UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA POLITÉCNICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA

CARLOS ROBERTO PORFÍRIO

**Implantação de otimizador *online* acoplado ao controle preditivo
(MPC) de uma coluna de Tolueno**

Orientador: Prof. Dr. Darci Odloak

SÃO PAULO
2011

CARLOS ROBERTO PORFÍRIO

Implantação de otimizador *online* acoplado ao controle preditivo (MPC) de uma coluna de Tolueno

Tese apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de
São Paulo para obtenção do título
de Doutor em Engenharia.

Área de Concentração:
Engenharia Química

Orientador:
Prof. Dr. Darci Odloak

SÃO PAULO
2011

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 07 de abril de 2011.

Assinatura do autor

Assinatura do orientador

FICHA CATALOGRÁFICA

Porfírio, Carlos Roberto

Implantação de otimizador online acoplado ao controle preditivo (MPC) de uma coluna de tolueno / C.R. Porfírio. -- ed.rev. -- São Paulo, 2011.

119 p.

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Química.

1. Controle de processos 2. Controle preditivo 3. Otimização não linear 4. Otimização linear 5. Colunas de destilação I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Química II. t.

A todos os meus mestres, que ao longo de minha vida me mostraram o valor da educação, e a Deus por me dar forças para conseguir superar todas as dificuldades enfrentadas nesta jornada.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Darci Odloak pela orientação e dedicação, tornando possível a realização deste trabalho.

À minha esposa Ronilda e filhos Gabriel e Giovana, pela compreensão e incentivo durante a realização deste trabalho.

À Petrobras, em nome do engenheiro Antônio Maylinch Teruel, por permitir e incentivar a realização desta especialização profissional.

Ao engenheiro Carlos Alberto Dantas Moura, pelo apoio na montagem do simulador estático, DEST1, para a coluna de tolueno.

Ao colega Dr. Antônio Carlos Zanin, pelo apoio na montagem do controlador no programa SICON.

Aos Operadores da Unidade de Recuperação de Aromáticos da RPBC pelo auxílio durante os diversos testes realizados na unidade durante a elaboração deste trabalho.

“The only place where success comes before work
is in the dictionary”.

Vince Lombardi

RESUMO

O objetivo principal desta tese foi a implantação de uma nova estratégia para a integração da otimização em tempo real (RTO), com o controle preditivo multivariável em uma unidade de processo industrial. A solução proposta pode ser considerada como uma estratégia de uma camada, na qual os problemas de controle e otimização econômica são resolvidos simultaneamente, na mesma camada da estrutura de controle. Supondo que o objetivo econômico a ser maximizado (minimizado) seja uma função côncava (convexa) das entradas e saídas de processo, o controlador MPC com otimização econômica (OMPC) foi obtido através da inclusão do gradiente reduzido do objetivo econômico, na função objetivo do controlador preditivo. Esta abordagem foi testada inicialmente através da simulação do conjunto reator regenerador de uma Unidade de Craqueamento Catalítico Fluido (UFCC).

O controlador otimizador foi implementado com sucesso em uma coluna de destilação de tolueno, na Unidade de Recuperação de Aromáticos da refinaria de Cubatão da Petrobras. Este controlador está em funcionamento contínuo por cerca de um ano, sem qualquer problema relatado.

Para a determinação das condições ótimas, um modelo rigoroso de coluna de destilação multicomponentes no estado estacionário é incluído no controlador preditivo para permitir o cálculo *online* do objetivo econômico. A trajetória prevista para o sistema de destilação até o ponto ótimo é calculada utilizando-se um modelo linear dinâmico, o qual foi obtido através de testes em degrau na planta real. O ponto ótimo obtido através da estratégia proposta leva em consideração as restrições nas entradas manipuladas e a faixa de controle para as saídas. O problema de otimização resultante para cálculo das ações de controle é uma QP, que pode ser facilmente resolvida com os *solvers* disponíveis. O MPC com otimização econômica foi implementado como um módulo do pacote SICON (Sistema de Controle da Petrobras).

ABSTRACT

This thesis was mainly aimed at the implementation of a new strategy for the integration of real time optimization (RTO) with multivariable predictive control in an industrial process system. The proposed strategy can be considered as a one-layer strategy where the control and economic optimization problems are solved simultaneously in the same layer of the control structure. Assuming that the economic objective to be maximized (minimized) is a concave (convex) function of the process inputs and outputs, the optimizing model predictive control (OMPC) was obtained through the inclusion of the reduced gradient of the economic objective in the control objective of the predictive controller. The approach was initially tested through the simulation of the reactor-regenerator of a Fluid Catalytic Cracking Unit (FCCU).

The optimizing controller has been successfully implemented in a toluene distillation column at the Aromatic Recovery Unit of the Cubatão refinery of Petrobras. This controller has been in continuous operation for about one year without any reported problem.

For determining the optimum operating conditions, a steady-state rigorous multicomponent distillation model is included in the predictive controller to allow the on-line computation of the economic objective. The predicted trajectory of the distillation system towards the optimum point is computed with a linear dynamic model that was obtained through step tests in the real plant. The optimum point that is achieved with the proposed strategy takes into account the constraints in the manipulated inputs and the zone control of the outputs. The resulting optimization problem that produces the control actions is a QP that can be easily solved with available *solvers*. The optimizing MPC was implemented as a module of the SICON (Petrobras Control System) package.

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1 - Esquema de estratégia de otimização em duas camadas	02
Figura 1.2 - Esquema simplificado da estratégia de otimização em uma camada	03
Figura 2.1 - Otimização em três camadas (estrutura clássica)	07
Figura 2.2 - Otimização em duas camadas	08
Figura 2.3 - Otimização em uma camada	10
Figura 6.1 - Representação esquemática do modelo Kellog para unidade de FCC	31
Figura 7.1 - Contorno circular da função objetivo e a restrição linear para o exemplo de GRG, Himmelblau (2001)	39
Figura 7.2.a - Vazão total de ar para o regenerador	42
Figura 7.2.b - Abertura da TCV de catalisador regenerado	42
Figura 7.2.c - Temperatura de carga combinada	43
Figura 7.3.a - Temperatura primeiro estágio do regenerador	44
Figura 7.3.b - Temperatura segundo estágio do regenerador	44
Figura 7.3.c - Severidade da reação	45
Figura 7.3.d - Temperatura de reação	45
Figura 7.4 - Função objetivo econômica para operação da FCC com o MPC otimizante que maximiza a produção de GLP em simulação rigorosa com uso do gradiente completo comparado com o uso do gradiente reduzido.....	47
Figura 8.1 - Unidade de Reforma Catalítica e Recuperação de Aromáticos	48
Figura 8.2 - Seção de Fracionamento da Unidade de Recuperação de Aromáticos	49
Figura 8.3 - Coluna de Tolueno	50
Figura 8.4 - Modelo da coluna no DEST1	53
Figura 8.5 - Primeira parte do fluxograma de execução do DEST1	58
Figura 8.6 - Segunda parte do fluxograma de execução do DEST1	59
Figura 8.7 - Teor de tolueno no destilado análise laboratório e simulador	64
Figura 8.8 - Temperatura do prato 14 da coluna	64
Figura 8.9 - Vazão de vapor para o refeedor	65
Figura 9.1 - Modelos CV's em função do Delta de Temperatura	69
Figura 9.2 - Modelo CV's em função da relação L/V no topo	69
Figura 9.3 - Modelos CV's em função perturbação vazão de carga	70
Figura 10.1 - Interfaces de Controle	74
Figura 10.2.a - Tela de configuração/sintonia do Controlador	76
Figura 10.2.b - Tela de Configuração/Sintonia de Variável Controlada	77

Figura 10.2.c - Tela de Configuração/Sintonia de Variável Manipulada	77
Figura 10.2.d - Tela de Configuração de Variável Perturbadora	78
Figura 10.3 - Teste em malha aberta do Controlador Otimizador	80
Figura 10.4.a - Teor de C8 ⁺ no destilado	83
Figura 10.4.b - Teor de Tolueno no fundo da coluna	84
Figura 10.4.c - Delta de Temperatura	84
Figura 10.4.d - Relação líquido/vapor no topo	85
Figura 10.4.e - Vazão de vapor para refeedor	85
Figura 10.5.a - Teor de C8 ⁺ no destilado	88
Figura 10.5.b - Teor de Tolueno no fundo da coluna	88
Figura 10.5.c - Relação líquido/vapor no topo	89
Figura 10.5.d - Delta de Temperatura	89
Figura 10.5.e - Vazão de vapor para refeedor	90
Figura 10.5.f - Vazão de tolueno produto	90
Figura 10.5.g - Função objetivo econômico	91
Figura 10.6.a - Teor de C8 ⁺ no destilado	92
Figura 10.6.b - Teor de Tolueno no fundo da coluna	92
Figura 10.6.c - Relação líquido/vapor no topo	93
Figura 10.6.d - Delta de Temperatura	94
Figura 10.6.e - Vazão de vapor para refeedor	94
Figura 10.6.f - Vazão de tolueno produto	95
Figura 10.6.g - Função objetivo econômico	95

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 6.1 – Restrições de Processo	32
Tabela 6.2 - Constantes do modelo de caracterização do rendimento de GLP.....	35
Tabela 6.3 - Constantes do modelo de conversão volumétrica	35
Tabela 8.1 - Composição da carga para simulação	60
Tabela 8.2 - Teor de tolueno no destilado análise laboratório e simulador	63
Tabela A1 - Modelo do Conversor FCC em função de transferência	102
Tabela A2 – Modelos da Coluna de Tolueno em função de transferência	102

RELAÇÃO DE SIGLAS

Letras arábicas

A_{est}	estimativa da severidade
API	densidade em °API
A_{vTCV}	área de passagem da válvula TCV
$C8^+$	teor de pesados no destilado da coluna de tolueno
c_{TCV}	abertura da válvula TCV
$CONVV$	conversão em % volumétrica
$D20$	densidade 20/4 da carga
$D60$	densidade 60/60 da carga
f_{eco}	função objetivo econômica
FSF	fator de caracterização da carga
$F1$	constante para cálculo da CONVV
$F2$	constante para cálculo da CONVV
Fj	vazão de carga no estágio j da coluna de destilação
$GLNV$	rendimento volumétrico da gasolina
$GLPV$	rendimento volumétrico do GLP
h_j	entalpia do líquido no estágio j da coluna de destilação
H_j	entalpia do vapor no estágio j da coluna de destilação
J	função objetivo do controlador MPC
j	estágio da coluna de destilação
$k_{i,j}$	constante de equilíbrio do componente i no estágio j da coluna
Kp	ganho do processo
L_j	líquido do estágio j da coluna
L/V	relação molar líquido/vapor no topo da coluna
ODV	rendimento volumétrico do óleo decantado
PA	ponto de anilina
P_{otim}	peso da função objetivo econômica
P_{GLP}	preço do GLP
P_{GLN}	preço do GLN
P_{LCO}	preço do LCO
P_{OD}	preço do OD

$PEMVF$	ponto de ebulição da carga
P_T	preço do tolueno
P_S	preço do vapor
P_X	preço da corrente de fundo xilenos
Q	matriz de pesos positiva definida
Q_j	entrada ou retirada de calor no estágio j da coluna de destilação
Q_s	carga térmica refeedor
R	matriz de pesos positiva definida
$Ratio$	razão de ar alimentado no 1º estágio do regenerador
R_{af}	vazão de ar alimentado no conversor FCC
R_{aii}	vazão de ar alimentado no $i^{ésimo}$ estágio do regenerador
R_{tf}	vazão de gasóleo alimentado no conversor FCC
$RAZCO$	relação entre catalisador e óleo
S	teor de enxofre da carga
SEV	severidade da reação para fins de controle
TCV	válvula de catalisador regenerado
TDC	diferencial temperatura na região de topo da coluna
T_{dii}	temperatura da fase diluída do $i^{ésimo}$ estágio do regenerador
T_{dig}	temperatura da fase diluída geral do regenerador
$(T_j)_k$	temperatura no estágio j da coluna na iteração k
TNB	teor de nitrogênio básico
T_{fp}	temperatura da carga
T_{rgi}	temperatura da fase densa do $i^{ésimo}$ estágio do regenerador
T_{rx}	temperatura do “riser”
U_1	vazão de tolueno do 1º estágio da coluna
U_j	retirada de líquido do prato j da coluna
U_N	vazão da corrente de xilenos da coluna
u_{max}	valor superior para variável manipulada
u_{min}	valor inferior para variável manipulada
u^{sp}	é o “setpoint” / “target” (valor desejado) para a variável manipulada
u_1	variável manipulada vazão total de ar no regenerador
u_2	variável manipulada abertura da válvula do catalisador regenerado
u_3	variável manipulada vazão de carga

u_4	variável manipulada temperatura da carga
V_j	vapor do estágio j da coluna
W_j	retirada de vapor do estágio j da coluna
W_N	vazão de vapor para refulvador
$x_{i,j}$	fração molar do componente i no líquido do estágio j da coluna
$y_{i,j}$	fração molar do componente i no vapor do estágio j da coluna
y_{max}	valor superior para variável controlada
y_{min}	valor inferior para variável controlada
y_1	variável controlada temperatura no primeiro estágio do regenerador
y_2	variável controlada temperatura no segundo estágio do regenerador
y_3	variável controlada severidade
y_4	variável controlada temperatura na saída do reator
y^{sp}	“setpoint” / “target” (valor desejado) para a variável controlada
$z_{i,j}$	fração molar do componente i na carga do estágio j da coluna

símbolos gregos

β_i	relação molar entre CO ₂ e CO no i ^{ésimo} estágio do regenerador
Δu	vetor de variações nas variáveis manipuladas
Δu_{max}	vetor de variações máximas nas variáveis manipuladas
Δu_{min}	vetor de variações mínimas nas variáveis manipuladas
λ_s	calor latente de vaporização da água

NOMENCLATURA

DEST1	Simulador estático rigoroso de colunas de destilação
FCC	Fluid Catalytic Cracking
GLP	Gás Liquefeito de Petróleo
GLN	Gasolina
KT	Kuhn-Tucker
LCO	Óleo leve de reciclo
MPC	Model Predictive Control
OD	Óleo Decantado
ODE	Ordinary Differential Equation
PID	Proporcional Integral e Derivativo
PI	Plant Information
PL	Programação Linear
PNL	Programação não-linear
PQ	Programação Quadrática
RTO	Real Time Optimization
QDMC	Quadratic Model Predictive Control
SDCD	Sistema Digital de Controle Distribuido
SEV	Severidade da reação de craqueamento (conversão)
SICON	Sistema de Controle da Petrobras
UFCC	Unidade de Craqueamento Catalítico fluido

SUMÁRIO

1 - INTRODUÇÃO	1
1.1 - Motivação para uso do MPC com otimização econômica.....	1
1.2 - Otimização em controle de processos	2
1.3 - Objetivo do trabalho	4
1.4 - Apresentação da Tese	5
2 - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	7
2.1 - Estratégias de otimização em tempo real com controle preditivo	7
3 - CONTROLE PREDITIVO.....	12
3.1 - MPC (Model Predictive Control) convencional.....	12
3.2 – MPC convencional em duas camadas.....	16
3.2.1 – Camada de otimização no estado estacionário.....	16
3.2.2 – Camada dinâmica - MPC modificado.....	17
4 – INTEGRAÇÃO DO CONTROLE PREDITIVO À OTIMIZAÇÃO	19
4.1 – Algoritmo MPC com otimização em duas camadas	19
4.2 – MPC com otimização em três camadas	21
4.3 – MPC com otimização em uma camada.....	22
5 – O CONTROLADOR MPC COM OTIMIZAÇÃO ECONÔMICA (OMPC)	26
6 – TESTE DO MPC COM OTIMIZAÇÃO ECONÔMICA.....	31
6.1 – Modelos do Processo	33
6.2 – Objetivos da Otimização e controle	34
6.2.1 – Modelo para cálculo dos objetivos econômicos	34
7 – UTILIZAÇÃO DO MÉTODO DO GRADIENTE REDUZIDO NO MPC COM OTIMIZAÇÃO ECONÔMICA	38
7.1 – O método do gradiente reduzido	38
7.2 – Aplicação do controlador com gradiente reduzido ao FCC.....	41
8 – COLUNA DE FRACIONAMENTO DE TOLUENO.....	48

8.1 – Introdução	48
8.2 – Descrição da coluna de tolueno	49
8.3 – Simulador estático rigoroso	51
8.3.1 – Programa DEST1.....	52
8.3.2 – Equacionamento utilizado no programa DEST1.....	53
8.3.3 – Simulação da coluna no programa DEST1	59
8.3.4 – Resultados do simulador rigoroso	61
9 – APLICAÇÃO DO CONTROLADOR OMPC NA PLANTA INDUSTRIAL.....	66
9.1 – Variáveis do controlador otimizador	66
9.2 – Modelo do processo	67
9.3 – Formulação do MPC com otimização econômica	70
10 - TESTES E RESULTADOS.....	73
10.1 - Interfaces de controle e operação	73
10.2 - Simulação em malha aberta.....	78
10.3 – Resultados dos testes em malha fechada.....	82
10.3.1 – Função objetivo redução do consumo de vapor - 1º teste.....	82
10.3.2 – Função objetivo maximização do lucro financeiro – 2º teste.....	87
10.3.3 – Função objetivo maximização do lucro financeiro com maior peso - 3º teste.....	91
11 – CONCLUSÕES E SUGESTÕES DA TESE.....	96
11.1 – Conclusões	96
11.2 – Sugestões para trabalhos futuros.....	97
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	98
APÊNDICE A	102

1. INTRODUÇÃO

1.1 – Motivação para uso do MPC com otimização econômica

A implantação das estratégias de controle avançado (MPC – Model Predictive Control) nas unidades de refino e petroquímicas tanto em nível mundial como no sistema Petrobras já está sistematizada e essas estratégias têm operado com bastante sucesso. Alguns dos motivos para este sucesso são: tecnologia consolidada, fornecedores de *softwares* capacitados, pessoal próprio com capacidade para manter os sistemas operando, e, o principal deles é o ganho em estabilidade dos processos. No entanto, somente a implantação dos algoritmos de controle avançado não é garantia de que o processo esteja operando em sua condição econômica ótima, ou seja, pode estar fazendo um bom trabalho em nível de estabilização da planta, mas economicamente distante de seu melhor ponto ótimo. Visando a busca deste ótimo econômico de forma sustentável e *online*, a tecnologia de RTO (real time optimization) tem se mostrado de grande utilidade e tem tido grande aceitação pela indústria (Georgiou et al., 1997; Rotava & Zanin, 2005).

A grande maioria dos sistemas de RTO é baseada em modelos não lineares do processo em estado estacionário, combinados com reconciliação de dados e atualização de parâmetros chaves do modelo, tais como composição da carga, eficiências de colunas, coeficientes de troca térmica entre outros (Marlin & Hrymak, 1997). Normalmente, após a realização da otimização, o RTO envia novos valores de “setpoints” para os MPC’s existentes na planta, os quais geralmente são baseados em modelos lineares do processo. Normalmente, o algoritmo MPC possui internamente uma camada de otimização, a qual é responsável por levar as variáveis manipuladas e controladas para os seus novos valores ótimos determinados pela camada do RTO. Desta forma temos caracterizada uma estratégia de três camadas.

Segundo Engell (2007), o propósito de um sistema de controle não é somente manter as variáveis em seus “setpoints” da melhor maneira possível ou detectar mudanças nos “setpoints”, mas, além disto, é operar a planta maximizando o retorno econômico na presença de perturbações no processo. A operação da planta além de trazer o retorno esperado, deve ser estável, de modo que assim as ações de controle devem ser suaves e rápidas, permitindo que as variáveis controladas se mantenham dentro das faixas de

controle desejadas e que as variáveis manipuladas não violem os limites máximos e mínimos estabelecidos. Nos próximos capítulos detalharemos melhor as várias estratégias de implementação da otimização em conjunto com o controle avançado. Ou seja, detalharemos as várias estratégias possíveis para implantação da otimização associada ao controle avançado.

