ANTÔNIO CARLOS ZANIN

**IMPLEMENTAÇÃO INDUSTRIAL DE UM
OTIMIZADOR EM TEMPO REAL**

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

São Paulo

2001

ANTÔNIO CARLOS ZANIN

**IMPLEMENTAÇÃO INDUSTRIAL DE UM
OTIMIZADOR EM TEMPO REAL**

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

2001

Zanin, Antônio Carlos

Implementação industrial de um otimizador em tempo real. São Paulo, 2001.

161p.

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

1. Otimização em tempo real. 2. Otimização integrada ao controle. 3. Otimização de FCC 4. Aplicação industrial de otimização 5. Otimização de processo I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Química II. t

A Deus e à minha querida esposa Maria Helena

AGRADECIMENTOS

Ao amigo e orientador Darci Odloak, pela dedicação e incentivo ao longo da realização deste trabalho.

À Prof^a Míriam Tvrzská de Gouvêa, pela amizade, apoio e pelas sugestões que enriqueceram esta tese.

Aos gerentes da área do refino da Petrobras, pela oportunidade de desenvolver novas tecnologias na área da automação industrial.

Aos engenheiros Aloísio de Souza Prado e José Geraldo Pinto, gerentes da refinaria Henrique Lage, pelo apoio e oportunidade de implementar o otimizador.

Ao Valmir José Camolesi e Luiz Carlos Pivetta, engenheiros de análise de processo da unidade de craqueamento catalítico da refinaria Henrique Lage, pela colaboração na implementação do otimizador.

Aos operadores da unidade de craqueamento catalítico, em especial ao Carlos Alberto de Almeida, pelo incentivo e participação nos testes do otimizador.

Ao amigo Antenor Cesar Andrade, engenheiro de controle da refinaria Henrique Lage, pelas sugestões, dedicação, incentivo e participação em todas as etapas da implementação do otimizador.

Aos amigos Almeida e Lincoln, pela companhia sempre agradável e pelas sugestões e discussões sobre este trabalho.

Aos professores, funcionários e amigos do LSCP, pelo excelente convívio pessoal e profissional.

Aos meus pais e irmãos, pelo amor, amizade e estímulo na minha carreira profissional.

A todos que direta ou indiretamente colaboraram na execução deste trabalho.

ÍNDICE

ÍNDICE DE FIGURAS	v
ÍNDICE DE TABELAS	ix
RELAÇÃO DE SIGLAS	x
NOMENCLATURA	xi
RESUMO	xvi
ABSTRACT	xvii
 CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO	 1
1.1 O problema de otimização em tempo real no refino do petróleo.....	1
1.2 Objetivo da tese.....	8
1.3 Apresentação da tese	9
 CAPÍTULO 2 - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	 11
2.1 Otimização em tempo real.....	11
2.2 Aplicações de otimização em unidades de craqueamento catalítico.....	26
2.3 Conclusão.....	33
 CAPÍTULO 3 – DEFINIÇÃO DO PROBLEMA DE CONTROLE E OTIMIZAÇÃO	 35
3.1 Descrição do processo.....	35
3.2 Modelo estático não linear do conversor.....	39
3.3 Correlações para rendimentos de produtos.....	40
3.4 Função objetivo econômico.....	42
3.5 Versão simplificada do problema de controle e otimização do conversor.....	43
3.5.1 Variáveis do problema de controle e otimização do conversor.....	43
3.5.1.1 Variáveis manipuladas.....	44
3.5.1.2 Variáveis controladas dinamicamente.....	45

3.5.1.3	Variáveis do modelo estático.....	46
3.5.2	Modelo dinâmico linear do conversor.....	47
3.5.3	Propriedades da carga.....	49
3.5.4	Restrições do processo.....	50
3.6	Versão implementada do problema de controle e otimização do conversor.....	51
3.6.1	Variáveis do problema de controle e otimização do conversor.....	52
3.6.1.1	Variáveis manipuladas.....	52
3.6.1.2	Variáveis controladas dinamicamente.....	53
3.6.1.3	Variáveis do modelo estático.....	54
3.6.2	Modelo dinâmico linear do conversor.....	54
3.6.3	Propriedades da carga combinada.....	55
3.6.4	Restrições do processo.....	55
CAPÍTULO 4 - OTIMIZAÇÃO INTEGRADA AO CONTROLE		58
4.1	Formulação matemática.....	58
4.2	Fluxograma do algoritmo.....	62
4.3	Abordagem da otimização com modelos estáticos simplificado e rigoroso.....	64
4.4	Sintonia do otimizador/controlador.....	69
CAPÍTULO 5 - OTIMIZAÇÃO EM DUAS CAMADAS		72
5.1	Formulação matemática.....	72
5.1.1	Otimizador.....	73
5.1.2	Controlador multivariável.....	73
5.2	Fluxograma do algoritmo.....	75
5.3	Simulações para perturbações típicas.....	76
5.4	Sintonia do otimizador.....	82
CAPÍTULO 6 - OTIMIZAÇÃO INTEGRADA AO CONTROLE: ALGORITMO REVISADO		85
6.1	Desacoplamento parcial entre a otimização estática e o controle dinâmico.....	87

6.2	Alternativas para eliminação de “off-set” na variável manipulada.....	89
6.3	Efeito do horizonte de controle na solução ótima.....	93
6.4	Comparação entre a estratégia de otimização integrada e a de duas camadas.....	96
CAPÍTULO 7 - IMPLEMENTAÇÃO DO OTIMIZADOR		100
7.1	Software de controle de processos da Petrobras: SICON.....	102
7.2	Integração do otimizador com o SICON.....	104
7.3	Interface de engenharia.....	106
7.4	Interface de operação.....	106
7.5	Modelo dinâmico linear do processo.....	108
7.6	Avaliação do modelo estático não linear do processo.....	111
7.7	Comissionamento do otimizador.....	113
7.7.1	Limites nas variáveis e ações de controle.....	113
7.7.2	Eliminação de “off-set” na variável controlada cuja restrição esteja ativa.....	115
7.7.3	Saturações das variáveis manipuladas.....	116
7.7.4	Variáveis manipuladas indisponíveis para o otimizador.....	117
7.7.5	Validação das variáveis.....	118
7.7.6	Perturbações no processo.....	119
7.7.7	Sintonia.....	120
7.8	Resultados.....	122
7.8.1	Caso 1 - Primeiro teste de comissionamento.....	123
7.8.2	Caso 2 - Desempenho do otimizador sintonizado.....	125
7.8.3	Caso 3 - Operação típica do otimizador.....	129
CAPÍTULO 8 - CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTUROS TRABALHOS		133
8.1	Conclusões.....	133
8.2	Recomendações para futuros trabalhos.....	136

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	138
APÊNDICE A - MODELO NÃO LINEAR DO CONVERSOR	145
APÊNDICE B - INTERFACE DE ENGENHARIA DO OTIMIZADOR	158

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1	Estrutura tradicional para otimização.....	2
Figura 2.1	Hierarquia da automação.....	11
Figura 2.2	Otimização em duas camadas.....	15
Figura 2.3	Otimização em três camadas (estrutura clássica).....	17
Figura 2.4	Otimização e controle integrados em uma única camada.....	20
Figura 2.5	Ciclo de otimização modificado.....	22
Figura 2.6	Ciclo de otimização tradicional.....	23
Figura 2.7	Estrutura alternativa para otimização.....	24
Figura 2.8	Esquema genérico do conversor de FCC.....	27
Figura 3.1	Esquema da unidade de FCC da REVAP.....	36
Figura 3.2	Esquema do conversor KELLOG modelo F.....	38
Figura 3.3	Respostas ao degrau unitário.....	48
Figura 4.1	Fluxograma da otimização integrada ao controle.....	63
Figura 4.2	Comparação de modelos estáticos: perturbações.....	66
Figura 4.3	Comparação de modelos estáticos: função objetivo.....	67
Figura 4.4	Comparação de modelos estáticos: variáveis controladas.....	68
Figura 4.5	Comparação de modelos estáticos: variáveis manipuladas.....	69
Figura 4.6	Sintonia do otimizador integrado ao controlador.....	71
Figura 4.7	Parcelas da otimização estacionária e do controle dinâmico da função objetivo.....	71
Figura 5.1	Fluxograma da otimização em duas camadas.....	75
Figura 5.2	Perturbações típicas do conversor.....	77
Figura 5.3	Otimização em duas camadas: função objetivo econômico.....	79
Figura 5.4a	Otimização em 2 camadas: variável controlada T_{rx}	80
Figura 5.4b	Otimização em 2 camadas: variável controlada T_{rg2}	80
Figura 5.4c	Otimização em 2 camadas: variável controlada C_{PCV1}	81
Figura 5.4d	Otimização em 2 camadas: variável controlada C_{PCV2}	81

Figura 5.5a	Otimização em 2 camadas: variável manipulada R_{ai}	81
Figura 5.5b	Otimização em 2 camadas: variável manipulada c_{TCV}	81
Figura 5.5c	Otimização em 2 camadas: variável manipulada R_{f1}	81
Figura 5.5d	Otimização em 2 camadas: variável manipulada R_{f2}	81
Figura 5.5e	Otimização em 2 camadas: variável manipulada DP_{π}	82
Figura 5.5f	Otimização em 2 camadas: variável manipulada P_f	82
Figura 5.5g	Otimização em 2 camadas: variável manipulada T_{pf}	82
Figura 5.6	Sintonia do otimizador em duas camadas.....	83
Figura 5.7	Parcelas da otimização e do controle da função objetivo do controlador	84
Figura 6.1a	Efeito de prováveis problemas numéricos: variável manipulada R_{ai}	85
Figura 6.1b	Efeito de prováveis problemas numéricos: variável manipulada c_{TCV}	86
Figura 6.1c	Efeito de prováveis problemas numéricos: variável manipulada T_{fp}	86
Figura 6.2	Efeito de prováveis problemas numéricos: função objetivo.....	86
Figura 6.3	Efeito dos “off-sets”: função objetivo econômico.....	88
Figura 6.4	Efeito dos “off-sets”: variável manipulada c_{TCV}	88
Figura 6.5	Alternativas para eliminação de “off-sets” nas variáveis manipuladas.....	90
Figura 6.6	Algoritmos padrão e revisado: função objetivo econômico.....	92
Figura 6.7	Algoritmos padrão e revisado: variável controlada T_{rx}	92
Figura 6.8	Algoritmos padrão e revisado: variáveis manipuladas c_{TCV} , R_{f1} , DP_{π} e T_{fp}	93
Figura 6.9	Efeito do horizonte de controle: função objetivo econômico.....	94
Figura 6.10	Efeito do horizonte de controle: variável controlada T_{rx}	94
Figura 6.11	Efeito do horizonte de controle: variáveis manipuladas c_{TCV} , R_{f1} , DP_{π} e T_{fp}	95
Figura 6.12	Comparação de estratégias de otimização: função objetivo econômico.....	97
Figura 6.13a	Comparação de estratégias de otimização: variável controlada T_{rx}	97
Figura 6.13b	Comparação de estratégias de otimização: variável controlada T_{rg2}	97
Figura 6.14a	Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada R_{ai}	98
Figura 6.14b	Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada c_{TCV}	98
Figura 6.14c	Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada R_{f1}	98

