o controle do ponto final da nafta craqueada e destilação ASTM D85 do LCO. Neste item do trabalho, será feita uma análise usando RGA para verificar o pareamento adequado para o controle descentralizado dessas variáveis.

As variáveis que podem ser usadas como manipuladas e as variáveis que se deseja controlar são listadas na Tabela 4.5.

Tabela 4.5 – Variáveis controladas e manipuladas para a fracionadora.

Variável controlada	Possíveis manipuladas
Ponto final da nafta	Temperatura de topo da fracionadora
Ponto final do LCO	Vazão de retirada de LCO Temperatura do prato de retirada de LCO
GAP Nafta/LCO	Vazão de refluxo HCO
LCO/OCL	Vazão de refluxo de borra

Tabela 4.6 – RGA para as variáveis da fracionadora principal

	<b>Ttopo</b>	<b>Tfundo</b>	<b>VLCO</b>	<b>VRCI</b>
<b>DPF Nafta</b>	<b>0.1534</b>	-0.0281	0.3671	0.5076
<b>D85 LCO</b>	-0.5552	<b>0.3904</b>	0.4523	0.7125
<b>GAP nafta</b>	1.5256	-0.3771	<b>0.1851</b>	-0.3336
<b>Gap LCO</b>	-0.1239	1.0149	-0.0045	<b>0.1136</b>

Os números em negrito (diagonal da matriz) indicam o melhor pareamento das variáveis.

Verificado o desempenho das malhas de controle, o próximo passo é propor controladores preditivos para a fracionadora e para a debutanizadora. Para a fracionadora o controlador tem o objetivo de manter a especificação de ponto final da nafta craqueada e LCO. Para a debutanizadora o objetivo é manter a especificação do intemperismo do GLP e PVR da gasolina. Foi estabelecido o uso de controladores preditivos para estes pontos devido à importância de se manter os produtos dentro das especificações de mercado, porém otimizando-se a produção, ou seja, manter o produto próximo à restrição. Um controlador de temperatura será colocado em cascata com a vazão do RCT para manter a temperatura no topo. O mesmo procedimento será feito para o controle da temperatura de fundo em função da vazão de refluxo circulante de borra.

No próximo capítulo serão apresentados os testes para identificação dos modelos a serem utilizados pelos controladores preditivos. Além disso, será descrito o algoritmo de controle preditivo por matriz dinâmica, o DMC (*Dynamic Matrix Control*)

#### **4.8 – Conclusões**

Neste item do trabalho, foi feito um estudo sobre o controle de plantas inteiras. É uma área de estudo que vem crescendo nas últimas duas décadas. Porém, a maior dificuldade para o avanço desta área de pesquisa é obter a simulação dinâmica estável de diferentes processos. Em grande parte dos trabalhos isso vem sendo feito com simuladores comerciais, o que também foi feito aqui. Existem poucos casos estudo na literatura, e nenhum deles representando um processo validado com dados industriais.

Neste ponto, este trabalho vem contribuir trazendo para a literatura um novo estudo de caso para essa área de pesquisa. O simulador usado no trabalho é robusto, porém difícil de configurar os parâmetros para a transição da simulação em estado estacionário para o modo dinâmico.

Além disso, foi feito um estudo tradicional de desacoplamento de variáveis utilizando RGA para a escolha das variáveis manipuladas para o controle preditivo da fracionadora principal, a ser desenvolvido no Capítulo 5.

## **CAPÍTULO 5**

# **5. IDENTIFICAÇÃO DO PROCESSO E CONTROLE PREDITIVO**

### **5.1. Introdução**

Neste capítulo do trabalho, o objetivo é propor controladores preditivos para manter a qualidade dos produtos principais: ponto final de nafta craqueada, ponto final do LCO, intemperismo do GLP e PVR da gasolina. Os controladores preditivos baseados em modelos ajudam a obter rendimento máximo do processo, uma vez que permite trabalhar próximo às restrições, porém sem violar os limites de especificação dos produtos.

Em geral, os trabalhos de controle de plantas inteiras existentes na literatura abordam somente o controle regulatório com malhas PID, o que foi feito no capítulo anterior. Nesse trabalho o objetivo é propor também o controle preditivo, o que já é uma realidade nas refinarias de petróleo.

Para a implementação do controle preditivo baseado em modelos (MPC), o procedimento pode ser resumido em três passos:

1. Obter um modelo dinâmico estável para o processo (já realizado no item anterior)
2. Propor variações nas variáveis manipuladas que permitam obter um modelo de controle preditivo. Este passo é denominado identificação de processos e será tratado neste capítulo.
3. Implementar os modelos obtidos no item 2 e propor perturbações para verificar o desempenho do modelo proposto.

Identificar o processo é levantar o modelo do mesmo. O modelo do processo é a relação numérica, quantitativa ou matemática, entre suas entradas e suas saídas. Os modelos matemáticos podem ser de dois tipos principais:

- modelos teóricos: são obtidos por equações algébricas ou diferenciais, cuja solução fornece o comportamento dinâmico ou em estado estacionário do sistema;
- modelos empíricos: obtidos através da análise de dados gerados a partir de testes de perturbação em um sistema (planta industrial ou simulação). Essa experimentação envolve a alteração de algumas entradas e exame do comportamento das saídas do sistema.

Para elaboração de um modelo que possa ser usado no controle preditivo, a identificação de processos se refere ao levantamento e tratamento de dados por técnicas estatísticas específicas, visando a obter um modelo empírico do sistema.

A revisão bibliográfica e a metodologia de identificação de processos multivariáveis são apresentadas no próximo item.

## **5.2 – Identificação de processos**

### **5.2.1 – Metodologia para identificação de processos**

Os controladores preditivos baseados em modelos utilizam algoritmos que permitem calcular as tendências futuras para as variáveis controladas. O termo identificação de processos é usado para o levantamento das curvas que definem o comportamento entre variáveis controladas e manipuladas. Cada planta tem suas respostas características, uma vez que os parâmetros calculados para o modelo são obtidos com base na dinâmica do processo e, por isso, são inerentes a cada equipamento. Em colunas de destilação, a dinâmica do processo e, portanto, os parâmetros do modelo, vão depender do inventário da coluna, por exemplo, número de pratos e *hold-up* de líquido. Dessa forma, colunas de destilação que

possuem a mesma função (por exemplo, coluna debutanizadora) têm curvas de identificação distintas. O levantamento das curvas de resposta pode ser entendido como a identidade da planta.

Um sistema é caracterizado a partir de entradas e saídas. As entradas ( $u$ ) são variáveis de processo que podem ser alteradas e, uma vez que têm seus valores modificados afetam nas variáveis que são monitoradas, ou variáveis de saída ( $y$ ). Por exemplo, em uma torre de destilação, se a vazão de refluxo é modificada, e todas as outras variáveis são mantidas constantes, então haverá uma alteração na qualidade e na vazão dos produtos. Neste caso, a vazão de refluxo é uma variável de entrada e a qualidade do produto é uma variável de saída. Além da vazão de refluxo, a vazão de carga e temperatura de controle também são exemplos de variáveis de entrada, enquanto a composição e a vazão de cada produto são variáveis de saída. A Figura 5.1 representa um processo geral com  $i$  variáveis de entrada e  $j$  respostas.



Figura 5.1 – Representação esquemática de um processo químico em relação a entradas ( $u$ ) e saídas ( $y$ )

Em controle de processos, a dinâmica de um sistema pode ser representada a partir de uma equação de primeira ordem com atraso (Equação 5.1).

$$\tau \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = K_p u(t) \quad (5.1)$$

Na prática, para verificar se o comportamento de um conjunto de variáveis tem dinâmica de primeira ordem, basta fazer um degrau na variável manipulada e monitorar o comportamento da variável que se deseja controlar (variável de saída). Sistemas com dinâmica de primeira ordem têm o comportamento descrito

na Figura 5.2. A Figura 5.2 (SEBORG ET AL, 1989) representa um degrau na variável de entrada e a resposta obtida na variável resposta.

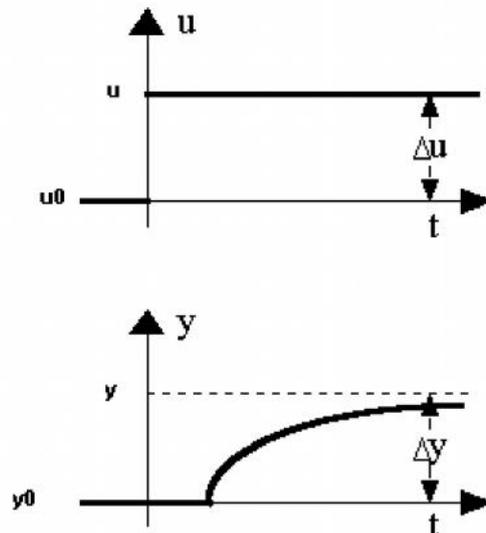


Figura 5.2 – Representação de uma perturbação degrau na variável de entrada e resposta de um sistema de primeira ordem

As curvas de resposta geradas a partir dos degraus nas variáveis de entrada são fundamentais para construir algoritmos de controle preditivo baseado em modelos, uma vez que essas curvas são utilizadas para fazer a previsão dos valores futuros para as variáveis de saída.

Uma definição importante para controle é o ganho do processo. Para uma variação na variável de entrada,  $\Delta u$ , a variável controlada tem uma variação  $\Delta y$ . A razão entre  $\Delta y$  e  $\Delta u$  é denominada ganho do processo (Equação 5.2).

$$K_p = \frac{\Delta y}{\Delta u} \quad (5.2)$$

O degrau dado na variável de entrada deve ser suficiente para provocar variações que possam ser medidas nas variáveis controladas. Ou seja, os degraus não podem ser tão pequenos de forma que as variáveis de saída não tenham efeito que possa ser medido, principalmente quando as perturbações são feitas na

planta real, onde as variáveis estão sujeitas a ruídos. Também os degraus não podem ser tão grandes de forma a desestabilizar o processo.

Uma outra definição importante é a de resposta ao degrau unitário, que significa quanto varia uma variável controlada para cada unidade de variação de uma variável manipulada.

Conforme pode ser observado na Figura 5.2, a variável de saída varia gradualmente até atingir o valor final. Existem duas constantes de tempo associadas com a curva da variável-resposta: o tempo morto e o tempo de primeira ordem. O tempo morto ( $t_d$ ) é o tempo que leva para o processo começar a responder à variação em degrau. O tempo de primeira ordem é o tempo que o processo demora, uma vez iniciada a variação, para chegar aos 63% da variação total final. A Figura 5.3 mostra como o tempo morto e o tempo de primeira ordem podem ser medidos graficamente.

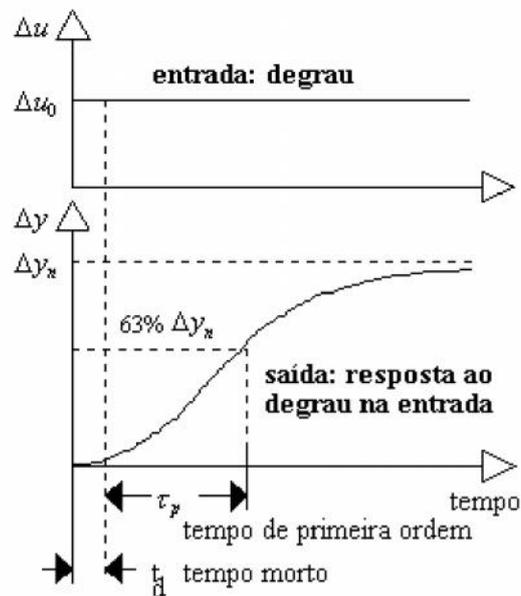


Figura 5.3 – Representação do tempo morto e constante de tempo de primeira ordem

Para identificar a unidade adequadamente, existem técnicas que auxiliam no

planejamento dos degraus a serem realizados com a finalidade de se obter as curvas de identificação. O método mais comum consiste em se alterar as variáveis livres (de entrada) com o padrão de degrau, registrando-se as variáveis dependentes (de saída) e tendo em vista a obtenção da curva de resposta frente ao degrau unitário.

As técnicas de identificação de processos permitem construir modelos matemáticos a partir de dados obtidos por perturbações no processo real ou por simulações. A identificação é uma etapa importante no projeto de um controlador, uma vez que o uso de um modelo inadequado compromete seu desempenho.

Os algoritmos de identificação ajustam parâmetros até que os resultados se aproximem dos resultados reais. Embora existam aplicações anteriores de identificação - por exemplo, o teste degrau popularizado por ZIEGLER E NICHOLS (1942) - as bases para a identificação de Sistemas foram lançadas na década de 60, com Método da Máxima Verossimilhança, aplicado para a estimação de parâmetros de modelos ARMAX, levando mais tarde ao Método do Erro da Predição (PEM), o que viria a dar origem, nos anos 90, aos métodos de identificação por subespaços de estado.

Os testes de identificação podem ser conduzidos com cada par de variáveis controladas/manipuladas individualmente (SISO – *single input single output*) ou através de testes multivariáveis (MIMO – *multiple input multiple output*). A vantagem no uso de identificação SISO é a simplicidade para observar visualmente o comportamento de cada par de variáveis de forma isolada. No entanto, um conjunto de identificações SISO não garante que um modelo multivariável composto a partir da sua soma tenha bom desempenho. Outro importante aspecto é o tempo gasto em identificações SISO em processos de grande porte. A identificação de uma planta industrial com este procedimento pode levar muitas horas ou dias, acarretando grandes custos.

ALSOP E FERRER (2004) apresentam a implementação industrial de um controlador preditivo para uma torre fracionadora propano/propeno. Os modelos

foram determinados via simulação dinâmica com o simulador comercial Hysys.plant.

Em um processo multivariável, se as variáveis não tiverem correlação alguma entre si, a não ser cada par de entradas e saídas, testes monovariáveis podem ser aplicados, sabendo-se de antemão que cada manipulada afetaria apenas uma controlada. No caso de processos nos quais as variáveis são muito correlacionadas, os testes realizados isoladamente uns dos outros deixarão escapar influências importantes para o modelo do processo. Esta importância aumenta, na medida em que a ausência de algumas influências no modelo pode retirar estabilidade do controlador. Dessa forma, a principal questão sobre o emprego de identificação multivariável está relacionada com a incerteza se um determinado experimento consegue ou não trazer informação suficiente para que todos os modelos sejam determinados.

Existem diferentes metodologias para o planejamento de uma seqüência de movimentos nas variáveis manipuladas através do uso de sinais. As características destes sinais devem ser estabelecidas levando-se em conta uma série de critérios. Um sinal de perturbação para identificação de um sistema linear deve ter duas características: ser pequeno o suficiente para minimizar distorções não-lineares e grandes o suficiente para minimizar os efeitos do ruído.

Outra característica desejável deste sinal é ser facilmente aplicável no processo. Há muitas teorias sobre diferentes modos de excitação da entrada do sistema. A idéia é de excitar o sistema com sinal de entrada que permita melhor identificá-lo. A escolha de uma metodologia de identificação depende do tipo de sistema envolvido.

Um modo de excitação muito utilizado é o PRBS - seqüência binária pseudo-randômica. Trata-se de um sinal com espectro largo, próximo do ruído branco, que permite cobrir a faixa de freqüências de muitos processos. Nesse trabalho será usado o PRBS em dois níveis: nível inferior (-) e nível superior (+).

Os dois sinais diferentes são úteis para o caso de sistemas em que dupla excitação simultânea deve ser feita. A duração de cada pulso que compõe a seqüência depende de uma análise do tempo de resposta do sistema. A Figura 5.4 (a) mostra a resposta de um sistema de primeira ordem, enquanto a Figura 5.4 (b) mostra uma seqüência de sete experimentos aplicando PRBS. A duração de cada pulso corresponde a um quarto da constante de tempo do sistema.

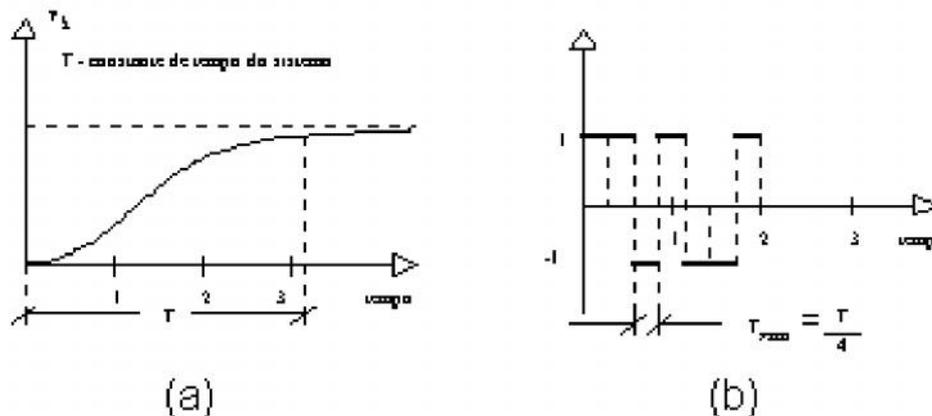


Figura 5.4 – (a) resposta de um sistema de primeira ordem; (b) planejamento de um teste de identificação com variações PRBS para a variável de entrada

Sinais determinísticos tipo PRBS são fáceis de serem gerados e programados em sistemas digitais de controle. Os sinais podem ser gerados de forma a ter correlação cruzada próxima de zero, o que garante que os vetores são independentes (ortogonais), o que é uma condição necessária para se identificar adequadamente os efeitos de cada um dos sinais nas controladas. É recomendado o uso de um sinal de máxima duração (com  $2^n - 1$  chaveamentos). Existem outros sinais com características semelhantes, como Hadamard, GBS ou somas de senóides (LJUNG, 1994)

No caso do uso de simuladores, que é o caso deste trabalho, a seqüência de sinais pode ser programada para ser feito automaticamente pelo simulador. No caso do Hysys.plant, a ferramenta que permite essa programação é o 'Event Scheduler'.

A duração total de um experimento de identificação executado em uma planta industrial é definida com base na viabilidade da planta que está sendo estudada. Um experimento maior fornece mais dados para identificação, melhorando a estimativa dos parâmetros; por outro lado, ele permite a inclusão de distúrbios que terão maior possibilidade de se manifestar com um tempo maior, gerando não-linearidades, além do fato de que qualquer experimento tem custo, por obrigatoriamente não se conseguir operar próximo dos limites durante este teste. Na prática, a duração de um experimento é tão grande quanto necessário para ser suficientemente informativa, dentro do menor tempo possível.