1.2 – Otimização em controle de processos

Segundo Kwong (1992), uma maneira de integrar a otimização com o controle de processos é usar a estratégia de multicamadas, também conhecida como estrutura hierárquica, a qual pode ser representada de maneira simplificada como mostrado na Figura 1.1.

Figura 1.1 - Esquema de estratégia de otimização em duas camadas.

Podemos dizer, simplificadamente que a camada de otimização busca (baseada no modelo econômico) as melhores condições de operação para o processo. A camada de controle realiza as ações de controle. A camada da planta representa as operações unitárias, a instrumentação do processo e o controle regulatório.

A melhor forma de interação entre a camada de otimização e a de controle regulatório não é trivial.

Temos várias formas de interação, as quais podem ser:

- (a) A otimização ocorre separadamente e os valores ótimos (“targets”) das variáveis são implementados na planta pelos operadores. Latour (1979) observou que esta forma de interação não utiliza todo o potencial da otimização em tempo real,

pois depende da disposição e tempo do operador para implementar os valores ótimos.

- (b) A otimização do estado estacionário é realizada em tempo real em um intervalo de tempo maior do que o das ações de controle (Kwong,1992). Isto é, quando os “setpoints” são alterados, espera-se um tempo até que a planta atinja um novo estado estacionário e assim novos “targets” possam ser calculados. Assim, para plantas que sofrem muitos distúrbios, os “targets” de otimização poderão não representar o melhor ponto operacional.
- (c) Os “targets” de otimização são calculados na camada de otimização e então enviados para a estratégia de controle avançado (geralmente um controlador preditivo – MPC – Model Predictive Control) localizado no nível do controle. Os otimizadores disponíveis comercialmente utilizam esta estratégia.
- (d) Quando a otimização e o controle são realizados em uma mesma camada, o problema da otimização econômica está incluído no controlador preditivo (Gouvêa & Odloak, 1998). No entanto, cuidados devem ser observados quanto ao tempo de execução do algoritmo, pois poderá ficar muito longo, inviabilizando a estratégia de controle da planta.

Para a primeira e segunda estruturas apresentadas anteriormente, as atividades de otimização e controle são completamente independentes (Figura 1.1). Na terceira estrutura existe uma forte interação entre as camadas, mas suas ações são realizadas em procedimentos distintos. Na última estrutura, a otimização e o controle formam uma única camada que calcula as ações de controle que levam em consideração as melhores condições operacionais do processo e os objetivos econômicos da planta. Na Figura 1.2 apresentamos a estrutura simplificada para esta estratégia.

Figura 1.2 - Esquema simplificado da estratégia de otimização em uma camada.

Os dois últimos itens representam as estratégias de otimização em tempo real mais comentadas na literatura, sendo que a estratégia c) é a forma utilizada pelos pacotes comerciais disponíveis atualmente para implementações industriais. O controle preditivo define o futuro (ou a predição) do estado estacionário do processo e a otimização inclui todas as restrições do processo. Podem ocorrer instabilidades na operação devido a esta forma de interação, caso ocorra um distúrbio no processo ao mesmo tempo em que os “targets” estão sendo alterados (Gouvêa & Odloak, 1998). Schiavon (2000) propõe uma estrutura na qual a camada de controle é baseada em um QDMC (controle preditivo quadrático) com restrições e a camada de otimização resolve um problema de programação não-linear, minimizando o quadrado da diferença entre os “targets” e as variáveis controladas ao longo do horizonte de predição. Apenas a primeira ação de controle é implementada. A predição é realizada utilizando o modelo de convolução, o qual calcula o valor predito das saídas (variáveis controladas) através das entradas (variáveis manipuladas) no instante atual (k) e nos instantes passados dentro do horizonte do modelo.

1.3 – Objetivo do trabalho

O objetivo principal deste trabalho é a implantação em uma planta industrial de uma nova estratégia de integração otimizador/controlador em uma única camada. Este trabalho se enquadra em uma linha de pesquisa que se iniciou com os trabalhos de Gouvêa (1997) e Zanin (2001), os quais enfocaram pela primeira vez na literatura o problema de integração RTO/MPC em uma única camada. Esses trabalhos e outros posteriores (Gouvêa e Odloak, 1998, Zanin et al. 1999a, b 2000a, b, 2002) mostraram que a otimização rigorosa do processo dentro do controlador apresenta problemas de convergência da solução e tempo de computação, o que torna esse enfoque de difícil aplicação a sistemas com modelos de grandes dimensões. Alternativamente, Souza (2007) e Souza e Odloak (2010) apresentaram uma solução simplificada que foi testada na simulação em sistemas de pequeno porte.

Nesta tese, o método de Souza e Odloak (2010) é estendido e testado industrialmente em um sistema com um grande número de variáveis, aquelas de controle e os

parâmetros do modelo rigoroso, e submetido a distúrbios aleatórios, como é o caso de colunas de destilação.

A planta industrial escolhida é uma coluna de separação de uma corrente rica em tolueno da unidade de recuperação de aromáticos da Refinaria Presidente Bernardes Cubatão. O produto de topo é a corrente de tolueno com pureza acima de 99 % vol. e a corrente de fundo, uma corrente rica em xilenos (orto, meta e para) a qual é enviada para uma coluna recuperadora de xilenos. As variáveis controladas são o teor de pesados (xilenos) no destilado e o teor de tolueno no produto de fundo. Como manipuladas, temos o diferencial de temperatura entre dois pratos da região de topo da coluna e a relação líquido vapor (L/V) no prato de topo da coluna. Como perturbação do sistema, temos a vazão de carga para a coluna. Nos testes realizados industrialmente, o controlador foi alimentado com diferentes funções objetivo econômico: consumo de vapor para refeedor da coluna (minimizar), produção de tolueno (maximizar), lucro da operação (maximizar). A implementação é realizada utilizando-se como suporte da nova estrutura o SICON-Sistema de Controle da Petrobras (Moro, 1997).

1.4 – Apresentação da Tese

Este texto é composto de 11 capítulos, incluindo este capítulo inicial de introdução.

No capítulo 2, fazemos uma revisão bibliográfica dos trabalhos que abordam a otimização *online* em tempo real nos processos químicos. São apresentadas também comparações entre as estratégias de três e duas camadas com a utilizada neste trabalho que é a de uma camada.

No capítulo 3, é apresentada a formulação matemática para a obtenção dos modelos em variáveis de estado e também os algoritmos que descrevem o MPC convencional.

No capítulo 4, são apresentadas as diversas formas de integração entre a otimização em tempo real e o controle preditivo. Aqui apresentamos as estratégias de três camadas, duas camadas e uma camada, as quais caracterizam a otimização *online* em tempo real.

No capítulo 5, é descrito o algoritmo de integração proposto no trabalho de Souza (2007) e que será utilizado para implementação na planta industrial.

No capítulo 6, apresentamos os resultados mais relevantes das simulações realizadas para o caso de aplicação à unidade de craqueamento catalítico fluido – UFCC.

O capítulo 7, apresenta o conceito do gradiente reduzido e as modificações necessárias no algoritmo para utilização deste conceito.

No capítulo 8, apresentamos a coluna de fracionamento de tolueno e também o modelo rigoroso utilizado para simular a coluna.

O capítulo 9, trata da implementação do controlador na planta industrial, fornecendo o equacionamento para a coluna de tolueno. Apresenta também resultados obtidos pelo simulador.

O capítulo 10, apresenta os resultados da utilização do novo controlador em malha aberta e malha fechada.

Para concluir o texto, no capítulo 11, apresentamos as conclusões, sugestões para melhorias e para novos trabalhos.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 - Estratégias de otimização em tempo real com controle preditivo

Classicamente, a implementação das estratégias de RTO é feita em três camadas (Rotava & Zanin, 2005). A camada superior correspondendo à camada do otimizador não-linear que envia à segunda camada de otimização valores ótimos (IRVs – ideal resting values) de operação para as entradas e saídas que serão utilizadas no algoritmo de programação linear (PL), ou de programação quadrática (PQ) baseada em modelo linear, para a obtenção de novos pontos ótimos de operação. Estes pontos são passados ao controlador que trabalha com um modelo dinâmico linear e um algoritmo de controle multivariável para a manutenção dos valores de operação das variáveis controladas (saídas) e manipuladas (entradas). A camada da otimização não-linear é executada numa frequência relativamente baixa, que depende da complexidade do processo, podendo o intervalo entre uma execução e outra chegar a horas, enquanto que a otimização linear e o controlador são resolvidos sequencialmente e na mesma frequência na ordem de minutos. Na Figura 2.1, podemos ver esquematicamente esta estratégia.

Figura 2.1 - Otimização em três camadas (estrutura clássica).

Na estratégia de duas camadas, a camada inferior é responsável pelo controle, enquanto que a camada superior, em função das variáveis controladas, das restrições do processo dos graus de liberdade e função objetivo econômico, determina, através de um algoritmo de programação não-linear, os “setpoints” ótimos das variáveis para o estado estacionário. Estas informações de operação, visando à operação ótima, são enviadas para a camada inferior que as utiliza como “setpoints” das variáveis manipuladas e controladas. A cada intervalo de execução, novos valores de referência são recalculados e enviados ao controlador. A sintonia do controlador pode ser realizada lançando-se mão das técnicas de controle robusto (Gouvêa, 1997, Trierweiler et al., 2001) o que pode garantir um desempenho dentro das expectativas para a malha fechada. Esta estratégia é a mais utilizada para controle multivariável nas indústrias de processo. Sendo que, as duas camadas são executadas na mesma frequência.

Figura 2.2 – Otimização em duas camadas.

Ying & Joseph (1999) fizeram uma comparação entre as estratégias de duas e três camadas e concluíram que, se a otimização não-linear for executada na mesma frequência que o controlador multivariável, não há vantagem na utilização da estratégia em três camadas. No entanto, se a modelagem do processo for de alta complexidade, a

estratégia de três camadas se mostra superior apresentando algumas vantagens tais como:

- (a) Melhor desempenho econômico no estado estacionário, pois os valores ótimos para variáveis manipuladas e controladas obtidos pelo otimizador não-linear são deslocados na presença de perturbações. Na estratégia de três camadas, ocorre a retroalimentação do processo, atualizando o efeito das perturbações nas variáveis controladas já que as duas camadas inferiores são executadas na mesma frequência. Assim, o otimizador linear permite a movimentação das variáveis de processo para uma condição relativamente melhor do ponto de vista econômico.
- (b) Eliminação de “off-sets” nas variáveis manipuladas. Devido às perturbações do sistema, pode haver saturação de variáveis e perda de graus de liberdade, impossibilitando a implementação da solução apresentada pelo otimizador não-linear da estratégia de duas camadas. Na estrutura de três camadas, a camada de otimização intermediária (linear) acaba por detectar as perturbações e determina uma nova solução ótima que elimina os “off-sets” nas variáveis controladas.
- (c) Melhor desempenho dinâmico. A estratégia de duas camadas, devido à característica de sua função objetivo, suprime grandes variações nas variáveis manipuladas, tornando assim o controlador muito lento, podendo causar desvios nas variáveis controladas em relação aos valores ótimos. O que não acontece na estratégia de três camadas, pois na camada intermediária as perturbações são detectadas e ajustes são realizados para os novos valores ótimos das variáveis manipuladas e controladas que, finalmente, são encaminhados para a camada controladora.

Zanin (2001) propõe outra forma de implementar a otimização não-linear, utilizando o modelo rigoroso do processo apenas para obter as derivadas parciais da função objetivo econômico em relação às variáveis manipuladas. Neste caso, é utilizado um controlador de duas camadas, na qual a camada superior é uma PL (Programação Linear) que minimiza a função objetivo definida por:

$$\min_{u^*} \frac{\partial f}{\partial u} u^*$$

Sendo que $\frac{\partial f}{\partial u}$ corresponde ao vetor das derivadas parciais da função objetivo econômico em relação às variáveis manipuladas, obtidas através do referido modelo rigoroso do processo por um programa executado de forma independente do algoritmo de otimização e u^* são os valores ótimos a serem enviados para o controlador. Assim, na estrutura proposta, a otimização é efetuada através de um algoritmo de programação linear, cujos coeficientes ($\frac{\partial f}{\partial u}$) da função objetivo são atualizados através do modelo rigoroso do processo nos diferentes pontos de operação.

Se o problema de otimização estática não-linear for resolvido simultaneamente com o problema de controle preditivo multivariável, tem-se a estratégia de uma camada (Gouvêa, 1997), a qual se encontra ilustrada na Figura 2.3. Tanto a formulação do controle dinâmico linear, como as equações de lucratividade e o modelo do sistema no estado estacionário estão incluídas na função objetivo. Neste caso, a camada otimizador/controlador será resolvida através de um algoritmo de programação não-linear juntamente com as restrições estáticas e dinâmicas. A frequência de execução do algoritmo deve ser alta para que seja possível rejeitar adequadamente as perturbações dinâmicas do processo.

Figura 2.3 – Otimização em uma camada.

Na aplicação de Gouvêa & Odloak (1998) do otimizador não-linear integrado ao controle para a otimização de gás liquefeito de petróleo em uma unidade de craqueamento catalítico, o problema dinâmico é formulado de maneira a impor trajetórias dinâmicas para as variáveis controladas. Os autores comparam a estratégia de otimização em uma camada com a otimização não-linear em duas camadas. Eles concluem que a otimização em uma camada assimila mais rapidamente as mudanças nos objetivos econômicos da unidade e apresenta uma resposta mais suave, estabilizando o processo. Um ponto negativo é a lentidão da resposta, que acaba por reduzir o desempenho do algoritmo na rejeição de fortes perturbações no processo. Deve-se mencionar ainda que, analogamente aos casos de otimização em várias camadas, o ponto ótimo de operação do otimizador em uma camada pode ser afetado por erros no modelo do processo.

No trabalho de Souza (2007), a estratégia desenvolvida é em uma camada, sendo os problemas de controle e otimização resolvidos simultaneamente no mesmo algoritmo, a função objetivo econômica é inserida no controlador na sua forma diferencial, ou seja, o gradiente da função objetivo econômica. Desta forma, a função objetivo incorpora componentes dinâmicos e estáticos. Uma alternativa a este trabalho é a inclusão do gradiente reduzido na função objetivo do controlador para o caso em que ocorram violações das restrições das variáveis controladas. Os resultados simulados para o modelo não-linear rigoroso da FCC (Moro & Odloak, 1995) mostrou um bom desempenho para estes algoritmos, nos dando confiança para sua implementação em uma planta industrial.

3. CONTROLE PREDITIVO

3.1 - MPC (Model Predictive Control) convencional

A função objetivo usual de um controlador MPC convencional tem a seguinte forma:

$$J_k = \sum_{j=0}^p e^T(k+j) Q e(k+j) + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u^T(k+j) R \Delta u(k+j) \quad (3.1)$$

sendo:

$$e(k+j) = y(k+j) - y^{sp} \quad (3.2)$$

$$\Delta u(k+j) = u(k+j) - u(k+j-1) \quad (3.3)$$

Para explicitar o objetivo de controle definido em (3.1) em função das variáveis de decisão do problema de controle que são as entradas $u(k)$, $u(k+1)$, ..., $u(k+m-1)$ temos que considerar o modelo dinâmico do processo. Por exemplo, para um processo com n_y saídas controladas e n_u entradas manipuladas, podemos considerar o seguinte modelo correspondente a uma função de transferência discreta:

$$\begin{aligned} y(k+n) + A_1 y(k+n-1) + \dots + A_{n-1} y(k+1) + A_n y(k) = \\ = B_0 u(k+n) + B_1 u(k+n-1) + \dots + B_{n-1} u(k+1) + B_n u(k) \end{aligned} \quad (3.4)$$

sendo $A_i \in \Re^{n_y \times n_y}$ e $B_i \in \Re^{n_y \times n_u}$ $i = 1, \dots, n$

Q é a matriz peso ou “equal concern” para as variáveis controladas e R é a matriz de supressão de movimentos para as variáveis manipuladas, sendo ambas positivas definidas; y^{sp} é o “setpoint” das variáveis controladas; $y(k+j)$ é a predição das saídas (controladas) no instante de amostragem $k+j$; p é o horizonte de predição; e m , o horizonte de controle.

Pode-se demonstrar (Ogata, 2001) que o modelo definido em (3.4) é equivalente ao seguinte modelo em variáveis de estado:

$$\begin{aligned} x(k) &= Ax(k-1) + Bu(k-1) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned} \quad (3.5)$$

sendo

$$A = \begin{bmatrix} 0 & I_{ny} & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & I_{ny} \\ -A_n & -A_{n-1} & & -A_2 & -A_1 \end{bmatrix}, \text{ matriz dos coeficientes da resposta}$$

dinâmica do processo.

$$B = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ \vdots \\ H_{n-1} \\ H_n \end{bmatrix}$$

$$H_0 = B_0$$

$$H_1 = B_1 - A_1 H_0$$

$$H_2 = B_2 - A_1 H_1 - A_2 H_0$$

...

$$H_n = B_n - A_1 H_{n-1} - \cdots - A_{n-1} H_1 - A_n H_0$$

$$C = [I_{ny} \quad 0 \quad \cdots \quad 0]$$

No modelo representado em (3.5), o vetor de entradas u e o vetor de saídas y são considerados como variáveis de desvio em relação a um estado estacionário conhecido. Para considerar o caso real, no qual o estado estacionário não é conhecido porque uma vez que existem distúrbios não medidos, o modelo pode ser escrito na forma incremental como definido a seguir (Maciejowski, 2002):

$$\begin{aligned} \tilde{x}(k) &= \tilde{A}\tilde{x}(k-1) + \tilde{B}\Delta u(k-1) \\ y(k) &= \tilde{C}\tilde{x}(k) \end{aligned} \quad (3.6)$$

sendo:

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & I \end{bmatrix}, \quad \tilde{B} = \begin{bmatrix} B \\ I \end{bmatrix} \text{ e } \tilde{C} = [C \quad 0]$$

Usando o modelo definido em (3.6), o objetivo de controle representado em (3.1) pode ser colocado da seguinte forma:

$$J_k = \left\{ [\bar{A}x(k) - \bar{y}^{sp}] + \bar{B}\Delta u \right\}^T Q_p \left\{ [\bar{A}x(k) - \bar{y}^{sp}] + \bar{B}\Delta u \right\} + \Delta u^T R_m \Delta u \quad (3.7)$$

sendo:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} \tilde{C} \\ \tilde{C}\tilde{A} \\ \vdots \\ \tilde{C}\tilde{A}^{np} \end{bmatrix}, \quad \bar{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ \tilde{C}\tilde{B} & 0 & \dots & 0 \\ \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{B} & \dots & 0 \\ \tilde{C}\tilde{A}^{p-1}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}^{p-2}\tilde{B} & \dots & \tilde{C}\tilde{A}^{p-m}\tilde{B} \end{bmatrix}$$

$$\bar{y}^{sp} = \begin{bmatrix} y^{sp} \\ y^{sp} \\ \vdots \\ y^{sp} \end{bmatrix} \quad y^{sp} \in \Re^{ny.p}$$

$$\Delta u = [\Delta u(k)^T \dots \Delta u(k+m-1)^T]^T$$

$$Q_p = \text{diag}(\underbrace{Q \dots Q}_p)$$

$$R_m = \text{diag}(\underbrace{R \dots R}_m)$$

Podemos também demonstrar que (3.7) é equivalente à seguinte forma quadrática:

$$J_k = \Delta u^T H \Delta u + Ct \Delta u + c \quad (3.8)$$

$$H = \bar{B}^T Q_p \bar{B} + R_m$$

$$Ct = 2(\bar{A}x(k) - \bar{y}^{sp})^T Q_p \bar{B}$$

$$c = [\bar{A}x(k) - \bar{y}^{sp}]^T Q_p [\bar{A}x(k) - \bar{y}^{sp}]$$

Assim, o MPC convencional é baseado na solução do seguinte problema de otimização:

$$\min_{\Delta u} J_k \quad (3.9)$$

sujeito a:

$$u_{\min} \leq u(k+j) \leq u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1 \quad (3.10)$$

sendo:

$\Delta u_{\max}$ = máxima variação das variáveis manipuladas

$u_{\min}$ = valor mínimo para as variáveis manipuladas

$u_{\max}$ = valor máximo para as variáveis manipuladas

O primeiro termo da equação (3.1) é a soma ponderada dos erros preditos das variáveis controladas e o segundo refere-se à penalização dos movimentos das variáveis manipuladas.