Figura 6.14d	Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada R_{tf2}	98
Figura 6.14e	Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada DP_{tr}	98
Figura 6.14f	Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada P_f	98
Figura 6.14g	Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada T_{fp}	99
Figura 7.1	Visão geral do SICON.....	102
Figura 7.2	Plataforma de implementação modificada do SICON.....	105
Figura 7.3	Tela de operação: controladores.....	106
Figura 7.4	Tela de operação: limites das variáveis manipuladas.....	108
Figura 7.5	Tela de operação: limites das variáveis controladas.....	108
Figura 7.6	Comparação de modelos lineares: controlada T_{rg2} e manipuladas R_{ai} e R_{tf1}	109
Figura 7.7a	Modelos lineares: R_{ai}	110
Figura 7.7b	Modelos lineares: c_{TCV}	110
Figura 7.7c	Modelos lineares: R_{tf1}	110
Figura 7.7d	Modelos lineares: R_{tf12}	110
Figura 7.7e	Modelos lineares: DP_{tr}	110
Figura 7.7f	Modelos lineares: P_f	110
Figura 7.7g	Modelos lineares: T_{fp}	111
Figura 7.8	Avaliação do modelo não linear: diferenças entre o processo e o modelo.....	112
Figura 7.9a	“Off-set” na variável controlada T_{rx}	116
Figura 7.9b	Eliminação do “off-set” na variável controlada T_{rx}	116
Figura 7.10	Comportamento dinâmico da variável controlada C_{PCV1}	120
Figura 7.11	Caso 1: função objetivo econômico.....	123
Figura 7.12a	Caso 1: var. controlada T_{rx}	124
Figura 7.12b	Caso 1: var. controlada T_{rg2}	124
Figura 7.13a	Caso 1: var. manipulada R_{ai}	124
Figura 7.13b	Caso 1: var. manipulada c_{TCV}	124
Figura 7.14	Caso 2: função objetivo econômico.....	125
Figura 7.15a	Caso 2: var. contr. T_{rx}	127

Figura 7.15b	Caso 2: var. contr. T_{rg2}	127
Figura 7.15c	Caso 2: Var. contr. C_{PCV1}	127
Figura 7.15d	Caso 2: var. contr. C_{PCV2}	127
Figura 7.16a	Caso 2: var. manip. R_{ai}	127
Figura 7.16b	Caso 2: var. manip. c_{TCV}	127
Figura 7.16c	Caso 2: var. manip. R_{f1}	128
Figura 7.16d	Caso 2: var. manip. R_{f2}	128
Figura 7.16e	Caso 2: var. manip. DP_{rr}	128
Figura 7.16f	Caso 2: var. manip. P_f	128
Figura 7.17	Caso 2: perturbação T_{pf}	128
Figura 7.18	Caso 2: falhas na SQP.....	128
Figura 7.19	Caso 3: função objetivo econômico.....	130
Figura 7.20a	Caso 3: var. contr. T_{rx}	130
Figura 7.20b	Caso 3: var. contr. T_{rg2}	130
Figura 7.20c	Caso 3: var. contr. C_{PCV1}	131
Figura 7.21a	Caso 3: var. manip. R_{ai}	131
Figura 7.21b	Caso 3: var. manip. c_{TCV}	131
Figura 7.21c	Caso 3: var. manip. R_{f1}	131
Figura 7.21d	Caso 3: var. manip. R_{f2}	131
Figura 7.21e	Caso 3: var. manip. DP_{rr}	132
Figura 7.21f	Caso 3: var. manip. P_f	132
Figura 7.22	Caso 3: perturbação T_{pf}	132
Figura B.1	Configuração do otimizador no SICON.....	159
Figura B.2	Configuração de variável controlada no SICON.....	160
Figura B.3	Configuração de variável manipulada no SICON.....	161

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 2.1	Empresas que comercializam aplicações de otimização em tempo real.....	26
Tabela 3.1	Propriedades típicas do gásóleo.....	50
Tabela 3.2	Limites e valores iniciais das variáveis: versão simplificada.....	51
Tabela 3.3	Propriedades típicas das correntes que compõem a carga do FCC.....	55
Tabela 3.4	Limites e valores iniciais das variáveis: versão implementada.....	56
Tabela 4.1	Ganhos estáticos das variáveis controladas.....	65
Tabela 4.2	Comparação de modelos estáticos: movimentos máximos absolutos nas ações de controle.....	67
Tabela 5.1	Otimização em duas camadas: movimentos máximos absolutos nas ações de controle.....	78
Tabela 5.2	Otimização em duas camadas: parâmetros de sintonia.....	78
Tabela 6.1	Otimizador integrado ao controlador: movimentos máximos absolutos nas ações de controle.....	91
Tabela 6.2	Otimizador integrado ao controlador: parâmetros de sintonia.....	91
Tabela 6.3	Comparação entre estratégias de otimização.....	99
Tabela 7.1	Implementação do otimizador: movimentos máximos absolutos nas ações de controle.....	114
Tabela 7.2	Implementação do otimizador: limites das variáveis.....	114
Tabela 7.3	Implementação do otimizador: parâmetros de sintonia.....	121

RELAÇÃO DE SIGLAS

ARX	= “Autoregressive extra input model”
DMC	= “Dynamic Matrix Control”
FCC	= “Fluid Catalytic Cracking”
GLP	= Gás Liquefeito do Petróleo
GMC	= “Generic Model Control”
LCO	= “Light Cycle Oil”
LDMC	= “Linear Dynamic Matrix Control”
NLMPC	= “Nonlinear Model Predictive Control”
OCC	= Óleo Combustível de Craqueamento
OD	= Óleo Decantado
OPR	= Óleo Pesado de Reciclo
PC	= Parcela de Controle
PI	= “Plant Information”
PID	= Proporcional, Integral e Derivativo
PL	= Programação Linear
PNL	= Programação Não Linear
PO	= Parcela de Otimização
PQ	= Programação Quadrática
PVR	= Pressão de Vapor Reid
QDMC	= “Quadratic Dynamic Matrix Control”
REVAP	= Refinaria do Vale do Paraíba
SDCD	= Sistema Digital de Controle Distribuído
SICON	= Sistema Integrado de Controle
SMPC	= “Simplified Predictive Control Algorithm”
SQP	= “Successive Quadratic Programming”
UFCC	= “Unit of Fluid Catalytic Cracking”
URFCC	= “Unit of Residue Fluid Catalytic Cracking”

NOMENCLATURA

a_{dmc}	= matriz dos coeficientes do modelo linear do processo
A_{est}	= severidade estimada das reações de craqueamento
API_{tf}	= densidade em °API da carga
a^*	= matriz dos coeficientes modificados do modelo linear do processo
$catoil_{est}$	= relação estimada entre as vazões mássicas de catalisador regenerado e de carga
c_{cat}	= coque catalítico (% massa)
CH_{GLN}	= chave (0 ou 1) correspondente à maximização da gasolina
CH_{GLP}	= chave (0 ou 1) correspondente à maximização do GLP
CH_{LCO}	= chave (0 ou 1) correspondente à maximização do LCO
$CONVV$	= conversão da carga (% volume)
c_{PCV1}	= saída do controlador de pressão da fracionadora (%)
c_{PCV2}	= saída do controlador de pressão da descarga do soprador (%)
c_{rci}	= concentração de coque no catalisador do $i^{ésimo}$ estágio do regenerador (% massa)
C_{Rtf}	= custo da carga (US\$/m ³)
c_{sc}	= concentração de coque no catalisador da saída do riser (% massa)
c_{TCV}	= abertura da válvula de catalisador regenerado (%)
Δc_{TCV}	= variação na abertura da válvula de catalisador regenerado (%/min)
$c_{TCV,0}$	= abertura de referência da válvula de catalisador regenerado (%)
DP_{π}	= diferencial de pressão regenerador-reator (kgf/cm ²)
DP_{TCV}	= diferencial de pressão na válvula de catalisador regenerado (kgf/cm ²)
d_s	= vetor das perturbações no estado estacionário
$D20_{tf}$	= densidade 20/4 °C da carga
$D20_{tf1}$	= densidade 20/4 °C do gasóleo
$D20_{tf2}$	= densidade 20/4 °C do óleo desasfaltado
$D60_{LCO}$	= densidade 60/60 °F do LCO