Um outro ponto importante quanto ao experimento é prever uma determinada quantidade de dados a mais para se poder realizar validação cruzada (validar o modelo com dados não usados para a identificação). Idealmente, é interessante conseguir uma quantidade de dados igual àquela usada para identificação, e isso pode ser conseguido simplesmente com uma seqüência PRBS de idêntico tamanho e subseqüente à primeira.

Um conjunto possível de critérios para definir os sinais PRBS é dado por:

$$T \geq 2N_u T_s$$

$$T_{sw} = \left(\frac{1}{10} \dots 1\right) \tau_{dom}$$

$$T_{sw} \leq \frac{2.78 \tau_{dom}^L}{\alpha_s}$$

$$N_s = 2^n - 1 \geq \frac{2\pi\beta_s \tau_{dom}^H}{T_{sw}}$$

Onde:

- $T$  - Tempo total do experimento
- $T_s$  - Tempo de estabilização
- $N_u$  - Número de entradas
- $T_{sw}$  - Tempo entre possíveis chaveamentos
- $\tau_{dok}^L$  - Constante de tempo dominante, estimativa mínima

- $\tau_{\text{dom}}^H$  - Constante de tempo dominante, estimativa máxima
- $n$  - ordem do PRBS
- $N_s$  - número de chaveamentos do PRBS

Neste trabalho, a identificação do processo foi feita utilizando a rotina *iddata* do conjunto de ferramentas (*toolbox*) *identification* do software MATLAB. Após aplicação dos degraus gerados com a metodologia de aplicação dos sinais, o resultado obtido é uma grande quantidade de dados que serão usados em uma próxima etapa, que são metodologias adequadas para levantamento das curvas do modelo a partir destes dados.

### 5.2.2 – Cálculo dos coeficientes do modelo

Os métodos PEM (*Prediction-Error Identification Methods*) baseiam-se na idéia de que um modelo pode ser avaliado pelo grau de afastamento dos valores observados contra os valores preditos. Dada uma determinada estrutura de modelo, o melhor conjunto de parâmetros será aquele que vai minimizar este erro de predição. A questão principal é como definir um critério para a minimização do erro. Normalmente, aplica-se um filtro estável linear ao erro da predição (definido como a diferença entre os valores observados e os valores da predição) e usa-se um critério como o de mínimos quadrados para minimizar a somatória destes valores com o objetivo de se encontrar o conjunto de parâmetros do modelo que satisfaça esta condição.

Os métodos de subespaços assumem que um sistema pode ser sempre descrito na forma de um modelo em espaços de estados e que este modelo pode ser estimado utilizando-se técnicas de mínimos quadrados. Existe uma série de variantes para estes métodos, que têm como principal vantagem a facilidade computacional.

A estrutura FIR, não paramétrica, é a base para muitos *softwares* de identificação. Esta classe de modelos tem problemas para uso em processos com dinâmica

lenta, que exigem muitos parâmetros e causam erro de variância grande. Ao mesmo tempo, pode ocorrer erro de *bias* devido ao truncamento.

Modelos paramétricos do tipo ARX e ARMAX são compactos, pelo que são preferíveis frente à estrutura FIR. Já entre os dois, a complexidade para cálculo de um modelo ARMAX multivariável é muito maior que a necessária para calcular um modelo ARX. A forma de cálculo iterativa do ARMAX leva, por vezes, a problemas de mínimos locais e de convergência, pelo que o ARX é preferível, em geral.

Serão envolvidos os termos das séries no tempo das variáveis de entrada e saída:

(...  $u_{k-3}$ ,  $u_{k-2}$ ,  $u_{k-1}$ ,  $u_k$ ) - série no tempo da variável de entrada

(...  $y_{k-3}$ ,  $y_{k-2}$ ,  $y_{k-1}$ ,  $y_k$ ) - série no tempo da variável de saída

Supondo inicialmente um sistema mono-variável, as expressões para os modelos são dadas por:

### 1. Modelo AR:

$$y_k + a_1 \cdot y_{k-1} + a_2 \cdot y_{k-2} + \dots + a_{n_a} \cdot y_{k-n_a} = e_k \quad (5.3)$$

Para o modelo AR aparece apenas a variável de saída -  $y_k$ . Foi feita regressão dessa variável em vários instantes de tempo. Ou seja, foi feita regressão linear dos termos da série temporal da variável de saída, motivo pelo qual esse modelo é dito modelo de auto-regressão (AR).

Observar a existência de um termo  $e_k$ , uma espécie de erro obtido ao se assumir que pode ser feita regressão linear dos termos da série temporal de  $y_k$ . Este erro está associado à possibilidade de se compor um sinal temporal a partir de um ruído branco e que é uma medida das perturbações não medidas para o processo.

### 2. modelo ARX:

$$y_k + a_1 \cdot y_{k-1} + a_2 \cdot y_{k-2} + \dots + a_{n_a} \cdot y_{k-n_a} = b_1 \cdot u_{k-n_k} + b_2 \cdot u_{k-n_k-1} + b_3 \cdot u_{k-n_k-2} + \dots + b_{n_b} \cdot u_{k-n_k+1-n_b} + e_k \quad (5.4)$$

Neste caso, aparecem tanto a variável de saída -  $y_k$  - com a variável de entrada -  $u_k$ . Foi feita a regressão linear da variável de saída  $y_k$ , motivo pelo qual também este modelo é denominado auto-regressivo. Também foi feita regressão linear na variável de entrada. Essa variável é denominada exógena, motivo pelo qual o modelo acima é conhecido como modelo auto-regressivo com auto-regressão também na variável exógena (ARX). Observar também aqui o termo do erro  $e_k$  e a presença de um tempo morto ( $n_k$ ) no caso da variável exógena.

### 3. modelo ARMAX:

$$y_k + a_1 \cdot y_{k-1} + a_2 \cdot y_{k-2} + \dots + a_{n_a} \cdot y_{k-n_a} = b_1 \cdot u_{k-n_k} + b_2 \cdot u_{k-n_k-1} + b_3 \cdot u_{k-n_k-2} + \dots + b_{n_b} \cdot u_{k-n_k+1-n_b} + e_k + c_1 \cdot e_{k-1} + c_2 \cdot e_{k-2} + \dots + c_{n_c} \cdot e_{k-n_c} \quad (5.5)$$

Este caso é muito parecido com o ARX: auto-regressão para variável de entrada e de saída. Aqui, entretanto, foi feita regressão linear também para a série temporal dos erros. O propósito desse artifício é o de melhorar a correlação entre  $y_k$  e  $u_k$ , tentando-se incluir interferência de perturbações ( $d_k$ ) na modelagem, através da série de  $e_k$ . Foi feita a auto-regressão na variável de saída, na exógena e ainda se fez uma média móvel do erro da regressão ARX. Esse termo média móvel (moving average) motiva o nome deste terceiro método: ARMAX.

Para os modelos lineares, é comum representar os coeficientes  $a_j$  e  $b_j$  através de polinômios. Isso está de acordo com propriedade da transformada Z. Interessa principalmente por simplificar a notação. Desse modo, pode-se representar os modelos anteriores através das seguintes notações simplificadas:

$$y_k + a_1 \cdot y_{k-1} + a_2 \cdot y_{k-2} + \dots + a_{n_a} \cdot y_{k-n_a} = y_k \cdot (1 + a_1 \cdot z^{-1} + a_2 \cdot z^{-2} + \dots + a_{n_a} \cdot z^{-n_a}) = y_k \cdot A(z^{-1})$$

$$b_1.u_{k-n_k} + b_2.u_{k-n_k-1} + \dots + b_{n_b}.u_{k+1-n_k-n_b} = u_{k-n_k}.(b_1 + b_2.z^{-1} + b_3.z^{-2} + \dots + b_{n_b}.z^{-n_b+1}) = u_{k-n_k}.B(z^{-1})$$

$$e_k + c_1.e_{k-1} + c_2.e_{k-2} + \dots + c_{n_c}.e_{k-n_c} = e_k.(1 + c_1.z^{-1} + c_2.z^{-2} + \dots + c_{n_c}.z^{-n_c}) = e_k.C(z^{-1}) \quad (5.6)$$

Esta notação é interpretada da seguinte forma:  $z^{-1}$  significa voltar um instante de tempo atrás, ou seja,  $y_k.z^{-1}$  é o mesmo que  $y_{k-1}$ .

Os três modelos de regressão ficam escritos de modo mais compacto:

$$\text{AR:} \quad y_k.A(z^{-1}) = e_k \quad (5.7)$$

$$\text{ARX:} \quad y_k.A(z^{-1}) = u_{k-n_k}.B(z^{-1}) + e_k \quad (5.8)$$

$$\text{ARMAX:} \quad y_k.A(z^{-1}) = u_{k-n_k}.B(z^{-1}) + e_k.C(z^{-1}) \quad (5.9)$$

Outros modelos foram propostos para identificação, todos eles incluindo novos polinômios (como no modelo ARMAX) que também são artifícios matemáticos para tentar melhorar o ajuste de dados.

Todos esses modelos envolvem os coeficientes dos polinômios como parâmetros, sendo chamados modelos paramétricos. Um caso particular é o modelo denominado FIR. O modelo FIR é da forma:

$$y_k = u_{k-n_k}.B(z^{-1}) + e_k \quad (5.10)$$

Este método não envolve o polinômio  $A(z^{-1})$ . Apesar de envolver os coeficientes do polinômio  $B(z^{-1})$ , a literatura se refere a tal caso como modelo não paramétrico.

### **Estimativa dos parâmetros:**

Resolver o problema formulado por qualquer dos modelos citados significa pesquisar o valor dos parâmetros que minimize erro de ajuste de dados. Como seria de se esperar, o critério é o de minimizar a soma dos quadrados dos erros do ajuste, método de mínimos quadrados.

As expressões para os diversos modelos foram escritas de modo simplificado. Os textos sobre identificação empregam tratamento matemático que resultam na forma de erro de ajuste a ser minimizado. Aqui apenas será apresentado o resultado final aplicado aos três modelos de maior interesse: os modelos lineares AR, ARX e ARMAX. A formulação matemática para estes métodos será brevemente descrita. São métodos amplamente discutidos na literatura, maiores detalhes podem ser encontrados em LJUNG (1994).

O erro de ajuste relaciona-se com o valor atual do erro  $e_k$  para cada instante de ajuste dos dados, ou seja,  $k=1, 2, \dots, n$  e é dado pela somatória:

$$V(\Theta) = \sum_{k=1}^n e_k^2 \quad (5.11)$$

Nessa expressão está a variável  $\Theta$ , nome padronizado na área de identificação de processos. Essa variável engloba os parâmetros  $a_i, b_i, c_i \dots$  do polinômio envolvidos no modelo. Assim:

$$\text{Modelo AR: } \Theta = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{n_a}]^T \quad (5.12)$$

$$\text{Modelo ARX: } \Theta = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{n_a} \ b_1 \ b_2 \ \dots \ b_{n_b}]^T \quad (5.13)$$

$$\text{Modelo ARMAX: } \Theta = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{n_a} \ b_1 \ b_2 \ \dots \ b_{n_b} \ c_1 \ c_2 \ \dots \ c_{n_c}]^T \quad (5.14)$$

O vetor com as saídas do processo é definido por:

Modelo AR:

$$\underline{\varphi}^T(k) = [-y_{k-1} \ -y_{k-2} \ \dots \ -y_{k-n_a}] \quad (5.15)$$

Modelo ARX:

$$\underline{\varphi}^T(k) = \left[ -y_{k-1} \quad -y_{k-2} \quad \cdots \quad -y_{k-n_a} \quad u_{k-1} \quad u_{k-2} \quad \cdots \quad u_{k-n_b} \right] \quad (5.16)$$

Modelo ARMAX:

$$\underline{\varphi}^T(k, \Theta) = \left[ -y_{k-1} \quad -y_{k-2} \quad \cdots \quad -y_{k-n_a} \quad u_{k-1} \quad u_{k-2} \quad \cdots \quad u_{k-n_b} \quad e_{k-1} \quad e_{k-2} \quad \cdots \quad e_{k-n_c} \right] \quad (5.17)$$

Todos os modelos podem ser escritos de modo geral como:

$$y_k = \underline{\varphi}^T \cdot \Theta + e_k \quad \text{ou} \quad e_k = y_k - \underline{\varphi}^T \cdot \Theta \quad (5.18)$$

É interessante observar que nos dois primeiros modelos, o vetor  $\underline{\varphi}$  não depende de  $\Theta$ . Entretanto, para o modelo ARMAX, estando envolvida a série histórica de erros, o vetor  $\underline{\varphi}$  depende também de  $\Theta$ .

Isso significa que, para os modelos AR e ARX, a determinação de  $\Theta$  é direta. A aplicação das condições de mínimo para  $V(\Theta)$  leva a um sistema de equações que pode ser resolvido diretamente:

$$\frac{\partial V}{\partial \theta_1} = \frac{\partial V}{\partial \theta_2} = \cdots = 0 \Rightarrow \text{sistema de equações lineares}$$

Em última análise, montam-se as matrizes de dados para o método de mínimos quadrados e, sendo o problema linear, a resolução é direta.

No modelo ARMAX o procedimento é diferente. A montagem das matrizes de dados envolve valores passados do erro  $e_{k-j}$ . Estes valores, por sua vez, dependem dos parâmetros do modelo, que estão sendo estimados. A regressão é não-linear e a pesquisa dos valores para  $\Theta$  é iterativa, envolvendo métodos de pesquisa numérica para a determinação de mínimo de função erro.

Depois dessa breve revisão dos métodos de regressão para levantamento das curvas de resposta, no próximo item, a metodologia será aplicada ao processo estudado. Os testes de identificação são feitos no Hysys.plant, e os resultados são avaliados utilizando-se o software Matlab.

### 5.3 Identificação dos modelos para aplicação em controle preditivo

Para o processo estudado, existem duas alternativas para implementação do controlador preditivo: propor um controlador abrangendo todos os itens (fracionadora e debutanizadora) ou propor dois controladores sendo um para as variáveis da fracionadora e outro para as variáveis da debutanizadora. A segunda opção foi escolhida, uma vez que um único controlador poderia gerar modelos com constante de tempo com ordem de grandeza diferente, causando instabilidade na simulação.

#### 5.3.1 - Fracionadora

O software MATLAB inclui uma série de bibliotecas (*toolbox*) para cálculos de engenharia. Uma dessas bibliotecas refere-se a identificação de sistemas.

O primeiro passo é a geração de sinais para proceder com a movimentação nos *set-points* dos controladores das variáveis manipuladas e gerar os dados para identificação. Para gerar os sinais pelo modelo PRBS foi utilizada a rotina *idinput* do Matlab (*Matlab help guide*). O comando tem a forma:

$$u = idinput(N,type,band,levels)$$

onde:

*N*: define o tempo total do teste em função do período mínimo entre duas movimentações consecutivas e o número total de pontos coletados – se o

*intervalo entre os dados coletados for de 1 minuto, então o número de pontos corresponde ao tempo total*

*Type: tipo de geração de sinais (RGS, RBS, PRBS, senoidal)*

*Band: frequência mínima para o sinal*

*Levels: nível máximo e nível mínimo*

Para a fracionadora, conforme discutido no Capítulo 4, a primeira tentativa foi a identificação de modelos para quatro entradas e 4 saídas. Após os resultados da identificação multivariável, a análise dos dados define se todas as variáveis serão usadas. A princípio não se sabe se serão encontrados modelos para todas elas. Caso todos os modelos sejam obtidos, pode-se utilizar um controlador preditivo multivariável contendo todos os modelos ou usar o desacoplamento de variáveis (capítulo 4).

<b>Variáveis de entrada</b>	<b>Variáveis de saída</b>
u1: Temperatura de topo (°C)	y1: Ponto final da nafta craqueada (°C)
u2: Temperatura de topo (°C)	y2: Ponto final do LCO (°C)
u3: Vazão de LCO (t/d)	y3: GAP nafta/LCO
u4: Vazão de RCI (m <sup>3</sup> /d)	y4: GAP LCO/OCL

Variáveis de entrada: 4

Variáveis de saída: 4

Tempo de coleta de dados: 1 minuto

Tempo mínimo entre os possíveis chaveamentos: 30 min

Número máximo de dados coletados: 900

Os dados serão usados da seguinte forma: 2/3 (600 minutos) para determinação do modelo e 1/3 (300 minutos) para validação.