Nas equações (3.10) estão representadas as restrições nas variáveis manipuladas e nos incrementos das variáveis manipuladas, respectivamente.

Na formulação convencional, admite-se que as necessidades operacionais do processo são traduzidas em um conjunto de “setpoints” para as variáveis controladas. No entanto, isso nem sempre acontece na prática, pois nem sempre as condições operacionais ótimas podem ser definidas por “setpoints” apenas nas saídas (controladas).

3.2 - MPC convencional em duas camadas

Para resolver o problema da limitação da estratégia que define as condições ótimas através de “setpoints” para as variáveis controladas, foi proposta uma solução na qual o controlador é decomposto em duas camadas (Moro & Odloak, 1995). Na camada superior, busca-se uma condição ótima através de um modelo estacionário linear que é usado na otimização de uma função objetivo econômica também linear em relação às entradas e saídas do sistema. Nesse problema de otimização, são incluídas as restrições de entrada e saída do processo. Como resultados da solução da camada superior temos “setpoints” ou “targets” para as variáveis manipuladas e controladas. Para acomodar esses “targets” para as variáveis manipuladas, a camada inferior do controlador tem uma função objetivo similar à função objetivo apresentada no item anterior, porém agora estendida com um termo que pondera a distância entre o valor previsto para as variáveis manipuladas no estado estacionário e o “target” desejado.

No esquema descrito acima, $u(k-1)$ é a última ação de controle implementada; $y(k)$ é a última leitura da saída; $y(k+N)$ é a predição da saída no estado estacionário; y^{sp} e u^{sp} são os “targets” para as saídas e entradas no sistema, respectivamente.

3.2.1 - Camada de Otimização no estado estacionário

Utilizando a formulação da seção anterior, a predição da saída no estado estacionário pode ser descrita da seguinte forma:

$$y(k+N) = \tilde{C}\tilde{A}^N \tilde{x}(k) + \begin{bmatrix} \tilde{C}\tilde{A}^{N-1}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}^{N-2}\tilde{B} & \dots & \tilde{C}\tilde{A}^{N-m}\tilde{B} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1) \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Sendo N suficientemente grande para aproximar o estado estacionário.

Assim, quando $N \rightarrow \infty$ temos a seguinte forma:

$$y(k + \infty) = \tilde{C}\tilde{A}^\infty \tilde{x}(k) + \tilde{C}\tilde{A}^\infty \tilde{B} \sum_{i=0}^{m-1} \Delta u(k + i)$$

$$y(k + \infty) = \tilde{C}\tilde{A}^\infty \tilde{x}(k) + \tilde{C}\tilde{A}^\infty \tilde{B}(u(k + m - 1) - u(k - 1)) \quad (3.12)$$

Como $u(k + m - 1) = u(k + \infty)$, correspondendo ao estado estacionário da saída, a equação (3.12) fica:

$$y(k + \infty) = \tilde{C}\tilde{A}^\infty \tilde{x}(k) + \tilde{C}\tilde{A}^\infty \tilde{B}(u(k + \infty) - u(k - 1)) \quad (3.13)$$

Supondo que tenhamos uma função objetivo econômica do tipo:

$$\phi = C_y^T y(k + \infty) + C_u^T u(k + \infty)$$

sendo C_y e C_u os vetores de preços (+) ou custos (-) das saídas e das entradas. Assim, a camada superior do controlador resolve o seguinte problema:

$$\max_{u(k+\infty), y(k+\infty)} \phi = C_y^T y(k + \infty) + C_u^T u(k + \infty) + C_\varepsilon \varepsilon$$

sujeita à (3.13) e

$$y_{\min} - \varepsilon \leq y(k + \infty) \leq y_{\max} + \varepsilon$$

$$u_{\min} \leq u(k + \infty) \leq u_{\max}$$

onde ε é um vetor de variáveis de folga que tornam o problema sempre viável e C_ε é um vetor de pesos suficientemente grandes.

A solução desse problema leva a obtenção dos “setpoints” para a camada dinâmica do controlador: $y^{\text{sp}} = y(k + \infty)$ e $u^{\text{sp}} = u(k + \infty)$.

3.2.2 - Camada Dinâmica – MPC modificado

A camada inferior desse controlador tem a seguinte função objetivo:

$$\begin{aligned}
J_k^m = & \sum_{j=1}^p \left[\left[y(k+j) - y^{sp} \right]^T Q \left[y(k+j) - y^{sp} \right] \right] + (u(k+m-1) - u^{sp})^T R_u (u(k+m-1) - u^{sp}) + \\
& + \sum_{j=0}^{m-1} \left[\Delta u(k+j)^T R \Delta u(k+j) \right]
\end{aligned} \tag{3.14}$$

sendo $R_u > 0$ uma matriz de pesos adequados.

Portanto, na camada inferior do controlador resolve-se o seguinte problema;

$$\min_{\Delta u(k) \dots \Delta u(k+m-1)} J_k^m$$

Sujeito à (3.14) e

$$u_{\min} \leq u(k+j) \leq u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

Podemos observar que na equação (3.14), pondera-se o erro entre a entrada e seu respectivo “target” apenas para o último instante do horizonte de controle. Isso é conveniente para desacoplar o controle das saídas da otimização das entradas. Dessa forma, o controlador dará prioridade para controlar as saídas nos valores desejados e moverá as entradas para seus “targets” apenas quando houver graus de liberdade suficientes.

Para o MPC de duas camadas descrito neste capítulo, a otimização executada na camada superior tem uma formulação simplificada, pois a função objetivo e o modelo utilizado são muito simples para descrever realisticamente os objetivos operacionais. Entretanto, em alguns casos, atinge-se um significativo benefício econômico quando, por exemplo, o principal objetivo operacional é bastante simples como maximizar a carga da unidade ou minimizar o consumo de energia. Nos casos em que o problema de otimização econômica é mais complexo, essa estrutura de controlador ainda pode ser usada, porém acrescentando-se uma terceira camada que seria responsável pela otimização rigorosa do processo. A quase totalidade dos controladores implementados nas refinarias da Petrobras utilizam a estrutura em duas camadas.

4. INTEGRAÇÃO DO CONTROLE PREDITIVO À OTIMIZAÇÃO

4.1 – Algoritmo MPC com otimização em duas camadas

Para a estratégia de otimização em duas camadas apresentada na Figura 2.2, o otimizador determina os valores ótimos do estado estacionário das variáveis manipuladas e controladas. Estes valores são enviados para o controlador preditivo multivariável, que, por sua vez, é responsável pela implementação destes valores ótimos no processo, sempre respeitando as restrições do problema dinâmico.

- (1) A camada superior, tendo em vista as previsões futuras das variáveis controladas, as restrições do processo, os graus de liberdade do sistema e o objetivo econômico, determina, através de um algoritmo de programação não-linear, os “setpoints” ótimos das variáveis para o estado estacionário, os quais são enviados para a camada inferior e utilizados como “targets” das variáveis manipuladas e controladas.
- (2) O controlador multivariável é o mesmo MPC da camada inferior do capítulo anterior com uma alteração no uso dos “setpoints” das saídas.

Abaixo serão apresentados os algoritmos que compõem a estratégia de otimização em duas camadas.

Otimizador:

O otimizador tem como funções: minimizar a função objetivo, manter as variáveis do processo em estado estacionário dentro dos seus limites operacionais e manter a predição das saídas controladas dentro de suas faixas de operação.

O problema de otimização é definido como:

$$\min_{x,y,u} f_{eco}(x, y, u) \quad (4.1)$$

sujeito a:

$$g(x, u, y) = 0 - (\text{Modelo estático})$$

$$y_{\min} \leq y \leq y_{\max}$$

$$u_{\min} \leq u \leq u_{\max}$$

Sendo u e y os valores das entradas e saídas no estado estacionário.

Controlador Multivariável:

As funções do controlador são manter as variáveis do processo dentro dos seus limites operacionais e conduzir as variáveis manipuladas e controladas para os seus valores ótimos determinados pelo otimizador. No controlador, é usado um modelo dinâmico linear, normalmente obtido nas condições operacionais de projeto mais prováveis.

Assim, para o problema de controle temos:

$$J_k^m = \sum_{j=1}^p \left[\left[y(k+j) - y^{sp} \right]^T Q \left[y(k+j) - y^{sp} \right] \right] + (u(k+m-1) - u^{sp})^T R_u (u(k+m-1) - u^{sp}) + \sum_{j=0}^{m-1} \left[\Delta u(k+j)^T R \Delta u(k+j) \right] \quad (4.2)$$

sujeito às restrições:

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$u_{\min} \leq u_{k-1} + \sum_{i=1}^j \Delta u(k+i) \leq u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

No caso descrito, os valores modificados dos “setpoints” das variáveis controladas (y_m^{sp}) são determinados da seguinte forma:

- (a) Se a predição da variável controlada for maior que o seu limite superior ($y_{\max}$), o “setpoint” modificado (y_m^{sp}) é igualado ao respectivo limite superior e o peso não é alterado.
- (b) Se a predição da variável controlada estiver dentro dos limites operacionais ($y_{\min}$ e $y_{\max}$), o “setpoint” modificado (y_m^{sp}) acompanha a referida predição e os pesos nos erros de predição são anulados.
- (c) Se a predição da variável controlada for menor que o seu limite inferior ($y_{\min}$), o “setpoint” modificado (y_m^{sp}) é igualado ao respectivo limite inferior e o peso não é alterado.

Assim, com o controle dinâmico efetuado por faixas, a equação (4.2) fica da seguinte forma:

$$J_k^m = \sum_{j=1}^p \left[\left[y(k+j) - y_m^{sp} \right]^T Q \left[y(k+j) - y_m^{sp} \right] \right] + (u(k+m-1) - u^{sp})^T R_u (u(k+m-1) - u^{sp}) + \sum_{j=0}^{m-1} \left[\Delta u(k+j)^T R \Delta u(k+j) \right] \quad (4.3)$$

4.2 – MPC com otimização em três camadas

A estratégia em três camadas tem duas funções principais:

- (a) Otimização do estado estacionário. A camada superior corresponde ao otimizador não-linear com modelo estático rigoroso do processo e é realizada em uma frequência relativamente baixa, cujo valor depende da complexidade do modelo do processo (Zanin, 2001). Esta camada é também conhecida como RTO (Real Time Optimization)
- (b) Implementação da solução ótima, obtida na etapa anterior, pelo MPC (de duas camadas), o qual é o responsável pelo direcionamento do estado dinâmico do processo ao ponto ótimo de operação obtido pelo RTO. A camada intermediária corresponde ao otimizador com modelo estático linear, enquanto que a camada inferior, ao controle multivariável. A otimização linear e o controle dinâmico são resolvidos sequencialmente e na mesma frequência.

A execução do MPC é dividida em duas etapas:

- Otimização linear, que é executada na mesma frequência que o controle dinâmico, cuja função é compatibilizar a solução obtida no RTO com o MPC, realizando pequenos ajustes para compensar os distúrbios que ocorreram no processo no intervalo entre as etapas de execução do RTO.
- Controle dinâmico, que é responsável pela manutenção do processo dentro de suas restrições e de conduzi-lo até seu ponto ótimo de operação.

A integração do RTO e MPC é alcançada através da função objetivo da camada de otimização linear do MPC. Na primeira camada do otimizador, o ponto ótimo de operação é obtido através da otimização não-linear da função objetivo econômica. Desta forma, quando o RTO está ativo o problema da camada de otimização corresponde àquele definido em (4.1).

4.3 – MPC com otimização em uma camada

Inicialmente, apresentaremos a estratégia desenvolvida por Gouvêa (1997) e Zanin (2001). Nesse último trabalho, o foco é a implementação da estratégia em um sistema real da indústria de refino. Gouvêa (1997) apresentou a idéia da otimização acoplada ao controle multivariável em uma única camada com inclusão, no controlador, de um modelo não-linear, e a função objetivo econômica também não-linear e altamente não-convexa. Também foi discutida a comparação da otimização em uma camada com a de duas camadas, além do desenvolvimento de um algoritmo robusto de resolução de problemas de programação não-linear.

Ao final do trabalho, Gouvêa (1997) concluiu que ambas as estratégias de otimização (uma e duas camadas) se mostraram práticas onde modelos simplificados podem ser utilizados desde que sejam capazes de representar o efeito das variáveis de maior relevância para o controle do processo e para a otimização. A validação da estrutura de otimização é um trabalho complexo, principalmente na otimização em uma camada, uma vez que a sintonia da malha fechada não é simples. Gouvêa (1997) lista alguns pontos que devem ser observados na implementação da estratégia de otimização, a saber:

- Identificar o maior número possível de variáveis que afetam o problema de otimização.
- A função econômica, além de refletir o real ganho do processo, deve relacionar-se com as variáveis operacionais. Já os modelos do processo podem ser simplificados. No entanto, sabe-se que erros na modelagem podem levar a soluções sub-ótimas ou gerar pontos de operação ótimos fora da região viável de operação. Assim, a estratégia deve ser validada por uma simulação.
- Os parâmetros de sintonia para a estratégia devem ser escolhidos de modo que um desempenho adequado seja estabelecido.

No trabalho desenvolvido por Zanin (2001), o objetivo principal era a implementação industrial da estratégia de otimização de uma camada no conversor de uma unidade de Craqueamento Catalítico Fluido (FCC) da PETROBRAS. Dentre as principais conclusões obtidas no trabalho podemos citar:

- A importância de se ter um bom modelo. Zanin (2001) realizou uma comparação entre a otimização com o modelo linear e o rigoroso do processo. Ambos captam a tendência correta da estratégia de otimização, contudo o benefício econômico obtido através da utilização de cada um dos modelos é diferente, sendo que a abordagem que utiliza o modelo não-linear para determinar o estado estacionário apresenta um desempenho econômico significativamente melhor. Tal fato era de se esperar, uma vez que o processo de craqueamento catalítico é acentuadamente não-linear e possui ampla faixa de operação. Assim, é de fácil entendimento que a otimização linear (controlador de duas camadas) seja bastante limitada, pois as variáveis não são modeladas adequadamente em toda a região de operação da unidade.
- Quanto à aplicação da otimização integrada ao controle em uma ou em duas camadas, Zanin (2001) conclui que apesar de suas estruturas de controle serem bastante distintas, estas apresentaram algumas semelhanças, tais como o fato das variáveis controladas serem mantidas dentro de suas faixas, gerando graus de liberdade para o otimizador incrementar a função objetivo econômico, e seus procedimentos de

sintonia são baseados no balanceamento entre a velocidade do algoritmo de atingir o objetivo econômico ótimo e as amplitudes das violações das restrições.

Para que o algoritmo proposto se tornasse mais robusto, e que fosse possível implementá-lo, Zanin (2001) efetuou algumas alterações no controlador de Gouvêa (1997), como a exclusão da última ação de controle das parcelas do erro dinâmico na função objetivo e inclusão de uma nova parcela para que fosse possível a eliminação do *off-set* na variável manipulada em relação ao seu valor ótimo.

Embora as duas estratégias (uma e duas camadas) tenham se mostrado eficientes para os casos simulados, a integração da otimização ao controlador preditivo em uma camada se mostrou superior por manter uma operação mais suave do processo. Assim, pode-se concluir que a vantagem desta integração dentro de um mesmo algoritmo consiste no maior sincronismo entre as ações de controle em função de que o problema dinâmico e econômico estão sendo considerados em um mesmo algoritmo.

Na estratégia de otimização ilustrada na Figura 1.2, o problema de otimização não-linear no estado estacionário é resolvido simultaneamente com o controle preditivo multivariável.

A função objetivo do controlador MPC que integra as funções de regulação dinâmica e otimização econômica foi definida por Gouvêa (1997) da seguinte forma:

$$J_k^m = \sum_{j=1}^p [y(k+j) - y^{sp}]^T Q [y(k+j) - y^{sp}] + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j)^T R \Delta u(k+j) + P_{otim} f_{econ} \quad (4.4)$$

Sujeito às restrições:

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$u_{\min} \leq u_{at} + \sum_{i=1}^j \Delta u(k+i) \leq u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$h(u(k+j|k), y(k+j|k)) = 0$$

sendo:

P_{otim} - Peso da otimização

F_{econ} - Função objetivo econômico

Considerando-se que para esta estratégia o controle dinâmico das variáveis também é efetuado por faixas, a equação (4.4) pode ser substituída por:

$$J_k^m = \sum_{j=1}^p [y(k+j) - y_m^{sp}]^T Q [y(k+j) - y_m^{sp}] + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j)^T R \Delta u(k+j) + P_{otim} f_{econ} \quad (4.5)$$

5. O CONTROLADOR MPC COM OTIMIZAÇÃO ECONÔMICA (OMPC)

Pelo capítulo anterior, vemos que a estratégia de uma camada apresentou superioridade com uma resposta dinâmica do processo mais suave, quando comparada com a estratégia de duas camadas (Gouvêa, 1997 e Zanin, 2001). Nessa estratégia, as restrições operacionais podem ser facilmente incluídas, bem como restrições nas ações de controle.

A estratégia desenvolvida por Gouvêa (1997) e aplicada por Zanin (2001) mostrou-se vantajosa, mas apresenta algumas desvantagens. O problema de otimização do controlador é uma SQP de grande porte que:

- Pode demorar mais que o período de amostragem para convergir.
- Pode não convergir ou o *solver* pode apresentar uma solução não viável operacionalmente. Neste caso, a unidade fica sem controle.

Souza (2007) enfoca o desenvolvimento de um algoritmo de integração otimização/controle em uma camada sem as desvantagens do algoritmo de Gouvêa (1997) e Zanin (2001). Para tal é considerado um sistema multivariável com n_y variáveis controladas e n_u manipuladas. A qualquer instante, k pode-se representar as variáveis manipuladas e controladas como os vetores abaixo:

$$y(k)=[y_1(k),y_2(k),...,y_{n_y}(k)]^T \quad u(k)=[u_1(k),u_2(k),...,u_{n_u}(k)]^T$$

Admitamos que a predição do estado estacionário da variável controlada correspondente a u é representada por $\hat{y}$, então a função objetivo econômica associada a esse estado estacionário pode ser representada por uma função genérica do tipo:

$$F=f(\hat{y},u) \tag{5.1}$$

Alterando-se o vetor de controle para o valor $u + \Delta \bar{u}$, a aproximação de primeira ordem do gradiente da função objetivo F neste ponto é:

$$\zeta_{u+\Delta u} = \left. \frac{dF}{du} \right|_{u+\Delta \bar{u}} = \left. \frac{dF}{du} \right|_u + \frac{d^2 F}{du^2} \Delta \bar{u} \tag{5.2}$$

Se não houver restrições na otimização da operação procura-se por um ponto extremo onde $\zeta_{u+\Delta u} = 0$

Porém da equação (5.1) tem-se:

$$\frac{dF}{du} = \frac{\partial F}{\partial \hat{y}} \frac{\partial \hat{y}}{\partial u} + \frac{\partial F}{\partial u} \quad (5.3)$$

e

$$\frac{d^2 F}{du^2} = \left[\left(\frac{\partial \hat{y}}{\partial u} \right)^T \frac{\partial^2 F}{(\partial \hat{y})^2} + \frac{\partial^2 F}{\partial \hat{y} \partial u} \right] \frac{\partial \hat{y}}{\partial u} + \frac{\partial F}{\partial \hat{y}} \frac{\partial^2 \hat{y}}{\partial u^2} + \left[\frac{\partial \hat{y}}{\partial u} \right]^T \frac{\partial^2 F}{\partial u \partial \hat{y}} + \frac{\partial^2 F}{\partial u^2} \quad (5.4)$$

Sendo conhecido o modelo rigoroso no estado estacionário, as derivadas $\frac{\partial \hat{y}}{\partial u}$ e $\frac{\partial^2 \hat{y}}{\partial u^2}$ podem ser calculadas.