$D_{60_{OD}}$	= densidade 60/60 °F do OD
$D_{60_{tf}}$	= densidade 60/60 °F da carga
E_{cr}	= energia de ativação das reações de craqueamento (kcal/kgmol)
f_{eco}	= função objetivo econômico (equações 3.15 e 3.17)
FSF	= fator de caracterização da carga
F_1	= variável auxiliar para os cálculos de GLPV e GLNV
F_2	= variável auxiliar para os cálculos de GLPV e GLNV
GLNV	= rendimento da gasolina em relação à carga da unidade (% volume)
GLPV	= rendimento do GLP em relação à carga da unidade (% volume)
h_e	= restrições do modelo econômico (equações 3.1 a 3.17)
h_p	= restrições do modelo não linear do conversor (apêndice A)
k_{cc}	= constante cinética das reações de formação de coque [(% massa) ^{1.06} (kgf/cm ²) h ^{0.35}]
LCOV	= rendimento do LCO em relação à carga da unidade (% volume)
Lu	= vetor dos parâmetros econômicos das variáveis manipuladas (equação 2.2)
Ly	= vetor dos parâmetros econômicos das variáveis controladas (equação 2.2)
n	= ordem do modelo de convolução ou horizonte do modelo linear
nc	= número de variáveis controladas dinamicamente
nl	= horizonte de controle
nm	= número de variáveis manipuladas
nr	= horizonte de predição
O_{di}	= concentração de oxigênio na fase diluída do $i^{ésimo}$ estágio do regenerador (% mol)
O_{dig}	= concentração de oxigênio na fase diluída geral do regenerador (% mol)
ODV	= rendimento do OD em relação à carga da unidade (% volume)
$offset^{max}$	= vetor dos “off-sets” máximos nas variáveis manipuladas (equação 6.3)
O_{figi}	= concentração de oxigênio na fase densa do $i^{ésimo}$ estágio do regenerador (% mol)
PA_{tf}	= ponto de anilina da carga (°F)
P_{colrg}	= pressão da coluna do leito sobre a válvula de catalisador regenerado (kgf/cm ²)

$PEMV_{F_{tf}}$	= ponto de ebulição médio volumétrico da carga (°F)
P_f	= pressão da fracionadora (kgf/cm ²)
P_{GLN}	= preço da gasolina (US\$/m ³)
P_{GLP}	= preço do GLP (US\$/m ³)
P_{LCO}	= preço do LCO (US\$/m ³)
P_{OD}	= preço do OD (US\$/m ³)
P_{ra}	= pressão do reator (kgf/cm ² abs)
P_{rg}	= pressão do regenerador (kgf/cm ² abs)
R_{ai}	= vazão total de ar para o regenerador (kNm ³ /h)
ΔR_{ai}	= variação na vazão total de ar para o regenerador (kNm ³ /h/min)
$R_{ai,0}$	= vazão total de referência de ar para o regenerador (kNm ³ /h)
R_{a1}	= vazão de ar para o 1° estágio do regenerador (kNm ³ /h)
R_{a2}	= vazão de ar para o 2° estágio do regenerador (kNm ³ /h)
$RGAS$	= constante universal dos gases (kcal/kgmol/K)
R_{tf}	= vazão de carga (m ³ /d)
ΔR_{tf}	= variação na vazão de carga (m ³ /d/min)
$R_{tf,0}$	= vazão de referência de carga (m ³ /d)
R_{tf1}	= vazão de carga de gasóleo (m ³ /d)
R_{tf2}	= vazão de carga de óleo desasfaltado (m ³ /d)
SEV	= severidade estimada das reações de craqueamento (%)
S_{tf}	= teor de enxofre da carga (% massa)
T	= período de amostragem ou de execução do algoritmo (min)
T_{di}	= temperatura da fase diluída do i ^{ésimo} estágio do regenerador (°C)
T_{dig}	= temperatura da fase diluída geral do regenerador (°C)
T_{fp}	= temperatura da carga (°C)
ΔT_{fp}	= variação na temperatura da carga (°C/min)
$T_{fp,0}$	= temperatura de referência da carga (°C)
TNB_{tf}	= teor de nitrogênio básico da carga (ppm)
T_{ra}	= temperatura do reator (°C)
T_{rgi}	= temperatura da fase densa do i ^{ésimo} estágio do regenerador (°C)

$T_{rg1,0}$	= temperatura de referência da fase densa do 1° estágio do regenerador (°C)
T_{rx}	= temperatura da saída do riser ou da reação (°C)
$T_{rx,0}$	= temperatura de referência da saída do riser ou da reação (°C)
u	= vetor das variáveis manipuladas
Δu	= vetor das amplitudes das ações de controle
u^{inf}	= limite inferior de u
Δu^{max}	= vetor das amplitudes máximas das ações de controle
u^{sup}	= limite superior de u
u^*	= vetor, no estado estacionário, das variáveis manipuladas
u^{*l}	= vetor dos valores ótimos das variáveis manipuladas determinados pelo otimizador através de um modelo linear
u^{*nl}	= vetor dos valores ótimos das variáveis manipuladas determinados pelo otimizador através de um modelo não linear
u_{at}	= vetor das variáveis manipuladas no instante atual
$u_{at,m}$	= valor da variável manipulada m no vetor u_{at}
u_m^{inf}	= valor da variável manipulada m no vetor u^{inf}
u_m^{sup}	= valor da variável manipulada m no vetor u^{sup}
u_s	= vetor das variáveis manipuladas no estado estacionário
u_s^{inf}	= limite inferior de u_s
u_s^{sup}	= limite superior de u_s
W_1	= matriz diagonal dos pesos das variáveis controladas dinamicamente (equação 4.1)
W_2	= matriz diagonal dos fatores de supressão das variáveis manipuladas (equação 4.1)
W_3	= peso da parcela econômica na função objetivo (equação 4.1)
W_4	= matriz diagonal dos pesos para conduzir as variáveis manipuladas para os seus respectivos valores ótimos (equação 5.2)
W_5	= matriz diagonal dos pesos para eliminação dos “off-sets” nas variáveis manipuladas (equação 6.4)
W_6	= peso para eliminação dos “off-sets” nas variáveis manipuladas (equação 6.5)
x_{pf}	= vetor da predição linear do estado estacionário das variáveis do otimizador, não incluindo as variáveis manipuladas (equação 3.26)

x_s	= vetor das variáveis do modelo não linear do conversor, não incluindo as variáveis manipuladas, no estado estacionário
x_s^{inf}	= limite inferior de x_s
x_s^{sup}	= limite superior de x_s
y	= vetor das variáveis controladas dinamicamente
y^{inf}	= limite inferior de y
y^{sup}	= limite superior de y
y^*	= vetor, no estado estacionário, das variáveis controladas dinamicamente
y^{*l}	= vetor dos valores ótimos das variáveis controladas dinamicamente determinados pelo otimizador através de um modelo linear
y^{*nl}	= vetor dos valores ótimos das variáveis controladas dinamicamente determinados pelo otimizador através de um modelo não linear
y_{at}	= vetor dos valores atuais das variáveis controladas dinamicamente
y_c^{inf}	= valor da variável controlada c no vetor y^{inf}
y_c^{sup}	= valor da variável controlada c no vetor y^{sup}
y_l	= vetor dos “setpoints” modificados das variáveis controladas dinamicamente
$y_{l,c}$	= valor da variável controlada c no vetor y_l
y_p	= vetor da predição linear das variáveis controladas dinamicamente
$y_{p,u_{\text{at}}+\Delta u(T)}^{\text{ss}}$	= vetor da predição linear para o estado estacionário das variáveis controladas dinamicamente (equação 6.7)
y_{p,u_s}^{ss}	= vetor da predição linear para o estado estacionário das variáveis controladas dinamicamente (equação 6.6)
y_{pf}	= vetor da predição linear das variáveis controladas dinamicamente, baseada somente nas ações de controle passadas
$y_{\text{pf},c}$	= valor da variável controlada c no vetor y_{pf}
y_{sp}	= vetor dos “setpoints” das variáveis controladas dinamicamente
$\gamma_{j,i}$	= ganho estático que relaciona a variável dependente j com a independente i

RESUMO

Esta tese descreve o desenvolvimento e implementação de um otimizador em tempo real da operação do conversor da unidade de craqueamento catalítico em leito fluidizado (FCC) da refinaria Henrique Lage localizada em São José dos Campos.

É desenvolvida uma estratégia de otimização integrada ao controlador preditivo cuja função objetivo e restrições incorporam componentes dinâmicos e estáticos. Os problemas de controle multivariável e otimização econômica são resolvidos simultaneamente num mesmo algoritmo. É utilizado um modelo rigoroso do processo para determinar as condições econômicas ótimas do estado estacionário do conversor. Por intermédio do modelo dinâmico, obtido através de testes em degrau na planta, é determinada a melhor trajetória para conduzir o processo para o seu ponto de maior lucratividade, sem violar as suas restrições operacionais durante as transições. As variáveis controladas e manipuladas possuem restrições tanto no transiente como no estado estacionário. O problema de otimização não linear resultante é resolvido através de um algoritmo SQP.

A nova estratégia de otimização forneceu excelentes resultados nas simulações com as condições normais de operação e as perturbações típicas da unidade. Na comparação desta estratégia com a convencional, cujas funções de controle e otimização estão separadas, a mesma mostrou um melhor desempenho por manter o processo mais estável.

Na fase de implementação do otimizador, o controlador preditivo multivariável existente no conversor foi adaptado para a nova estrutura de otimização através da inclusão das funções de otimização que envolvem o modelo rigoroso do estado estacionário do processo. O controlador/otimizador foi inserido no software da Petrobras denominado SICON, o qual já era utilizado como plataforma de sintonia e manutenção do controlador multivariável linear do conversor. Esse software tem facilidades para desenvolvimento e implementação de estratégias de controle avançado.

Neste trabalho são apresentados os aspectos mais importantes da integração do otimizador na estrutura de automação da refinaria e o seu comissionamento. Estão também relacionadas as principais dificuldades encontradas na implementação do otimizador e a forma que as mesmas foram solucionadas.

Os resultados obtidos na planta mostram um bom desempenho do novo algoritmo tanto em relação aos benefícios econômicos como na estabilização da unidade.

ABSTRACT

This thesis describes the development and implementation of a real time optimizer of the operation of a fluid catalytic cracking (FCC) converter in the Henrique Lage refinery located in São José dos Campos.

It is developed an optimization strategy integrated into the predictive controller whose objective function and constraints incorporate dynamic and static components. The multivariable control and the economic optimization problems are solved simultaneously by the same algorithm. A rigorous process model is used to determine the converter steady-state optimum economic operating conditions. By utilizing a dynamic model, obtained through step tests in the plant, calculations are carried out in order to determine the best path to drive the process to its more profitable operating point, without violating operational constraints during the transient modes. All controlled and manipulated variables are constrained, both in the steady-state and in the dynamic states. The resulting optimization problem is nonlinear and is solved by an SQP algorithm.