A Figura 5.5 mostra o planejamento gerado para a identificação:

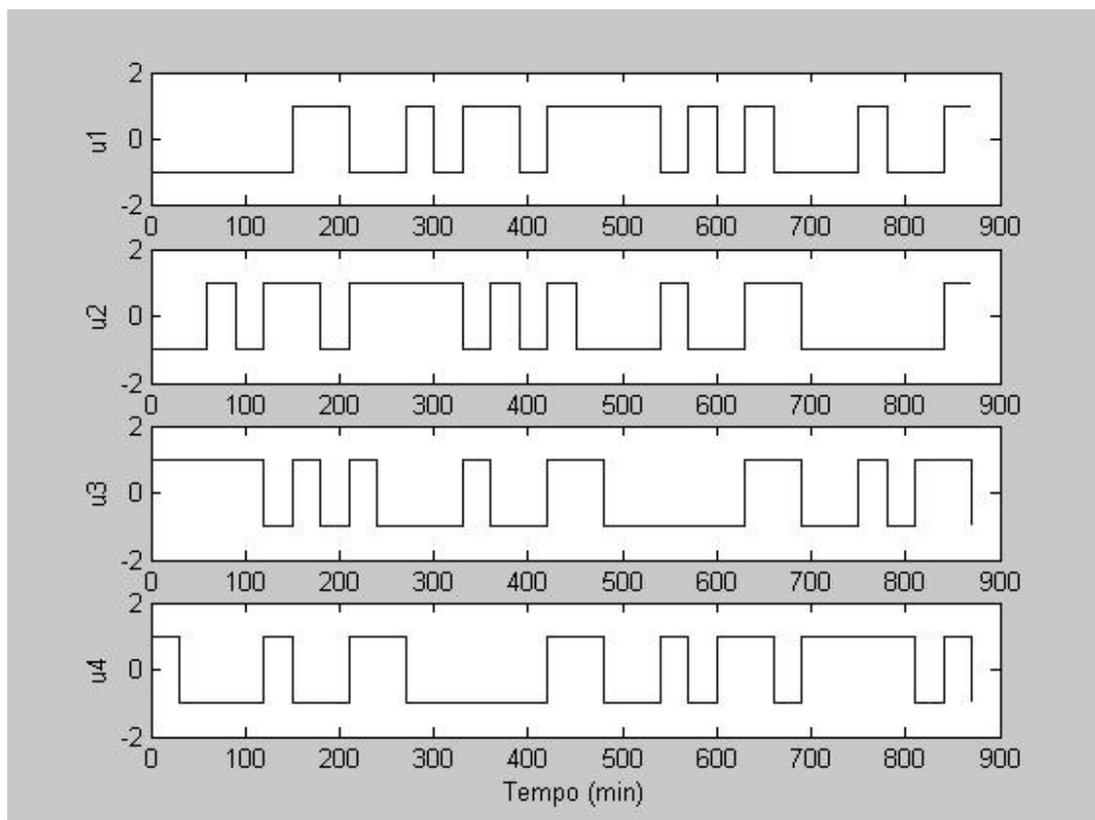


Figura 5.5 – Planejamento gerado para a identificação da fracionadora

As saídas do processo para os 900 minutos de simulação são mostradas na Figura 5.6

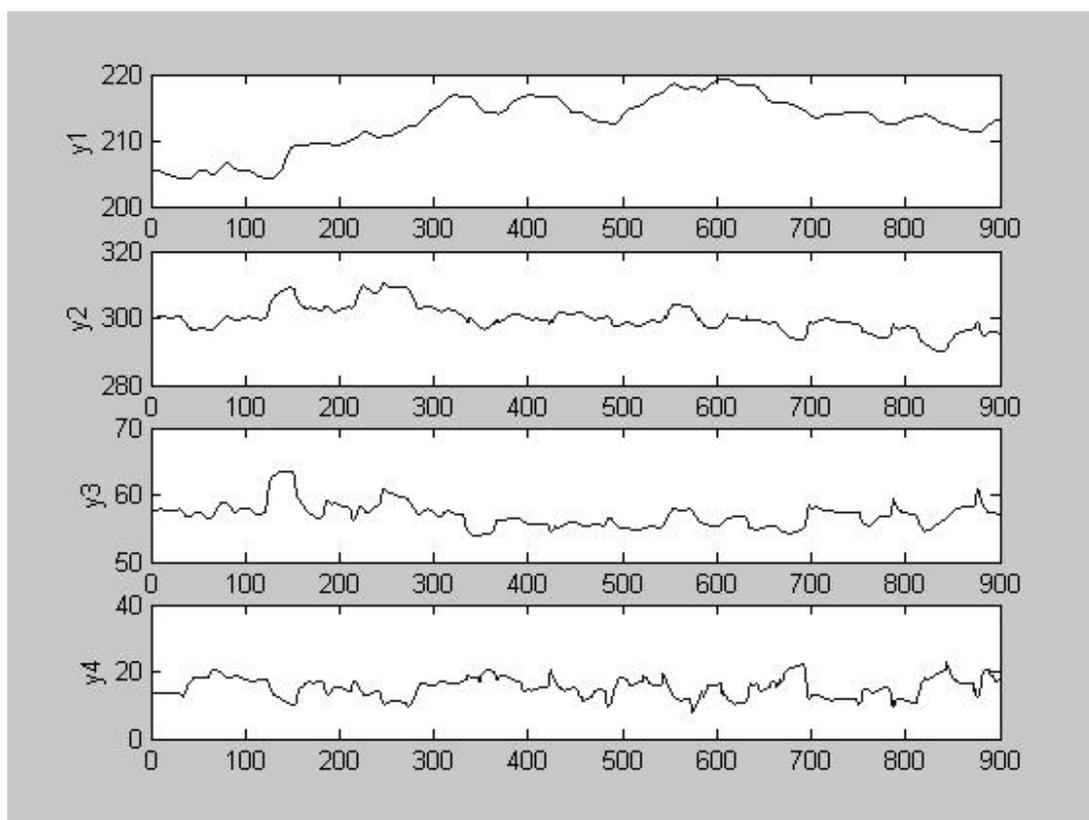


Figura 5.6 – Saídas do planejamento para a fracionadora principal.

Durante as simulações foi verificado a forte interação entre os controladores de temperatura de topo e fundo, o que já era esperado. Além disso, como pode ser visto na Figura 5.6, as duas últimas variáveis de saída tiveram pouca movimentação no intervalo estudado. Dessa forma, optou-se por utilizar controle preditivo para as duas primeiras variáveis (ponto final da nafta e ponto final do LCO) e como variáveis de entrada, a temperatura de topo e vazão de LCO. A temperatura de fundo foi mantida fixa em 350°C.

A partir dos dados obtidos usando-se o event scheduler do Hysys.Plant, tendo-se os dados de  $y$  e  $u$  na forma de vetores-colunas, podemos atribuí-los a uma variável auxiliar 'dados'. O comando *iddata* agrupa os dados de entrada e saída em uma matriz.

```
dados = iddata[y u]
```

O Matlab possui uma interface gráfica para o uso das ferramentas de identificação. Para trabalhar com essa interface basta entrar na linha de comandos e digitar *'ident'*.

Em identificação recomenda-se também eliminar tendências lineares dos dados, evitando-se que estas sejam modeladas. Isso pode ser feito através da função *dtrend* do MATLAB. Em geral, elimina-se a média, centrando cada variável ao redor de zero. As saídas do processo para os 900 minutos de simulação são mostradas na Figura 5.6

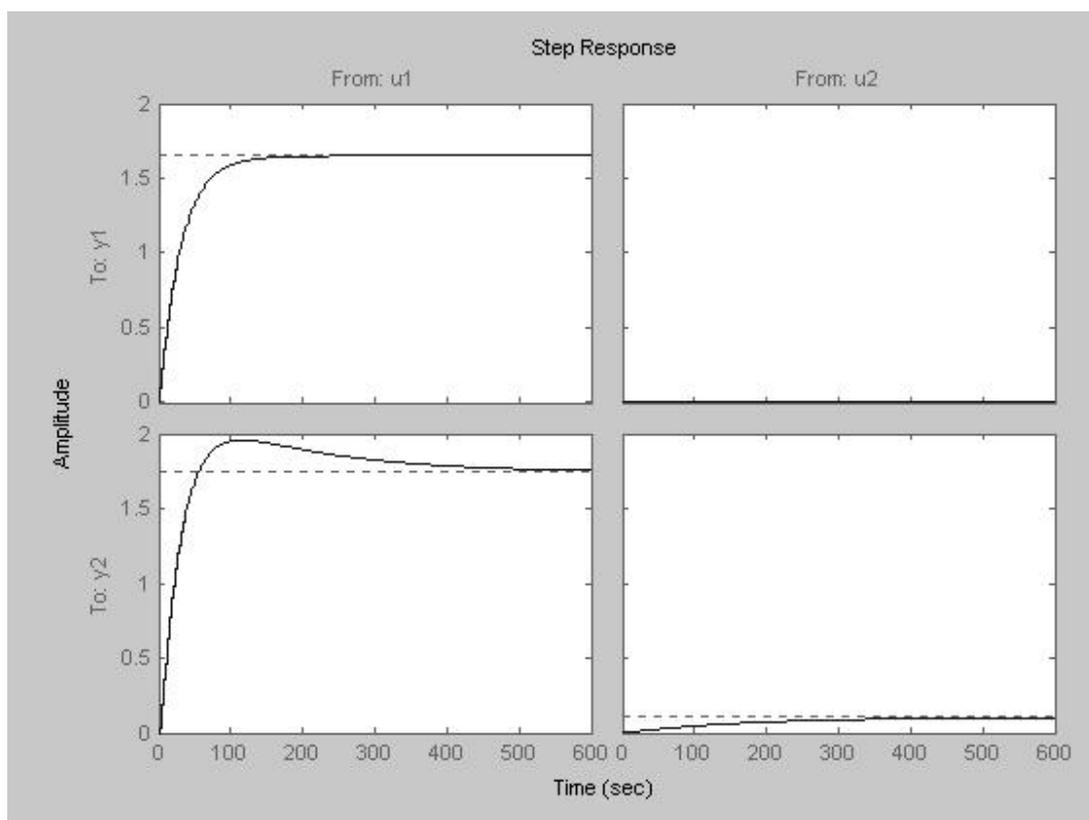
Foram testados vários conjuntos de parâmetros para o modelo ARX. O conjunto de parâmetros escolhido é o que minimiza os erros. Para o modelo ARX, os parâmetros são:

$n_a$  : número de coeficientes para a saída

$n_b$ : número de coeficientes para a entrada

$n_k$  : número de intervalos de tempo de atraso da resposta do sistema (tempo morto)

A Figura 5.7 mostra os modelos obtidos. A Figura é referente a um degrau unitário na variável de entrada (1oC de temperatura e 1 t/d na vazão de LCO). Por isso o ganho em relação à temperatura é muito maior do que o ganho em relação à vazão.



5.7 – modelos obtidos pelo método ARX ( $y_1$ : ponto final da nafta craqueada;  $y_2$ : ponto final do LCO;  $u_1$ : temperatura de topo da fracionadora;  $u_2$ : vazão de LCO).

O arquivo de dados foi introduzido no Matlab para geração do modelo ARX. O número de parâmetros do modelo pode ser alterado e então o usuário compara os modelos. À medida em que o número de parâmetros aumenta, o erro entre os valores observados e os valores preditos diminui, até um ponto em que este erro passa a permanecer praticamente inalterado. O modelo com menor número de parâmetros então é escolhido.

Através da função *dstep* do Matlab, os coeficientes são obtidos para o uso no controlador DMC. A matemática envolvida no controlador DMC é mostrada no apêndice 1.

Foi então acrescentado um controlador para a fracionadora: no Hysys é escolhida a opção MPC. Este controlador manipula o set-point da temperatura de topo da torre e o set-point do controlador de vazão de LCO.

As Figuras 5.8 e 5.9 mostram o comportamento da torre com o controlador preditivo atuando.

Aos 20 minutos da simulação foi feita uma perturbação no processo, onde a vazão de carga da torre foi aumentada em 10%.

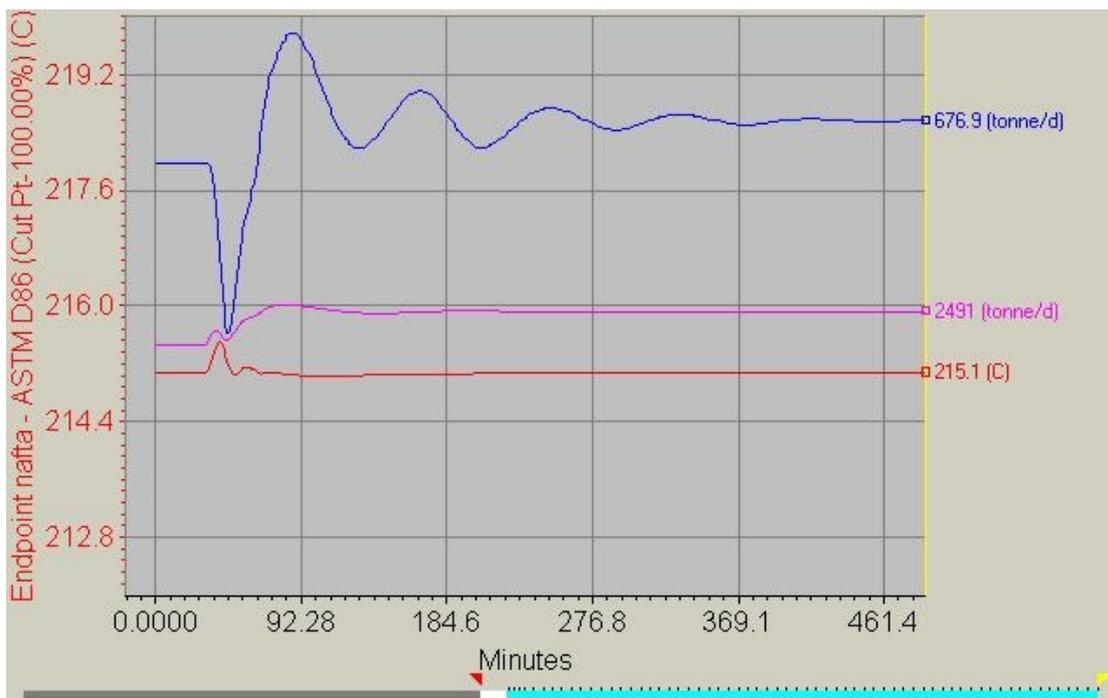
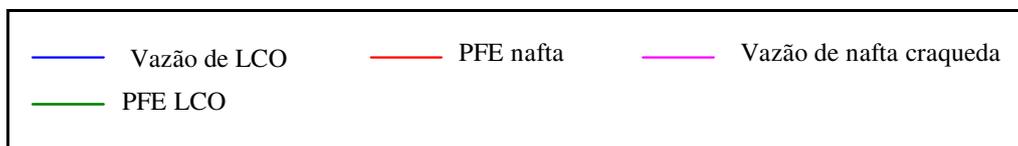


Figura 5.8 – Desempenho do controlador preditivo para o ponto final da nafta craqueada para uma perturbação de 10% na carga da fracionadora principal.



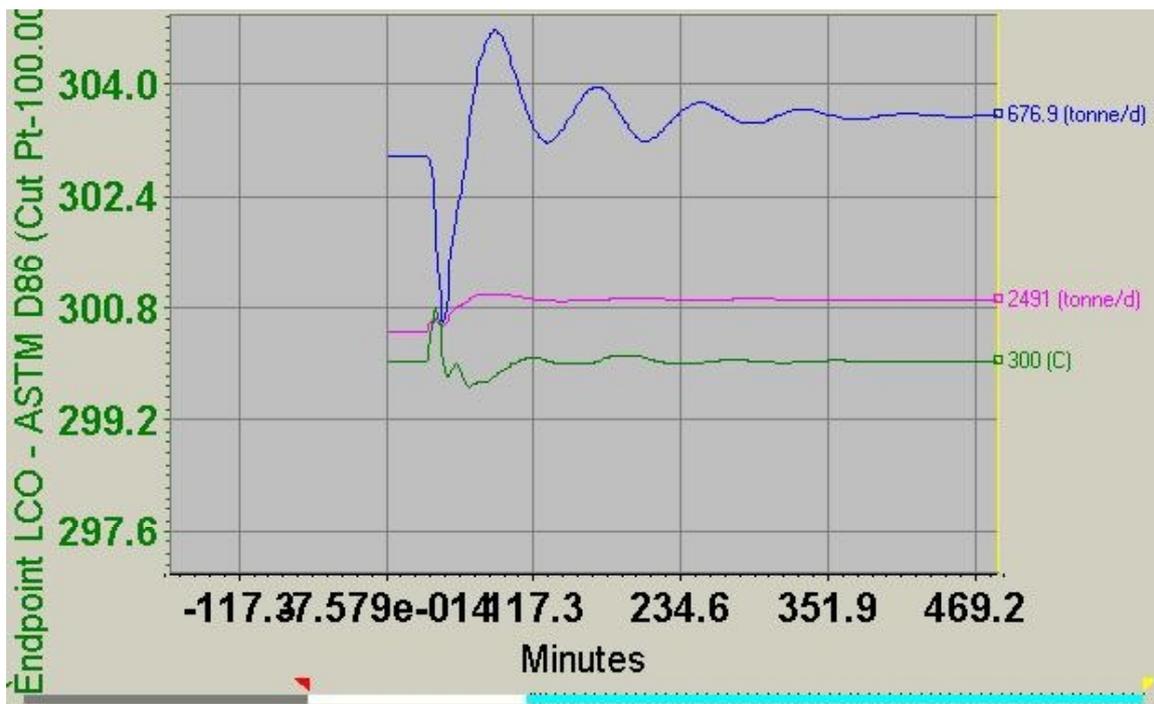


Figura 5.9 – Desempenho do controlador preditivo para o ponto final do LCO craqueada para uma perturbação de 10% na carga da fracionadora principal.

### 5.3.2 – Debutanizadora

Assim como foi feito para a fracionadora principal, para a debutanizadora a seqüência de sinais para a identificação foi feita a partir do software MATLAB. A duração total do teste foi de 750 minutos. Os dados para as variáveis foram coletados em períodos de um minuto e armazenados em arquivo texto. As variáveis manipuladas foram o refluxo e a temperatura de controle da torre. As variáveis controladas foram a fração de C5+ do GLP e a PVR da gasolina.

O procedimento para se obter os modelos, foi o mesmo usado para a fracionadora. Os modelos obtidos são mostrados na Figura 5.10. Nesse caso não foi usada a figura obtida no Matlab devido aos problemas de visualização pela diferença do ganho pela variação do degrau unitário.