Usualmente $\frac{\partial \hat{y}}{\partial u}$ é definido como o ganho do processo no estado estacionário. Vamos denominá-lo de K_p .

Substituindo as equações (5.3) e (5.4) na (5.2), obtemos:

$$\zeta_{u+\Delta u} = \left[\frac{\partial F}{\partial \hat{y}} \frac{\partial \hat{y}}{\partial u} + \frac{\partial F}{\partial u} \right] + \left[K_p^T \frac{\partial^2 F}{(\partial \hat{y})^2} K_p + \frac{\partial^2 F}{\partial \hat{y} \partial u} K_p + \frac{\partial F}{\partial \hat{y}} \left(\frac{\partial^2 \hat{y}}{\partial u^2} \right) + K_p^T \frac{\partial^2 F}{\partial u \partial \hat{y}} + \frac{\partial^2 F}{\partial u^2} \right] \Delta \bar{u}$$

que pode ser colocada na forma:

$$\zeta_{u+\Delta u} = d + G \Delta \bar{u} \quad (5.5)$$

sendo que:

$\Delta \bar{u}$ pode ser interpretado como o movimento global no vetor de variáveis manipuladas.

$$\Delta \bar{u} = u(k+m-1) - u(k-1)$$

$$\begin{bmatrix} y(k+1) \\ y(k+2) \\ \vdots \\ y(k+p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{C}\tilde{A} \\ \tilde{C}\tilde{A}^2 \\ \vdots \\ \tilde{C}\tilde{A}^p \end{bmatrix} \tilde{x}(k) + \begin{bmatrix} \tilde{C}\tilde{B} & 0 & \cdots & 0 \\ \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{B} & \cdots & 0 \\ \tilde{C}\tilde{A}^2\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B} & \cdots & 0 \\ \tilde{C}\tilde{A}^{p-1}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}^{p-2}\tilde{B} & \cdots & \tilde{C}\tilde{A}^{p-m}\tilde{B} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1) \end{bmatrix}$$

Que pode ser escrita como:

$$\bar{y} = \bar{A}\tilde{x}(k) + \bar{B}\Delta u$$

Definindo x^{sp} tal que $y^{sp} = Cx^{sp}$

Além disto, é claro que a equação (5.5) pode ser escrita na forma:

$$\zeta_{u+\Delta u} = d + [G \ G \cdots G] \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1) \end{bmatrix}$$

Assim, a função objetivo definida em (5.6) pode ser escrita na forma:

$$\bar{J}_k = \left\{ \bar{A}[\tilde{x}(k) - x^{sp}] + \bar{B}\Delta u \right\}^T Q_p \left\{ \bar{A}[\tilde{x}(k) - x^{sp}] + \bar{B}\Delta u \right\} + \Delta u^T R_m \Delta u + [d + G\Delta u]^T P_{otim} [d + G\Delta u] \quad (5.7)$$

$$\bar{J}_k = \Delta u^T \bar{H} \Delta u + \bar{C}_t \Delta u + \bar{c}$$

sendo:

$$\bar{H} = \bar{B}^T Q_p \bar{B} + R_m + G^T P_{otim} G$$

$$\bar{C}_t = 2(\bar{A}x(k) - x^{sp})^T Q_p \bar{B} + 2d^T P_{otim} G\Delta u$$

$$\bar{c} = [x(k) - x(k)^{sp}]^T \bar{A}^T Q_p \bar{A} [x(k) - x(k)^{sp}] + d^T P_{otim} d$$

Observa-se, que neste caso, o controlador preserva a simplicidade da QP embora integre em seu objetivo a busca pelo ponto ótimo de operação.

Desta forma, o algoritmo proposto no trabalho de Souza (2007) é baseado no seguinte problema de otimização.

$$\min_{\Delta u} \bar{J}_k = \Delta u^T \bar{H} \Delta u + \bar{C}_t \Delta u + \bar{c} \quad (5.8)$$

sujeito a:

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$u_{\min} \leq u(k+j) \leq u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

Observe que a principal diferença entre o OMPC definido pela solução de (5.8) e o controlador proposto por Gouvêa (1997) é que (5.8) é uma QP e, portanto, pode ser facilmente resolvida pelos *solvers* disponíveis.

6. TESTE DO MPC COM OTIMIZAÇÃO ECONÔMICA

A forma de implementação do MPC com otimização em uma camada desenvolvida por Souza (2007) e apresentada no capítulo 5 foi testada para o sistema de conversão (reator/regenerador) de uma unidade de craqueamento catalítico fluido (FCC). O objetivo era testar o algoritmo em um processo de complexidade equivalente aos processos industriais típicos onde a integração da otimização em tempo real e o controle avançado tivesse um papel relevante, sendo os testes realizados através de simulação. O modelo utilizado para o sistema foi o modelo “orthoflow” F da Kellog, o qual pode ser visto na Figura 6-1 abaixo.

Figura 6.1 – Representação esquemática do modelo Kellog para unidade de FCC.

Foram consideradas, para efeito de simulação e teste, as seguintes variáveis manipuladas e controladas;

- u(1) - vazão total de ar para o regenerador (R_{ai}).
- u(2) – abertura da válvula de catalisador regenerado (C_{TCV}).
- u(3) – vazão de carga (R_{tf}).

$u(4)$ – temperatura da carga (T_{fp}).

$y(1)$ – temperatura de fase densa do 1º estágio do regenerador (T_{rg1}).

$y(2)$ – temperatura de fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}).

$y(3)$ – severidade das reações de craqueamento que é uma estimativa da conversão (SEV).

$y(4)$ – temperatura de saída do riser ou da reação (T_{rx}).

Os objetivos econômicos associados às variáveis controladas e manipuladas e que representam os objetivos operacionais da unidade são: maximização da produção de gasolina, óleo leve de circulação (que faz parte do pool de diesel), e das correntes de C3/C4 entre outros. As relações entre as variáveis que afetam os objetivos econômicos e as variáveis de operação são não-lineares.

Nas simulações realizadas, foram consideradas restrições nas variáveis controladas e manipuladas. As restrições estão descritas na Tabela 6-1.

Tabela 6.1 - Restrições de processo.

variável	unidade	limite inferior	limite superior	Δ max
R_{if}	(m ³ /d)	5000	9840	4840
T_{if}	(°C)	230	240	10
R_{ai}	(ton/h)	200	228	28
C_{TCV}	-	0,5	0,98	0,48
T_{rg1}	(°C)	657	665	-
T_{rg2}	(°C)	685	725	-
T_{rx}	(°C)	540	547	-
SEV	-	60	95	-

Assim, as restrições operacionais são dadas por:

$$l_{R_{if}} \leq R_{if} \leq u_{R_{if}} \quad (6.1)$$

$$-\Delta u_{R_{jf}}^{\max} \leq \Delta u_{R_{jf}} \leq \Delta u_{R_{jf}}^{\max} \quad (6.2)$$

$$l_{T_{fp}} \leq T_{fp} \leq u_{T_{fp}} \quad (6.3)$$

$$-\Delta u_{T_{fp}}^{\max} \leq \Delta u_{T_{fp}} \leq \Delta u_{T_{fp}}^{\max} \quad (6.4)$$

$$l_{R_{ai}} \leq R_{ai} \leq u_{R_{ai}} \quad (6.5)$$

$$-\Delta u_{R_{ai}}^{\max} \leq \Delta u_{R_{ai}} \leq \Delta u_{R_{ai}}^{\max} \quad (6.6)$$

$$l_{c_{TCV}} \leq c_{TCV} \leq u_{c_{TCV}} \quad (6.7)$$

$$-\Delta u_{c_{TCV}}^{\max} \leq \Delta u_{c_{TCV}} \leq \Delta u_{c_{TCV}}^{\max} \quad (6.8)$$

$$l_{T_{rg1}} \leq T_{rg1} \leq u_{T_{rg1}} \quad (6.9)$$

$$l_{T_{rg2}} \leq T_{rg2} \leq u_{T_{rg2}} \quad (6.10)$$

$$l_{T_{rx}} \leq T_{rx} \leq u_{T_{rx}} \quad (6.11)$$

Sendo $\Delta_i^{\max}$ a máxima amplitude de variação na variável manipulada i .

6.1 – Modelos do processo

Para a otimização em tempo real em uma camada são necessários dois tipos diferentes de modelos; o dinâmico para a predição da trajetória das variáveis controladas e o modelo no estado estacionário para a predição do ponto ótimo de operação, o qual será utilizado para o cálculo da função econômica.

O modelo dinâmico relaciona as ações de controle com a predição das variáveis controladas e essas ações devem ser relacionadas também com os valores ótimos previstos para o objetivo econômico. O algoritmo de controle avançado utiliza este modelo dinâmico.

Para a simulação do algoritmo de controle/otimização foi utilizado um modelo dinâmico rigoroso para o processo.

Modelo Dinâmico

O modelo dinâmico usado pelo controlador é um modelo linear e foi identificado na forma de funções de transferência, que dentro do controlador são convertidas em um modelo em variáveis de estado. Este modelo pode ser encontrado no apêndice A.

Para efeito de simulação da planta de processo, foi utilizado o modelo rigoroso apresentado por Moro & Odloak (1995).

Modelo em estado estacionário

Para a otimização foi empregado um modelo empírico relacionado com os objetivos do otimizador utilizado pela PETROBRAS e que é descrito a seguir.

6.2 – Objetivos da otimização e controle

Os produtos (GLP, Gasolina, LCO, Óleo Decantado) da UFCC contribuem com uma parcela significativa para o lucro de uma Refinaria.

6.2.1 – Modelo para cálculo dos objetivos econômicos

Para o rendimento em GLP, foi utilizada uma correlação usada pela PETROBRAS que define a relação entre rendimento em GLP com a severidade da reação (SEV) e as variáveis operacionais.

$$GLPV = \frac{0.556}{D20} F1(1 - F2)$$

sendo que $D20$ é a densidade relativa do gasóleo carga da unidade, $F1$ e $F2$ são variáveis auxiliares calculadas como segue:

$$F1 = a_{10} + a_{11} \ln FSF + a_{12} CONVV + a_{13} CONVV^4 + a_{14} FSF^4 + a_{15} CONVV * FSF \quad (6.13)$$

$$F2 = a_{20} + a_{21} FSF + \frac{a_{22}}{FSF} + a_{22} FSF^2 + a_{23} \left(\frac{CONVV * T_{rx}}{FSF} \right)^2 + a_{24} \frac{CONVV * T_{rx}}{FSF} \quad (6.14)$$

sendo FSF (feed severity factor) um fator de caracterização da carga e $CONVV$ a conversão do processo obtida em % volumétrica. As constantes do modelo a_{10} a a_{15} e a_{20} a a_{24} são mostradas na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 - Constantes do modelo de caracterização do rendimento de GLP.

i_j	a_{ij}	i_j	a_{ij}	i_j	a_{ij}	i_j	a_{ij}
10	-27,198427	13	$-2,56093 \times 10^{-7}$	20	-0,5972	23	-0,000116
11	7,1285430	14	$-9,963736 \times 10^{-8}$	21	0,015746	24	$-3,3024438 \times 10^{-6}$
12	0,55590500	15	0,008509	22	14,107127	25	0,00279

A propriedade FSF pode ser obtida em função de propriedades medidas da carga como:

$$FSF = \frac{75 - 0,065PEMVF - 0,9S + 0,6PA - 0,26 \frac{PA}{D60}}{1 + 0,000808TNB} \quad (6.15)$$

Onde $PEMVF$ é o ponto de ebulição médio volumétrico da carga, PA é o ponto de anilina, S é o teor de enxofre, $D60$ é a densidade 60/60 e TNB é o teor de nitrogênio básico.

A conversão é calculada pela equação:

$$CONVV = c_0FSF(1 + c_1SEV) + \frac{c_2}{FSF}(1 + c_3SEV) + c_4SEV + c_5SEV^2 + c_6SEV^3 \quad (6.16)$$

As constantes c_0 a c_6 são apresentadas na Tabela 6-3.

Tabela 6.3 - Constantes do modelo de conversão volumétrica.

i	c_i	i	c_i	i	c_i
0	-0,019164	3	0,1248132	6	$3,32486 \times 10^{-6}$
1	0,021289919	4	1,145835		
2	-64,866937	5	-0,000997		

A severidade da reação é dada por:

$$SEV = 100 \frac{A_{est}}{1 + A_{est}} \quad (6.17)$$

sendo, A_{est} calculada como:

$$A_{est} = 2,5 * 10^5 \frac{RAZCO^{0.65}}{R_{tf}^{0.35}} \exp\left(\frac{-15000}{R(T_{rx} + 273,15)}\right) \quad (6.18)$$

sendo:

R_{tf} = vazão de carga

T_{rx} = Temperatura do reator (riser)

RAZCO é a razão catalisador/óleo e é calculada como:

$$RAZCO = 2,761 \frac{T_{rx} - T_{fp}}{T_{rg2} - T_{rx}} + 1,805 \quad (6.19)$$

sendo:

T_{rg2} = Temperatura no segundo estágio do regenerador

T_{fp} = Temperatura da carga

Observa-se, que nas equações acima, aparecem diversas variáveis operacionais, as quais se relacionam entre si. A dependência entre elas advém dos fenômenos físico-químicos envolvidos no processo e que podem ser modelados (Moro & Odloak 1995).

Para o cálculo da produção de gasolina usamos a relação:

$$GLNV = F1 * F2 \quad (6.20)$$

sendo que GLNV é o rendimento volumétrico da gasolina em relação à carga da unidade.

Analogamente, os rendimentos de LCO “Light Cycle Oil” e OD “Óleo Decantado” são calculados através das expressões:

$$ODV = \frac{1}{3} \frac{D60_{tf}(100 - SEV)}{(D60_{OD} - D60_{LCO})} - D60_{LCO}(100 - SEV) \quad (6.21)$$

$$LCOV = 100 - CONV - ODV \quad (6.22)$$

sendo LCOV e ODV os rendimentos volumétricos de óleo leve de reciclo e óleo decantado em relação à carga da unidade, as densidades ($D60_{LCO}$ e $D60_{OD}$) são calculadas a partir das expressões:

$$D60_{LCO} = 141,5[134,3288 + API_{tf} - 3,424132 * 10^{-6} FSF^3 + 3,5(0,001679CONV^2 - 2,0 * 10^{-5} CONV^3 - 6,820585 * 10^{-8} (FSF * CONV)^2)]^{-1} \quad (6.23)$$

$$D60_{OD} = 141,5[66,9512 + 0,693431API_{tf} + 1,8(1,962553CONV - 0,034062CONV^2 + 0,00017CONV^3)]^{-1} \quad (6.24)$$

sendo API_{tf} a densidade em °API da carga, calculada como:

$$API_{tf} = \frac{141,5}{D60_{tf}} - 131,5 \quad (6.25)$$

Com as correlações para os rendimentos dos produtos mais importantes da unidade de craqueamento (GLPV, GLNV, LCOV e ODV) definidos nas equações (6.20) a (6.25), pode-se calcular a função lucro da unidade de FCC.

$$f_{eco_ML} = R_{tf}(GLPV * P_{GLP} + GLNV * P_{GLN} + LCOV * P_{LCO} + ODV * P_{OD} - 100C_{Rtf}) \quad (6.26)$$

sendo P_{GLP} , P_{GLN} , P_{LCO} e P_{OD} os preços do GLP, gasolina, LCO e óleo decantado, respectivamente. C_{Rtf} é o custo da carga.

7. UTILIZAÇÃO DO MÉTODO DO GRADIENTE REDUZIDO NO MPC COM OTIMIZAÇÃO ECONÔMICA

A inclusão, na função objetivo do controlador, de um termo que penaliza o gradiente da função objetivo econômico pode forçar uma ou mais variáveis controladas do processo para fora de suas faixas de controle. Com o objetivo de evitar que as variáveis controladas que tenham atingido seus limites máximos ou mínimos na última iteração sejam consideradas livres no cálculo da nova trajetória ótima para o processo, o procedimento utilizado no capítulo 5 foi modificado, empregando-se o gradiente reduzido na função objetivo. No caso do método do gradiente, calcula-se uma direção de busca para a otimização da função objetivo, ou seja, a direção na qual a função tende a máximo (ou mínimo). Quando se faz uso de uma variável que já tenha violado a sua restrição, ou seja, que já tenha atingido o seu máximo ou mínimo, para o cálculo da direção do gradiente, o resultado é que a direção de busca resultante tende a forçar a variável ainda mais para fora da sua faixa de operação. No entanto, se as variáveis com restrições violadas forem impedidas de variar, então o vetor da direção ótima terá componentes apenas na direção das variáveis que ainda apresentem mobilidade suficiente para contribuir na otimização.

Neste trabalho, propomos que seja feita uma avaliação das variáveis controladas a cada iteração, comparando a trajetória calculada (predição das controladas, $\hat{y}$) com a sua faixa de restrições. Caso ocorra violação da restrição, a variável é desconsiderada para a próxima iteração. Neste caso, inclui-se uma restrição que força a variável controlada a não se mover mais para fora da faixa.

7.1 – O método do gradiente reduzido

O método do gradiente reduzido generalizado (GRG – generalized reduced gradient) foi desenvolvido primeiramente por Jean Abadie (Abadie & Carpentier, 1969) e tem sido estudado e melhorado por outros pesquisadores desde então. O método do gradiente reduzido é implementado no GRG2, que é um otimizador não-linear muito divulgado [Lasdon et al., 1978; Lasdon & Waren, 1978; Smith & Lasdon, 1992].

Para exemplificar o algoritmo do gradiente reduzido, será utilizado um problema mais simples, o qual é caracterizado por uma função objetivo não-linear com apenas uma restrição de igualdade (Edgard & Himmelblau, 2001).

Minimizar: $x^2 + y^2$
 sujeito a: $x + y = 4$

Figura 7.1 – Contorno circular da função objetivo e a restrição linear para o exemplo de GRG, Himmelblau (2001).

A geometria deste problema é mostrada na Figura 7.1. A restrição de igualdade é representada pela reta e os contornos circulares com centro na origem representam a função objetivo. Do ponto de vista geométrico, o problema está em encontrar um ponto na reta (da restrição) que seja o mais próximo da origem em $(x,y) = (0,0)$, onde a função objetivo possui o seu menor valor possível (sem restrição). A solução para o problema é em $x = 2$ e $y = 2$, onde o valor para a função objetivo é 8.

O método do gradiente reduzido assume uma abordagem natural e direta para a solução deste problema bem simplificado. O método utiliza a restrição de igualdade para

solucionar a restrição para uma das variáveis em função da outra. Por exemplo, se solucionarmos o problema para x , a restrição fica:

$$x = 4 - y \quad (7.1)$$

Toda vez que y assumir um valor que satisfaça a restrição de igualdade, x pode ser facilmente calculado. Denominamos y de variável independente ou não básica e x de dependente ou básica. Uma vez que x é determinada por y , este problema pode ser reduzido a um problema de uma variável. Temos, então, para a função objetivo:

$$F(y) = (4 - y)^2 + y^2$$

A função $F(y)$ é denominada função objetivo reduzida e o problema reduzido é minimizar $F(y)$ sem nenhuma restrição. Uma vez que um valor ótimo é encontrado para y , o valor ótimo de x é calculado a partir de (7.1).

Uma vez que o problema reduzido não apresenta restrições e é simples, ele pode ser solucionado analiticamente ou de forma iterativa através do algoritmo da direção descendente. Vamos resolvê-lo analiticamente. Fazendo o gradiente de $F(y)$ igual a zero, denominado gradiente reduzido, tem-se:

$$\nabla F(y) = \frac{dF(y)}{dy} = -2(4 - y) + 2y = -8 + 4y = 0$$

Resolvendo a equação anterior, temos que $y = 2$. Substituindo em (7.1), temos que $x = 2$ e $(x, y) = (2, 2)$ é, certamente, igual à solução obtida geometricamente.

Com base na metodologia usada pelo método GRG, o algoritmo de controle/otimização apresentado no capítulo 5 é modificado da seguinte forma:

A cada instante de amostragem, resolvemos o algoritmo e verificamos se os valores previstos para as variáveis controladas no estado estacionário ($\hat{y} = y(k + \infty)$) estão dentro de suas respectivas faixas de operação.