The new optimization strategy has provided excellent results in the simulations performed at normal operating conditions and typical disturbances. Comparing to the conventional strategy, whose control and optimization functions are separated, the new one has shown a better performance by maintaining a smoother operation of the process.

In the optimizer implementation phase, the existent predictive linear controller was adapted to the new optimization structure by including the optimization function that involves the rigorous steady-state model of the process. The optimizing controller was inserted in Petrobras' SICON software, which was already being used as a tuning and maintenance platform of the linear multivariable controller of the converter. This software has nice features for the development and implementation of advanced process control strategies.

In this work it is presented the more important aspects of the optimizer integration into the refinery automation structure and its commissioning. The main difficulties of the optimizer implementation and the way how they were solved are also related.

Plant results show a good performance of the new algorithm in terms of economic benefits and unit stabilization.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 O problema de otimização em tempo real no refino do petróleo

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

Para o sistema analisado neste trabalho, o modelo é constituído de um conjunto de equações não lineares que buscam representar com fidelidade o seu estado estacionário. A função objetivo consiste num modelo econômico que reflete a sua lucratividade. As restrições estão associadas aos limites dos seus equipamentos, especificações dos seus produtos e limitações impostas pelo mercado e meio ambiente. As variáveis independentes são as manipuladas pelo respectivo controle avançado e as controladas no estado estacionário.

Atualmente, o amadurecimento de uma série de tecnologias permite enfrentar o problema de otimização em tempo real. Entre os fatores tecnológicos pode-se citar:

- computadores velozes e relativamente baratos,
- disponibilidade de modelos rigorosos,
- avanços em algoritmos de programação matemática para sistemas de grande porte,
- SDCCD (Sistema Digital de Controle Distribuído), base de dados e controle multivariável amplamente implementados.

A otimização faz a conexão entre as tarefas de planejamento da produção e as executadas pelo controlador multivariável. A figura 1.1 ilustra a estrutura tradicional para a otimização de um sistema de múltiplas unidades, com seus componentes interrelacionados.

Como fatores importantes a serem considerados na otimização em tempo real de um processo contínuo, estão os seguintes itens:

- abrangência do sistema a ser otimizado,
- modelagem do sistema em estado estacionário,
- caracterização da carga,
- formulação da função objetivo,
- algoritmo de detecção do estado estacionário,
- reconciliação de dados e detecção de erros grosseiros,
- estimativa de parâmetros,
- algoritmo de otimização,
- integração do otimizador ao controlador multivariável,
- ciclo de otimização,
- interface com a operação.

Figura 1.1 Estrutura tradicional para otimização

Em relação aos tópicos acima relacionados, são apresentados alguns comentários:

a) Abrangência do sistema a ser otimizado

As empresas de engenharia da área de controle de processos estão concentrando esforços no desenvolvimento da tecnologia de otimização em tempo real para múltiplas unidades (Holden et al., 1998). Uma vez que cada sistema está envolvido num contexto global em relação à planta industrial, a otimização localizada ou de pequenos sistemas tem retorno econômico limitado.

Atualmente, a abrangência do problema de otimização está limitada pelos modelos disponíveis e/ou tempo de processamento computacional. O atual estágio de desenvolvimento permite a otimização simultânea de uma ou duas unidades de uma refinaria de petróleo, embora alguns aspectos relacionados com o referido problema não estejam completamente consolidados.

b) Modelagem do sistema em estado estacionário

O modelo matemático deve representar o sistema numa ampla faixa de operação e com elevado grau de precisão, de forma que, quando utilizado pelo otimizador, não sejam violadas as restrições do processo e a sua lucratividade realizável seja obtida. Entre as variáveis mais importantes a serem consideradas estão as inferências das propriedades dos produtos.

As características dos modelos utilizados em otimização são:

- modelos rigorosos: baseados em fenômenos físico-químicos e formulados através de balanços de massa, energia e momento.
- apresentação no formato de equações abertas: o mesmo modelo pode ser utilizado para otimização, ajuste de parâmetros, reconciliação de dados e simulação.
- consistência com o “scheduling”/planejamento do qual são obtidas a função econômica a ser maximizada e as restrições de disponibilidade de carga e estocagem de produtos.
- consistência com o controle avançado: inclusão de todas as suas restrições, perturbações e variáveis independentes.

- modelagem precisa das propriedades dos produtos que fazem parte das especificações dos mesmos.
- o modelo deve ser parte integral do ciclo de vida do sistema, recebendo as mesmas modificações e melhorias do processo.

c) Caracterização da carga

Obtido o modelo rigoroso do processo, é necessário fornecer ao mesmo as propriedades da carga. Assim, a otimização em tempo real envolve a detecção da qualidade da carga que pode ser obtida através de inferências ou analisadores em linha.

Segundo Holden et al. (1998), os analisadores em linha apresentam elevados custos de aquisição e manutenção e podem apresentar problemas de confiabilidade e demasiado tempo de resposta. Adicionalmente, para algumas propriedades, como teor de carbono e nitrogênio básico para cargas de FCC, não existem analisadores em linha disponíveis.

Para a área do refino de petróleo, a caracterização da carga da unidade a ser otimizada pode ser efetuada de duas formas:

- as propriedades da carga são consideradas parâmetros do modelo e as mesmas são determinadas em tempo real através do ajuste do modelo,
- determinam-se as propriedades da carga da unidade de destilação atmosférica através de um banco de dados sobre os petróleos processados e as vazões provenientes de cada tanque que alimenta a referida unidade. As cargas das demais unidades são produtos da unidade atmosférica cujas propriedades podem ser determinadas através do modelo rigoroso da mesma. Esta metodologia requer o acompanhamento da composição dos tanques intermediários que alimentam as unidades que contribuem para a composição da corrente a ser caracterizada.

d) Formulação da função objetivo

Geralmente a função objetivo a ser maximizada é a lucratividade definida como:

$$\begin{aligned} LUCRATIVIDADE = & \sum (Vazão de Produto \times Preço do Produto) \\ & - Vazão da Carga \times Custo da Carga \\ & + (Produção de Energia - Consumo de Energia) \times Preço da Energia \end{aligned} \quad (1.1)$$

A otimização da operação global de uma refinaria envolveria somente produtos finais cujos preços seriam obtidos através do mercado. A otimização de uma única unidade, normalmente utilizada no atual estágio tecnológico, abrange somente um subsistema local do problema global. De acordo com Friedman (1995), para que a otimização de uma unidade isolada forneça uma solução correta é necessário especificar corretamente os preços dos seus produtos, os quais dependem das suas qualidades, vazões, quantidade e qualidade dos seus estoques, do “scheduling” e planejamento futuro da refinaria. Segundo o referido autor, embora ainda não exista uma metodologia consolidada para a determinação dos preços de produtos intermediários, os mesmos podem ser fornecidos, através de valores econômicos marginais da programação linear (PL), pelo nível de automação correspondente ao “scheduling”/planejamento que contempla um modelo simplificado abrangendo todas as unidades da refinaria.

Segundo Holden et al. (1998), no caso da unidade de craqueamento catalítico que é utilizada para converter gasóleos em gás liquefeito de petróleo (GLP) e gasolina, cujos valores econômicos são significativamente maiores que o da matéria prima, o ganho econômico da otimização de sua operação é em torno de US\$ 0,06 por barril de carga processada. Por outro lado, de acordo com os mesmos autores, o custo total para a implementação de um otimizador comercial nessa unidade pode ser estimado entre US\$ 600.000 a US\$ 800.000. Desta forma, um investimento na otimização da operação do FCC da refinaria Henrique Lage, cuja capacidade é de 12.000 m³/d, traria um benefício anual de aproximadamente US\$ 1.500.000 e portanto, teria seu retorno em 6 meses.

e) Algoritmo de detecção do estado estacionário.

A reconciliação de dados e a estimativa de parâmetros são efetuadas com a unidade no estado estacionário. Testes estatísticos, utilizando dados históricos recentes, são usados para a detecção do mesmo. Por exemplo, o estado estacionário do conversor de uma

unidade de craqueamento catalítico poderia ser detectado através dos desvios padrões das temperaturas de reação e regeneração do catalisador, os quais seriam calculados a cada período de amostragem, utilizando um horizonte móvel correspondente à dinâmica do processo.

f) Reconciliação de dados e detecção de erros grosseiros

Os modelos rigorosos necessitam de um grande número de medições. A detecção de erros grosseiros consiste na identificação e tratamento de medições inválidas decorrentes do inadequado funcionamento da instrumentação. As medições classificadas como variáveis críticas são imprescindíveis para a operação adequada do processo. Caso uma variável não crítica seja invalidada, a mesma poderá ser substituída pelo seu último valor válido ou uma constante; porém, a invalidação de uma variável crítica sem redundância finalizará a otimização.

Após a detecção dos erros grosseiros, a reconciliação de dados atua na distribuição dos pequenos erros dos balanços mássicos e energéticos, utilizando-se do modelo do processo, das incertezas estatísticas dos medidores e dos instrumentos de medição redundantes.

g) Estimativa de parâmetros

A natureza dos modelos rigorosos permite o ajuste de seus parâmetros para compensar perturbações não medidas e mudanças no desempenho do processo provocadas por fatores como desativação de catalisadores, incrustação de trocadores de calor e redução de eficiência de fornos e colunas de destilação.

O ajuste dos parâmetros do modelo corresponde à correção do mesmo através da ação de retroalimentação do processo. Esta etapa é fundamental para a otimização em tempo real, pois a mesma direciona o modelo a representar adequadamente a unidade.

Este é um problema de minimização de uma função objetivo, a qual é o somatório do quadrado da diferença entre as variáveis medidas e as estimadas pelo modelo. Pode-se resolver simultaneamente a reconciliação de dados e a estimativa de parâmetros.

A estimativa dos parâmetros é normalmente efetuada com dados da unidade em estado estacionário. Este é detectado através de critérios estatísticos, pois a unidade está sujeita a constantes perturbações. Para reduzir os ruídos do processo e efeitos de perturbações, a determinação dos parâmetros do modelo é efetuada com as variáveis de processo filtradas.

h) Algoritmo de otimização

É utilizado um algoritmo de programação não linear (PNL) para o cálculo da solução ótima do problema de otimização, a qual corresponde à máxima lucratividade da unidade dentro de uma região operacional limitada pelas restrições do processo. Segundo White (1997a), o algoritmo de PNL normalmente utilizado em aplicações industriais é o SQP (Successive Quadratic Programming).

i) Integração do otimizador ao controlador multivariável

O controlador multivariável tem a função de implementar (via SDCCD) a solução fornecida pelo algoritmo de otimização e manter a unidade dentro de seus limites operacionais.