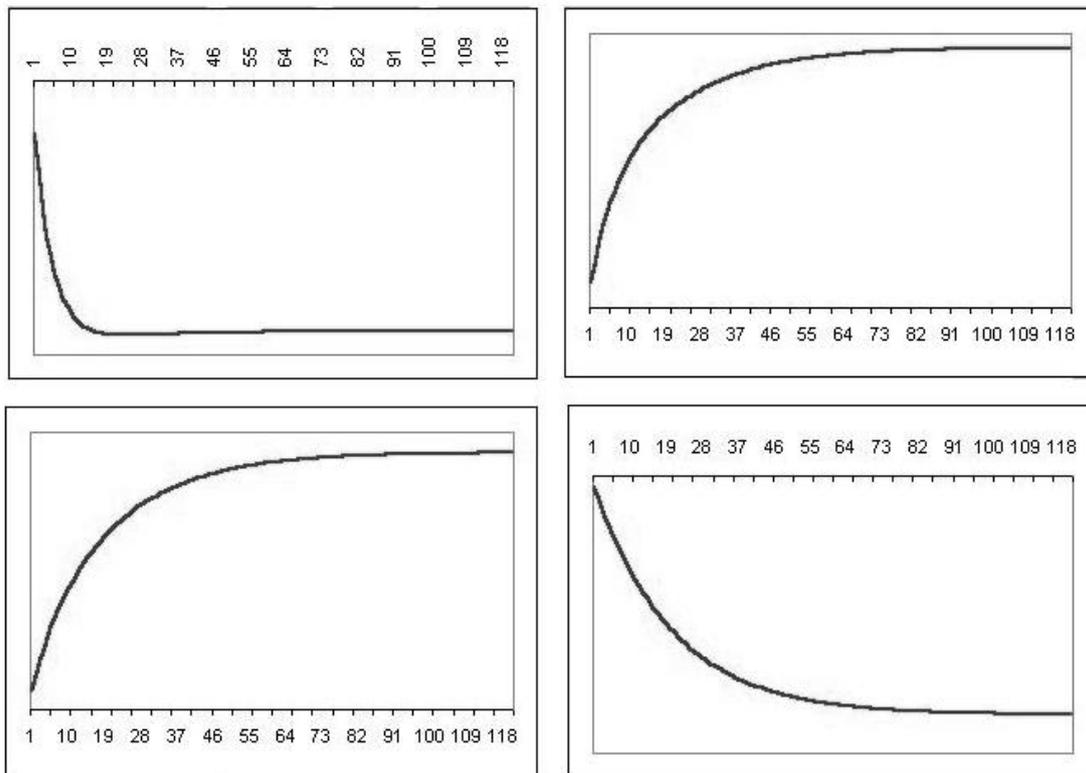
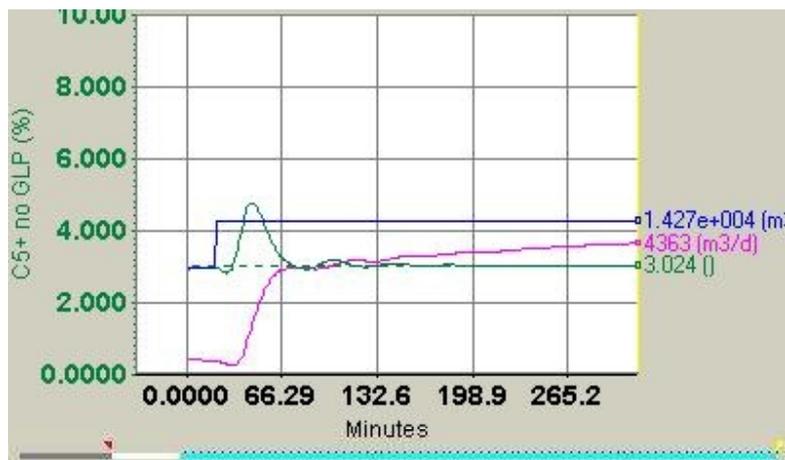


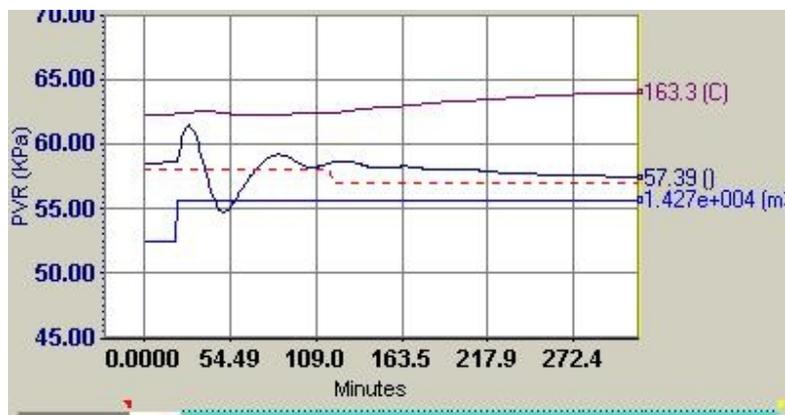
Figura 5.10 – Modelos para o controlador preditivo da coluna debutanizadora – Resposta ao degrau unitário.

Utilizou-se a simulação do módulo 3 desenvolvida no capítulo 4 para propor perturbações e testar o controlador preditivo. Neste caso, o controlador preditivo atua sobre o *set-point* do controlador da vazão de refluxo e sobre o controlador da temperatura de fundo da torre.

As Figuras 5.11 (a) e 5.11 (b) mostram o desempenho do controlador preditivo para uma perturbação degrau de 10% na vazão de carga da coluna debutanizadora aos 20 minutos da simulação. Em seguida foi feita uma perturbação no *set-point* da PVR da gasolina. O valor inicial era de 59,5 kpa e o degrau é feito para 57 kpa. O controlador é sintonizado para correções mais rápidas para a fração de C5+ no GLP e mais lento em relação à PVR. Essa sintonia evita conflito entre os controladores de topo e fundo.



(a)



(b)

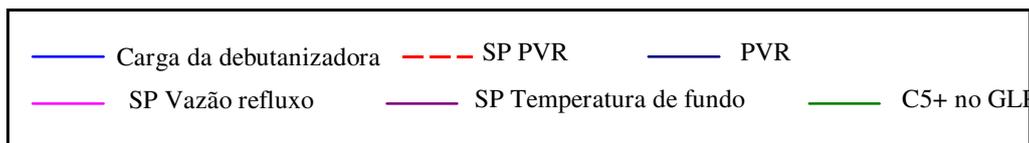


Figura 5.11 – Desempenho do controlador preditivo para a PVR da gasolina para uma perturbação de 10% na carga da debutanizadora.

## 5.4 – Conclusões

A identificação de processos consiste em fazer um levantamento de dados entre as variáveis manipuladas e as variáveis controladas que se deseja incluir no controlador preditivo. A base teórica da identificação se aplica, em princípio, a dados quaisquer, inclusive os coletados nas situações normais de operação.

Nesse caso, dados de operação normal da planta permitiriam realizar um tratamento estatístico, gerando-se uma função de transferência e a resposta ao degrau unitário.

Uma outra alternativa para a identificação seria a de se fazer teste de perturbação, introduzindo um degrau na entrada da planta. Deve-se evitar perturbações muito grandes em sistemas de difícil estabilização.

Uma vez proposto o modelo preditivo, podem ocorrer alterações em relação ao processo que afetam o desempenho do controlador. Para atualização dos modelos, a identificação deve ser feita periodicamente. Existem metodologias para atualizar os modelos sem que seja necessário tirar o controlador de operação, trata-se da identificação em malha fechada. Neste caso, os degraus são feitos nas variáveis controladas e não nas variáveis manipuladas. Assim, apenas os parâmetros dos modelos existentes são recalculados e atualizados (MIRANDA, 2005).

Neste trabalho utilizou-se o software MATLAB para a obtenção dos modelos de resposta ao degrau unitário a partir do método ARX. Os controladores preditivos obtidos para a fracionadora principal e para a debutanizadora foram testados e apresentaram bom desempenho.

Dessa forma, neste trabalho será incluído o controlador preditivo associado ao estudo de controle de plantas inteiras.

## CAPÍTULO 6

### 6. OTIMIZAÇÃO EM TEMPO REAL

#### 6.1 – Introdução

A otimização de um sistema consiste na determinação de suas variáveis independentes, através de um modelo matemático do mesmo e um algoritmo de programação matemática, com a finalidade de maximizar ou minimizar uma função-objetivo sem violar as restrições do referido sistema. A otimização é em tempo real quando a solução deste problema é obtida periodicamente e implementada de forma automática.

Segundo CUTLER E PERRY (1983), a otimização em tempo real da operação de uma unidade de processo é uma tarefa difícil e complexa, porém seus benefícios são relevantes, podendo incrementar, em conjunto com o controle avançado, de 6-10% a lucratividade da referida unidade. CARLBERG ET AL. (1998) enfatizam a necessidade de uma visão global do negócio e a escolha apropriada das restrições do processo para o sucesso de um projeto de otimização em tempo real.

Os benefícios da otimização dependem dos seguintes fatores (WHITE, 1997):

- . disponibilidade de mercado para aumento da capacidade da unidade,
- . diferenças de preços entre os produtos,
- . magnitude do consumo específico de energia,
- . número de variáveis manipuladas e restrições,
- . precisão do modelo do processo.

A otimização em tempo real gera benefícios quando há um grande número de perturbações e um suficiente número de diferentes restrições podem tornar-se ativas. O cenário das restrições ativas deve variar em função do mercado,

composição da carga, tipo de campanha, condições ambientais e deterioração ou eficiências de equipamentos.

Os benefícios da otimização estão associados à maximização dos rendimentos dos produtos mais nobres e à minimização no consumo específico de energia.

De acordo com ZANIN (2001), o amadurecimento de uma série de tecnologias permite enfrentar o problema de otimização em tempo real. Entre os fatores tecnológicos pode-se citar:

- Computadores velozes e relativamente baratos,
- Disponibilidade de modelos rigorosos,
- Avanços em algoritmos de programação matemática para sistemas de grande porte,
- SDCD (Sistema Digital de Controle Distribuído), base de dados e controle multivariável amplamente implementados.

A otimização faz a conexão entre as tarefas de planejamento da produção e as executadas pela estrutura de controle da planta. Os itens listados abaixo são fatores importantes a serem considerados na otimização em tempo real:

- Abrangência do sistema a ser otimizado
- Modelagem do sistema em estado estacionário
- Formulação da função-objetivo
- Reconciliação de dados e detecção de erros grosseiros
- Estimativa de parâmetros
- Algoritmo de otimização
- Integração do otimizador ao controle regulatório

As empresas de engenharia da área de controle de processos estão concentrando esforços no desenvolvimento da tecnologia de otimização em tempo real para múltiplas unidades. Uma vez que cada sistema está envolvido num contexto global em relação à planta industrial, a otimização localizada ou de pequenos sistemas tem retorno econômico limitado.

De acordo com FRIEDMAN (1995), para que a otimização de uma unidade isolada forneça uma solução correta é necessário especificar corretamente os preços dos seus produtos, os quais dependem das suas qualidades, vazões, quantidade e qualidade dos seus estoques e do planejamento futuro da refinaria. Segundo o autor, embora ainda não exista uma metodologia consolidada para a determinação dos preços de produtos intermediários, os mesmos podem ser fornecidos, através de valores econômicos marginais da programação linear (PL), pelo nível de automação correspondente ao planejamento de produção que contempla um modelo simplificado abrangendo todas as unidades da refinaria.

O modelo matemático deve representar o sistema numa ampla faixa de operação e com elevado grau de precisão, de forma que, quando utilizado pelo otimizador, não sejam violadas as restrições do processo e a sua lucratividade realizável seja obtida.

Para o sistema analisado neste trabalho, o modelo foi construído utilizando o simulador de processos HYSYS.Plant, o qual possui modelos rigorosos que buscam representar com fidelidade o comportamento do processo. A função-objetivo consiste em um modelo econômico que reflete a sua lucratividade. As restrições estão associadas aos limites dos seus equipamentos e especificações dos produtos. As variáveis de otimização são os set-points das variáveis controladas do controle regulatório da unidade (controladores PID ou preditivo DMC).

A otimização da operação global de uma refinaria envolveria somente produtos finais cujos preços seriam obtidos através do mercado. A otimização de uma única unidade, normalmente utilizada no atual estágio tecnológico, abrange somente um subsistema local do problema global.

É utilizado um algoritmo de programação não linear (PNL) para o cálculo da solução ótima do problema de otimização, a qual corresponde à máxima lucratividade da unidade dentro de uma região operacional limitada pelas

restrições do processo. Segundo ZANIN (2001), o algoritmo de PNL normalmente utilizado em aplicações industriais é o SQP (Successive Quadratic Programming). O controlador multivariável tem a função de implementar (via SDCD) a solução fornecida pelo algoritmo de otimização e manter a unidade dentro de seus limites operacionais.

Na otimização em uma camada, o otimizador é executado de forma sincronizada com o controle. A solução ótima normalmente é enviada ao controle multivariável na forma de “setpoints” ideais para o estado estacionário de suas variáveis manipuladas.

O ciclo de otimização é composto por quatro etapas:

- detecção do estado estacionário,
- reconciliação de dados e ajuste dos parâmetros,
- otimização,
- implementação dos resultados.

No ciclo de otimização tradicional, as etapas acima relacionadas são efetuadas na seqüência apresentada e com uma mesma freqüência. Como a unidade é freqüentemente perturbada, é difícil a mesma atingir o seu estado estacionário e assim, no ciclo tradicional a solução otimizada é obtida com baixa freqüência, pois são sempre necessários a reconciliação de dados e o ajuste dos parâmetros antes de efetuar a otimização. Alternativamente pode-se criar um ciclo de otimização modificado (BESL ET AL., 1998), onde a reconciliação de dados e o ajuste dos parâmetros do modelo são efetuados com uma freqüência relativamente menor daquela da otimização.

Na unidade de craqueamento catalítico geralmente a função-objetivo a ser otimizada está relacionada com o rendimento dos produtos de maior valor agregado (GLP e gasolina).

Para determinar os benefícios da otimização de uma determinada unidade, é necessário simular um caso base que represente a operação normal da mesma e

ajustar os parâmetros de seu modelo. Em seguida, são adicionadas as restrições operacionais, dos equipamentos e de mercado, definida uma função-objetivo econômica e efetuadas otimizações *off-line* para diferentes cenários: perturbações mais freqüentes, diferentes cargas processadas, especificações e preços dos produtos. A diferença entre a função-objetivo otimizada e a calculada para o caso básico correspondem aos ganhos da otimização em diferentes situações. Para justificar a otimização em tempo real não basta analisar apenas as diferenças entre as funções-objetivo em relação ao caso base, mas também verificar se as restrições ativas se alternam para os diferentes cenários e se estes aparecem com alta freqüência.

## **6.2 – RTO: Uma camada x duas camadas**

MARLIN E FORBES (1995) fornecem critérios sobre a melhor localização da otimização econômica em tempo real: em um sistema separado de otimização ou como uma função linear no controlador multivariável. Devido à confiabilidade e à relativa simplicidade da tecnologia de controle multivariável, os autores recomendam a alocação da otimização econômica no próprio controlador, sempre que tais critérios assim sinalizarem.

Quando a função-objetivo econômica 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:

- a) A função objetivo do sistema é transformada numa nova variável controlada (YOUSFI E TOURNIER, 1991) e os problemas de controle e otimização são resolvidos simultaneamente, numa única camada.
- b) Uma nova camada é adicionada ao controlador com o objetivo de resolver o problema de otimização no estado estacionário predito linearmente (SORENSEN E CUTLER, 1998). As duas camadas são resolvidas seqüencialmente e na mesma freqüência.

Em relação à otimização linear e controle em uma camada, é definida a variável econômica *LUCRATIVIDADE* (Equação 5.1), a qual representa a função-objetivo do sistema e seu modelo linear é baseado na resposta ao degrau. Esta variável, sempre que houver graus de liberdade, será conduzida para um valor mais elevado.

No caso da otimização linear em duas camadas, a camada inferior é responsável pelo controle dinâmico. A camada superior, em função das previsões futuras das variáveis controladas, das restrições lineares do processo, dos graus de liberdade do sistema e do objetivo econômico, determina, através de um algoritmo de programação linear (PL) ou quadrática (PQ), os “setpoints” ótimos das variáveis para o estado estacionário. Os mesmos são enviados para a camada inferior e utilizados como “setpoints” das variáveis controladas e manipuladas. A maioria das aplicações de controle multivariável implementadas na indústria de processo utiliza esta estratégia.

Na estratégia de otimização em duas camadas, ilustrada na Figura 5.4, os valores ótimos do estado estacionário das variáveis controladas e manipuladas são determinados pelo otimizador e disponibilizados para o controlador preditivo multivariável, o qual é responsável pela implementação dos mesmos, respeitando as restrições do problema dinâmico.

A implementação industrial da estratégia de otimização em duas camadas utilizando um modelo estático rigoroso do processo é ilustrada por RHEMANN ET AL. (1989) para a unidade de FCC da refinaria da OEMV, localizada na Áustria. A primeira camada do algoritmo é composta por quatro sistemas independentes: conversor, fracionadora principal, compressor e planta de gases. O conversor possui o controlador multivariável IDCOM (RICHALET ET AL., 1978) e os demais sistemas são contemplados com controladores preditivos monovariáveis com restrições. O otimizador, através do modelo não linear global da unidade, de uma função-objetivo econômico e das restrições incluídas nos referidos controladores, determina os *set-points* ótimos para quatro variáveis manipuladas: vazões de

gasóleo e reciclo na carga da unidade, temperaturas da carga e do reator. As variáveis incluídas, como restrições, no otimizador são: capacidades do compressor e soprador, vazões das cargas para as torres deetanizadora e depropanizadora, vazões dos produtos e temperatura do regenerador. Os benefícios obtidos da otimização consistem no incremento da carga da unidade, aumento nos rendimentos e qualidades dos produtos mais nobres e maior recuperação de energia.

### **6.3 – Integração entre otimização e controle para a seção de fracionamento e recuperação de produtos da UFCC**

Neste trabalho, a otimização do processo foi feita no capítulo 3. Foram propostas três funções-objetivo: lucro operacional, produção de GLP e produção de gasolina. Dois métodos de otimização foram estudados: otimização por PNL e obtenção de uma equação linear em função das variáveis manipuladas, utilizando um planejamento estatístico. O método utilizado foi o planejamento fatorial e metodologia de superfície de resposta. Este procedimento foi útil para a seleção das variáveis que tem maior efeito sobre as respostas. E então a rotina SQP foi aplicada para a otimização.

Conforme descrito no item anterior, já que foi possível obter uma função linear em função das variáveis manipuladas para cálculo da função-objetivo, esta equação poderia ser usada como variável controlada em um controlador preditivo multivariável que utilizasse todas as variáveis estudadas (manipuladas e restrições). Porém, neste trabalho os controladores preditivos multivariáveis são aplicados localmente: são dois controladores, sendo um para controle de qualidade de produtos na fracionadora principal e outro para a coluna debutanizadora. Não foi utilizado um controlador único, multivariável, para todo o processo uma vez que, devido à dimensão dos problema, as constantes de tempo do controlador são muito diferentes provocando instabilidade para o cálculo da matriz do controlador preditivo.

Devido à escolha do tipo de controlador e método de otimização, foi definida a integração entre otimização e controle em duas camadas. Feita esta escolha, o próximo passo é proceder à integração entre otimização e controle. Para isso, o modelo em modo dinâmico representa a planta industrial. A cada quatro horas de simulação, o modelo estacionário é acionado através de uma rotina e os novos *set-points* para as variáveis manipuladas são calculados pela simulação em estado estacionário. A simulação em estado estacionário devolve os *set-points* para o modelo dinâmico e a simulação prossegue até estabilização da operação. A interface entre o modelo dinâmico e o modelo em estado estacionário é feito via planilha Excel e planilha disponível no Hysys '*spreadsheet*'. Para a comunicação entre os software's, quando o objetivo é passar as variáveis em modo dinâmico (set-point dos controladores) utiliza-se no menu ferramentas (tools) do simulador, o item DCS para a transferência de dados.

A Tabela 6.1 mostra os limites para as variáveis de otimização. Estes valores foram usados no Capítulo 3.

Tabela 6.1 – Variáveis de otimização para o lucro operacional

Variável	Limite inferior	Limite superior
Temperatura de topo da fracionadora (°C)	120	135
Vazão de LCO (t/d)	500	1000
Temperatura de fundo da fracionadora (°C)	340	365
Temperatura de controle da deetanizadora (°C)	115	125
Vazão de gasolina de absorção(m <sup>3</sup> /d)	0	4000
Vazão de refluxo da debutanizadora (m <sup>3</sup> /d)	1000	5000
Temperatura da debutanizadora (°C)	175	195

A Tabela 6.2 mostra os valores das variáveis antes e após a atuação da rotina de otimização. Corresponde ao ponto operacional próximo ao mostrado no capítulo 3 (Tabela 3.6).