Temos duas possibilidades:

- a) As previsões das saídas estão dentro das faixas. Neste caso, aplicamos no processo a solução OMPC definido no capítulo 5.

b) Para a saída i , temos $\hat{y}_i \geq y_{\max,i}$ ou $\hat{y}_i \leq y_{\min,i}$. Então, nesse caso, ao problema do OMPC, incluímos a seguinte restrição:

$$\Delta y_i = \sum_{j=1}^{nu} K_{pi,j} \Delta \bar{u}_j = 0$$

sendo:

nu o número de variáveis manipuladas, $K_{pi,j}$ o ganho da controlada i para uma movimentação Δu_j da variável manipulada j .

Assim, para que as variáveis que atingiram a restrição em um dado instante de amostragem durante a execução do algoritmo de otimização em tempo real com gradiente reduzido sejam excluídas do cálculo da trajetória ótima no próximo instante, é incluída uma restrição que mantém a predição da variável controlada no valor atual.

Desta maneira, a cada instante em que o valor da predição de uma saída controlada violar a faixa de controle, a restrição não permite que o gradiente tenha um componente na direção dessa variável.

Como a função objetivo do OMPC tem um componente que pondera os erros nas saídas, em relação à zona de controle, a tendência é que a saída que está fora da zona retorne para dentro da zona.

7.2 – Aplicação do controlador com gradiente reduzido ao FCC

A seguir apresentamos um teste realizado com o OMPC com gradiente reduzido para a unidade de FCC apresentada no capítulo 6, no caso em que o objetivo é a maximização da produção de GLP, utilizando-se a simulação rigorosa do processo. Pode-se verificar que, nesse caso, a função objetivo econômica é uma função côncava das variáveis manipuladas pelo controlador. Os resultados apresentados incluem os casos do gradiente completo e do gradiente reduzido.

Nas Figuras 7.2 e 7.3 podemos observar os resultados obtidos.

Figura 7.2.a – Vazão total de ar para o regenerador.

Figura 7.2.b – Abertura da TCV de catalisador regenerado.

Figura 7.2.c – Temperatura de carga combinada.

As Figuras 7.2 mostram os perfis das variáveis manipuladas durante a simulação com modelo rigoroso do controlador MPC integrado à otimização através da inclusão do gradiente na função objetivo. Neste teste, a vazão de carga foi mantida constante durante a simulação. Notamos que as variáveis estabilizam ao final do período do estudo. A estabilização da variável temperatura de carga acontece quando ela atinge o seu limite mínimo, ou seja, ela satura (Figura 7.2.c). A abertura da TCV estabiliza sem violar as restrições (Figura 7.2.b).

Figura 7.3.a – Temperatura primeiro estágio do regenerador.

Figura 7.3.b – Temperatura segundo estágio do regenerador.

Figura 7.3.c – Severidade da reação.

Figura 7.3.d – Temperatura de reação.

Nas Figuras 7.3, encontram-se as variáveis controladas que também estabilizam ao final do período de simulação daquela otimização. A variável que representa a temperatura no primeiro estágio do regenerador (Figura 7.3.a) atingiu seu valor mínimo com pequena violação da restrição do processo nos primeiros instantes de otimização quando o gradiente completo é utilizado. Já no uso do gradiente reduzido, a variável apesar de atingir o seu mínimo não viola a restrição. Para esta estratégia, a variável controlada que representa a temperatura do reator (Figura 7.3.d) sofreu violação de sua restrição de máximo para ambas as simulações. Contudo, quando o gradiente reduzido é usado, o controlador tende a trazer a variável para o seu limite máximo. Vemos que ao final do período de simulação, a violação com a utilização do gradiente reduzido foi de apenas 0,15°C, enquanto que, no caso do gradiente completo, foi de 1,3 °C. Portanto, a consideração do gradiente reduzido é bastante efetiva sob o aspecto prático.

O aumento da produção de GLP decorrente da aplicação do MPC com otimização é mostrado na Figura 7.4. O controlador com gradiente reduzido possibilitou que a função objetivo econômica fosse levada a um valor superior ao inicial, atingindo aproximadamente 20,4% Vol., porém abaixo do que o apresentado com o gradiente completo. Este valor menor se deve ao fato de que com o uso do gradiente reduzido não ocorreu excessiva violação da restrição da temperatura máxima no reator (variável controlada 4), a qual tem contribuição significativa na produção de GLP.

Figura 7.4 – Função objetivo econômica para operação da FCC com o MPC otimizando que maximiza a produção de GLP em simulação rigorosa com uso do gradiente completo comparado com o uso do gradiente reduzido.

Outras simulações, com diferentes objetivos econômicos para o processo de FCC, podem ser realizadas. Por exemplo, podemos impor ao controlador outros objetivos como minimização da produção de gasolina ou do LCO, porque estas são funções convexas das variáveis manipuladas. Os resultados são muito semelhantes aos resultados obtidos com a maximização do GLP. Baseados nesses resultados, nos sentimos motivados a testar o MPC com otimização econômica (OMPC) em um sistema real como a coluna de fracionamento de tolueno da unidade de Recuperação de Aromáticos da Refinaria Presidente Bernardes Cubatão (RPBC).

8. COLUNA DE FRACIONAMENTO DE TOLUENO

8.1 – Introdução

A unidade de Fracionamento de Aromáticos da Refinaria Presidente Bernardes, entrou em operação no ano de 1968 juntamente com a Unidade de Reforma Catalítica. Os aromáticos são produzidos na Unidade de Reforma Catalítica (URC) e são enviados para a Unidade de Extração (veja diagrama na Figura 8.1), onde pelo processo de extração com solvente são separadas duas correntes: sendo uma pobre em aromáticos, contendo um alto teor de hexano e outra rica em aromáticos, a qual, após ser separada do solvente é enviada para a seção de Fracionamento.

Figura 8.1 – Unidade de Reforma Catalítica e Recuperação de Aromáticos.

Em nosso trabalho, estamos interessados na seção de Fracionamento da Unidade de Recuperação de Aromáticos (URA). Esta seção é composta de 4 colunas, sendo uma para separação da corrente rica em benzeno, duas para separação de duas correntes ricas em tolueno e a última coluna é responsável pela separação de uma corrente de topo rica em xilenos (orto, meta e para). Na Figura 8.1 é possível ver a configuração desta seção.

Figura 8.2 – Seção de Fracionamento da Unidade de Recuperação de Aromáticos.

8.2 – Descrição da Coluna de Tolueno

A existência de duas colunas separadoras de tolueno deve-se ao fato de que, em 1980, após uma ampliação da capacidade da unidade, foi instalada uma nova coluna de benzeno de maior capacidade e a antiga coluna de benzeno passou a operar como coluna separadora de tolueno em paralelo com a antiga coluna de tolueno, recebendo parte da corrente de fundo da nova coluna de benzeno.

A corrente de fundo da coluna de benzeno, através de controle de nível do fundo da coluna, é enviada para as duas colunas de tolueno. A distribuição para as duas colunas faz-se através de um controlador de razão.

Neste estudo, consideramos a coluna de maior capacidade. Nesta coluna a carga entra no prato 23. A coluna é composta de 44 pratos reais, sendo que cada prato possui 94 válvulas do tipo V1 da Koch-GlitschTM. A coluna tem uma altura de 30 metros e 1,067 m de diâmetro interno, e opera em uma pressão manométrica de 0,15 kgf/cm². A corrente de topo tem uma pureza acima de 99,7 % vol. de tolueno e a corrente de fundo apresenta um teor de tolueno menor que 1 %. O condensador da coluna utiliza água de

refrigeração proveniente de uma das torres de resfriamento da refinaria. O refervedor da coluna utiliza vapor de alta pressão (42 kgf/cm²g e 350 °C) proveniente de uma das caldeiras da refinaria.

As principais malhas de controles da coluna, realizadas em nível regulatório, são:

- Pressão da coluna é controlada no topo da mesma através da manipulação da vazão de vapor de topo que passa pelo condensador.
- O nível do vaso de topo é controlado manipulando-se a vazão de tolueno produto, a qual é resfriada antes de ser enviada para tanque.
- O nível de fundo é controlado manipulando-se a vazão de produto de fundo da coluna.
- O diferencial de temperatura (DT) entre os pratos 14 e 4 é controlado manipulando-se a vazão de refluxo de topo da coluna.
- A vazão de vapor para o refervedor é manipulada para controlar a relação molar líquido/vapor (L/V) no primeiro prato da coluna.

Na Figura 8.3, podemos ver estas estratégias de controle.

Figura 8.3 – Coluna de Tolueno.

8.3 – Simulador Estático Rigoroso

Na montagem do OMPC em uma camada, para inclusão dos objetivos econômicos do processo juntamente com o cálculo das ações de controle como visto no capítulo 5, equação (5.7), é necessário que tenhamos um simulador estático rigoroso para obtenção das condições de processo para cálculo das derivadas de 1ª e 2ª ordem, conforme visto nas equações (5.3) e (5.4).

Para que o simulador de processo possa ser utilizado com esta finalidade e de forma *online*, o mesmo deverá possuir as características relacionadas a seguir:

- a) Consistência das respostas, ou seja, para um mesmo conjunto de entrada de dados, os resultados da simulação devem ser semelhantes, com erros mínimos.
- b) Rastreabilidade das informações; significa que a localização de dados de entrada e saída sejam de rápida visualização no *software*.
- c) Facilidade de interação com o usuário, que é uma característica que permite ao usuário fazer mudanças na forma de entrada e saída de resultados.
- d) Facilidade de integração com as sub-rotinas do programa de controle avançado, que estão escritas nas linguagens FORTRAN e C⁺⁺, o que é uma característica fundamental, sem a qual ficaria inviável a implementação do OMPC.
- e) Rapidez na execução, o que significa que não deverão haver problemas de convergência, devendo o tempo de simulação ser da mesma ordem de grandeza que a execução dos cálculos das ações de controle do controlador.
- f) Possibilidade de execução *online*, ou seja, o mesmo deve ser executado sem necessidade da intervenção do usuário, para entrada ou saída de dados.
- g) Estar disponível na Petrobras, sem custos adicionais para sua utilização *online*.

Após analisar todas as características acima relacionadas, o programa que melhor nos atendia foi o DEST1, programa desenvolvido por Moura e Netto (1971) na Refinaria Duque de Caxias. A seguir, apresentaremos algumas características deste programa.

8.3.1 – Programa DEST1

O programa DEST1 desenvolvido por Moura e Netto (1971) tem como características principais: possibilidade de simular colunas convencionais e complexas com até 200 estágios e até 25 componentes; utiliza o método de convergência de Wang & Henk (1966) por matriz tridiagonal (grupo “bubble-point”); o equilíbrio líquido vapor pode ser obtido por Chao & Seader (1961), Grayson-Streed (1963) ou Soave-Redlich-Kwong (1972); desvios de entalpia são obtidos por Lee & Kesler (1975) e resultantes das três correlações de equilíbrio por meio de relações termodinâmicas de Edmister et al. (1963); para as frações de petróleo, utiliza-se Cavett (1963) e Kesler & Lee (1976); número de componentes puros disponíveis: 689 (mesmo do PETROX).

O programa DEST1 foi originalmente desenvolvido para realização de simulações de colunas na forma *offline*, ou seja, a entrada de dados é feita manualmente e, após a simulação, os resultados de saída são impressos e podem ser analisados pelo usuário. Para que o mesmo pudesse ser utilizado em nosso trabalho de forma *online*, ou seja, receber os dados de processo da planta a cada minuto, fazer a simulação da coluna e disponibilizar os resultados da simulação de modo que o OMPC possa utilizá-los, foi necessária a criação de algumas sub-rotinas para leitura dos dados da planta, além de modificações de sub-rotinas do programa DEST1 para receber os dados da planta e também a criação de sub-rotinas para receber os dados do simulador e enviá-los para o OMPC.

8.3.2 – Equacionamento utilizado no programa DEST1

Consideremos a coluna representada na Figura 8.4 composta de n estágios de equilíbrio (incluindo o condensador que pode ser total ou parcial e um refeedor). A numeração é feita do topo para o fundo, sendo o condensador o primeiro estágio e o refeedor o estágio de ordem n . Cada estágio j é suposto associado a:

- Uma carga F_j
- Uma retirada de líquido U_j
- Uma retirada de vapor W_j
- Um inter-resfriador ou inter-aquecedor trocando uma quantidade de calor Q_j .

Observe-se que em Q_j pode ser considerada a troca de calor com o meio-ambiente, caso necessário.

Figura 8.4 – Modelo da coluna no DEST1.

Admitiremos que $F_1 = 0$ e $F_n = 0$ (não temos injeção de carga no condensador e nem no refeedor, que é a situação mais próxima da realidade operacional). Se chamarmos de L_j e V_j as vazões de líquido e vapor que saem do estágio j e passam aos estágios adjacentes, teremos, obviamente, $L_0 = 0$, $L_n = 0$ e $V_{n+1} = 0$. Pode-se, então, escrever as seguintes equações, quando a coluna estiver operando em regime estacionário:

Balanço material para o estágio j por componente (i):

$$L_{j-1}x_{i,j-1} + V_{j+1}y_{i,j+1} + F_jz_{i,j} - (L_j + U_j)x_{i,j} - (V_j + W_j)y_{i,j} = 0 \quad (8.1)$$

Equação de equilíbrio para o componente i , no estágio j :

$$y_{i,j} = k_{i,j}x_{i,j} \quad (8.2)$$

Relações estequiométricas:

$$\sum x_{i,j} = 1.0 \quad \text{e} \quad \sum y_{i,j} = 1.0 \quad (8.3)$$

Balanço de energia, para o estágio j :

$$L_{j-1}h_{j-1} + V_{j+1}H_{j+1} + F_jH_{Fj} + Q_j - (L_j + U_j)h_j - (V_j + W_j)H_j = 0 \quad (8.4)$$

Na equação (8.4) h_j representa entalpia de líquido, H_j entalpia de vapor e H_{Fj} entalpia da carga do estágio.

Balanço material global desde o estágio 1 até o estágio j (ver envoltória tracejada da Figura 8.4)

$$V_{j+1} + \sum_{k=1}^j F_k = L_j + \sum_{k=1}^j (U_k + W_k) \quad \text{ou}$$

$$L_j = V_{j+1} + \sum_{k=1}^j (F_k - U_k - W_k) \quad (8.5)$$

Substituindo as equações (8.5) e (8.2) em (8.1) e simplificando temos:

$$\begin{aligned} & \left[V_j + \sum_{k=1}^{j-1} (F_k - U_k - W_k) \right] x_{i,j-1} - \left[V_{j+1} + \sum_{k=1}^j (F_k - U_k - W_k) + U_j + (V_j + W_j) k_{i,j} \right] x_{i,j} + \\ & V_{j+1} k_{i,j+1} x_{i,j+1} = -F_j z_{i,j} \end{aligned} \quad (8.6)$$

Chamando de A_j , B_j e C_j os coeficientes de $x_{i,j-1}$, $x_{i,j}$ e $x_{i,j+1}$, respectivamente, e $D_j = -F_j z_{i,j}$, escrevemos a equação (8.6) desde o estágio 1 até o estágio n :

$$\begin{aligned} B_1 x_{i,1} + C_1 x_{i,2} &= D_1 \\ A_2 x_{i,1} + B_2 x_{i,2} + C_2 x_{i,3} &= D_2 \\ : & : \\ A_j x_{i,j-1} + B_j x_{i,j} + C_j x_{i,j+1} &= D_j \\ : & : \\ A_{n-1} x_{i,n-2} + B_{n-1} x_{i,n-1} + C_{n-1} x_{i,n} &= D_{n-1} \\ A_n x_{i,n-1} + B_n x_{i,n} &= D_n \end{aligned} \quad (8.7)$$

Observamos que $A_1 = 0$, pois A é definido para $2 < j < n$ e que $C_n = 0$, porque C é definido para $1 < j < n-1$.

O sistema de equações em (8.7) será linear se os coeficientes A_j , B_j , C_j e D_j forem constantes.

Usando notação matricial o sistema pode ser representado pela equação;

$$\begin{bmatrix} B_1 & C_1 & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ A_2 & B_2 & C_2 & 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ 0 & A_3 & B_3 & C_3 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_j & B_j & C_j & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_{n-1} & B_{n-1} & C_{n-1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_n & B_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{i,1} \\ x_{i,2} \\ x_{i,3} \\ \vdots \\ x_{i,j} \\ \vdots \\ x_{i,n-1} \\ x_{i,n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_1 \\ D_2 \\ \vdots \\ D_j \\ \vdots \\ D_{n-1} \\ D_n \end{bmatrix} \quad (8.8)$$

A matriz acima é esparsa, pois vários de seus termos são nulos. Os termos não nulos são os da diagonal principal e os das duas diagonais adjacentes. Daí o nome MATRIZ TRIDIAGONAL. A solução pode ser obtida usando um algoritmo simples, que pode ser obtido pelo método da eliminação de GAUSS.

Neste algoritmo, calculam-se inicialmente as grandezas auxiliares P_j e R_j por

$$\begin{aligned} P_1 &= C_1/B_1 & ; & & R_1 &= D_1/B_1 \\ P_j &= C_j/(B_j - A_j P_{j-1}) & & & & 2 < j < n-1 \\ R_j &= (D_j - A_j R_{j+1})/(B_j - A_j P_{j-1}) & & & & 2 < j < n \end{aligned} \quad (8.9)$$

Os valores de $x_{i,j}$ são calculados em função de P_j e R_j por ;

$$\begin{aligned} x_{i,n} &= R_n \\ x_{i,j} &= R_j - P_j x_{i,j+1} & & & 1 < j < n-1 \end{aligned} \quad (8.10)$$

Para iniciar o processo de cálculo, é necessário arbitrar um perfil de vazões de vapor e um perfil de temperaturas. Com o perfil de temperaturas são calculados os valores de $k_{i,j}$.

No caso de se usar a correlação de Chao-Seader (1961), é necessário conhecer as composições de uma das fases para obter os $k_{i,j}$. Como primeira aproximação, considera-se que o líquido de todos os pratos tem composição igual à carga da coluna. Calculados os $x_{i,j}$ (e normalizados), calcula-se o próximo perfil de temperaturas como temperaturas de pontos de bolha dos líquidos dos diversos pratos. Este cálculo fornece também valores de $k_{i,j}$.

O novo perfil de vazões é calculado, combinando o balanço de energia, dado pela equação (8.4) com o balanço global para o prato j ; que é:

$$V_{j+1} + F_j + L_{j-1} = V_j + L_j + V_j + W_j \quad (8.11)$$

Substituindo (8.5) e (8.10) em (8.4) e rearranjando, obtemos a fórmula para cálculo das vazões de vapor:

$$V_{j+1} = \frac{(H_j - h_j)(V_j + W_j) + (h_j - h_{j-1})V_j \sum_{k=1}^{j-1} (F_k - W_k - U_k) - F_j(H_{f,j} - h_j) - Q_j}{(H_{j+1} - h_j)} \quad (8.12)$$

A equação (8.12) é aplicável para $(2 < j < n-1)$, e calculamos inicialmente V_2 (vapor que vai para o condensador) por:

$$V_2 = L_1 + W_1 + U_1$$

Conhecendo-se V_2 , V_3 é calculado pela equação (8.12).