O otimizador é executado de forma sincronizada com o controle avançado. A solução ótima normalmente é enviada ao controlador multivariável na forma de “setpoints” ideais para o estado estacionário de suas variáveis manipuladas.

j) Ciclo de otimização

O ciclo de otimização é composto por quatro etapas:

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

No ciclo de otimização tradicional, as etapas acima relacionadas são efetuadas na sequência apresentada e com uma mesma frequência. Como a unidade é frequentemente perturbada, é difícil a mesma atingir o seu estado estacionário e assim, no ciclo tradicional a

solução otimizada é obtida com baixa frequência, pois são sempre necessários a reconciliação de dados e o ajuste dos parâmetros antes de efetuar a otimização. Alternativamente pode-se criar um ciclo de otimização modificado (Besl et al., 1998), onde a reconciliação de dados e o ajuste dos parâmetros do modelo são efetuados com uma frequência relativamente menor daquela da otimização.

k) Interface com a operação

O otimizador não linear pode utilizar a mesma interface de operação do controle avançado, a qual está localizada no SDCCD. Em termos operacionais, a camada do otimizador em tempo real não adiciona novos procedimentos, pois no controlador multivariável já existe a camada de otimização linear que fornece os “setpoints” ótimos para o estado estacionário das suas variáveis manipuladas (os quais, em função das restrições associadas aos transientes do processo, poderão ou não ser implementados).

Informações adicionais podem ser acrescentadas nas telas do operador, como:

- função objetivo econômico,
- preços da carga e dos produtos,
- alguns parâmetros do modelo: desativação do catalisador, fatores de incrustação de trocadores, eficiências de equipamentos, etc.,
- restrições exclusivas do otimizador.

1.2 Objetivo da tese

O objetivo principal deste trabalho consiste no desenvolvimento e implementação de um otimizador da operação do conversor da unidade de craqueamento catalítico em leito fluidizado (FCC) que existe em todas as refinarias da Petrobras. A realização desta meta está relacionada com os seguintes objetivos específicos:

- desenvolvimento de uma metodologia de integração da função de otimização da operação com as funções de controle atualmente em operação. Essa metodologia

é aplicada à unidade de FCC da refinaria Henrique Lage para a qual existe um controlador preditivo linear e um modelo rigoroso já testado,

- estudo comparativo, através de simulações, de diferentes estratégias de otimização factíveis de serem implementadas e análise de seus parâmetros de sintonia,
- integração do otimizador com a estrutura de controle existente: SDCCD, computador de processo, software de controle avançado e bancos de dados,
- levantamento das principais dificuldades relacionadas ao comissionamento do otimizador e apresentação das suas respectivas soluções.

1.3 Apresentação da tese

Além da presente introdução, a tese está dividida em mais sete capítulos, os quais estão descritos a seguir.

No capítulo 2 é efetuada uma revisão bibliográfica das estruturas dos otimizadores em tempo real e suas aplicações. São analisadas as aplicações com modelos lineares e rigorosos e as diversas estratégias de otimização disponíveis. No caso da otimização com modelos rigorosos são verificadas as formas de implementação dos seus resultados. É efetuada também uma pesquisa bibliográfica das aplicações de otimização em unidades de craqueamento catalítico (FCC).

O capítulo 3 contém a definição do problema de controle e otimização. São apresentadas duas versões do problema: uma simplificada (Gouvêa, 1997), utilizada para as simulações iniciais da estratégia de otimização integrada ao controle, e a versão implementada, correspondente ao problema real. São descritos a unidade de craqueamento catalítico, as propriedades da carga e os produtos obtidos. São analisadas as variáveis manipuladas e as restrições do conversor, no qual é implementada a otimização. São apresentados a função objetivo econômico, o modelo matemático rigoroso do conversor para otimização econômica do estado estacionário e o linear usado no controle dinâmico das variáveis.

No capítulo 4 é apresentada a formulação matemática da otimização integrada ao controle. São efetuadas simulações para maximização de GLP utilizando modelos rigoroso e simplificado para o estado estacionário do processo. Adicionalmente é analisado o efeito dos parâmetros de sintonia na desempenho do algoritmo.

O capítulo 5 apresenta a formulação matemática da otimização em duas camadas. Nesta estratégia, o controle multivariável e a otimização econômica são resolvidos separadamente. O algoritmo QDMC é usado para resolver o problema dinâmico e o efeito dos seus parâmetros de sintonia é analisado no desempenho global do otimizador. São realizadas simulações para perturbações típicas da unidade.

No capítulo 6 o algoritmo de otimização integrada ao controle é revisado. Para aumentar a robustez do otimizador de forma a torná-lo implementável, reformulou-se sua função objetivo através do desacoplamento parcial entre o controle dinâmico e a otimização estacionária. É analisado o efeito do horizonte de controle na solução fornecida pelo algoritmo SQP. São efetuadas simulações para perturbações típicas da unidade utilizando a versão implementada do problema de controle e otimização. Finalmente, essa estratégia é comparada com aquela apresentada no capítulo anterior.

O capítulo 7 descreve os aspectos de implementação do otimizador. São apresentados o software de controle da Petrobras denominado SICON, a integração do otimizador com o mesmo e as interfaces com o controle regulatório do SDCCD e a operação. São analisados os aspectos relacionados com o comissionamento, como a sintonia do algoritmo, a validação dos dados, as saturações das variáveis manipuladas e o tratamento das variáveis manipuladas indisponíveis para o otimizador. São apresentados e discutidos os resultados da implementação do algoritmo.

Finalmente, o capítulo 8 contém as conclusões da tese e algumas sugestões para futuros trabalhos nesta área.

CAPÍTULO 2

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Otimização em tempo real

A posição da otimização da operação no contexto da automação industrial é ilustrada na figura 2.1 (Edwards & Masaki, 1994), a qual representa a hierarquia clássica das funções de automação. Cada camada é caracterizada pelo tipo de modelo empregado para representar o processo e pelo horizonte de tempo considerado para a respectiva solução. Agrawal et al. (1995) apresentam uma hierarquia em três níveis para automação de misturas em duas refinarias mexicanas: a) controle regulatório, b) controle avançado e otimização em tempo real e c) otimização “off-line” e planejamento. Através de um exemplo aplicado numa planta industrial, Charpentier et al. (1996) descrevem os benefícios do controle hierárquico. Pelham & Pharris (1996) apresentam as funções de automação de uma refinaria num ciclo de operação e mostram como o desenvolvimento de novas tecnologias conduzirão à operação automática da mesma, com uma supervisão mínima.

Figura 2.1 Hierarquia da automação

Para os processos contínuos, as camadas da automação, ilustradas pela figura 2.1, consistem em:

a) Controle Regulatório do SDCCD. É composto basicamente de controladores PID e instrumentos de razão entre variáveis. Os controladores são sintonizados através de modelos do processo bastante simples, utilizando métodos como ZIEGLER-NICHOLS e COHEN-COON (Stephanopoulos, 1984). O controle regulatório é executado a cada segundo.

b) Controle Avançado. A principal função deste é não permitir que as variáveis de processo violem suas restrições. O controlador geralmente é do tipo multivariável preditivo (Cutler & Ramaker, 1979; Prett & Gillette, 1979; Richalet et al., 1978; entre outros). O mesmo utiliza um modelo dinâmico linear de processo obtido através de testes em degrau efetuados na planta. As variáveis manipuladas, as quais são os "setpoints" dos controladores PID do SDCCD, são geralmente atualizadas uma vez por minuto.

c) Otimização. Resolve simultaneamente uma grande quantidade de equações, nas quais estão incluídos o modelo rigoroso da unidade em estado estacionário, os custos da matéria prima e energia e os preços de mercado dos produtos. Devido à complexidade do modelo a ser resolvido, o período de execução da otimização geralmente é de uma ou várias horas. Os resultados da otimização são enviados para o controle avançado, os quais podem ser: 1)valores de restrições de equipamentos, 2)valores máximos/mínimos das especificações dos produtos, 3)"setpoints" ótimos para as variáveis manipuladas e/ou controladas, e 4)parâmetros econômicos para a função econômica linear do controlador multivariável. Ainda, a otimização pode fornecer um modelo simplificado do processo para o "scheduling", o qual, na hierarquia da automação, é a camada imediatamente superior à otimização.

d) "Scheduling". Implementa o programa de produção num horizonte de alguns dias. Considera os seguintes itens: 1)demanda do mercado, 2)disponibilidade de matéria prima, 3)inventário de produtos intermediários e finais e 4)situação dos meios de transporte de matéria prima e produtos. Dispõe de modelos simplificados, os quais podem ser fornecidos pelo otimizador, dos vários processos que compõem a planta, de forma a alocar adequadamente os recursos materiais para maximizar o ganho econômico da planta. O "scheduling" é bastante complexo, pois o tempo é incluído como variável uma vez que a produção de cada produto tem um período de duração definido.

e) Planejamento. É amplo, pois pode integrar várias plantas industriais situadas em áreas geográficas distintas. Considera a conveniência da transferência de produtos intermediários entre as diversas plantas. A alocação da matéria prima é função das disponibilidades e eficiências das várias unidades que compõem uma determinada planta e as facilidades de distribuição dos produtos, como: mercado local / regional e exportação. Devido à grande quantidade de variáveis envolvidas nesta camada, os modelos do processo são mais simplificados daqueles usados no "scheduling". O problema de planejamento é normalmente resolvido através de um algoritmo de programação linear (PL). O horizonte de tempo considerado no planejamento é de algumas semanas.