Tabela 6.2 – Variáveis de otimização.

Variável	Valor inicial	Valor otimizado
T <sub>tfp</sub> (°C)	126,9	122
V <sub>LCO</sub> (t/d)	680	809
T <sub>ffp</sub> (°C)	350	358
T <sub>DE</sub> (°C)	122	119
V <sub>GR</sub> (m <sup>3</sup> /d)	1000	4000
V <sub>RDB</sub> (m <sup>3</sup> /d)	3000	2920
T <sub>DB</sub> (°C)	185	188
PFE nafta (°C)	228,4	220
PFE LCO (°C)	289	295,1
C3 no GC* (% massa)	6,5	4,1
C5+ no GLP* (% massa)	2,34	5,03
PVR gasolina (Kpa)	52,8	49,2

A Figura 6.1 mostra o comportamento das principais variáveis controladas após a chamada da rotina de otimização. Com o tempo de operação de 50 minutos, a simulação em estado estacionário é chamada pelo modelo dinâmico, e as variáveis manipuladas têm os valores calculados pela rotina de otimização em modo estacionário. A Tabela 6.2 mostra os valores para as variáveis independentes e para as restrições do processo no ponto inicial (tempo de simulação igual de 50 minutos) e os valores otimizados implementados pelo otimizador (tempo superior a 50 minutos). O tempo de simulação foi de 300 minutos.

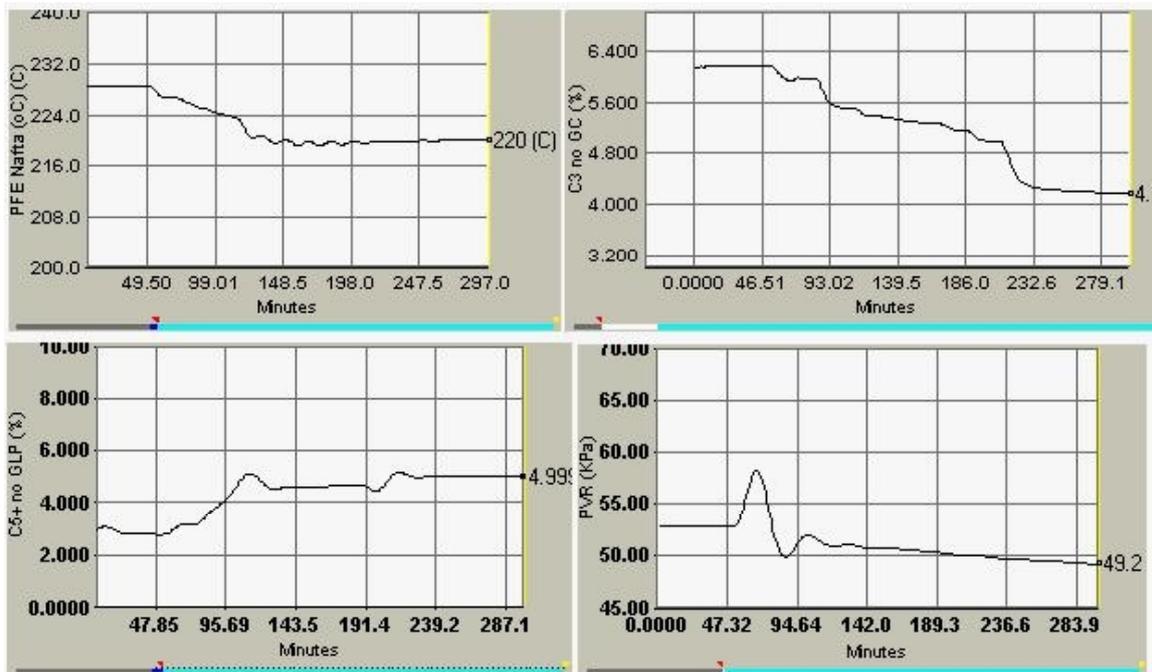


Figura 6.1 – Simulação dinâmica antes e após a chamada da rotina de otimização (aos 50 minutos de simulação)

## 6.4 – Conclusões

Nesse item foi feita a integração entre o estudo de otimização, realizado no capítulo 3 e o estudo de controle realizado no capítulo 4. Verificou-se que, para processos dessa dimensão, é necessário uma avaliação adequada das variáveis visando a diminuição da dimensão do problema, para que a solução seja viável industrialmente e rápida.

Depois de vários testes optou-se por um período de cinco horas para execução da rotina de otimização. Esse tempo é função do comportamento da planta e pode ser maior ou menor, dependendo do tempo que a planta leva para estabilizar a operação após as variações de processos causadas pela atuação do otimizador.



## CAPÍTULO 7

### **7. CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS**

Neste trabalho três áreas principais foram abordadas: otimização de processos em larga escala, controle de plantas inteiras e integração entre otimização e controle em plantas industriais.

Um ponto importante de se destacar, é o processo escolhido para o estudo destes conceitos e metodologias: a seção de fracionamento e recuperação de produtos de uma unidade de craqueamento catalítico de uma refinaria de petróleo. É um processo de grande importância na indústria do refino de petróleo. Durante muitos anos, muito foi estudado sobre conversor e regenerador de catalisador destas unidades. Várias modificações e novos equipamentos foram desenvolvidos e instalados nas refinarias. Devido a *revamps* subseqüentes, sempre focando o conjunto reator-regenerador, a seção de fracionamento foi se tornando limitante para a operação dessa unidade. Dessa forma, o interesse das refinarias em soluções de otimização e controle da seção de recuperação de produtos da unidade de FCC vem aumentando.

A simulação da unidade é complexa devido à presença de quatro correntes de reciclo de massa e um ponto de integração energética. A obtenção do modelo dinâmico estável é ponto chave para os estudos de controle dessa planta. Esse modelo traz um novo estudo de caso para o controle de plantas inteiras, que vinha trabalhando com poucos casos e nenhum processo validado com dados industriais.

A principal contribuição foi a proposta de uma metodologia para a interação entre otimização e controle para plantas complexas. Os passos básicos são: análise de sensibilidade de variáveis, determinação das variáveis importantes para o

otimizador através de planejamento estatístico, determinação dos parâmetros do otimizador (neste caso os gradientes do SQP), obter sintonia adequada para os controladores em nível regulatório visando estabilidade operacional em modo dinâmico, avaliação dos pontos para controle preditivo, identificação dos modelos para o controle preditivo, avaliar o tempo de estabilização do processo e atuar com a rotina de otimização a partir do tempo de estabilização determinado.

Este trabalho teve como principal dificuldade a obtenção do modelo validado com dados industriais. Houve dificuldades para obter a simulação em estado estacionário devido às correntes de reciclo de massa e também na transição do estado estacionário para o modo dinâmico. Vários parâmetros precisam ser ajustados para obter um modelo estável e confiável.

A partir deste trabalho, há vários pontos a serem investigados, por exemplo, o uso de um controlador multivariável englobando a unidade toda e considerando a função-objetivo do otimizador como uma variável controlada. Outra sugestão é o teste de outras rotinas de otimização. Um ponto importante para as indústrias é o estudo de estratégias de controle e modificações de processo para diferentes tipos de restrições existentes na indústria, como limitação de carga térmica nos condensadores, o que muitas vezes causa aumento de pressão da coluna debutanizadora, fazendo que seja necessário corte de carga da unidade.

## Capítulo 8

### **8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- ALMEIDA NETO, E. Controle preditivo multimodelos de uma torre debutanizadora  
Dissertação (mestrado) LSCP, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.1999
- ALSOP N. B.E.; FERRER , J.M. What Dynamic Simulation brings to a Process Control Engineer: Applied Case Study to a Propylene/Propane Splitter
- BANERJEE, A., ARKUN, Y. Control Configuration Design Applied to the Tennessee Eastman Plant-Wide Control Problem. Computers and Chemical Engineering, p. 453 – 480, 1995.
- BARROS NETO, B., SCARMINIO, I. S., BRUNS, R. E. Planejamento e Otimização de Experimentos. 2 a ed. Campinas: Editora da UNICAMP, 1996. 299 p.
- BARTHOLOMEW-BIGGS, M. C., HERNANDEZ, F.G. Using the KKT matrix in an augmented Lagrangian SQP method for sparse constrained optimization. J.O.T.A, 85(1), 201-220, 1995.
- BESL, H., KOSSMAN, W., CROWE, T.J., CARACOTSIOS, M. Nontraditional Optimization for isom unit improve profits. Oil&Gas Journal, p.61-64, May 11, 1998.
- BRISTOL, E. H. On a new measure of interaction for multivariable process control. IEEE Trans. Automat. Contr., 11:133–134, 1966.
- BUCKLEY, P. Techniques of Process Control; John Wiley & Sons: New York, 1964.
- CARLBERG, N., COON, A., CROWE, T. Computing Optimisation. Hydrocarbon Engineering, p. 61-66, November, 1998
- CUTLER, C. R., PERRY, R. T. Real-Time optimization with multivariable control is required to maximizes profits. Computers and Chemical Engineering, V. 7, n.5, p.663-667, 1983.

- CUTLER, C. R., RAMAKER, B. L. Dynamic matrix control – a computer control algorithm. AIChE 86th National Meeting, Houston, TX, 1979.
- DOLPH, G., The use of dynamic simulation to develop control strategies for emergency situations, *Comp and Chem Engng*, 24, 1181-1186, 2000.
- DOUGLAS, J. M. *Conceptual design of chemical processes* New York: McGraw-Hill, 1988.
- DOWNS, J. J., VOGEL, E. F. A plant-wide industrial process control problem. *Computers and chemical Engineering*, p. 245 – 255, 1993.
- DIMIAN, A. C., GROENENDIJK, A. J., KERSTEN, A. R. A., IEDEMA, P. D. Effect of recycle Interactions on Dynamics and Control of Complex Plants. *Comp and Chem Engng*, v.21, p.S291 – S296, 1997.
- DUVALL, P. M., RIGGS, J. B. On-line Optimization of the Tennessee Eastman challenge problem. *Journal of Process Control*, v. 10, p. 19 – 33, 2000.
- FRIEDMAN, Y. Z. What's wrong with unit closed loop optimization? *Hydrocarbon Processing*, p.107-116, October, 1995.
- GILL, P.E., MURRAY, W., SAUNDERS, M., WRIGHT, M.H. Recent developments in constrained optimization. *Journal of Comp. Appl. Math.*, v. 22, p. 257-270, 1988.
- GILLILAND, E. R., GOULD, L. A., BOYLE, T. J. Dynamic effects of material recycle. In: *Preprints of joint automatic control conference* (pp. 140/ 146). California, USA.,1964.
- GROENENDIJK, A., DIMIAN, P., IEDEMA, A. G. Systems approach for evaluating dynamics and plantwide control of complex plants. *AIChE J.*, v.46, n.133, 2000
- HEINZ, J.; SPELUCCI, P. A successful implementation of the Pantoja-Mayne SQP method. *Optimization Methods and Software*, v. 4, n.1, p.1-28, 1994.
- JORGENSEN, J. B., JORGENSEN, S. B. Automatic selection of decentralized control structures. In: *Proceedings of ADCHEM 2000, international symposium on advanced control of chemical processes*, pp. 147/ 152, Pisa, Italy. June 2000.

- KONDA N.V.S.N.M, RANGAIAH G.P., KRISHNASWAMY P.R. A simple and effective procedure for control degrees of freedom. *Chemical Engineering Science*, v. 61, p. 1180 –1190, 2006.
- LAKSHMINARAYANAN, S., TAKADA, H. Empirical modelling and control of process with recycle: some insights via case studies. *Chemical Engineering Science*, v. 56, p. 3327 – 3340, 2001.
- LJUNG, L. *System identification: theory for the user*, Prentice Hall, 1987.
- LU, E., ZHANG, H., ZHU, X. A novel design for vapor recovery units. *Comp and Chem Engng*, v. 25, p.1317 – 1322, 2000.
- LUCIA A., XU, J., LAYN, E K. M. Nonconvex Process Optimization. *Comp. Chem. Engng*, v. 20, n. 2, p.1375-1398, 1996.
- LUYBEN W. L. Dynamics and Control of Recycle Systems. 1. Simple Open-Loop and Closed-Loop Systems *Ind. Eng. Chem. Res.*,v. 32, p. 466-475, 1993a.
- LUYBEN W. L. Dynamics and Control of Recycle Systems. 2. Comparison of Alternative Process Designs *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 32, p. 476-486, 1993b.
- LUYBEN W. L. Dynamics and Control of Recycle Systems. 3. Alternative Process Designs in a Ternary System *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 32, p.1142-1153, 1993c.
- LUYBEN W. L. Dynamics and Control of Recycle Systems. 4. Ternary Systems with One or Two Recycle Streams *Znd. Eng. Chem. Res.*, v. 32, p. 1154-1162, 1993d.
- LUYBEN W. L. Simple Regulatory Control of the Eastman Process *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 35, p. 3280-3289, 1996.
- LUYBEN W. L. TYRÉUS, B. D. An industrial design/control study for the vinyl acetate monomer process. *Comp. and Chem. Engng.*, v. 22, p. 867 – 877, 1998.
- LUYBEN, M. L. TYRÉUS, B. D. Plantwide control design procedure. *AIChE Journal* p. 3161 – 3174, 1998.

- LUYBEN W. L. Design and Control Degrees of Freedom. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 35, p. 2204-2214, 1996.
- LUYBEN, M. L., TYREUS, B. D., LUYBEN, W. L. Plantwide control design procedure. American Institute of Chemical Engineering, 1997.
- LUYBEN W. L. External versus internal open-loop unstable processes. *Industrial Engineering and Chemical Research*, v. 37 , p. 2713-2720, 1998.
- LUYBEN, M. L., TYREUS, B. D., & LUYBEN, W. L. *Plantwide process control* . New York: McGraw-Hill, 1998.
- LUYBEN, W. L. Use of dynamic simulation to converge complex process flowsheets. *Chemical Engineering Education* Spring, 2005.
- LYMAN, P. R., GEORGAKIS, C. Plant-wide control of the Tennessee Eastman Problem. *Comp. and Chem. Engng.*, v. 19, p. 321 – 331, 1995.
- MARLIN, E. T. FORBES, J.F. Selecting the proper location for economic optimization: multivariable control or RTO. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-95-125, Nashville, November 6-8, 1995.
- MCAVOY, T. J. YE, N. Base control for the Tennessee Eastman Problem. . *Comp. and Chem. Engng.*, p. 383 – 413, 1994.
- MIRANDA, F. C. P. R. Identificação de sistemas em malha fechada usando controlador preditivo multivariável: um caso industrial Dissertação (mestrado) LSCP, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2005.
- MORARI, M.; ARKUN, Y.; STEPHANOPOULOS, G. Studies in the synthesis of control structures for chemical processes. Part I: Formulation of the problem. Process decomposition and the classification of the control tasks. Analysis of the optimizing control structures. *AIChE J.*, v. 26, p.220, 1980.
- NG C. S., STEPHANOPOULOS G., *Synthesis of Control Systems for Chemical Plants*, *Comp. Chem. Engng.*, p. S999 – S1004, 1996.

- STEPHANOPOULOS G, NG C. Perspectives on the Synthesis of Plant-Wide Control Structures. Preprints of the 5 th IFAC Sympos. On Dynamics and Control of Process Systems (DYCOPS-5), p. 1-16, Corfu, Greece, 1998.
- PEDROSA NETO, P. Simulação e Otimização da Seção de Fracionamento e Recuperação de Produtos da Unidade de Craqueamento Catalítico Fluído. Campinas. Dissertação (mestrado) – FEQ/UNICAMP, 1994.
- PENG, D.Y., ROBINSON, D.B. A new two constant equation of state. Ind. Eng. Chem. Fundamen., v.15, p.59-64, (1976).
- PONTON, J., LAING, D. M. A hierarchical approach to the design of process control systems. Trans. Inst. Chem. Eng., v. 71, p.181, 1993.
- PRETT, D. M., GILLETTE, R. D. Optimization and constrained multivariable control of a catalytic cracking unit, Proc. Automatic Control Conf., San Francisco, CA, Paper WP5-C, 1980.
- PRICE, R. M., GEORGAKIS, C. Plant-wide regulatory control design procedure using a tiered framework. Industrial Engineering and Chemical Research, v. 32, p. 2693- 2705, 1993.
- QIU, Q.F., RANGAIAH, G.P., KRISHNASWAMY, P.R. Application of a plant-wide control design to the HDA process Computers and Chemical Engineering, v. 27, p.73-94, 2003.
- RHEMANN, H.; SCHWARZ, G., BADGWELL, T.A. , DARBY, M.L., WHITE, D.C. On-line FCCU advanced control and optimization. Hydrocarbon Processing, p. 64-71, June, 1989.
- RICHALET, J., RAULT, A., TESTUD, J. L., PAPON, J. Model predictive heuristic control: application to industrial processes. Automatica, v.14, n.5, p.413-428, 1978.
- RICKER, N. L. Decentralized control of the Tennessee Eastman Challenge Process. Journal of Process Control, p. 205 – 221, 1996.
- SKOGESTAD, S., LARSSON, T. A review of plantwide control. Internal report. <http://www.chembio.ntnu.no/users/skoge/publications/>

- SEBORG, D. E., EDGAR, T. F., MELLICHAMP, D. A. Process Dynamics and Control. John Wiley, NY, 1989.
- SHINNAR, R.; DAINSON, B.; RINARD, I. H. Partial control. 5. A systematic approach to the concurrent design and scale-up of complex processes: The role of control system design in compensating for significant model uncertainties. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 39, p.103, 2000.
- SKOGESTAD, S. Plantwide control: The search for the self-optimizing control structure. *J. Process Control*, v. 10, p. 487, 2000.
- SORENSEN, R. C.; CUTLER C. R. LP integrates economics into dynamic matrix control. *Hydrocarbon processing*, p.57-65, september, 1998.
- SPANDRI, R., MORO, L. F. L., ODLOAK, D. "Constrained Multivariable Control of Fluid Catalytic Cracking Converters, A Practical Application", *AIChE, Spring National Meeting*, paper 84b, Houston, 1995.
- STEPHANOPOULOS, G. Chemical process control . New York:Prentice-Hall, 1984.
- STEPHANOPOULOS G., NG, C. Perspectives on the Synthesis of Plant-Wide Control Structures. Preprints of the 5 th IFAC Sympos. On Dynamics and Control of Process Systems (DYCOPS-5), 1-16, Corfu, Greece, 1998.
- STEPHANOPOULOS G., NG, C. Perspectives on the synthesis of plant-wide control structures *Journal of Process Control*, v. 10, p. 97 – 111, 2000.
- TYREUS, B. D., & LUYBEN, W. L. Dynamics and control of recycle systems. 4. Ternary systems with one or two recycle streams. *Industrial Engineering and Chemical Research*, v. 32, p.1154-1163,1993.
- VASBINDER, E. M.; HOO, K. A. Decision-Based Approach to Plantwide Control Structure Synthesis *Ind. Eng. Chem. Res.*, V.42, p. 4586-4598, 2003
- WHITE, D.C. Online optimization: what, where and estimating ROI. *Hydrocarbon Processing*, p.43-51, June, 1997.