A seqüência de cálculos é a seguinte (veja também as Figuras 8.5 e 8.6):

a) leitura dos dados, transformação de composições volumétricas em molares (se necessário). Arbitrar um perfil linear de temperaturas entre as duas normalmente fornecidas. Calcular o perfil de vazões de vapor.

b) com as temperaturas dadas (normalmente topo e fundo da coluna), calcular as constantes de equilíbrio pela correlação de Chao-Seader (1961). Considerar que o líquido de cada um dos estágios tem composição igual à da carga do prato mais alto.

c) calcular os valores de A_j , B_j , C_j e D_j , coeficientes da equação (8.6).

d) resolver o sistema de equações representado pela equação (8.8) calculando os valores de $x_{i,j}$. Usar neste cálculo as equações (8.9) e (8.10).

e) normalizar os valores de $x_{i,j}$ pela equação (8.3). Determinar o novo perfil de temperaturas pelo cálculo dos pontos de bolha dos líquidos dos diversos estágios.

f) calcular as entalpias dos fluxos de líquido e vapor que deixam cada prato. Aqui são usadas equações deduzidas das correlações de Chao-Seader (1961) e Redlich-Kwong (1949). Com as entalpias, calcular o novo perfil de vazões de vapor, usando a equação (8.12)

g) verificar se o novo perfil de temperaturas coincide com o anterior, isto é, se

$$\sum_{j=1}^n ((T_j)_k - (T_j)_{k-1})^2 < \text{tolerância} \quad (8.13)$$

Onde j representa o número do estágio e k , o número da iteração atual.

h) se o resultado da etapa g estiver abaixo da tolerância, calcular as massas específicas do líquido e vapor para todos os estágios, as cargas térmicas do condensador e refulvador, caso contrário retornar para a etapa c).

Nas Figuras 8.5 e 8.6, apresentamos o fluxograma simplificado de execução do programa dividido em duas partes, para facilitar a visualização.

Figura 8.5 – Primeira parte do fluxograma de execução do DEST1.

Figura 8.6 – Segunda parte do fluxograma de execução do DEST1.

8.3.3 – Simulação da coluna no programa DEST1

A coluna separadora de tolueno foi simulada no programa DEST1 com a seguinte configuração:

- Número de estágios teóricos: 39
- Prato de carga: 23

c) Número de componentes: 23 (veja na Tabela 8.1 a composição da carga)

Tabela 8.1 – Composição da carga para simulação.

COMPONENTE	FRAÇÃO MASSA	FORMULA	PONTO EBULIÇÃO (°C)	PESO MOLECULAR
Ciclopentano	2,07E-07	C5H10	49,06	70,134
Metilciclopentano	3,09E-07	C6H12	71,81	84,161
Ciclohexano	5,25E-08	C6H12	80,72	84,161
3-metilhexano	2,68E-07	C7H16	91,85	100,204
2-3-3-trimetil- hexano	1,81E-04	C9H20	137,69	128,258
Metilciclohexano	1,17E-04	C7H14	100,93	98,188
1-octeno	1,18E-04	C8H16	121,28	112,215
3-metiloctano	1,48E-04	C9H20	144,23	128,258
Ciclododecano	2,08E-04	C10H20	202	140,269
n-decano	1,19E-04	C10H22	174,16	142,285
Benzeno	6,21E-05	C6H6	80,11	78,114
Tolueno	0,6217	C7H8	110,6	92,141
Meta-xileno	0,1773	C8H10	139,08	106,167
Orto-xileno	8,29E-02	C8H10	144,42	106,167
Para-xileno	4,64E-02	C8H10	138,36	106,167
Etil-benzeno	3,17E-02	C8H10	136,21	106,167
n-propil-benzeno	1,57E-03	C9H12	159,23	120,194
1-metil-3- etilbenzeno	1,06E-02	C9H12	161,32	120,194
1-2-4- trimetilbenzeno	2,26E-02	C9H12	169,37	120,194
Orto-cimeno	9,72E-04	C9H12	178,18	134,221
n-butilbenzeno	3,09E-04	C10H14	183,28	134,22
Orto-dietilbenzeno	3,07E-03	C10H14	183,42	134,221

Os dados de entrada para a simulação da coluna são:

- a) Composição da carga que poderá ser fixa (situação atual) ou variável caso tenhamos analisador em linha. Neste caso, é necessário fazer uma validação dos dados para evitar erros de convergência.
- b) Vazão de carga, a qual é lida diretamente da planta.
- c) Vazão de refluxo, que é lida diretamente da planta.
- d) Pressão da coluna lida diretamente da planta.
- e) Temperatura de topo lida diretamente da coluna.
- f) Temperatura de fundo da coluna lida diretamente da planta.
- g) Temperatura da carga lida diretamente da planta.
- h) Vazão de produto de topo lida diretamente da planta. Entra como uma estimativa

Dados de saída do simulador:

- a) Carga térmica do condensador e refeedor.
- b) Perfil de temperatura da coluna.
- c) Composições dos produtos de topo e fundo.
- d) Composições nos estágios.
- e) Vazões molares do líquido e vapor em cada estágio

Para utilização em nosso trabalho, além das variáveis acima, calculamos, baseados nas informações fornecidas pelo simulador, as seguintes variáveis;

- a) Relação molar líquido/vapor (L/V) no estágio 1.
- b) Diferencial de temperatura (DT) entre os estágios 14 e 4.
- c) Vazão de vapor para refeedor.

No próximo item, apresentamos resultados do simulador rigoroso.

8.3.4 – Resultados do Simulador Rigoroso

Esta etapa do trabalho consiste em verificar a capacidade do simulador em representar os resultados da planta real, e também a estabilidade do mesmo para operação *online* dentro da estrutura do OMPC. Para que os testes pudessem ser realizados, inicialmente

tivemos que adaptar o simulador rigoroso para que o mesmo pudesse receber resultados *online* da planta e seus resultados também pudessem ser disponibilizados de forma *online*.

No caso de uma coluna de destilação, alguns resultados apresentados pelo simulador devem estar de acordo com os resultados da planta industrial, sob pena de não poderem ser utilizados com a finalidade de otimização do sistema. Tendo isto em mente, escolhemos como variáveis mais significativas: o perfil de temperaturas da coluna, a carga térmica do refeedor e a composição dos produtos de topo e fundo. Para acompanhar a evolução destes resultados ao longo do tempo, criamos, no banco de dados de processo da Petrobras (PITM), variáveis que recebem os valores calculados pelo simulador, possibilitando assim a fácil comparação gráfica com os resultados da planta industrial.

Nas tabelas e Figuras a seguir podemos ver os resultados para algumas destas variáveis.

Na Tabela 8-1 e Figura 8.7, apresentamos os resultados comparativos entre os valores da análise de laboratório para o teor de tolueno no destilado e o valor obtido pelo simulador rigoroso da coluna. Pode-se observar que os valores do simulador estão de bom acordo com aqueles da análise cromatográfica feito no laboratório estando dentro da própria faixa de precisão do método de análise.

Tabela 8.2 – Teor de tolueno no destilado análise laboratório e simulador.

DATA	ANALISE LABORATÓRIO	RESULTADO SIMULADOR
	% molar	% molar
04/03/2009 00:00	99,75	99,76
04/03/2009 14:00	99,74	99,71
05/03/2009 00:00	99,75	99,74
05/03/2009 14:00	99,75	99,75
06/03/2009 00:00	99,74	99,73
06/03/2009 14:00	99,77	99,71
07/03/2009 00:00	99,75	99,73
07/03/2009 14:00	99,73	99,75

08/03/2009 00:00	99,75	99,73
08/03/2009 14:00	99,76	99,74
10/03/2009 00:00	99,75	99,73
11/03/2009 00:00	99,76	99,73
11/03/2009 14:00	99,73	99,73
12/03/2009 00:00	99,76	99,74
12/03/2009 14:00	99,73	99,74
13/03/2009 00:00	99,75	99,71
13/03/2009 14:00	99,72	99,72
14/03/2009 00:00	99,76	99,73
14/03/2009 14:00	99,72	99,70
15/03/2009 14:00	99,74	99,71
16/03/2009 00:00	99,75	99,71
16/03/2009 14:00	99,76	99,69
17/03/2009 00:00	99,73	99,69
17/03/2009 14:00	99,77	99,70
18/03/2009 00:00	99,72	99,75
19/03/2009 00:00	99,75	99,77
19/03/2009 14:00	99,77	99,71
20/03/2009 00:00	99,76	99,72
21/03/2009 14:00	99,77	99,73
22/03/2009 00:00	99,75	99,70

Figura 8.7 – Teor de tolueno no destilado análise laboratório e simulador.

Na Figura 8.8 é apresentada a temperatura de um prato intermediário, que é o prato mais sensível (prato 14 da coluna) aos componentes pesados. Pode-se observar que o simulador rigoroso consegue modelar com precisão adequada o comportamento desta temperatura.

Figura 8.8 – Temperatura do prato 14 da coluna.

Na Figura 8.9 apresentamos a vazão de vapor para o refeedor medida pelo controlador de campo e aquela obtida pelo simulador de processo. Esta vazão é representativa da carga térmica do refeedor. Neste caso, observa-se que o dado da planta industrial é bastante ruidoso ao passo que as informações do simulador são mais suaves, mas mesmo assim conseguindo representar de forma satisfatória o comportamento real do sistema.

Figura 8.9 – Vazão de vapor para o refeedor.

Após a verificação de que o simulador conseguia representar bastante bem os resultados da planta industrial e de forma *online* sem problemas de convergência a próxima etapa seria a construção do controlador e a simulação do mesmo em malha aberta. O controlador foi construído utilizando o Sistema de Controle da Petrobras – SICON , apresentado no item 10.1.

9. APLICAÇÃO DO CONTROLADOR OMPC NA PLANTA INDUSTRIAL

Neste capítulo, enfocamos a aplicação do OMPC em uma camada baseado na inclusão do gradiente reduzido, conforme apresentado nos capítulos 5 e 7, à coluna separadora de tolueno do capítulo 8. Para que esta aplicação na planta industrial fosse possível, algumas definições e desenvolvimentos tiveram que ser elaborados. Nos próximos itens, detalharemos todas as etapas deste trabalho.

9.1 – Variáveis do Controlador otimizador

A primeira etapa a ser realizada quando se pensa na implantação de uma estratégia de Controle Avançado e Otimização em um processo é definir quais serão as suas variáveis de entrada (manipuladas e perturbações) e de saída (controladas). Superada esta etapa, a próxima é a definição dos objetivos econômicos do processo, os quais podem mudar e devem ser atualizados ao longo do tempo. Como exemplos de objetivos econômicos, podemos ter maximização da produção de um produto de alto valor agregado ou redução do consumo de energia do processo, dentre outros.

No caso da coluna de tolueno, as variáveis controladas a serem utilizadas no controlador são:

- a) Teor de pesados ($C8^+$) no produto de topo, que é a corrente de tolueno. Este teor de $C8^+$ é obtido através de uma inferência, que foi desenvolvida baseada em modelo tipo *shortcut* (Friedman, 2002). A apresentação do modelo desta inferência não faz parte deste trabalho, mas o mesmo já é utilizado na unidade com ótimos resultados há mais de dez anos. O ideal no caso desta contaminação ($C8^+$) do tolueno é que a mesma seja a máxima possível, respeitado o limite de especificação do produto, desta forma garante-se a máxima produção de tolueno dentro da especificação para aquele contaminante.
- b) Teor de tolueno na corrente de fundo da coluna. Novamente temos uma inferência baseada no método *shortcut*. Neste caso, o objetivo é que este teor de tolueno no produto de fundo seja o mínimo possível, caso contrário, estaremos perdendo produto de maior valor.

Para que seja possível manter as variáveis controladas dentro de suas faixas de controle, foram definidas duas variáveis manipuladas pelo OMPC:

- a) Diferencial de temperatura (TDC) entre os pratos 14 e 4 da coluna. Este diferencial de temperatura é obtido através de um bloco de cálculo implementado no SDCCD (Sistema Digital de Controle Distribuído), onde temos como entrada as temperaturas dos pratos 14 e 4, e como a saída do bloco de cálculo, temos o diferencial de temperatura o qual vai para um controlador PID do SDCCD. Este controlador de diferencial trabalha em cascata (é o primário) com a vazão de refluxo (controle secundário) para o topo da coluna (veja Figura 8.3).
- b) Relação molar líquido/vapor (L/V) no prato de topo da coluna. Esta relação é um cálculo baseado em um método shortcut e está implementada no SDCCD. Esta variável está diretamente relacionada com o grau de retificação na coluna, ou seja, quanto maior o seu valor melhor o fracionamento na coluna. O controlador da relação L/V trabalha em cascata (é o primário) com o controlador da vazão de vapor para o refeedor (controle secundário). Um aumento no L/V provoca um aumento na quantidade de vapor para o refeedor da coluna.

Além das variáveis controladas e manipuladas, temos também para esta coluna uma variável perturbadora do sistema, que é a vazão de carga da coluna, a qual é manipulada pelo controlador de nível de fundo da coluna separadora de benzeno. A medida desta variável é introduzida no simulador estático da coluna e considerada como uma perturbação no cálculo da predição das trajetórias das variáveis controladas.

9.2 – Modelos do Processo

Definidas as variáveis de entrada e saída do nosso processo, o próximo passo é a obtenção dos modelos dinâmicos do processo que representem as iterações entre estas variáveis. Existem inúmeras técnicas e algoritmos que nos permitem a obtenção destes modelos.

Uma das técnicas mais utilizadas na indústria de processo é a aplicação de distúrbios em degrau nas variáveis manipuladas e, caso tenhamos perturbações que sejam medidas e que possam ser alteradas, estas também farão parte do teste. Apesar de bastante utilizada, esta é uma técnica que implica normalmente em um tempo elevado para realização dos testes e também em grande número de testes a serem realizados, o que muitas vezes na planta industrial pode ser impraticável, pois sempre se corre o risco de que os produtos saiam de especificação. Outras técnicas para teste de identificação, tais como, impulso e PRBS (Pseudo-random Binary Sequence) vêm ganhando terreno, pois os intervalos de tempo em que as variáveis manipuladas têm seus “setpoints” alterados são pequenos e desta forma o risco de se tirar os produtos de especificação são bem menores. Nestas técnicas, normalmente é programado um algoritmo que realiza o teste na planta de uma forma mais metódica sem tanta dependência de intervenção, pelo engenheiro de controle ou pelo operador, como ocorre no caso dos testes em degrau.

Nos casos em que o processo é fortemente não-linear ou naqueles em que a região de operação da planta é muito estreita, duas abordagens podem ser utilizadas:

- a) A primeira consiste em se utilizar os dados de operação normal da planta e tentar, através de algum algoritmo de identificação, obter o modelo do processo. Neste caso é necessário um grande conhecimento do processo para analisar se os resultados apresentados pelo algoritmo de identificação têm coerência com o mundo físico-químico real.
- b) A segunda possibilidade é a utilização de um simulador rigoroso de processo na forma dinâmica, neste caso a grande preocupação deve ser em relação à robustez de resposta do simulador frente à planta real. Em Almeida (1999) e Porfírio (2001), esta abordagem foi utilizada com bastante sucesso.

Após a realização dos testes na planta industrial ou através do simulador dinâmico rigoroso, define-se uma estrutura esperada para o modelo e através de um algoritmo de otimização obtém-se os melhores parâmetros para aquela estrutura de modelo. Estes modelos podem estar na forma de funções de transferência contínua ou discreta e podem também ser obtidos na forma de variáveis de estado.

Os modelos dinâmicos identificados através de degrais na planta industrial, para as diversas variáveis, são apresentados nas Figuras 9.1 e 9.2 na forma de respostas ao degrau unitário e também no Apêndice A na forma de função de transferência. Cada

gráfico mostra os modelos em função de uma determinada variável manipulada ou perturbação.

Figura 9.1 – Modelos CV's em função do Delta de Temperatura.

Figura 9.2 – Modelo CV's em função da relação L/V no topo.

Figura 9.3 – Modelos CV's em função perturbação vazão de carga.

9.3 – Formulação do MPC com otimização econômica

Definidas as variáveis do nosso controlador, além dos modelos dinâmico e estático do processo, a próxima etapa é a montagem da função objetivo do OMPC. Conforme visto no capítulo 5, a função objetivo do MPC com otimização econômica tem a seguinte forma:

$$\bar{J}_k = \left\{ \bar{A}[\tilde{x}(k) - x^{sp}] + \bar{B}\Delta u \right\}^T Q_p \left\{ \bar{A}[\tilde{x}(k) - x^{sp}] + \bar{B}\Delta u \right\} + \Delta u^T R_m \Delta u + [d + G\Delta u]^T P_{otim} [d + G\Delta u] \quad (5.7)$$

ou

$$\bar{J}_k = \Delta u^T \bar{H} \Delta u + \bar{C}_t \Delta u + \bar{c}$$

sendo:

$$\begin{aligned}\bar{H} &= \bar{B}^T Q_p \bar{B} + R_m + G^T P_{otim} G \\ \bar{C}_t &= 2(\bar{A}x(k) - x^{sp})^T Q_p \bar{B} + 2d^T P_{otim} G \Delta u \\ \bar{c} &= [x(k) - x(k)^{sp}]^T \bar{A}^T Q_p \bar{A} [x(k) - x(k)^{sp}] + d^T P_{otim} d\end{aligned}$$

que é a forma de uma QP, integrando em seu objetivo a busca pelo ponto ótimo de operação.

O problema de otimização é:

$$\min_{\Delta u} \bar{J} = \Delta u^T \bar{H} \Delta u + \bar{C}_t \Delta u + \bar{c} \quad (5.8)$$

sujeito a:

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$u_{\min} \leq u(k+j) \leq u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

Devemos também incluir as restrições relativas ao gradiente reduzido, para o caso em que ocorra violação da predição das variáveis controladas. Assim incluímos:

$$\Delta y_i = \sum_{j=1}^{nu} K_{pi,j} \Delta \bar{u}_j = 0$$

Para as saídas y_i , cujas predições estejam fora da sua zona de controle.

Inicialmente, como objetivo econômico para nossa coluna, foi estabelecido a minimização do consumo de vapor para o refeedor. No entanto, a vazão de vapor não é manipulada diretamente pelo controlador, pois trabalha recebendo sinal em cascata do controlador da relação L/V, cujo “set-point” é manipulado pelo OMPC. Isto representa uma dificuldade a mais quando da obtenção das derivadas da função objetivo econômico, pois deveremos utilizar um procedimento iterativo com o simulador para explicitar a relação entre estas variáveis.

A forma geral da aproximação do gradiente da função objetivo econômico é:

$$\zeta_{u+\Delta u} = \left[\frac{\partial F}{\partial \hat{y}} \frac{\partial \hat{y}}{\partial u} + \frac{\partial F}{\partial u} \right] + \left[K_p^T \frac{\partial^2 F}{(\partial \hat{y})^2} K_p + \frac{\partial^2 F}{\partial \hat{y} \partial u} K_p + \frac{\partial F}{\partial \hat{y}} \left(\frac{\partial^2 \hat{y}}{\partial u^2} \right) + K_p \frac{\partial^2 F}{\partial u \partial \hat{y}} + \frac{\partial^2 F}{\partial u^2} \right] \Delta \bar{u}$$

Para o nosso objetivo econômico, que é minimização do consumo de vapor, que não depende das saídas do sistema, a equação fica:

$$\zeta_{u+\Delta u} = \left[\frac{\partial F}{\partial u} \right] + \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u^2} \right] \Delta \bar{u} \quad (9.1)$$

ou

$$\zeta_{u+\Delta u} = d + G \Delta \bar{u}$$

10. TESTES E RESULTADOS

Durante o desenvolvimento do trabalho até a implantação na planta industrial, algumas etapas de verificação e testes são necessárias. A seguir apresentamos resultados de três etapas que consideramos como fundamentais.

- a) Verificação da coerência dos resultados apresentados pelo simulador rigoroso de processo no estado estacionário, etapa já apresentada no capítulo 8.
- b) Construção do controlador e simulação em malha aberta, apresentada neste capítulo.
- c) Testes do controlador em malha fechada, apresentada também neste capítulo.

Antes de apresentarmos os resultados dos testes, faremos uma breve apresentação da Interface de Controle e Operação.

10.1 – Interfaces de Controle e Operação

Após definir o sistema no qual o OMPC será implementado, definir as variáveis do controlador e seus limites operacionais, os modelos do processo, os objetivos econômicos e fazer a formulação matemática do controlador, a próxima etapa é o teste do novo controlador. Para realização dos diversos testes, é necessário uma plataforma computacional onde possamos incluir o novo algoritmo com suas diversas rotinas e também configurar toda estrutura das variáveis e interfaces para atuação do pessoal de Engenharia e Operação que irá utilizar o novo programa.