Segundo Cutler & Perry (1983), a otimização em tempo real da operação de uma unidade de processo é uma tarefa difícil e complexa, porém seus benefícios são relevantes, podendo incrementar, em conjunto com o controle avançado, de 6-10% a lucratividade da referida unidade. Carlberg et al. (1998) enfatizam a necessidade de uma visão global do negócio e a escolha apropriada das restrições do processo para o sucesso de um projeto de otimização em tempo real. Os benefícios da otimização dependem dos seguintes fatores (White, 1997b):

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

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

Quando a função objetivo econômico é equacionada como uma função linear das variáveis manipuladas do sistema, a otimização em tempo real pode ser incluída dentro do controlador multivariável preditivo. Há duas estratégias para a inclusão da função objetivo no controlador:

a) A função objetivo do sistema é transformada numa nova variável controlada (Yousfi & Tournier, 1991) e os problemas de controle e otimização são resolvidos simultaneamente, numa única camada.

b) Uma nova camada é adicionada ao controlador com o objetivo de resolver o problema de otimização no estado estacionário predito linearmente (Moro & Odloak, 1995; Sorensen & Cutler, 1998). As duas camadas são resolvidas sequencialmente e na mesma frequência.

Em relação à otimização linear e controle numa camada, é definida a variável econômica *LUCRATIVIDADE* (equação 1.1), a qual representa a função objetivo do sistema e seu modelo linear é baseado na resposta ao degrau. Esta variável, sempre que houver graus de liberdade, será conduzida para um valor mais elevado. A forma de maximizar a função objetivo econômico consiste em forçar o limite mínimo da variável econômica para um valor um pouco superior ao seu valor presente.

Almeida et al. (1996) descrevem a aplicação desta estratégia de otimização para a unidade de destilação a vácuo da Refinaria Alberto Pasqualini da Petrobras. O algoritmo de controle utilizado é baseado no LDMC: Linear Dynamic Matrix Control (Morshedi et al., 1985). O projeto contempla cinco variáveis manipuladas, dez controladas e uma perturbação. Verificam-se elevados benefícios econômicos associados principalmente à operação do forno na temperatura máxima de parede dos tubos.

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

manipuladas. A maioria das aplicações de controle multivariável implementadas na indústria de processo utiliza esta estratégia.

Oliveira & Carrapiço (1998) aplicam esta estratégia de otimização numa unidade de coque retardado da Refinaria Presidente Bernardes da Petrobras. O controle dinâmico da primeira camada é baseado no algoritmo DMC: Dynamic Matrix Control (Cutler, 1983). Além de melhor estabilizar o processo, a aplicação permitiu um incremento de 4,1% na carga da unidade, a qual limita a capacidade de processamento de petróleo da refinaria.

A figura 2.2 ilustra a otimização em duas camadas utilizando um modelo estático rigoroso do processo.

Figura 2.2 Otimização em duas camadas

Os valores ótimos estacionários das variáveis controladas (y^{*nl}) e manipuladas (u^{*nl}), ilustrados na figura 2.2, são determinados pelo otimizador e enviados para o controlador preditivo multivariável, o qual, respeitando as restrições do processo, direciona o mesmo ao seu ponto ótimo, por intermédio da função objetivo definida como:

$$\min_{\Delta u(jT); j=1, \dots, nl} \sum_{i=1}^{nr} \left\| Q(y_p(iT) - y^{*nl}) \right\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl} \left\| R \Delta u(jT) \right\|_2^2 + \left\| S \left(u_{at} + \sum_{j=1}^{nl} \Delta u(jT) - u^{*nl} \right) \right\|_2^2 \quad (2.1)$$

onde Q , R e S são parâmetros de sintonia, u_{at} é o vetor das variáveis manipuladas no instante atual, Δu e y_p são os vetores, respectivamente, das amplitudes das ações de controle e dos valores preditos das variáveis controladas nos instantes futuros múltiplos do período de amostragem T , nr é o horizonte de predição e nl o de controle.

Com exceção do modelo estacionário, a estratégia de otimização ilustrada pela figura 2.2 é similar à otimização linear em duas camadas. A forma mais eficiente de considerar as perturbações que afetam o processo consiste em executar o otimizador com a mesma frequência do controlador; porém, a complexidade do modelo rigoroso estático pode limitar a frequência da otimização.

A figura 2.3 ilustra a otimização em três camadas, a qual é a estrutura clássica, sendo utilizada na maioria das aplicações industriais. A camada superior corresponde ao otimizador não linear com modelo estático rigoroso do processo, a intermediária ao otimizador com modelo estático linear e a inferior ao controle multivariável. A otimização linear e o controle são resolvidos sequencialmente e na mesma frequência. A camada superior é executada numa frequência relativamente baixa, cujo valor depende da complexidade do modelo do processo. Esta estratégia corresponde ao otimizador não linear enviando valores ótimos para o otimizador linear em duas camadas descrito acima. A função objetivo do controlador multivariável continua a ser representada pela equação (2.1), substituindo os valores ótimos provenientes do otimizador não linear y^{*nl} e u^{*nl} pelos y^{*1} e u^{*1} , respectivamente, os quais são oriundos do otimizador linear. A função objetivo deste pode ser representada por:

$$\min_{y^*, u^*} \left| Ly^T(y^* - y^{*nl}) \right| + \left| Lu^T(u^* - u^{*nl}) \right| \quad (2.2)$$

cujas soluções são (y^{*1}, u^{*1}) , onde o símbolo $*$ está associado ao estado estacionário da variável, Lu e Ly são vetores de pesos econômicos, os quais penalizam os desvios das variáveis em

relação aos seus valores ótimos. Os pesos L_u e L_y podem ser parâmetros de sintonia ou determinados pelo otimizador não linear como os valores absolutos das derivadas parciais da função objetivo em relação às referidas variáveis.

Figura 2.3 Otimização em três camadas (estrutura clássica)

Ying & Joseph (1999) comparam as estratégias de otimização em duas e três camadas representadas, respectivamente, pelas figuras 2.2 e 2.3. Segundo os autores, não há necessidade da estratégia em três camadas quando a otimização não linear é executada na mesma frequência que o controlador multivariável. Caso isto não seja possível devido à complexidade do modelo do processo, a estratégia em três camadas é relativamente superior, pois apresenta as seguintes vantagens:

a) Melhor desempenho econômico no estado estacionário. A presença de perturbações não medidas deslocam o ponto ótimo (y^{*nl}, u^{*nl}) determinado pelo otimizador não linear. Uma vez que este é executado numa frequência relativamente menor, o processo

pode operar numa condição subótima na otimização em duas camadas. No entanto, a otimização em três camadas utiliza a retroalimentação do processo para atualizar o efeito das perturbações nas variáveis controladas, uma vez que as duas camadas inferiores são executadas na mesma frequência. Assim, o otimizador linear (o qual contém parâmetros econômicos oriundos do modelo rigoroso) move o processo para uma condição relativamente mais econômica (y^{*1} , u^{*1}).

b) Melhor desempenho dinâmico. A estratégia em duas camadas é relativamente lenta para rejeitar perturbações, pois a mesma suprime grandes variações nas variáveis manipuladas devido à natureza da função objetivo fornecida pela equação (2.1), na qual as variáveis possuem valores ótimos (y^{*nl} , u^{*nl}) determinados numa frequência menor que as das perturbações. Na estratégia em três camadas isto não acontece, pois a camada intermediária de otimização linear detecta as perturbações e ajusta os novos valores ótimos das variáveis manipuladas e controladas (y^{*1} , u^{*1}) para o controlador multivariável.

c) Eliminação de “off-sets” nas variáveis controladas. Na entrada de perturbações no sistema, pode haver perda de graus de liberdade do mesmo e a solução do otimizador não linear ser irrealizável. Então, na otimização em duas camadas há distribuição de “off-sets” entre as variáveis controladas e manipuladas, cuja ordem de grandeza depende dos parâmetros de sintonia S e Q da equação (2.1). Na outra estratégia, a camada intermediária detecta as perturbações e determina uma nova solução ótima que elimine os “off-sets” nas variáveis controladas.

Pedersen et al. (1995) relatam a experiência da implementação do otimizador comercial em tempo real [DMO]TM num complexo de hidrocraqueamento da refinaria de Sarnia da Sunoco Inc., localizada no Canadá. O modelo matemático do sistema envolve os reatores de hidrotratamento e hidrocraqueamento, a planta de geração de hidrogênio, oito colunas de destilação, quarenta e oito trocadores de calor, quatro fornos, três compressores e vinte e nove válvulas de controle críticas. O otimizador maximiza a lucratividade do sistema fornecida pela equação (1.1). A solução do problema de otimização não linear consome de vinte a quarenta minutos. São calculados trinta e dois “setpoints” que são enviados, numa média de sete vezes ao dia, para dez controladores multivariáveis e cinco PIDs. É utilizada a

estratégia de otimização em três camadas, cujo controlador comercial [DMC]TM é um otimizador linear de duas camadas. Os autores descrevem as dificuldades encontradas na formulação do problema, na modelagem do processo, na atualização dos parâmetros dos modelos, na solução do problema de programação não linear, no comissionamento, na remodelagem e no recomissionamento do projeto ao longo dos oito anos de duração do mesmo. Os benefícios econômicos diários da aplicação foram divididos entre o otimizador não linear (US\$ 1.000 - US\$ 6.000) e o controlador multivariável constituído pelas duas camadas inferiores (US\$ 4.000 - US\$ 6.000).

Ainda nessa refinaria, usando a mesma tecnologia, Mudt et al. (1995) apresentam a implementação de um otimizador numa unidade de reforma catalítica com processo semi-regenerativo. Através de modelos do processo e da desativação do catalisador, é otimizada a trajetória da severidade da reação ao longo do ciclo completo do catalisador.

Hardin et al. (1995) descrevem a implementação de um otimizador em tempo real na unidade de destilação atmosférica e a vácuo da refinaria Lake Charles da Conoco, localizada em Louisiana. O modelo do processo possui em torno de 41.000 equações e as variáveis independentes para os problemas de ajuste dos parâmetros do modelo e de otimização são, respectivamente, 60 e 27. Os autores ilustram as plataformas comerciais RT-OptTM e MultiOpt-XprtTM utilizadas no projeto para elaboração de modelos e implementação de otimização em tempo real, respectivamente.