- YI, C. K., LUYBEN, W. L. Design and control of coupled reactor/column systems. Part 1 – A binary coupled reactor/stripper system. *Comp. and Chem. Engng.*, v.21, p. 25 – 46, 1997.
- YI, C. K., LUYBEN, W. L. Design and control of coupled reactor/column systems. Part 2 – More complex coupled reactor/column system *Comp. and Chem. Engng.*, v.21, p. 47 – 67, 1997 a.
- YI, C. K., LUYBEN W. L. Design and control of coupled reactor/column systems. Part 3 – A reactor/stripper with two columns and recycle *Comp. and Chem. Engng.*, v.21, p. 69 – 86, 1997 b.
- YI, C. K., LUYBEN W. L. Design and control of coupled reactor/column systems. Part 4 – A binary coupled reactor/stripper system *Comp. and Chem. Engng.*, v.21, p. 25 – 46, 1997 c.
- YOUSFI, C.; TOURNIER, R. Steady State optimization inside model predictive control. In: 2nd American Control Conference, Proceedings, 1991.
- ZANIN, A.C. Implementação industrial de um otimizador em tempo real. Tese (doutorado) Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2001.
- ZHENG, A., MAKAJANAM, R. V., DOUGLAS, J. M. Hierarchical procedure for plantwide control system synthesis. *AIChE J.*, v. 45, p. 1255, 1999.
- ZIEGLER J G, NICHOLS N B 1943 Process Lags in Automatic-Control Circuits. *Trans ASME*, v.65, p.433-444, 1999.

# APÊNDICES

## A.1 - CONTROLE PREDITIVO

Os primeiros algoritmos de controle preditivo apresentados na literatura foram desenvolvidos por RICHALET ET AL. (1978), CUTLER E RAMARKER (1979) e PRETT E GILLETTE (1980). Nestes algoritmos, as saídas futuras são previstas utilizando modelos de resposta ao degrau ou impulso. As ações de controle minimizam um índice de desempenho definido pelo usuário. Normalmente é minimizada a diferença quadrática entre a trajetória desejada e a trajetória prevista. As ações de controle são calculadas através de um algoritmo de otimização, onde as restrições e pesos são incluídos. O algoritmos de controle calculam a trajetória futura das entradas, porém somente a primeira ação de controle será implementada.

Para implementação do controle preditivo, é necessário inicialmente uma boa estrutura do controle regulatório. Neste apêndice, além da descrição do algoritmo do controle DMC, utilizado neste trabalho, será feita também uma breve descrição do controle PID.

### Controladores PID

A operação de controle é fundamentalmente a manipulação do processo em modo dinâmico. A variável de operação (Manipulada) é ajustada de forma a manter a variável de processo (controlada) no valor desejado (Setpoint – SP).

Sintonia

Os parâmetros de sintonia do controlador são constantes associadas com a equação de controle do PID. A equação característica do controlador PID é:

$$OP(t) = OP_{SS} + K_p E(t) + \frac{K_p}{T_i} \int E(t) + K_p T_d \frac{dE(t)}{dt}$$

Onde:

$OP(t)$  = Saída do controlado no tempo  $t$

$OP_{SS}$  = Saída do controlador no estado estacionário (no erro zero)

$E(t)$  = Erro no tempo  $t$

$K_p$  = Ganho proporcional do controlador

$T_i$  = Tempo integral (reset) do controlador

$T_d$  = Tempo derivativo (taxa) do controlador

O erro calculado em qualquer tempo, é a diferença entre o SP e a variável de processo:

$E(t) = SP - PV(t)$

### **Controle Preditivo**

Controle preditivo a partir de modelos (Model Predictive Control - MPC) refere-se a uma classe de algoritmos que calculam os ajustes para uma sequência de variáveis manipuladas com o objetivo de otimizar um comportamento futuro da planta. Um controlador preditivo típico tem as seguintes funções:

- É capaz de manter sistemas multivariáveis com interações do processo
- Encapsular o comportamento de múltiplos controladores SISO
- Utiliza um modelo do processo, ou seja, um modelo de primeira ordem ou dados de resposta degrau são necessários
- Incorpora as características de controle feedforward, ou seja, deve ser medida a perturbação levando em consideração as perturbações no modelo nas previsões.
- Atua como um problema de otimização e é então capaz de encontrar os objetivos de controle pela otimização do esforço de controle, e ao mesmo tempo é capaz de manter as restrições.

### **Controle DMC (Dynamic Matrix Control)**

Os conceitos básicos do algoritmo de controle DMC foram originalmente apresentados por CUTLER E RAMAKER (1979). Baseado em um modelo de

convolução do processo, o DMC calcula as futuras mudanças nas variáveis manipuladas que fazem com que as variáveis controladas sigam um caminho ótimo (*set-point*). Este caminho ótimo é determinado pela otimização de uma função objetivo.

### Sistemas Monovariáveis:

O algoritmo DMC usa um modelo de convolução discreto, baseado na resposta ao degrau, para representar o processo. Neste modelo, a variável de saída (controlada), se relaciona com a variável de entrada (manipulada) através dos coeficientes de resposta ao degrau ( $h_i$ ). Para o instante  $k$  podemos escrever:

$$\hat{y}_k = \sum_{i=1}^{NM} h_i u_{k-i} \quad (1)$$

NM é chamado de horizonte de modelo.

Para o instante  $k+1$  pode-se escrever:

$$\hat{y}_{k+1} = \sum_{i=1}^{NM} h_i u_{k+1-i} \quad (2)$$

Subtraindo a equação (1) da (2) temos:

$$\hat{y}_{k+1} - \hat{y}_k = \sum_{i=1}^{NM} h_i (u_{k+1-i} - u_{k-i}) \quad (3)$$

Definindo  $\Delta u_k = u_k - u_{k-1}$ , a equação (3) pode ser escrita como:

$$\hat{y}_{k+1} = \hat{y}_k + \sum_{i=1}^{NM} h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (4)$$

O modelo de convolução dado pela equação acima pode ser estendido para NP instantes futuros:

$$\hat{y}_{k+j} = \hat{y}_{k+j-1} + \sum_{i=1}^{NM} h_i \Delta u_{k+j-i} \quad j=1, \dots, NP \quad (5)$$

onde NP é chamado de horizonte de predição.

O DMC corrige a predição da equação (5), incorporando uma estratégia de realimentação. No instante k, o valor predito da saída é comparado ao valor medido, sendo o desvio usado para a correção do valor predito nos NP instantes futuros. Por exemplo, para o instante k+1:

$$y_{k+1}^c = \hat{y}_{k+1} + (y_k - \hat{y}_k) \quad (6)$$

onde  $y_k$  é o valor medido da saída.

Generalizando para os NP instantes futuros:

$$y_{k+j}^c = \hat{y}_{k+j} + (y_{k+j-1}^c - \hat{y}_{k+j-1}) \quad j=1, \dots, NP \quad (7)$$

onde, no instante k+1,  $y_{k+1}^c$  é igual ao valor medido  $y_k$ , como pode ser visto na equação (6).

Para o instante k+2, temos:

$$y_{k+2}^c = \hat{y}_{k+2} + (y_{k+1}^c - \hat{y}_{k+1}) = \hat{y}_{k+2} + (\hat{y}_{k+1} + (y_k - \hat{y}_k) - \hat{y}_{k+1}) = \hat{y}_{k+2} + (y_k - \hat{y}_k) \quad (8)$$

Para o instante k+NP:

$$y_{k+NP}^c = \hat{y}_{k+NP} + (y_k - \hat{y}_k) \quad (9)$$

Pode-se observar que nas predições para os instantes de k+1 até k+NP, feitas no instante k, a correção é a mesma, calculada pelo valor medido menos o predito da saída no instante k (tempo atual).

Combinando as equações (5) e (7), chega-se a:

$$y_{k+j}^c = y_{k+j-1}^c + \sum_{i=1}^{NM} h_i \Delta u_{k+j-i} \quad j=1, \dots, NP \quad (10)$$

Para o instante k+1 a equação (10) pode ser escrita como:

$$y_{k+1}^c = y_k^c + \sum_{i=1}^{NM} h_i \Delta u_{k+1-i} = y_k^c + \sum_{i=1}^{NM} h_i \Delta u_{k+1-i} = y_k^c + h_1 \Delta u_k + h_2 \Delta u_{k-1} + \dots + h_{NM} \Delta u_{k+1-NM} \quad (11)$$

Os valores de  $\Delta u_{k-1}, \Delta u_{k-2}, \dots, \Delta u_{k-NM}$  são conhecidos. Agrupando-os num único termo, tem-se:

$$S_1 = \sum_{i=2}^{NM} h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (12)$$

Portanto a equação (11) torna-se:

$$y_{k+1}^c = y_k^c + h_1 \Delta u_k + S_1 \quad (13)$$

Repetindo-se o procedimento para o instante k+2:

$$y_{k+2}^c = y_{k+1}^c + h_1 \Delta u_{k+1} + h_2 \Delta u_k + \dots + h_{NM} \Delta u_{k+2-NM} \quad (14)$$

Agrupando novamente os valores conhecidos em um único termo:

$$y_{k+2}^c = y_{k+1}^c + h_1 \Delta u_{k+1} + h_2 \Delta u_k + S_2 \quad (15)$$

$$\text{onde } S_2 = \sum_{i=3}^{NM} h_i \Delta u_{k+2-i}$$

Substituindo a equação (13) na equação (15):

$$y_{k+2}^c = y_k + (h_1 + h_2)\Delta u_k + h_1\Delta u_{k+1} + S_1 + S_2 \quad (16)$$

Definindo-se genericamente:

$$P_i = \sum_{m=1}^i S_m \quad i=1, \dots, NP \quad (17)$$

$$S_m = \sum_{i=m+1}^{NM} h_i \Delta u_{k+m-i} \quad m=1, \dots, NP \quad (18)$$

$$a_i = \sum_{j=1}^i h_j \quad i=1, \dots, NP \quad (19)$$

Pode-se escrever para o instante k+j:

$$y_{k+j}^c = y_k + a_j \Delta u_k + a_{j-1} \Delta u_{k+1} + \dots + a_1 \Delta u_{k+j-1} + P_j \quad (20)$$

A equação (20) pode ser escrita na forma de matriz como:

$$\begin{bmatrix} y_{k+1}^c \\ y_{k+2}^c \\ \vdots \\ y_{k+NP-1}^c \\ y_{k+NP}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ a_2 & a_1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{NP-1} & a_{NP-2} & \cdots & a_1 & 0 \\ a_{NP} & a_{NP-1} & \cdots & a_2 & a_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \Delta u_{k+1} \\ \vdots \\ \Delta u_{k-NP-2} \\ \Delta u_{k+NP-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} y_k + P_1 \\ y_k + P_2 \\ \vdots \\ y_k + P_{NP-1} \\ y_k + P_{NP} \end{bmatrix} \quad (21)$$

Ou de maneira mais compacta:

$$(\underline{y}^c)_{NP} = (\underline{A}')_{NP \times NP} (\underline{\Delta u})_{NP} + (\underline{y}^P)_{NP} \quad (22)$$

onde  $\underline{y}^P$  é a predição se não houver ação de controle no intervalo de k até k+NP, ou seja, a predição levando-se em conta somente as variações na variável manipulada no passado.

Na verdade na estratégia DMC reduz-se a dimensão do vetor  $\underline{\Delta u}$ . Admite-se que  $\Delta u_{k+j}=0$  para  $j \geq NC$ , sendo  $NC < NP$ .  $NC$  é chamado de horizonte de controle. A equação 21 passa a ser:

$$\begin{bmatrix} y_{k+1}^c \\ y_{k+2}^c \\ \vdots \\ y_{k+NP-1}^c \\ y_{k+NP}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_2 & a_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{NP-1} & a_{NP-2} & \cdots & a_{NP-NC} \\ a_{NP} & a_{NP-1} & \cdots & a_{NP-NC+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \Delta u_{k+1} \\ \vdots \\ \Delta u_{k-NC-2} \\ \Delta u_{k+NC-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} y_k + P_1 \\ y_k + P_2 \\ \vdots \\ y_k + P_{NP-1} \\ y_k + P_{NP} \end{bmatrix} \quad (23)$$

Ou

$$(\underline{y}^c)_{NP} = (\underline{A})_{NP \times NC} (\underline{\Delta u})_{NC} + (\underline{y}^P)_{NP} \quad (24)$$

Note que a matriz  $\underline{A}$  é formada pelas primeiras  $NC$  colunas de  $\underline{A}'$ .

Sendo o valor desejado (setpoint) constante, temos em notação matricial:

$$\begin{bmatrix} y_{k+1}^d \\ y_{k+2}^d \\ \vdots \\ y_{k+NP-1}^d \\ y_{k+NP}^d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{spk} \\ y_{spk} \\ \vdots \\ y_{spk} \\ y_{spk} \end{bmatrix} \quad (25)$$

Subtraindo a equação (23) da (25):

$$\underline{E} = -\underline{A} \underline{\Delta u} + \underline{E}' \quad (26)$$

Onde  $\underline{A}$  e  $\underline{\Delta u}$  são definidos na equação 23.  $\underline{E}$  e  $\underline{E}'$  são definidos a seguir:

$$\underline{E} = \begin{bmatrix} y_{k+1}^d - y_{k+1}^c \\ y_{k+2}^d - y_{k+2}^c \\ \vdots \\ y_{k+NP-1}^d - y_{k+NP-1}^c \\ y_{k+NP}^d - y_{k+NP}^c \end{bmatrix} \quad \underline{E}' = \begin{bmatrix} e_k - P_1 \\ e_k - P_2 \\ \vdots \\ e_k - P_{NP-1} \\ e_k - P_{NP} \end{bmatrix} \quad (27)$$

onde

$$e_k = y_{spk} - y_k \quad (28)$$

O DMC calcula o vetor  $\underline{\Delta u}$  para minimizar o seguinte critério de desempenho:

$$J = (\underline{E}^T \underline{E}) + (\underline{\Lambda} \underline{\Delta u})^T (\underline{\Lambda} \underline{\Delta u}) \quad (29)$$

que é a soma de dois termos:

- erro quadrático entre a trajetória da variável controlada desejada e a prevista num horizonte de predição;
- soma do quadrado da variação da variável manipulada multiplicada pelo quadrado do fator de supressão num horizonte de controle. Através deste fator pode-se restringir os movimentos da variável manipulada.

A estratégia original de CUTLER E RAMAKER (1979) obtém a solução deste problema por mínimos quadrados, chegando a:

$$\underline{\Delta u} = (\underline{\Lambda}^T \underline{\Lambda} + \underline{\Lambda}^T \underline{\Lambda})^{-1} \underline{\Lambda}^T \underline{E} \quad (30)$$

A matriz dos fatores de supressão,  $\underline{\Lambda}$ , tem dimensão  $NC \times NC$ , com  $\lambda_{ij}=f$ , se  $i=j$  e  $\lambda_{ij}=0$  se  $i \neq j$ , onde  $f$  é o fator de supressão.

Implementamos então somente a primeira ação de controle:

$$u_k = u_{k-1} + \Delta u_k \quad (31)$$

No instante  $k+1$  se repete todo o procedimento.

## Sistemas Multivariáveis

A representação do modelo de convolução para o caso multivariável é:

$$\begin{aligned}
\hat{y}_{1,k} &= \sum_{i=1}^{NM} h_{1,1,i} u_{1,k-i} + \sum_{i=1}^{NM} h_{1,2,i} u_{2,k-i} + \dots + \sum_{i=1}^{NM} h_{1,NE,i} u_{NE,k-i} \\
\hat{y}_{2,k} &= \sum_{i=1}^{NM} h_{2,1,i} u_{1,k-i} + \sum_{i=1}^{NM} h_{2,2,i} u_{2,k-i} + \dots + \sum_{i=1}^{NM} h_{2,NE,i} u_{NE,k-i} \\
&\vdots \\
\hat{y}_{NS,k} &= \sum_{i=1}^{NM} h_{NS,1,i} u_{1,k-i} + \sum_{i=1}^{NM} h_{NS,2,i} u_{2,k-i} + \dots + \sum_{i=1}^{NM} h_{NS,NE,i} u_{NE,k-i}
\end{aligned} \tag{32}$$

onde NM é o horizonte de modelo, NE é o número de entradas ou variáveis manipuladas e NS é o número de saídas ou variáveis controladas.

Em notação compacta:

$$\hat{\underline{y}}_k = \sum_{i=1}^{NM} \underline{H}_i \underline{u}_{k-i} \tag{33}$$

De forma análoga à equação (4):

$$\underline{\hat{y}}_{k+1} = \underline{\hat{y}}_k + \sum_{i=1}^{NM} \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+1-i} \tag{34}$$

O modelo de convolução dado pela equação acima pode ser estendido para NP instantes futuros:

$$\underline{\hat{y}}_{k+j} = \underline{\hat{y}}_{k+j-1} + \sum_{i=1}^{NM} \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+j-i} \quad j=1, \dots, NP \tag{35}$$

Corrigindo com base no valor atual de forma análoga à da equação (7):

$$\underline{y}_{k+j}^c = \underline{\hat{y}}_{k+j} + (\underline{y}_{k+j-1}^c - \underline{\hat{y}}_{k+j-1}) \quad j=1, \dots, NP \tag{36}$$

onde, no instante k+1,  $\underline{y}_{k+1}^c$  é igual ao valor medido  $\underline{y}_k$ .