No caso da Petrobras, este conjunto pode ser representado esquematicamente através da Figura 10.1, onde temos três interfaces como descritas a seguir.

Figura 10.1 - Interfaces de Controle.

1 - Interface de Operação: esta interface é constituída pelas Telas Gráfica do SDCCD (Sistema Digital de Controle Distribuído), onde os Operadores atuam para colocar/retirar o programa de operação, alterar os limites de máximo/mínimo das variáveis, quando necessário; colocar/retirar variáveis do controle, e monitorar o comportamento do programa e das variáveis.

2 - Interface Leitura de Dados: esta interface é constituída pelo programa PI (Plant Information™ da Osi Systems Inc), sendo a base de dados utilizada para leitura dos valores das variáveis utilizadas pelo programa de controle.

3 - Interface de Engenharia: esta interface é constituída de duas plataformas, sendo uma Plataforma de Engenharia e um Computador de Processo. A Plataforma de Engenharia é constituída, basicamente, por um computador PC com Windows, comunicando-se em rede com outros computadores. Nesta plataforma são executadas várias aplicações que permitem ao engenheiro de controle realizar as atividades de construção, sintonia, comissionamento e monitoramento das variáveis dos controladores através de uma interface gráfica adequada. O ambiente do Computador de Processo provê todos os serviços necessários à execução de aplicações de controle, como por exemplo, a aquisição de valores de processo do SDCD, validação destes valores para utilização pelo controlador, a execução dos algoritmos de controle, o envio das ações de controle de volta ao SDCD e a comunicação com a plataforma de engenharia. É importante notar que as aplicações de controle são executadas nesta plataforma e não dependem da plataforma de engenharia. A partir desta plataforma, são enviados os valores das ações de controle para o SDCD através do protocolo de comunicação OPC (Ole for Process Control - da MatrikonOPC™).

Nas Figuras abaixo (10.2.a a 10.2.d), apresentamos as telas de configuração relativas à Interface de Engenharia. Nestas telas, temos os principais parâmetros de configuração e sintonia do controlador e das variáveis manipuladas, controladas e perturbadoras. Basicamente estas telas de configuração apresentam os seguintes campos de informação:

- ✓ **Descrição:** apresenta uma descrição do controlador ou da variável correspondente.
- ✓ **Tags de Entrada:** são os valores lidos do SDCD ou fixados em um determinado valor.
- ✓ **Tags de Saída:** são valores que serão enviados para o SDCD.
- ✓ **Entradas:** são parâmetros de configuração do controlador ou das variáveis que são preenchidos pelo engenheiro de controle.
- ✓ **Saídas:** são informações fornecidas pelo programa a respeito da performance do controlador ou variável.
- ✓ **Faixa de validade:** são os limites aceitáveis para as variáveis, fora destes limites a variável será desligada automaticamente pelo controlador.
- ✓ **Range da variável:** normalmente são os limites mínimo e máximo de leitura das variáveis.
- ✓ **Auxiliares:** são fatores de configuração adicionais que permitem a possibilidade de customização diferenciada para cada controlador ou variável.

Projeto: rton8

Operações

Descrição
 CONTROLADOR/OTIMIZADOR DA N-1208

Algoritmo DMCQP_RT

Tags de Entrada

Tag	Fnt	Valor	Lê
Solicita	CTE:1	1	☒
LigaRTO		0	☒

Tags de Saída

Tag	Fnt	Valor	Escreve
Ativo	URAN1208AT	1	☒
RTOAtivo		0	☒

Entradas

☐ Sintoniza ☐ Comissiona
☐ IniPrev ☐ Arquivo
☐ Inicializa ☐ Simula
☐ Aborta ☐ Otimiza (QP)

10 Horizonte de Otimização
 1 Horizonte de Controle
 1 Horizonte de Restrição
 60 Horizonte de Predição
 60 Período de Execução (seg)
 50 Momento de Partida (seg)

Saídas

1 Condição
 0 Falha de Leitura
 0 Falha de Cálculo
 0 Falha de Escrita
 5 Tempo
 0 Função Objetivo
 2 Num. MV's Ativas
 1 Num. CV's Ativas
 100 Watchdog Geral

Auxiliares

0.0000001 Fat 01
 0 Fat 02
 0 Fat 03
 0 Fat 04
 0 Fat 05
 0 Fat 06
 0 Fat 07
 0 Fat 08
 0 Fat 09

☒ Aborta (conexão PI)

Mensagem

Tag Fnt
 Op.:
 Eng. 14-Ativado

 Salvar
 Fechar
 Atualizar

Figura 10.2.a – Tela de configuração/sintonia do Controlador.

Cv: xyltol (Projeto: rton8)

Descrição: **TEOR DE XYLENO NO TOLUENO** Unidade: **%VOL** ☐ Crítica **Salvar** **Fechar** **Atualizar**

Tags de Entrada

	Tag	Fnt	Valor	Lê
Pv	AI1207.PV	DCS	0.1781922	☒
Mínimo	URAN1208RC-1.DT01	DCS	0.18	☒
Máximo	URAN1208RC-1.DT02	DCS	0.23	☒
Modo	AI1207COP.PV	DCS	1	☒
IRV			0	☒
ModoIRV			0	☒
AuxR			0	☒

Tags de Saída

	Tag	Fnt	Valor	Escreve
SSPred	URAN1208RC-1.DT03	DCS	0.1782563	☒
St	AI1207CST.PV	DCS	1	☒
Ativa			-1	☒
Target	URAN1208RC-1.DT04	DCS	0.181316	☒
AuxW			0	☒

Saídas

Qual: **NORMAL**
Pv: **0.1767281**
Intg: **0**

SSPredCC(1)	0.2107046	SSPredSC(1)	0.2085945
SSPredCC(2)	0.2099117	SSPredSC(2)	0.2053316
SSPredCC(3)	0.2094038	SSPredSC(3)	0.2029937
SSPredCC(4)	0.209003	SSPredSC(4)	0.2012372
SSPredCC(5)	0.2087774	SSPredSC(5)	0.2000074
SSPredCC(6)	0.2084627	SSPredSC(6)	0.1989488
SSPredCC(7)	0.2082961	SSPredSC(7)	0.198231
SSPredCC(8)	0.2080957	SSPredSC(8)	0.1976223
SSPredCC(9)	0.2079144	SSPredSC(9)	0.1971384
SSPredCC(10)	0.2078401	SSPredSC(10)	0.1968401

Faixa de Validade
2 Max
0 Min
0.5 Variação

Sintonia
Peso: 20
Cte de Filtro (min): 0
Valor Inicial: 0.5
Prioridade: 0
PesolRV: 0

Sintonia Banda Morta
0

Wdog
0

Auxiliares
0 Fat Rot
0 Fat 01
0 Fat 02

Figura 10.2.b – Tela de Configuração/Sintonia de Variável Controlada.

Mv: tdc (Projeto: rton8)

Descrição: **DELTA T TOPO N-1208** Unidade: **OC** ☐ Crítica **Salvar** **Fechar** **Atualizar**

Tags de Entrada

	Tag	Fnt	Valor	Lê
Pv	TDC1225.PV	DCS	4.272903	☒
Mínimo	URAN1208RM-1.DT01	DCS	3	☒
Máximo	URAN1208RM-1.DT02	DCS	5	☒
Modo	TDC1225.MODE	DCS	4	☒
IRV	CTE:0		0	☒
SP	TDC1225.SV	DCS	4.173445	☒
Output	TDC1225.MV	DCS	400	☒
ModoIRV			0	☒
AuxR			0	☒

Tags de Saída

	Tag	Fnt	Valor	Escreve
SpDCS	TDC1225.RSV	DCS	4.178445	☒
SSPred	URAN1208RM-1.DT03	DCS	4.178445	☒
St	TDC1225MST.PV	DCS	1	☒
Ativa			-1	☒
Target	URAN1208RTO-1.DT08	DCS	4.173445	☒
AuxW			0	☐

Sintonia
Ação: **REVERSO**
Máxima Variação: 0.005
Modo Requerido: 4
Fator de Supressão: 1
Cte Filtro (min): 1
Fator de Distorsão: 0
Valor Inicial: 5.2
PesolRV: 0

Faixa de Validade
7 Máximo
2 Mínimo
1 Variação

Saídas
Qual: **NORMAL**
Windup: **L**
Pv: **4.272903**
FilPv: **4.27912**

SSPredCC(1)	5.205898
SSPredCC(2)	5.205898
SSPredCC(3)	5.205898
SSPredCC(4)	5.205898
SSPredCC(5)	5.205898
SSPredCC(6)	5.205898
SSPredCC(7)	5.205898
SSPredCC(8)	5.205898
SSPredCC(9)	5.205898
SSPredCC(10)	5.205898

Sintonia Banda Morta
0

Wdog
0

Limites de Abert. de Válvula
400 Máximo
0 Mínimo

Auxiliares
0.15 Fat 01
0 Fat 02

Range da Variável
10 Máximo
0 Mínimo

Figura 10.2.c - Tela de Configuração/Sintonia de Variável Manipulada.

Dv: vcarga (Projeto: rton8)

Descrição: VAZAO DE CARGA PARA TORRE Unidade: M3/D

Tags de Entrada

	Tag	Fnt	Valor	Lê
Pv	FC1231.SV	DCS	185.3479	☒
Modo	FC1231DOP.PV	DCS	1	☒

Tag de Saída

	Tag	Fnt	Valor	Escreve
St	FC1231DST.PV	DCS	1	☒

Faixa de Validação

300	Máximo
50	Mínimo
100	Variação

Range da Variável

850	Máximo
0	Mínimo

Sintonia

Cte Filtro (min)	30	Banda Morta	0
Valor Inicial	500	Wdog	0

Auxiliares

0	Fat 01	0	Fat 02
---	--------	---	--------

Botões: Salvar, Fechar, Atualizar

Saídas

Qual	NORMAL
Pv	185.3479

Figura 10.2.d - Tela de Configuração de Variável Perturbadora.

10.2 – Simulação em Malha Aberta

A simulação do controlador em malha aberta tem como objetivo verificar o comportamento e coerência do mesmo, utilizando-se os dados da planta real para as variáveis controladas (saídas da planta) e verificando os valores fornecidos pelo controlador para as variáveis manipuladas (entradas da planta). Para que pudéssemos fazer esta simulação, inicialmente fizemos a configuração das rotinas do novo controlador no SICON e no mesmo não habilitamos a opção de escrever os valores das variáveis manipuladas na planta industrial, já que um dos objetivos era verificar se as novas rotinas implementadas estavam sendo executadas adequadamente „e também e mais importante, se os valores fornecidos para as variáveis manipuladas eram coerentes e contemplavam adequadamente o objetivo econômico, que era a redução do consumo de vapor para o refeedor da coluna, representada pela seguinte função:

$$F(u,y) = Qs/\lambda s$$

sendo: Qs – carga térmica do refeedor.

λs – calor de vaporização da água.

Os principais parâmetros de sintonia utilizados foram:

- horizonte de predição: 60
- horizonte de controle: 1
- $Q = [3 \ 2]$;
- $R = [1 \ 0,95]$;
- $\Delta u_{máx} = [0,005 \ 0,001]$;
- $u_{máx} = [5 \ 0,690]$;
- $u_{mín} = [3 \ 0,660]$;
- peso otimização: $P_{otim} = 0,01$

Na Figura 10.3, apresentaremos um conjunto de testes realizados e em seguida apresentamos algumas conclusões.

Figura 10.3 – Teste em malha aberta do Controlador Otimizador.

Para melhor visualização e análise dos resultados da simulação em malha aberta apresentamos os gráficos das variáveis em uma mesma figura. A figura está dividida em 3 gráficos:

- a) Apresenta a variável controlada 1 (teor de C8⁺ no destilado), a outra variável controlada foi mantida dentro de sua faixa de controle.

- b) Apresenta o comportamento da variável manipulada 1 (delta de temperatura entre pratos 14 e 4).
- c) Apresenta o comportamento da variável manipulada 2 (relação líquido/vapor no topo da coluna).

Cada gráfico da Figura 10.3 foi dividido em 3 regiões, cada uma correspondendo a uma alteração na faixa de controle da variável controlada 1 (CV1). Analisaremos a seguir o comportamento das variáveis manipuladas em cada uma das 3 regiões:

- a) **Região I** – a variável controlada (CV1 - linha azul), como mostrado na Figura 10.3a está abaixo do limite mínimo de controle (linhas escuras). Neste caso, logo após o controlador ser ligado os limites da variável controlada são elevados ficando a mesma abaixo do limite mínimo de controle. Para que a variável controlada retorne para dentro da faixa de controle é necessário que o controle atue no sentido de elevar a contaminação no destilado (aumento do teor de C_8^+). Isto pode ser conseguido de duas maneiras; elevando o “setpoint” do TDC (MV1) ou reduzindo-se o fracionamento na coluna através da redução da relação L/V (MV2). Pode-se observar, através das linhas verdes nos gráficos das figuras b) e c) para a região I, que o controlador utilizou as duas opções.
- b) **Região II** – variável controlada dentro da faixa de controle. Neste caso, como a CV2 (teor de tolueno no fundo) já estava dentro da faixa de controle e agora a CV1 também está dentro da sua faixa de controle, o controlador tem a oportunidade de otimizar o processo, o que significa reduzir o consumo de vapor para o refeedor. A redução no consumo de vapor pode ser feita de duas formas: a) reduzindo-se o TDC (MV1), o que provoca um aumento na vazão de refluxo, a qual é cascadeada pelo TDC, provocando uma elevação da relação L/V (MV2). Como a L/V manipula o “setpoint” da vazão de vapor para o refeedor, este “setpoint” é reduzido para manter o L/V no “set-point” desejado, reduzindo assim o consumo de vapor, b) a outra forma de reduzir o consumo de vapor é reduzir a relação L/V, o que implica reduzir o “setpoint” do controle de vazão de vapor. Observando-se a região II nos gráficos das figuras b) e c) é exatamente isto que ocorre com redução

do “set-point” do TDC e “set-point” da L/V, conseqüentemente otimizando o processo através da redução do consumo de vapor.

- c) **Região III** – variável controlada acima do limite máximo de controle. Neste caso o objetivo é reduzir a contaminação de $C8^+$ no destilado. Para que isto seja possível o controlador poderá reduzir o “setpoint” do TDC ou elevar também a relação L/V, o que aumenta o fracionamento na coluna. Observa-se nos gráficos b) e c) na região III que o controlador optou por alterar as duas MV's no sentido de reduzir a contaminação no destilado.

Como conclusão do teste em malha aberta, foi possível observar que o controlador otimizador consegue atender perfeitamente aos objetivos propostos, quais sejam manter ou levar as variáveis controladas para dentro de suas faixas de controle e também caso as variáveis estejam dentro de seus limites de controle otimizar a operação da coluna reduzindo o consumo de vapor para o refeedor.

Após os diversos testes em malha aberta, passamos para a etapa de implantação e teste do controlador na planta industrial, o que caracteriza a operação em malha fechada, cujos resultados serão apresentados no próximo item.

10.3 – Resultados dos testes em malha fechada

Após os testes em malha aberta, devemos configurar a interface de controle para permitir além da leitura dos dados da planta industrial também a escrita dos “setpoints” das variáveis manipuladas nos controladores regulatórios do SDGD.

Apresentaremos os resultados relativos a 3 testes realizados na planta industrial. No primeiro deles, a função objetivo econômica era a minimização do consumo de vapor para o refeedor da coluna. No segundo e terceiro testes, a função objetivo econômica era a maximização do lucro econômico. Nos itens 10.3.1 a 10.3.3, faremos a descrição destes testes.

10.3.1 – Função objetivo redução do consumo de vapor – 1º teste

Antes de apresentarmos os resultados do teste, apresentaremos uma descrição das figuras apresentadas.

As figuras foram montadas através de dados disponíveis no banco de dados de processo PITM. Nas Figuras 10.4.a e 10.4.b, são apresentados respectivamente os dados relativos à variável controlada 1 (teor de C8⁺ no destilado) e variável controlada 2 (teor de tolueno no fundo da coluna). Nessas figuras, a primeira linha (azul) representa o valor da variável, a segunda linha (vermelha) representa o limite máximo para a variável, a terceira linha (vermelha) representa o limite mínimo para a variável e a última linha (marrom) indica se a variável está ligada (1) ou desligada (0).

Nas Figuras 10.4.c e 10.4.d, são apresentados, respectivamente os dados relativos à variável manipulada 1 (Delta de Temperatura) e a variável manipulada 2 (relação líquido/vapor no topo da coluna). Nessas figuras, a primeira linha (azul) representa o valor da variável, a segunda linha (vermelha) representa o limite máximo para a variável, a terceira linha (vermelha) representa o limite mínimo para a variável e a última linha (marrom) indica se a variável está disponível para uso do controlador (RCAS – cascata remota).

A Figura 10.4.e apresenta os dados relativos à vazão de vapor para o refeedador.

A sintonia do controlador manteve-se a mesma daquela do teste em malha aberta.

Figura 10.4.a – Teor de C8⁺ no destilado.

Figura 10.4.b – Teor de Tolueno no fundo da coluna.

Figura 10.4.c – Delta de Temperatura.

Figura 10.4.d – Relação líquido/vapor no topo.

Figura 10.4.e – Vazão de vapor para revedor.

Após esta descrição inicial das figuras, passaremos a descrever o teste realizado e o comportamento do controlador. Inicialmente, ajustamos os limites máximo e mínimo da variável controlada 1 (CV1) para os valores (mínimo em 0,15 % vol. e máximo em 0,20 % vol.). Os valores limites para a variável controlada 2 (CV2) foram mantidos em 0,00 % vol. e 0,50 % vol.

Nesta condição em que as duas variáveis controladas estão dentro de suas respectivas faixas de controle, o controlador tem a possibilidade de otimizar o processo, o que

significa trabalhar no sentido de reduzir o consumo de vapor para o refeedor. Como visto no item anterior, para que isto seja possível as duas variáveis manipuladas deverão ser reduzidas.

Observando a Figura 10.4.d vemos que a variável manipulada 2 (relação LV no topo) já se encontra em seu valor mínimo, portanto não disponível para otimização, somente para controle. Por outro lado a variável manipulada 1 (Delta de Temperatura na região de topo), conforme a Figura 10.4.c, está dentro de sua faixa de controle, apresentando, portanto a possibilidade de ser utilizada tanto para controle como otimização. Pode ser observado nesta figura, que logo após o otimizador ser ligado, a variável manipulada 1 começa a ser reduzida, caminhando no sentido da otimização do consumo de vapor. Com isto, a variável controlada 1 (teor de C_8^+ no tolueno), de acordo com a Figura 10.4.a, começa a ser reduzida chegando ao seu limite mínimo. Para que esta variável volte para dentro da sua faixa de controle, a variável manipulada 1 (Delta de Temperatura) poderá ser elevada ou a variável manipulada 2 (relação LV topo) ser reduzida. No entanto, como a MV2 já está em seu limite mínimo, o controlador poderá utilizar somente a MV1 para não deixar que a CV1 fique abaixo do valor mínimo. Podemos observar na Figura 10.4.c que é exatamente este o comportamento da MV1. Inicialmente, ela é reduzida no sentido da otimização e após a CV1 atingir o seu mínimo (Figura 10.4.a), a MV1 é aumentada. Quando a CV1 volta para dentro da faixa de controle, a MV1 novamente é reduzida e continua trabalhando ora no sentido de otimização e ora no sentido de manter em controle a CV1 até o final do período observado.

Na Figura 10.4.b, para a variável controlada 2 (teor de tolueno no fundo) observa-se que durante todo o período do teste, a mesma permaneceu dentro de sua faixa de controle.

Na Figura 10.4.e, é possível observar o comportamento da vazão de vapor para o refeedor, observa-se que a vazão foi reduzida ao longo do período do teste, o que era de se esperar, já que a variável manipulada 1 trabalhou neste sentido e a MV2 permaneceu no valor mínimo de sua faixa de controle. A redução no consumo de vapor foi em torno de 20 kg/h durante o período do teste. No período de 1 ano teríamos uma economia de 170 ton de vapor, o que também se traduz em economia de energia para gerar este vapor e também em ganhos ambientais com a menor queima de combustível para gerá-lo.