Quando o problema de otimização estática não linear é resolvido simultaneamente com o problema de controle preditivo multivariável, tem-se uma estratégia de controle e otimização não linear em uma única camada (Gouvêa, 1997), conforme está ilustrada na figura 2.4. A formulação do controle dinâmico linear e a equação da lucratividade do sistema no estado estacionário estão incluídas na função objetivo do controlador/otimizador. Esta, juntamente com as restrições estáticas e dinâmicas é resolvida através de um algoritmo de programação não linear. Este algoritmo deve ser executado numa frequência suficientemente elevada para rejeitar as perturbações dinâmicas do processo.

Figura 2.4 Otimização e controle integrados em uma única camada

Gouvêa & Odloak (1998) simulam a aplicação do otimizador não linear integrado ao controle para a otimização de gás liquefeito de petróleo numa unidade de craqueamento catalítico. O problema dinâmico é formulado de forma a impor trajetórias dinâmicas para as variáveis controladas. Esta estratégia é comparada com a otimização não linear em duas camadas (figura 2.2). Os autores concluem que a otimização em uma camada assimila mais rapidamente mudanças nos objetivos econômicos da unidade e apresenta uma resposta mais suave, tornando o processo mais estável. Porém sua resposta pode tornar-se muito lenta, reduzindo o desempenho do algoritmo na rejeição de fortes perturbações no processo. Adicionalmente, o ponto ótimo de operação do otimizador em uma camada pode ser afetado por erros no modelo do processo.

Schiavon Jr. & Corrêa (2000) formulam uma nova estrutura de controle e otimização não linear em uma única camada, a qual é baseada no QDMC: Quadratic Dynamic Matrix Control (Garcia & Morshedi, 1986). Na função objetivo do controlador é incluído um termo econômico não linear, o qual é determinado no estado estacionário através da ação de controle a ser implementada no próximo período de amostragem. A otimização é baseada no inverso do ganho do processo porque a matriz dos ganhos dos modelos lineares do

controlador é utilizada para a predição do estado estacionário do processo. Esta estratégia de otimização é simulada para uma coluna de destilação binária e são obtidos bons resultados. Embora o ajuste dos parâmetros do algoritmo seja difícil, após sintonizado o mesmo torna-se robusto.

Outra forma de implementar a otimização não linear consiste em utilizar o modelo rigoroso do processo somente para obter as derivadas parciais da lucratividade do sistema (equação 1.1) em relação às variáveis manipuladas. Nesta estratégia, é utilizado um otimizador linear de duas camadas que minimiza a função objetivo fornecida pela equação (2.3), onde Du corresponde ao vetor das derivadas parciais da função objetivo em relação às variáveis manipuladas, calculadas através do referido modelo rigoroso por um programa executado de forma independente do algoritmo de otimização. De acordo com Friedman (2000), a grande vantagem desta estratégia consiste na eliminação da camada de otimização não linear que tradicionalmente é executada somente quando o processo se encontra no estado estacionário. Em síntese, na estrutura proposta, a otimização é efetuada através de um algoritmo de programação linear, cujos coeficientes (Du) da função objetivo são atualizados, através do modelo rigoroso do processo, nos diferentes pontos de operação do sistema.

$$\min_{u^*} -Du^T u^* \quad (2.3)$$

cujas soluções são u^* . O símbolo $*$ está associado ao estado estacionário da variável manipulada.

Nath et al. (1999) utilizam a técnica de atualização dos coeficientes da função objetivo linear (equação 2.3) para a otimização em tempo real de uma planta de etileno com o otimizador comercial ProfitTM. O projeto contempla um único otimizador linear enviando “setpoints” para seis controladores multivariáveis. Simuladores estáticos, utilizando modelos comerciais do processo, atualizam os parâmetros do otimizador a cada 5 minutos. Adicionalmente, é também atualizada, na mesma frequência, a matriz dos ganhos dos modelos lineares do controlador.

Besl et al. (1998) propõem o uso do ciclo de otimização modificado (figura 2.5) como alternativa ao tradicional (figura 2.6). O ciclo de otimização é composto por quatro etapas:

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

No ciclo de otimização tradicional, a qualidade dos resultados do otimizador, além do desempenho do modelo, está relacionada com a qualidade da reconciliação de dados e ajustes dos parâmetros do modelo que por sua vez depende do critério utilizado para a determinação do estado estacionário da unidade. Como a unidade é frequentemente perturbada é difícil à mesma atingir o estado estacionário e assim, na otimização tradicional a solução otimizada é obtida com baixa frequência.

Figura 2.5 Ciclo de otimização modificado

Figura 2.6 Ciclo de otimização tradicional

O ciclo modificado é caracterizado pela maior frequência com que o algoritmo é executado. Uma vez o modelo ajustado, uma solução distinta do problema de otimização estática depende somente das alterações das perturbações do processo e da qualidade da carga e não depende do caminho que o processo segue para atingir o estado estacionário. Consequentemente não é necessário esperar o estado estacionário do processo para executar o algoritmo de otimização. Como a degradação do modelo é lenta, o ajuste do mesmo pode ser efetuado numa menor frequência que a otimização ou “off-line”.

Besl et al. (1998) relatam a otimização em um complexo de isomerização de naftas pelo processo PenexTM, na refinaria de Ingolstadt da Bayernoil, localizada na Alemanha. É aplicado o ciclo de otimização modificado, no qual o algoritmo de otimização gera os valores ótimos de operação independentemente do estado da unidade. O otimizador é executado a cada 4-6 horas, correspondendo a uma frequência média 2-3 vezes superior à da reconciliação de dados e ajustes dos parâmetros. Foi estimado, nesta aplicação, que a otimização no regime transiente apresenta benefícios 25% superiores aos da otimização tradicional.

Dormer & Raynor (1998) apresentam uma nova estrutura alternativa para otimização, onde as diferentes funções são executadas independentemente, conforme está ilustrado na figura 2.7. Verifica-se que esta estrutura é similar à otimização com ciclo modificado acima descrita, pois não é necessário o ajuste de parâmetros do modelo toda vez que o algoritmo é executado. Godman et al. (1998) descrevem a implementação desta estrutura de otimização para um sistema de alquilação com HF na Refinaria Alliance da BP Oil.

Para unidades complexas, Darby & White (1988) propõem dois esquemas de otimização. O primeiro corresponde à otimização global ou centralizada, onde todos os subsistemas da unidade são resolvidos simultaneamente. O segundo consiste na otimização distribuída, na qual cada subsistema é otimizado localmente, havendo um coordenador para assegurar que os otimizadores locais refletem o objetivo global. Como vantagens do esquema de otimização distribuído são citadas: maior frequência de execução, compatibilidade com diferentes modelos, facilidade de manutenção e melhor robustez. Sua principal desvantagem é atribuída à necessidade do coordenador para distribuir as restrições entre os subsistemas. Os autores concluem que, em muitas ocasiões, no esquema distribuído são obtidos maiores benefícios por um período mais longo.

Figura 2.7 Estrutura alternativa para otimização

Bailey et al. (1993), através de simulações, descrevem a otimização de seis colunas do sistema de fracionamento do complexo de hidrocrackeamento da refinaria de Sarnia. São analisados os dois esquemas de otimização: o centralizado e o distribuído, no qual cada coluna corresponde a um subsistema. É demonstrado que a otimização centralizada é superior à distribuída, sendo o ganho econômico daquela superior a duas vezes ao desta.

Lojek & Whitehead (1989) analisam as estratégias de controle avançado integradas com a otimização global para uma planta de olefinas. Georgiou et al. (1997) relatam a implementação de um otimizador global numa planta de olefinas da Mobil Chemical. O sistema contém aproximadamente 216.000 variáveis, 193.000 equações e 996.000 elementos não nulos na matriz jacobiana. O otimizador envia 48 valores ótimos para vários controladores multivariáveis. É enfatizada a influência da otimização em tempo real na lucratividade e operabilidade da unidade.

É consenso que a primeira etapa para a implementação de um otimizador consiste no desenvolvimento do modelo do processo (Barton et al., 1993; Martins et al., 2000). Para White (1998), o êxito da otimização em tempo real depende do procedimento de auto-ajuste dos parâmetros do modelo. Forbes & Marlin (1994) apresentam métodos para avaliar se o modelo do processo, com atualização de “bias” e levando em consideração as incertezas em seus parâmetros fixos, é adequado para ser utilizado num sistema de otimização em tempo real.

O atual mercado de aplicações em otimização em tempo real está quase todo dividido entre quatro grandes empresas, cujos controladores e otimizadores comerciais estão relacionados na tabela 2.1. As implementações de otimização estão concentradas no refino do petróleo (destilação atmosférica, craqueamento catalítico, hidrocrackeamento, alquilação, etc.) e na petroquímica. Seus ganhos econômicos são da ordem de 3-5% da lucratividade do sistema.

Segundo White (1998), a otimização em tempo real é uma das áreas de grandes investimentos da automação; porém, dos aproximadamente 250 projetos implementados,

somente alguns continuam funcionando adequadamente. Para Friedman (2000), as principais questões ainda não resolvidas, para tornar os projetos de otimização economicamente viáveis, incluem as dificuldades na determinação dos preços dos produtos intermediários, na caracterização da carga e, principalmente, nas limitações dos modelos de processo.

Tabela 2.1 Empresas que comercializam aplicações de otimização em tempo real

empresa	endereço na internet	otimizador não linear	controlador multivariável
AspenTech	www.aspentech.com	RT-Opt TM	DMCplus TM
Honeywell	www.hispec.com	ProfitMax TM	Profit TM
SimSci	www.simsi.com	ROMeo TM	Connoisseur TM
MDC Technology	www.mdc.co.uk	HYSYS.RTO+ TM	SMOC TM

2.2 Aplicações de otimização em unidades de craqueamento catalítico

A unidade de craqueamento catalítico em leito fluidizado (UFCC) é utilizada para converter hidrocarbonetos de elevados pesos moleculares em produtos de maior valor econômico, como gasolina e gás liquefeito do petróleo (GLP). Para Ellis et al. (1998) a unidade de craqueamento catalítico é a candidata ideal para a implementação de otimização, uma vez que a mesma é economicamente importante e apresenta interações complexas entre suas variáveis devido à sua acentuada não linearidade.