Substituindo a equação (32) na equação (33) temos:

$$\underline{y}_{k+j}^c = \underline{y}_{k+j-1}^c + \sum_{i=1}^{NM} \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+j-i} \quad j=1, \dots, NP \quad (37)$$

Repetindo-se o procedimento descrito para os sistemas monovariáveis chega-se à forma multivariável da equação (23):

$$\begin{bmatrix} \underline{y}_{k+1}^c \\ \underline{y}_{k+2}^c \\ \vdots \\ \underline{y}_{k+NP-1}^c \\ \underline{y}_{k+NP}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{A}_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \underline{A}_2 & \underline{A}_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \underline{A}_{NP-1} & \underline{A}_{NP-2} & \cdots & \underline{A}_{NP-NC} \\ \underline{A}_{NP} & \underline{A}_{NP-1} & \cdots & \underline{A}_{NP-NC+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \underline{\Delta u}_k \\ \underline{\Delta u}_{k+1} \\ \vdots \\ \underline{\Delta u}_{k-NC-2} \\ \underline{\Delta u}_{k+NC-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \underline{y}_k + \underline{P}_1 \\ \underline{y}_k + \underline{P}_2 \\ \vdots \\ \underline{y}_k + \underline{P}_{NP-1} \\ \underline{y}_k + \underline{P}_{NP} \end{bmatrix} \quad (38)$$

onde:

$$\underline{P}_i = \sum_{m=1}^i \underline{S}_m \quad i=1, \dots, NP \quad (39)$$

$$\underline{S}_m = \sum_{i=m+1}^{NM} \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+m-i} \quad m=1, \dots, NP \quad (40)$$

$$\underline{A}_i = \sum_{j=1}^i \underline{H}_j \quad i=1, \dots, NP \quad (41)$$

Escrevendo a equação (38) de forma compacta:

$$(\underline{y}^c)_{NP.NS} = (\underline{A})_{NP.NS \times NC.NE} (\underline{\Delta u})_{NC.NE} + (\underline{y}^P)_{NP.NS} \quad (42)$$

A forma multivariável da equação (26) é:

$$\underline{E} = -\underline{A} \underline{\Delta u} + \underline{E}' \quad (43)$$

onde  $\underline{A}$  e  $\underline{\Delta u}$  são definidos na equação (38) e  $\underline{E}$  e  $\underline{E}'$  são dados por:

$$\underline{\mathbf{E}} = \begin{bmatrix} \underline{y}_{k+1}^d - \underline{y}_{k+1}^c & \\ \underline{y}_{k+2}^d - \underline{y}_{k+2}^c & \\ \vdots & \\ \underline{y}_{k+NP-1}^d - \underline{y}_{k+NP-1}^c & \\ \underline{y}_{k+NP}^d - \underline{y}_{k+NP}^c & \end{bmatrix} \quad \underline{\mathbf{E}}' = \begin{bmatrix} \underline{e}_k - \underline{\mathbf{P}}_1 \\ \underline{e}_k - \underline{\mathbf{P}}_2 \\ \vdots \\ \underline{e}_k - \underline{\mathbf{P}}_{NP-1} \\ \underline{e}_k - \underline{\mathbf{P}}_{NP} \end{bmatrix} \quad (44)$$

onde

$$\underline{e}_k = \underline{y}^{spk} - \underline{y}_k \quad (45)$$

$\underline{\mathbf{E}}$  e  $\underline{\mathbf{E}}'$  são vetores de dimensão igual a  $NP \times NS$ .

Como no caso SISO o DMC calcula o vetor  $\underline{\Delta u}$  para minimizar o seguinte critério de desempenho:

$$J = (\underline{\mathbf{E}}^T \underline{\mathbf{E}}) + (\underline{\Delta} \underline{\Delta u})^T (\underline{\Delta} \underline{\Delta u}) \quad (46)$$

A solução do problema por mínimos quadrados leva a:

$$\underline{\Delta u} = (\underline{\mathbf{A}}^T \underline{\mathbf{A}} + \underline{\Delta}^T \underline{\Delta})^{-1} \underline{\mathbf{A}}^T \underline{\mathbf{E}}' \quad (47)$$

A matriz dos fatores de supressão,  $\underline{\Delta}$ , tem dimensão  $NE.NC \times NE.NC$ .

Implementamos então somente a primeira ação de controle:

$$\underline{u}_k = \underline{u}_{k-1} + \underline{\Delta u}_k \quad (48)$$

No instante  $k+1$  todo o procedimento é repetido.

## **APÊNDICE 2**

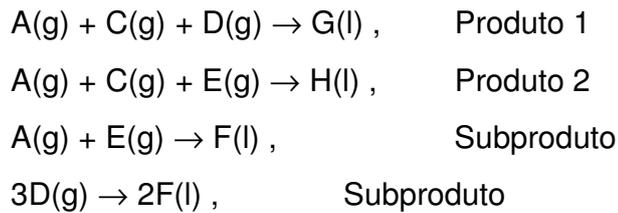
### **A.2. ESTUDO DE CASOS PARA APLICAÇÃO DOS CONCEITOS DE CONTROLE DE PLANTAS INTEIRAS**

#### **1. O PROCESSO TENNESSEE EASTMAN**

O processo Tennessee Eastman foi inicialmente proposto por DOWNS E VOGEL (1993). Este caso-estudo é baseado em um processo industrial real, sendo que algumas informações foram modificadas para preservar dados confidenciais da indústria que forneceu os parâmetros. Os componentes não são revelados (os autores fornecem propriedades e usam letras para cada componente). Além disso foram modificados dados da cinética das reações e parâmetros operacionais. Um programa foi feito em linguagem FORTRAN e desde então vem sendo utilizado por muitos autores para assuntos de controle. Alguns autores que avaliaram o problema de controle de planta inteira usando este caso estudo: MCAVOY E YE (1994); LYMAN E GEORGAKIS (1995); BANERJEE E ARKUN (1995); LUYBEN (1996); RICKER (1996); LUYBEN ET AL (1997); NG E STEPHANOPOULOS (1998); DUVALL E RIGGS (2000).

Neste item do trabalho, o processo Tennessee Eastman foi estudado apenas através dos artigos publicados na literatura, uma vez que nem todos os dados disponíveis para a simulação foram encontrados na literatura. Para os casos da hidrodealkilação do tolueno e produção do monômero do acetato de vinila foram feitas simulações.

As reações que ocorrem no processo Tennessee Eastman são mostradas nas equações a seguir. Todas as reações são irreversíveis, exotérmicas e seguem a expressão de Arrhenius para função da temperatura. Além disso as cinéticas das reações são de primeira ordem para as concentrações dos reagentes.



O processo é mostrado na Figura A1 (DOWNS E VOGEL, 1993). Existem quatro correntes de alimentação, uma corrente de retirada de produtos e uma corrente de purga para retirada de inertes. As principais operações unitárias são: um reator, condensador, vaso de separação líquido-vapor (tambor *flash*), um compressor e uma coluna de esgotamento. Os reagentes gasosos são alimentados no reator onde ocorrem as reações descritas acima. O reator possui um sistema de resfriamento para remover o calor das reações exotérmicas. Os produtos saem na forma de vapor, junto com parte da alimentação que não reagiu. O efluente do reator passa por um trocador de calor, onde os produtos são condensados e a corrente de saída do condensador segue para um separador líquido-vapor. Os não-condensáveis passam por um compressor e são reciclados para o reator. O produto líquido segue para uma coluna de esgotamento. Os produtos G e H são retirados na base da coluna. O produto inerte é retirado no topo do separador líquido-vapor numa corrente de purga.

O processo possui 41 medidas e 12 variáveis manipuladas. Os objetivos de controle são:

1. Manter as variáveis de processo nos valores desejados
2. Manter as condições operacionais dentro dos intervalos dos equipamentos
3. Minimizar as variações na produtividade e qualidade dos produtos durante as perturbações
4. Minimizar os movimentos das válvulas que afetam outros processos
5. Recuperar rapidamente e suavemente após perturbações.

As variáveis manipuladas para o processo são:

1. Vazão de alimentação da corrente 1
2. Vazão de alimentação da corrente 2
3. Vazão de alimentação da corrente 3
4. Vazão de alimentação da corrente 4
5. Válvula de reciclo do compressor
6. Vazão da purga (corrente 9)
7. Vazão de líquido do separador (10)
8. Vazão de líquido da coluna de esgotamento (11)
9. Válvula de vapor da coluna de esgotamento
10. Vazão de água de resfriamento do reator
11. Vazão de água de resfriamento no condensador
12. Velocidade do agitador

Entre as possíveis variáveis medidas tem-se dois grupos: as que tem seus valores medidos continuamente e as que tem medidas periódicas.

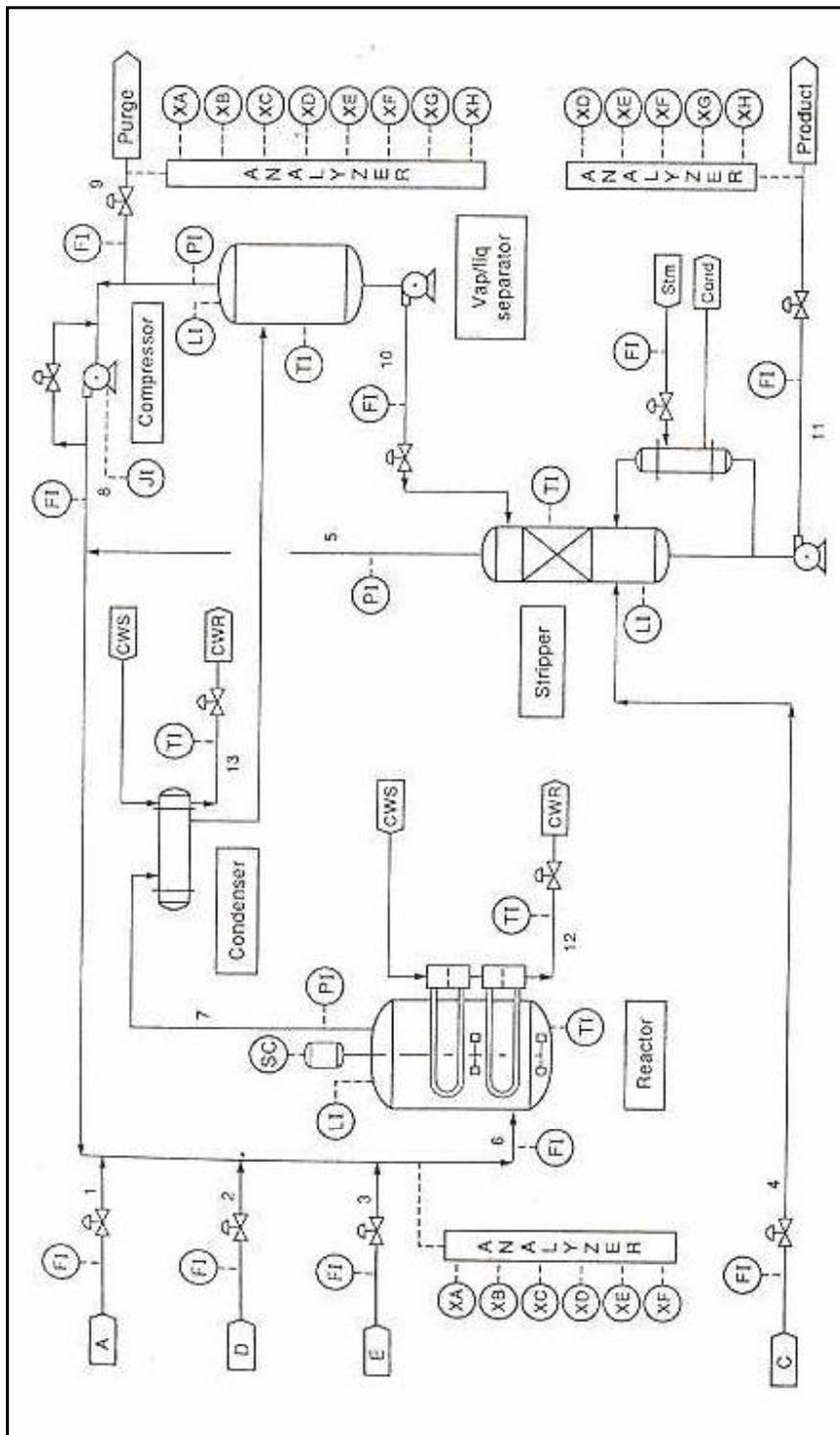


Figura A.1 – Processo Tennessee Eastman (Downs e Vogel, 1993)

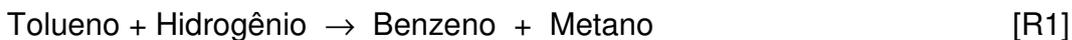
## 2. O Processo de Hidrodealquilação do Tolueno (HDA)

DOUGLAS (1988) usou a planta de hidrodealquilação do tolueno como exemplo para o projeto conceitual de processos. O autor faz uma descrição da planta, detalhando as operações unitárias envolvidas, análise de graus de liberdade de projeto e objetivos de produção. Outros autores que usaram este caso-estudo são: STEPHANOPOULOS (1984); PONTON E LAING (1993); NG E STEPHANOPOULOS (1996); JORGENSEN E JORGENSEN (2000); TYREUS E LUYBEN (1998); QIU ET AL (2003). NG E STEPHANOPOULOS (1996) descrevem passo a passo uma estrutura hierárquica para chegar numa malha de controle regulatório. O procedimento envolve desde a identificação dos objetivos de produção, restrições e perturbação, passando pela análise do processo em malha aberta até a avaliação das principais variáveis a serem controladas. A avaliação é repetida até que se tenha o processo estável. QIU ET AL (2003) usa o simulador Hysys para a simulação da planta de HDA e usa o procedimento de BANERJEE E ARKUN (1995), descrito no item anterior, para propor a malha de controle regulatório. É uma referência importante para a elaboração da malha de controle da Replan. O autor escreve de forma clara e o procedimento é fácil de ser seguido.

No processo HDA existem 9 operações unitárias: reator, vaporizador, separador líquido-vapor, compressor, dois trocadores de calor e três colunas de destilação. É um processo complexo e integrado devido às três correntes de reciclo de massa existentes e um ponto de integração energética. São 23 graus de liberdade. A Figura A.2 mostra o diagrama do processo.

No reator adiabático duas reações na fase vapor convertem tolueno e  $H_2$  em benzeno, metano e difenil. As cinéticas das reações são função da temperatura seguindo a expressão de arrhenius. Antes de entrar no reator, o tolueno e  $H_2$  são misturados às respectivas correntes de reciclo que são recuperadas no processo.

Reações:



A mistura reagente é pré-aquecida em um trocador de calor com a corrente efluente do reator e depois em uma fornalha, antes de entrar no reator PFR. O efluente do reator é misturado com parte do líquido proveniente do separador líquido-vapor, e então resfriado trocando calor com a corrente de alimentação do reator. Uma parte da corrente de topo, contendo  $\text{H}_2$  e  $\text{CH}_4$  não reagidos é descartado do processo (purga) enquanto a outra porção é comprimida e reciclada para o reator. A corrente de produto do fundo do separador, contendo metano, benzeno, tolueno e difenil, são separadas em 3 colunas de destilação consecutivas. Na coluna estabilizadora, metano a 0,92% em mol é removido como produto de topo e a mistura benzeno/tolueno/difenil sai como produto de fundo. Na coluna de produto, benzeno a 0,998 é removido como produto de topo e a mistura tolueno difenil deixo o fundo da torre. Finalmente, na coluna de reciclo, tolueno a 0,94 é removido no topo e o difenil a 0,999 é o produto de fundo.

A Tabela A.1 mostra as especificações para as correntes de alimentação e a Tabela A.2 mostra as correntes de produto após a simulação em estado estacionário.

Os objetivos de produção da planta de HDA são:

- produzir benzeno puro
- minimizar as perdas de hidrogênio e difenil.



Tabela A.1 – Correntes de alimentação

	Hidrogênio	Tolueno
Temperatura (°C)	30	30
Pressão (bar)	40.0	40.0
Vazão (kmol/h)	253,1	149.2
Composição (fração molar)		
H <sub>2</sub>	1	0
CH <sub>4</sub>	0	0
Benzeno	0	0
Tolueno	0	1
Difenil	0	0

Tabela A.2 – Correntes de produtos

	Difenil	Benzeno	Topo-estab	purga
Temperatura (°C)	290	105.4		59.9
Pressão (bar)	2.05	2.07	2.07	33.48
Vazão (kmol/h)	19	157.3	27.06	200
Composição (fração molar)				
H <sub>2</sub>	0	0	0.0246	0.1170
CH <sub>4</sub>	0	0	0.9754	0.8677
Benzeno	0	0.9985	0	0.0101
Tolueno	0.0003	0.0015	0	0.0052
Difenil	0.9997	0	0	0

O problema foi resolvido em estado estacionário para calcular os balanços de massa e energia e encontrar uma estratégia de controle, além dos *setpoints* para os controladores. Para a simulação em modo dinâmico, as operações unitárias foram devidamente dimensionadas e as malhas de controle propostas. A Tabela A.3 e as Figuras A.3, A.4 e A.5 mostram os controladores instalados no ambiente principal da simulação e nas colunas estabilizadora, benzeno e difenil, respectivamente.