10.3.2 – Função objetivo maximização do lucro financeiro – 2º teste

Neste teste a função objetivo econômica foi alterada, agora incluindo além da minimização do consumo de vapor também a maximização da produção do produto de maior valor agregado, que é o tolueno.

A função objetivo econômico agora tem o seguinte formato:

$$f_{eco} = P_T * U_I + P_X * U_N - P_S * W_N$$

sendo: P_T – preço da corrente de tolueno - US\$/m³

P_X – preço da corrente de fundo mistura de xilenos – US\$/m³

P_S – preço do vapor - US\$/ton

U_I – vazão da corrente de tolueno no topo - m³/d

U_N – vazão da corrente de xileno no fundo - m³/d

W_N – vazão vapor para refeedor - ton/d

A descrição das figuras seguem o mesmo padrão do item 10.3.1. Assim, passaremos diretamente para os comentários das figuras.

Na Figura 10.5.a, teor de C₈⁺ no tolueno, observa-se que inicialmente a variável está sendo controlada dentro da faixa. Após ligarmos o controlador, o seu valor é elevado até atingir e violar o seu limite máximo, retornando em seguida para dentro da faixa de controle para um patamar próximo do ponto inicial.

Figura 10.5.a – Teor de C8⁺ no destilado.

Na Figura 10.5.b, teor de tolueno no fundo, apresentou um aumento na contaminação do fundo, mas dentro da faixa de controle.

Figura 10.5.b – Teor de Tolueno no fundo da coluna.

Na Figura 10.5.c, relação LV no topo, observa-se que a mesma foi reduzida até seu valor mínimo, ficando saturada. Como esta variável representa o fracionamento da coluna, a sua redução implica em uma maior contaminação dos produtos de topo e fundo o que já visualizamos nas Figuras 10.5.a e 10.5.b.

Figura 10.5.c – Relação líquido/vapor no topo.

Na Figura 10.5.d, diferencial de temperatura da região de topo da coluna, uma elevação desta variável implica em aumento da contaminação do produto de topo. Observa-se que durante boa parte do teste a variável sofreu pouca alteração, no entanto, quando ocorreu contaminação do produto de topo, a mesma foi reduzida para que o teor de $C8^+$ no tolueno retornasse para dentro da faixa de controle.

Figura 10.5.d – Delta de Temperatura.

Na Figura 10.5.e, vazão de vapor para o refeedor, observa-se uma redução deste consumo principalmente devido a redução do LV, como visto na Figura 10.5.c.

Figura 10.5.e – Vazão de vapor para refeedor.

Na Figura 10.5.f, vazão de tolueno produto, observa-se que inicialmente a mesma teve um aumento e estabilizou quando começou a ocorrer contaminação no tolueno produto.

Figura 10.5.f – Vazão de tolueno produto.

Na Figura 10.5.g, função objetivo econômico, observa-se inicialmente uma elevação da mesma, devido à redução no consumo de vapor e também ao aumento da produção de tolueno que é o produto de maior valor agregado, no entanto, quando ocorre a violação

do limite máximo de controle do $C8^+$ no tolueno, e temos estabilização e ligeira redução da vazão de tolueno produto, a função objetivo é também reduzida.

Figura 10.5.g – Função objetivo econômico.

10.3.3 – Função objetivo maximização do lucro financeiro com maior peso - 3º teste

Neste teste a função objetivo econômica inclui os mesmos termos daqueles do teste 2, no entanto, o peso do termo econômico na função objetivo do controlador é aumentado em 25 % em relação ao de controle. Novamente a descrição das figuras segue o mesmo padrão do item 10.3.1. Assim, passaremos diretamente para os comentários das figuras. Na Figura 10.6.a, teor de $C8^+$ no tolueno, observa-se que inicialmente a variável está sendo controlada dentro da faixa, após ligarmos o otimizador o seu valor é elevado até atingir e violar o seu limite máximo. Após algum tempo ela retorna para dentro da faixa de controle em um patamar próximo a seu limite máximo, o que é desejado, pois teremos uma maior produção de tolueno.

Figura 10.6.a – Teor de C8⁺ no destilado.

Na Figura 10.6.b vemos que o teor de tolueno no fundo apresentou um aumento na contaminação do fundo, mas mantendo-se dentro da faixa de controle.

Figura 10.6.b – Teor de Tolueno no fundo da coluna.

Na Figura 10.6.c, relação L/V no topo, observa-se que a mesma foi inicialmente reduzida, no entanto, quando ocorreu a contaminação do tolueno (Figura 10.6.a) a mesma foi elevada para auxiliar no controle do teor C8⁺ no tolueno, após o retorno da controlada para abaixo do limite máximo novamente temos redução do L/V até seu

valor mínimo, ficando saturada. Como esta variável representa o fracionamento da coluna, a sua redução implica em uma maior contaminação dos produtos de topo e fundo o que já visualizamos nas Figuras 10.6.a e 10.6.b.

Figura 10.6.c – Relação líquido/vapor no topo.

Na Figura 10.6.d temos o diferencial de temperatura da região topo da coluna. Observa-se que inicialmente a variável sofreu pouca alteração, no entanto, quando ocorreu contaminação do produto de topo a mesma foi reduzida para que o teor de $C8^+$ no tolueno retorna-se para dentro da faixa de controle.

Figura 10.6.d – Delta de Temperatura.

Na Figura 10.6.e, vazão de vapor para o refeedor, observa-se uma redução deste consumo principalmente devido a redução do L/V, como visto na Figura 10.6.c.

Figura 10.6.e – Vazão de vapor para refeedor.

Na Figura 10.6.f, vazão de tolueno produto, observa-se que a mesma teve seu valor aumentado durante todo o período do teste.

Figura 10.6.f – Vazão de tolueno produto.

Na Figura 10.6.g, função objetivo econômico, observa-se que a mesma foi elevada durante todo o período do teste, devido à redução no consumo de vapor e também ao aumento da produção de tolueno que é o produto de maior valor agregado.

Figura 10.6.g – Função objetivo econômico.

O ganho médio obtido durante este teste foi de 300 US\$/dia ou 105.000 US\$/ano, devido principalmente ao aumento da produção de tolueno e redução no consumo de vapor.

11. CONCLUSÕES E SUGESTÕES DA TESE

11.1 - Conclusões

Como conclusões mais significativas deste trabalho podemos citar as seguintes;

- a) Foi realizada uma implantação inédita de um controlador MPC com otimização econômica (OMPC) em uma camada, onde temos incluída dentro da função objetivo do controlador a função objetivo econômica na forma de seu gradiente. Nesse controlador o gradiente da função objetivo econômico é minimizado juntamente com a minimização dos erros preditos e a suavização das ações de controle.
- b) Outra contribuição relevante apresentada neste trabalho é a utilização do gradiente reduzido na função objetivo do problema de controle em tempo real quando uma ou mais saídas atinjam suas restrições. A utilização do gradiente reduzido possibilita que as variáveis controladas sejam mantidas dentro de suas faixas de operação através do cálculo adequado das variáveis manipuladas, de tal forma que as variáveis controladas que violarem as restrições sejam impedidas de se movimentar no sentido da restrição que foi violada.
- c) A utilização desta abordagem é perfeitamente viável e compatível com o período de amostragem, mesmo para sistemas com um grande número de variáveis, como o estudado neste trabalho. No caso, o modelo da coluna de tolueno tem cerca de novecentas variáveis. Para sistemas de maior porte que tenham vários milhares de variáveis e modelos mais complexos envolvendo reações químicas, a etapa de execução do modelo estático rigoroso pode ser um impeditivo para execução do mesmo a todo instante de amostragem do controlador, que normalmente é feita a cada minuto, neste caso a etapa de otimização poderia ser feita em intervalos de tempo maiores e predeterminados.
- d) A modelagem da coluna através do simulador estático DEST1 para utilização *online* também se mostrou robusta, permitindo a sua utilização em uma série de outros sistemas dentro da Petrobras.

11.2 - Sugestões para trabalhos futuros

Como recomendações para trabalhos futuros podemos citar:

- a) Em nível de desenvolvimento, podemos citar o estudo da estabilidade e robustez da estratégia apresentada, o qual inicialmente poderia ser feito através da integração da otimização aqui proposta ao controlador de horizonte infinito desenvolvido no LSCP (Laboratório de Simulação e Controle de Processos) do Departamento de Engenharia Química da Escola Politécnica da USP.
- b) Em nível de Petrobras, este novo controlador pode ser implementado para as colunas de fracionamento de Benzeno (N-1210), tolueno (N-1209) e de xilenos (N-1211) da RPBC ou outras colunas de fracionamento dentro do sistema Petrobras, sendo que a maior dificuldade seria a montagem da simulação rigorosa utilizando-se o DEST1.
- c) Outro aspecto a ser estudado é a melhoria no método de solução do modelo das colunas de destilação. O método atual (matriz tridiagonal) é bastante antigo e outros métodos podem tornar a solução do modelo e consequentemente o cálculo das ações de controle mais eficientes, principalmente porque a convergência do método de solução do modelo pode ser acelerada inicializando-se o procedimento iterativo com variáveis coletadas do processo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABADIE, J. E CARPENTIER, J. **Generalization of the Wolfe Gradient Method to the use of Nonlinear Constraints. In Optimization**, R. Fletcher, ed Academic Press, New York, 1969.
- ALMEIDA, E.. **Controle preditivo multimodelos de uma torre debutanizadora**. 200p. Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 1999.
- CAVETT, R. H., **Application of Numerical Methods to the Convergence of Simulated Processes Involving Recycle Loops**, American Petroleum Institute, 43, 57, 1963.
- CHAO, K.C. E J.D. SEADER, **A general correlation of vapor–liquid equilibria in hydrocarbon mixtures. *A.I.Ch.E. Journal* 7 4**, p. 598–605, 1961.
- EDGAR, T. F., HIMMELBLAU, D.M.. **Optimization of chemical processes**. McGraw-Hill, Texas, 2001.
- EDMISTER, W. C. & LYMAN, Y., **Enthalpies of methane-light hydrocarbon binary mixtures in the vapor phase**, *AIChE Journal* 9 2, p. 240-246, 1963.
- ENGELL, S. **Feedback control for optimal process operation**. *Journal of Process Control*, 17, p. 203-219 (2007).
- FRIEDMAN, Y.Z., NETO, E. A. E PORFÍRIO, C. R. **First-Principles distillation inference models for product quality prediction**, *Hydrocarbon Processing*, 81 2, p 53-58, 2002.
- GARCIA, C.E. E MORARI, M., **Internal model control, A unifying review and some results**, *Ind. Eng. Chem. Proc. Des.Dev.*, 21,308-323,1982.
- GEORGIU, T.T., KHAMMASH M., MEGNETSKI A.. **On a large-gain theorem**, *Systems and Control Letters*, 32 (4): 231-234, 1997.
- GOUVÊA, M.T., **Uso de um algoritmo SQP na otimização de processos químicos contínuos em tempo real**. São Paulo. Tese de Doutorado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 1997.
- GOUVÊA, M. T. E ODLOAK, D. **One-layer real time optimization of LPG production in the FCC unit: procedure, advantages and disadvantages**. *Computers Chem. Engng.*, 22, Suppl., p. 191 (1998).

- GRAYSON, H. G., E STREED, C. W. **Vapor-liquid equilibria for high temperature. high pressure hydrogen-hydrocarbon systems**, *Proceedings of the Sixth world petroleum congress* (vol. PD7) Frankfurt, Germany, (p. 233-245), 1963.
- KESLER M. G., LEE, B. I. **Improve prediction of enthalpy of fractions. Hydrocarbon Process**, v. 55, p. 153-158, 1976.
- KURIHARA, H. **Optimal Control of fluid catalytic cracking processes**, *Sc. D. Thesis*, MIT, 1967.
- KWONG, W. H. **Otimização de Plantas Industriais Complexas**, Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo/EPUSP, São Paulo (1992).
- LATOUR, P.R., **Online computer optimization 2: benefits and implementation**. Hydrocarbon Processing, Julho, p 219, 1979.
- LASDON, L. WARREN, A. D., JAIN, A. E RATNER, M.. **Design and Testing of a Generalized Relaxed Gradient Code for Nonlinear Programming**. ACM Trans Math Soft, 1978.
- LASDON, L. S. E WARREN, A.D. **Generalized Reduced Gradient Software for Linearly and Nonlinearly Constraints Problems**. Design and Implementation of Optimization Software, H. J. Greenberg, ed Sijthoff and Noordhoff, Holland, 1978.
- LEE, I. L. E M. G. Kesler, **A generalized thermodynamic correlation based on three-parameter corresponding state**. *A.I.Ch.E. Journal* **21** 3, p. 510-527, 1975.
- LJUNG, L. **System Identification: theory for the User**. Prentice Hall, 1987.
- MACIEJOWSKI, J.M., **Predictive Control with Constraints**. Prentice Hall, Harlow, England, 2002.
- MARLIN, E.T., FORBES, J. F., **Selecting the proper location for economic optimization: multivariate control or RTO**. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-95-125, Nashville, November 6-8, 1995.
- MARLIN, T. E., HRYMAK, A. N., **Real-time operations optimization of continuous processes**. In Proceedings of CPC V, AIChE Symposium Series, vol. 93, p. 156-164, 1997.

- MORO, L. F. L. **Desenvolvimento de um controlador preditivo multivariável para um conversor industrial de craqueamento catalítico.** São Paulo. Dissertação de Mestrado. Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 1992.
- MORO, L. F. L. E ODLOAK, D. **Constrained multivariable control of fluid catalytic cracking converters.** Journal of Process Control, 5,1-11, 1995.
- MORO, L. F. L., SPANDRI, R.; E ODLOAK, D. **Constrained multivariable control of fluid catalytic cracking converters: a practical application.** In: A.I.Ch.E Spring Meeting, paper 241c, Houston, March 19-23, 1995.
- MORO, L.F.L. **SICON - Uma solução cliente servidor para controle avançado.** IV Congresso Petrobrás de Informática e Telecomunicações – INFTEL, São Paulo, 1997.
- MOURA, C. A. D. E NETTO, W.W.. **Cálculo de uma torre de destilação pelo método da matriz tridiagonal, empregando a correlação de Chao-Seader.** Rio de Janeiro: Petrobras. SEPES. DIVEN. SEN-Rio, 24 p., 1971.
- ODLOAK, D. E GOUVÊA, M. T. **Control and optimization of a fluid catalytic cracking converter.** Proc. CBA, p. 1411 (1996).
- OGATA, K. **Modern control engineering.** Prentice Hall, 2001.
- PORFÍRIO, C.R. **Implantação de um Controlador Multimodelos em uma Coluna Depropanizadora Industrial.** São Paulo. Tese de Mestrado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2001.
- REDLICH, O., KWONG, J. N. S.. **On the Thermodynamics of Solutions, V. An Equation of State Fugacities of Gaseous Solutions,** Chem. Rev., 44 (2), 233, 1949.
- ROTAVA, O., ZANIN, A. C, **Multivariate Control and real time optimization.** Hydrocarbon Processing, Agosto, p 63, 2005.
- SCHIAVON, A.L. E CORRÊA, R.G. **Application of an alternative formulation for one layer real time optimization.** Braz. J. Chem. Eng. Vol.17 n. 4-7, Print ISSN 0104-6632, São Paulo 2000.
- SMITH, S. E LASDON, L.. **Solving Large Sparse Nonlinear Programs Using GRG.** Orsa J Comput, 1992.
- SOUZA, G.F. **Integração da Otimização em Tempo Real com Controle Preditivo.** São Paulo. Tese de Mestrado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2007.

- SOUZA, G.F., ODLOAK E ZANIN, A. C.. **Real time optimization (RTO) with model predictive control (MPC)**. Computers and Chemical Engineering, v. 34, p. 1999-2006, 2010.
- SOAVE, G. **Equilibrium constants from a modified Redlich–Kwong equation of state**. *Chemical Engineering Science*, v. 27 n.6, p. 1197–1203, 1972.
- TRIERWEILER, J. O., FARINA, L. A. E DURAISKI R. G.. **RPN Tuning strategy for model predictive control. DYCOPS**, p.283-289, Jeju Island, Korea, 2001.
- YING, C. M., JOSEPH, B. **Performance and stability analysis of LP-MPC and QP-MPC cascade control systems**. *AIChE Journal*, v.45, n.7, p.1521 -1534,1999.
- ZANIN, A.C. **Implementação de um controlador preditivo multivariável**. São Paulo. Dissertação de Mestrado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 1992.
- ZANIN, A. C., GOUVÊA, M.T., ODLOAK, D. **Control and Optimization of a FCC unit**. In: 2nd European Congress on Chemical Engineering, Montpellier, France, October 5-7, 1999, CD-Proceedings, 1999a.
- ZANIN, A. C., GOUVÊA, M.T., ODLOAK, D. **Implementation of a real-time optimization strategy for the FCC catalytic converter**. In: Mercosul Process Engineering Congress/ENPROMER'99, Florianópolis, 1999, CD-Proceedings, 1999b.
- ZANIN, A.C., GOUVÊA, M.T., ODLOAK, D. **Comparing different real-time optimization strategies for the FCC catalytic converters**. In: ADCHEM 2000 International Symposium on Advanced Control of Chemical Processes, Pisa, June, 14-16, 2000, Proceedings, 2000a.
- ZANIN, A. C., GOUVÊA, M.T., ODLOAK, D. **Industrial implementation of a real time optimization strategy for maximizing production of LPG in a FCC unit**. Computers and Chemical engineering, v.24, p.525-531, 2000b.
- ZANIN, A. C. **Implementação industrial de um otimizador em tempo real**. São Paulo. Tese de Doutorado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2001.
- ZANIN, A. C. De Gouvêa, M. T., & Odloak, D. **Integrating real-time optimization into the model predictive controller of the FCC system**. *Control. Engineering Practice*, v.1, p.819, 2002.
- WANG, J.C. E G.E. Henke, **Tridiagonal matrix for distillation**, *Hyd. Proc.* 45, p. 155, 1966.

APENDICE A – MODELOS DINÂMICO DOS SISTEMAS ESTUDADOS

	u_1	u_2	u_3	u_4
y_1	$\frac{0.008429}{z^2 - 1.887z + 0.8937}$	$\frac{-0.001368}{z^2 - 1.969z + 0.9709}$	$\frac{-0.003436}{z^2 - 1.883z + 0.8889}$	$\frac{0.005203}{z^2 - 1.885z + 0.8939}$
y_2	$\frac{0.008204}{z^2 - 1.9100z + 0.9163}$	$\frac{-0.001651}{z^2 - 1.967z + 0.9689}$	$\frac{-0.002552}{z^2 - 1.916z + 0.9203}$	$\frac{0.003958}{z^2 - 1.917z + 0.9235}$
y_3	$\frac{0.003413}{z^2 - 1.200z + 0.2277}$	$\frac{0.005874}{z^2 - 1.228z + 0.2554}$	$\frac{-0.02729}{z^2 - 0.6782z - 0.07966}$	$\frac{0.002626}{z^2 - 1.046z + 0.07175}$
y_4	$\frac{0.02109}{z^2 - 1.331z + 0.3611}$	$\frac{0.01015}{z^2 - 1.536z + 0.5515}$	$\frac{-0.06117}{z^2 - 0.7404z - 0.1309}$	$\frac{0.03684}{z^2 - 0.7301z + 0.2055}$

TABELA A1 – Modelo do Conversor FCC em função de transferência

	u_1	u_2	d_1
y_1	$\frac{-0.005404}{z - 0.946} z^{-2}$	$\frac{-0.06485}{z - 0.946} z^{-2}$	$\frac{0.0001481}{z - 0.946} z^{-2}$
y_2	$\frac{0.005945}{z - 0.946} z^{-2}$	$\frac{-0.03242}{z - 0.946} z^{-2}$	$\frac{5.096 * 10^{-5}}{z - 0.946} z^{-2}$

TABELA A2 – Modelos da Coluna de Tolueno em função de transferência