Tabela A.3 – Controladores no ambiente principal

<b>Variável controlada</b>	<b>Variável manipulada</b>
Temperatura da corrente Hot-in	Abertura da válvula VLV-103
Nível do separador	Abertura da válvula VLV-104
Fração molar de H <sub>2</sub> no reciclo	Válvula de H <sub>2</sub>
Temperatura de entrada do separador	Carga térmica no tocador E-102
Fração molar de tolueno na entrada do reator	Válvula de tolueno
Metano na purga	Válvula da purga
Temperatura Reactor-in	Carga térmica do trocador E-101

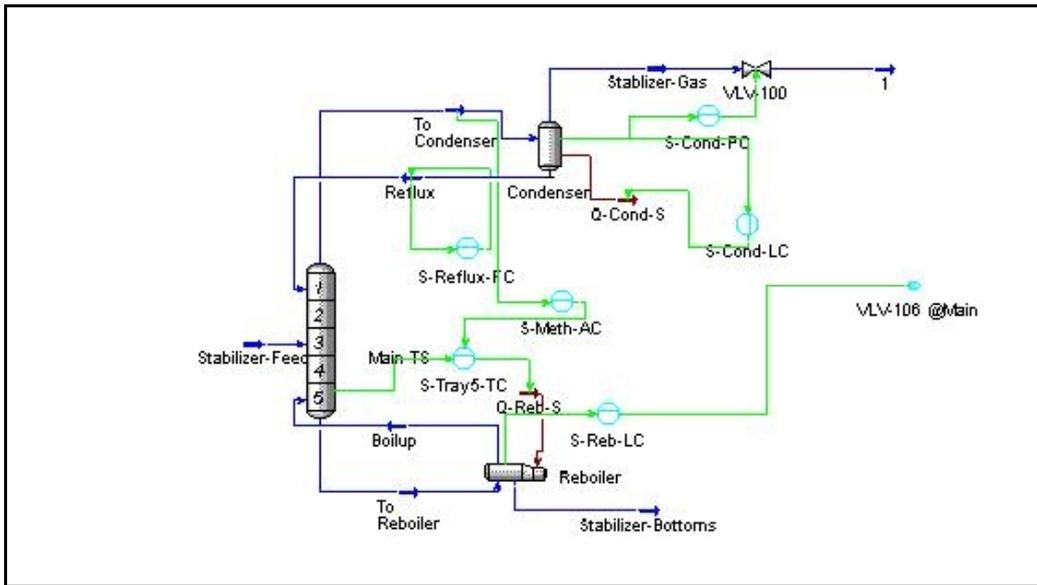


Figura A.3 – Controladores na coluna estabilizadora

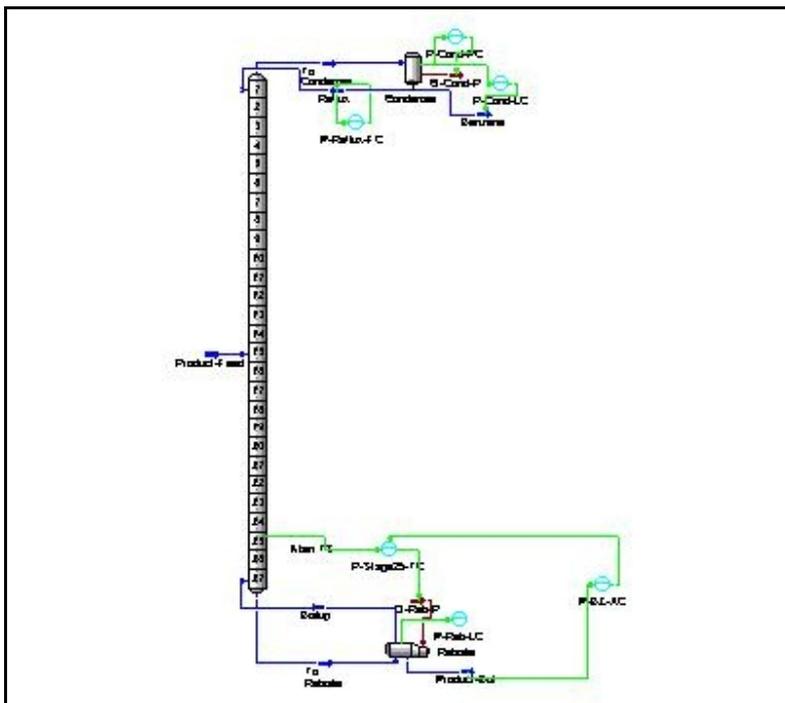


Figura A.4 – Controladores na coluna de benzeno

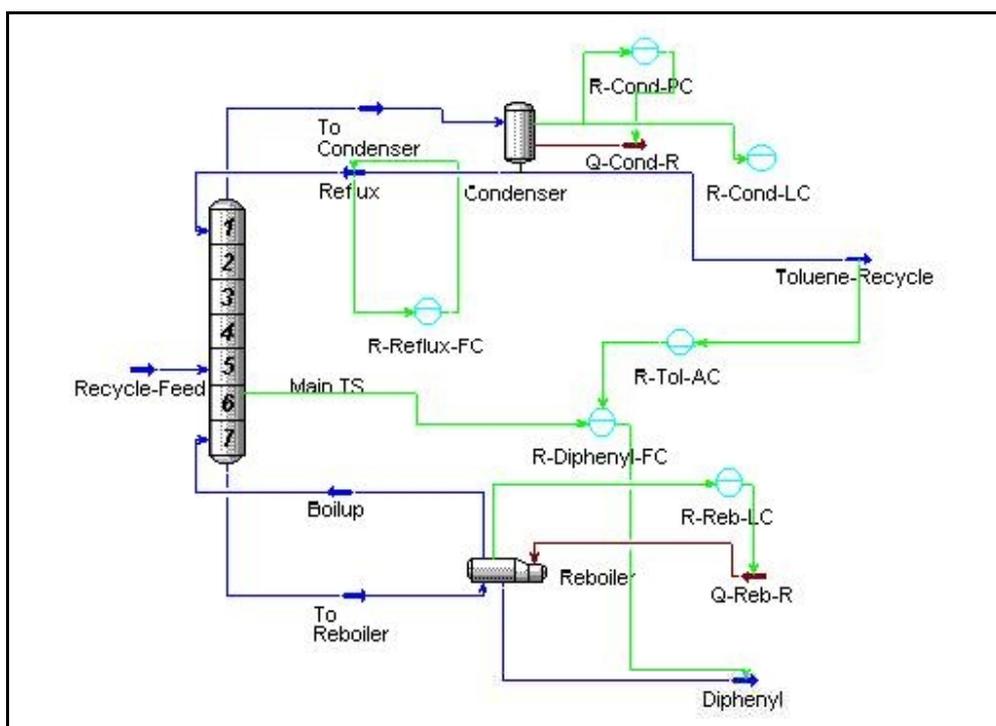
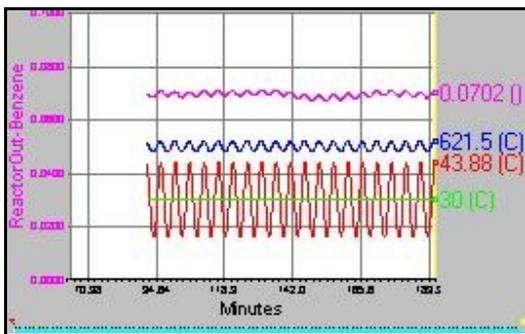


Figura A.5 – Controladores na coluna de difenil

Os controladores foram sintonizados de maneira a não provocar variações bruscas nas variáveis manipuladas e manter as variáveis controladas dentro de limites aceitáveis. Duas perturbações foram propostas: uma na temperatura e outra na composição da alimentação. A perturbação na temperatura foi feita através de uma função de transferência com comportamento senoidal na corrente de tolueno. A produção de benzeno no reator é uma função da temperatura (Equação de Arrhenius). Assim, a perturbação na temperatura de tolueno afeta a taxa de produção de benzeno. Outra função de transferência foi usada para uma perturbação na vazão de hidrogênio que alimenta o reator. A produção de benzeno é função também da composição da alimentação. Uma alteração na produção de benzeno pode ser vista no restante do processo. Um aumento na produção de benzeno resulta em maior vazão de líquido que entra no separador, que alimenta as colunas de destilação e menor quantidade de vapor retornando como reciclo.

A estratégia de controle da planta permitiu manter os objetivos de produção e qualidade dos produtos (metano, benzeno, tolueno e difenil). Verificou-se que o projeto do separador líquido-vapor é fundamental para atenuar as perturbações nas colunas de destilação. As Figuras A.6 (a) e (b) mostram as perturbações no processo, enquanto as Figuras A.7, A.8 e A.9 mostram o comportamento das variáveis importantes em cada coluna.



(a)



(b)

Figura A.6 – Perturbações (a) Temperatura da corrente de tolueno e (b) pressão do H<sub>2</sub>

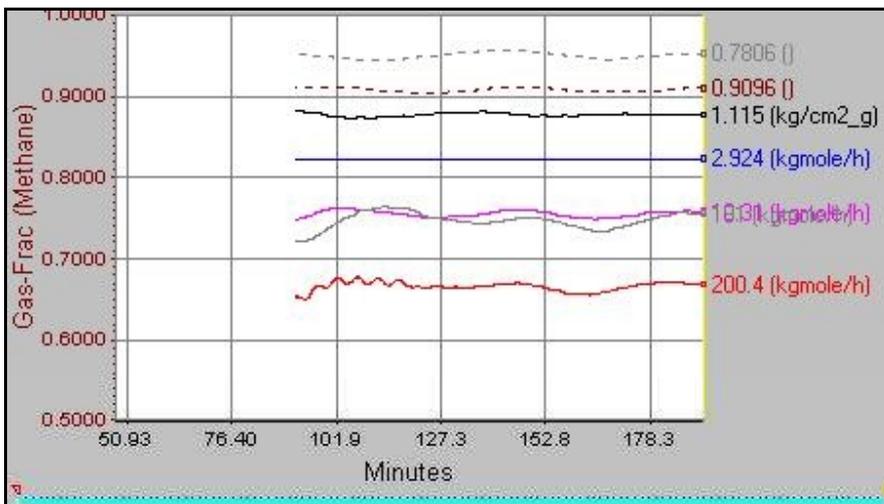


Figura A.7 – Coluna estabilizadora

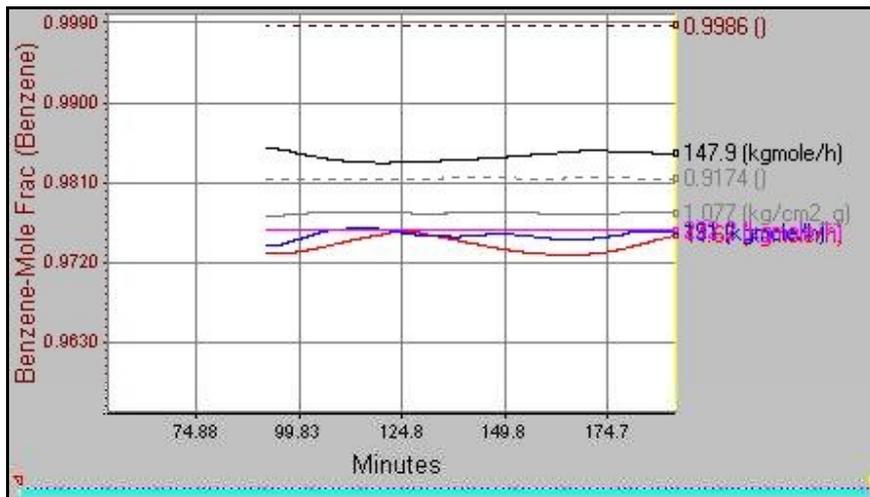


Figura A.8 – Coluna Benzeno

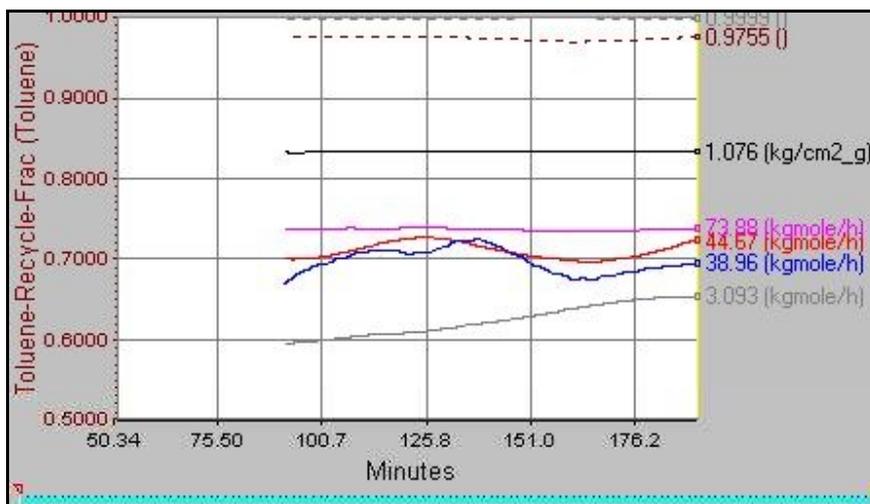


Figura A.9 – Coluna Difenil

Dentre os três casos estudo usados como base para o estudo de controle em plantas inteiras, apresentados neste apêndice, este foi o estudado em maior nível de detalhes. Este estudo foi essencial para o aprendizado dos conceitos e técnicas de controle de plantas inteiras e apresenta pontos em comum com a unidade de separação da FCC: equipamentos integrados por reciclo de massa e pontos de integração energética.

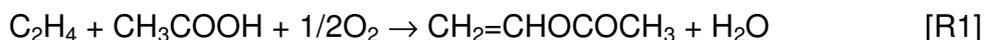
### 3. O Processo de Produção do Monômero do Acetato de Vinila

LUYBEN E TYREUS (1998) apresentaram a simulação e controle de uma planta de produção de acetato de vinila. Essa planta possui componentes com comportamento não-ideal, operações unitárias padrão e correntes de reciclo. Características encontradas nas plantas químicas, o que faz com que seja um bom caso-estudo para aplicação dos conceitos de controle de plantas inteiras. Para a simulação do processo é necessário conhecer:

- a. Parâmetros da cinética de reação – como não é de primeira ordem, foi usado uma extensão (rotina em visual Basic) implementada no Hysys.
- b. Estrutura da planta com informações sobre correntes e equipamentos – informações disponíveis em LUYBEN E TYREUS (1998)
- c. Localização de válvulas de controle – definição de estratégias de controle.

#### Descrição do processo

O processo de produção do acetato de vinila é mostrado na Figura 1.3.1. O tanque V-100 é alimentado com correntes de reciclo (Rec04 e Hac) e reposição de reagentes (ácido acético e etileno). Essa mistura é vaporizada, aquecida, e junto com a corrente de oxigênio alimenta o reator tubular, onde ocorrem as reações abaixo:



Produto principal: Acetato de vinila (Vac)

Subprodutos: Água e dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>)

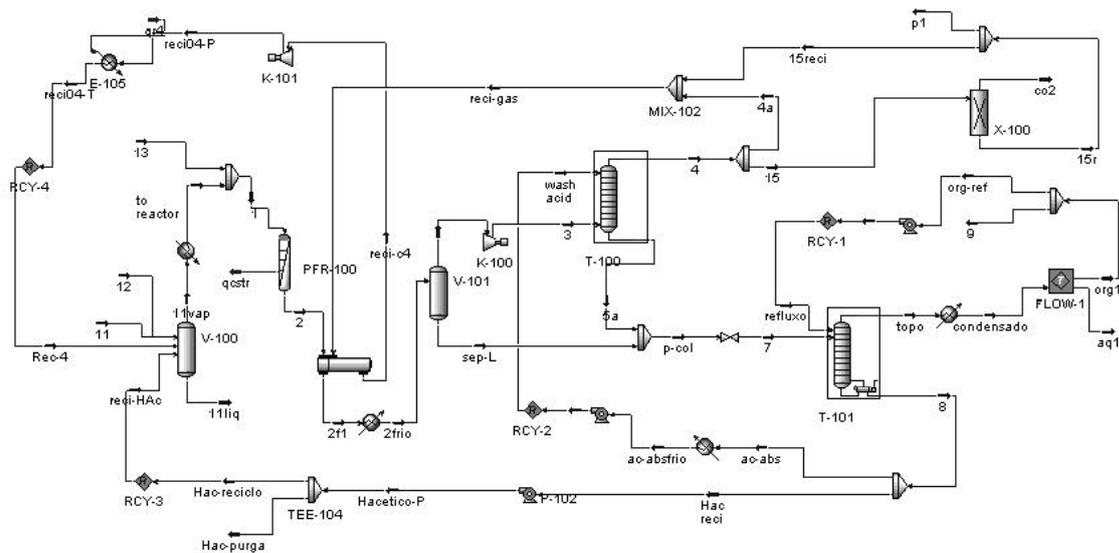


Figura A.10 – Fluxograma do processo de produção do acetato de vinila

A mistura efluente do reator troca calor com outra corrente do processo, é resfriada e entra em um separador líquido-vapor. O vapor é comprimido e alimenta uma coluna de absorção, onde parte do CO<sub>2</sub> é removido e o restante é reciclado para o tanque V-100. O líquido segue para uma coluna de destilação onde o produto de topo é separado em duas fases sendo uma rica em acetato de vinila e a outra em água. O produto de fundo é rico em ácido acético e é reciclada para o tanque V-100 e para a coluna de absorção. A Tabela 1.3.1 mostra as correntes de alimentação e produtos de acordo com as simulações realizadas no simulador Hysys.Plant®.

Tabela A.4 – Correntes de alimentação

	Etileno	Oxigênio	Ácido acético
Temperatura (°C)	30	30	30
Pressão (psia)	150	150	150

Vazão (mol/min)	831	521	785
Composição (fração molar)			
O <sub>2</sub>	0	1	0
CO <sub>2</sub>	0	0	0
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	0.999	0	0
C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	0.001	0	0
VAc	0	0	0
H <sub>2</sub> O	0	0	0
HAc	0	0	1

Tabela A.5 – Produtos

	Acetato de vinila – 9	Água – 10	Ácido acético 8	Purga – 6
Temperatura (°C)	61,0	61,0	148,0	59,0
Pressão (psia)	28	28	40	130
Vazão (mol/min)	660,1	718,9	6280,0	53,9
Composição (fração molar)				
O <sub>2</sub>	0	0	0	0,0445
CO <sub>2</sub>	0,0004	0	0	0,0074
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	0,0064	0,0002	0	0,7364
C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	0,0020	0	0	0,1949
VAc	0,9883	0	0,0052	0,0010
H <sub>2</sub> O	0,0029	0,9996	0,0648	0,0023
HAc	0	0.0001	0,9300	0,0135

O dimensionamento das colunas foi feito através de rotinas do simulador. Os

parâmetros para os equipamentos são mostrados abaixo.

Tabela A.6 – Reator Tubular

Número de tubos	622
Comprimento (m)	10
$\Delta$ pressão (psi)	38
Quantidade de Catalisador	2590
Porosidade	0,8
Densidade (kg/l)	0.385
Coeficiente global de troca térmica (Kcal/h°Cm <sup>2</sup> )	150
Carga térmica (Kcal/h)	5,3x10 <sup>5</sup>
Número de segmentos para integração	10

Tanque V-101

Volume: 15 m<sup>3</sup>

SP: 60%

Q resfriamento: 2,7 x 10<sup>6</sup> Kcal/h

Coluna Absorvedora T-100

Número de estágios: 8

Coluna de Destilação T-101

Número de estágios: 20

A seguir são listadas as válvulas de controle instaladas no processo:

1. Alimentação de oxigênio
2. Alimentação de etileno
3. Alimentação de ácido acético
4. Carga térmica do evaporador
5. Vazão de vapor do evaporador
6. Carga térmica do trocador (após o evaporador)
7. Vazão de fluido refrigerante que segue para o reator
8. Carga térmica do resfriador da corrente de saída do reator
9. Vazão de líquido do separador L-V
10. Vazão de vapor do separador L-V
11. Vazão de vapor de topo da coluna de absorção T-100
12. Vazão de líquido da coluna de absorção T-100
13. Carga térmica do trocador de calor lateral ao absorvedor (oculto na figura A.10)
14. Vazão da corrente 15
15. vazão de ácido para a T-100 (wash acid)
16. Vazão de purga
17. Vazão de vapor de topo da coluna T-101
18. Vazão de líquido da coluna T-101
19. Vazão da fase orgânica do decantador (org1)
20. Vazão da fase aquosa (aq1)
21. Vazão do refluxo
22. Carga térmica do refeedor da coluna T-101
23. Carga térmica do trocador E-105