A figura 2.8 (Arbel et al., 1995a) ilustra de forma genérica o conversor da UFCC, sendo que nem todos os equipamentos representados são encontrados na maioria dos conversores. Os dois componentes básicos do conversor são o reator/riser, no qual ocorrem as reações de craqueamento pelo contato do catalisador com a carga, e o regenerador, onde o catalisador gasto é regenerado através da queima do coque depositado no mesmo durante as reações. O calor de combustão do coque fornece a energia necessária para vaporizar a carga e para as reações endotérmicas de craqueamento. Os produtos que saem do separador

são enviados para uma coluna de destilação onde são fracionados em GLP, gasolina, LCO (óleo leve na faixa da destilação do diesel) e OD (óleo pesado). A pressão do sistema é controlada na sucção do compressor de gases, o qual está interligado com o vaso de topo da fracionadora. Para regeneradores com combustão parcial é necessária uma caldeira para a conversão total do CO em CO₂, porém para regeneradores com combustão total um resfriador de catalisador pode ser utilizado para retirar o excesso de energia do sistema quando é processada carga pesada que gera grande quantidade de coque. A circulação do catalisador regenerado é função da abertura da respectiva válvula e do diferencial de pressão entre o regenerador e o riser. No capítulo 3 é fornecida uma descrição pormenorizada da unidade de craqueamento catalítico em estudo, com ênfase no conversor.

Arbel et al. (1995b) desenvolveram um modelo dinâmico para o conversor moderno apresentado na figura 2.8. O mesmo apresenta uma descrição detalhada das cinéticas das reações de craqueamento e combustão. As cinéticas do reator são baseadas num modelo de 10 “lumps”. O modelo descreve a operação do conversor em combustão parcial e total, bem como a transição entre as mesmas.

Figura 2.8 Esquema genérico do conversor de FCC

Analisando este modelo, Arbel et al. (1995c) mostram que existem três estados estacionários para o conversor em malha aberta. O primeiro não é de interesse, pois ocorre nas condições sem reações, em que a carga ainda está no estado líquido; e os outros dois estão localizados em temperaturas relativamente elevadas: o de maior temperatura é linearmente estável dentro das condições operacionais e o outro é sempre instável. Os autores estabelecem as regiões de operação estáveis e o impacto nas mesmas pela qualidade da carga, tipo de catalisador e promotores de combustão.

Para manter o conversor estável e rejeitar perturbações, Arbel et al. (1996) aplicam a abordagem do controle parcial para o controle regulatório do conversor de FCC, na qual as variáveis controladas, em maior número que as manipuladas, devem ser mantidas dentro de seus limites operacionais inferiores e superiores. Para atingir este objetivo, os autores propõem critérios para a escolha de uma estrutura primária de controle contendo um conjunto mínimo de variáveis controladas dominantes que são mantidas em seus “setpoints” pela manipulação do mesmo número de variáveis independentes cujas atuações no processo implicam em respostas rápidas do mesmo. As demais manipuladas seriam utilizadas para ampliar a faixa operacional da unidade e para a otimização da mesma.

Mantidas fixas a vazão e qualidade da carga e as características do catalisador, Arbel et al. (1997) mostram que o comportamento do reator é totalmente determinado pela vazão de catalisador regenerado (F_{cat}), temperatura do riser (T_{ris}) e concentração de coque no catalisador regenerado (C_{rgc}). Por sua vez, o regenerador tem duas principais variáveis que afetam o reator: C_{rgc} e temperatura da fase densa do regenerador (T_{rgn}).

Na combustão total, a vazão de ar (F_{air}) é utilizada para o controle da concentração de oxigênio nos gases de combustão ($O_{2,sg}$), a C_{rgc} é aproximadamente nula e a T_{rgn} é o resultado do balanço de energia do regenerador. Caso haja resfriador de catalisador tem-se a carga térmica do mesmo (Q_{cool}) como um novo grau de liberdade que é utilizado para controlar a T_{rgn} . Neste modo de operação, os autores propõem a estrutura primária de controle formada pelos pares: $[(F_{air} - O_{2,sg}), (F_{cat} - T_{ris}), (Q_{cool} - T_{rgn})]$. Verifica-se que o conversor com combustão completa e sem resfriador de catalisador tem limitada, pela máxima temperatura do regenerador, sua capacidade de processar resíduo, o qual produz grandes

quantidades de coque.

Para a combustão parcial, a T_{rgn} é controlada pela F_{air} e a C_{rgc} é resultado do balanço de energia do regenerador. Neste caso, a estrutura primária de controle consiste em: $[(F_{\text{air}} - T_{\text{rgn}}), (F_{\text{cat}} - T_{\text{ris}})]$. A adição do resfriador de catalisador na combustão parcial permite o controle da relação CO_2 / CO nos gases de combustão ou a quantidade de coque no catalisador regenerado, porém isto não é utilizado na prática, pois o ideal é manter a C_{rgc} aproximadamente nula. Assim, para processar resíduos, os conversores modernos são projetados para combustão total com resfriador de catalisador.

Finalmente, segundo os autores, a otimização do conversor seria efetuada através do ajuste dos “setpoints” das temperaturas do riser e regenerador e das variáveis manipuladas:

- vazão e temperatura da carga,
- composição da carga,
- vapor de retificação do catalisador gasto,
- pressões do regenerador e reator,
- atividade e propriedades do catalisador.

Há inúmeros trabalhos acadêmicos sobre controle preditivo multivariável em conversores de FCC. Abou-Jeyab & Gupta (1996) comparam o Simplified Predictive Control Algorithm: SMPC (Gupta, 1993), adaptado ao algoritmo de PL para a inclusão das restrições nas variáveis manipuladas, e o DMC com duas abordagens para o tratamento das restrições nas variáveis manipuladas. São simulados problemas servo e regulatório, com duas variáveis controladas (temperatura do regenerador e concentração de O_2 nos gases de combustão) e quatro manipuladas (vazões da carga, ar e catalisador regenerado e temperatura da carga). Ali & Elnashaie (1997) descrevem a implementação simulada, num conversor de FCC, de um controlador preditivo multivariável que utiliza um modelo não linear para a predição das variáveis controladas (NLMPCC) e um estimador de estado para melhorar o desempenho do controlador em face das perturbações não medidas e erros no modelo do processo. Os autores utilizam o algoritmo desenvolvido por Ali & Zafiriou (1993) e introduzem uma modificação no estimador de estado do mesmo. As simulações são efetuadas

comparando o NLMPC com controladores PI no ponto ótimo de máximo rendimento de gasolina, determinado por um otimizador “off-line”, o qual é instável em malha aberta. São analisados problemas servo e regulatório e a influência das imprecisões nos parâmetros do modelo não linear do processo no desempenho do controlador.

McFarlane et al. (1993) apresentam um modelo dinâmico baseado no antigo conversor Modelo IV da Exxon, no qual a combustão é total e o fluxo de catalisador regenerado é manipulado somente pela diferença de pressão entre o regenerador e o reator, pois a conexão entre estes equipamentos é efetuada através de dois tubos em forma de U: um para o transporte do catalisador gasto e outro para o regenerado. Somente são fornecidos rendimentos para gases (C_6) e coque. O modelo, embora não forneça uma descrição pormenorizada das cinéticas de craqueamento e combustão, é suficientemente complexo para captar as não linearidades e interações do conversor e incluir a totalidade das restrições operacionais e dos equipamentos. O mesmo foi desenvolvido para ser utilizado como simulador rigoroso para desenvolvimento de novos métodos de identificação, controle e otimização em tempo real. Adicionalmente, com seus objetivos operacionais e restrições operacionais, o modelo dinâmico foi proposto como um problema desafiador para a comunidade de controle de processo. Os autores demonstram as características do modelo através de testes simulando perturbações externas e alterações em alguns “setpoints” dos controladores PI.

Chitnis & Corripio (1998) utilizam esse modelo, com a inclusão do rendimento de gasolina, para encontrar uma solução para o problema proposto, acima referido, por intermédio de um otimizador em tempo real no estado estacionário. Este algoritmo minimiza, através da abordagem dos mínimos quadrados, uma função objetivo composta por três termos: restrições lineares no processo, supressão nos movimentos das variáveis manipuladas e uma função custo não linear. O modelo estacionário linear do processo e os parâmetros para a função custo são obtidos através de testes em degrau no modelo dinâmico. O otimizador é executado com o processo no estado estacionário e a solução ótima consiste em “setpoints” do controle regulatório: vazão da carga e temperatura e pressão do reator. São

efetuadas simulações com a operação normal do conversor e introduzindo perturbações na temperatura do ar e no fator de formação de coque da carga.

Ellis et al. (1998) também trabalham no mesmo problema, alterando o modelo dinâmico do conversor para incluir os rendimentos dos produtos e a inferência da octanagem da gasolina. O modelo matemático do processo para a otimização no estado estacionário consiste de equações de balanços de massa e energia no reator e regenerador, correlações para rendimentos e inferências das propriedades dos produtos e modelos das várias restrições do processo. Na função objetivo do otimizador está também incluída a maximização da octanagem da gasolina. Alguns parâmetros do modelo do processo são atualizados “on-line”: fatores de formação de coque e gasolina da carga e calor de craqueamento. Os casos de ajuste de parâmetros e otimização são resolvidos através de um algoritmo SQP. As variáveis de decisão do otimizador são: temperaturas do reator e regenerador, concentração de O_2 nos gases de combustão e vazão de carga; as quais são “setpoints” de algumas variáveis do controlador multivariável não linear GMC: Generic Model Control (Lee & Sullivan, 1988). As simulações efetuadas comparam os resultados da função objetivo com a atualização “on-line” dos parâmetros e na sua ausência, para o caso em que ocorre uma perturbação no fator de formação de coque da carga.

Moro et al. (1995) descrevem a implementação de um algoritmo multivariável baseado no DMC, com a camada de otimização linear, num conversor de FCC modelo Orthoflow F da Kellogg. O controlador multivariável manipula sete variáveis, entre as quais as vazões de gasóleo e resíduo para a carga da unidade, e mantém seis restrições dentro de seus limites operacionais. O principal objetivo econômico da camada de otimização consiste em maximizar o processamento de resíduo. Algoritmo similar de controle e otimização é implementado por Ramírez et al. (1997) na unidade de FCC da Refinería La Plata da YPF S. A., na Argentina. São instaladas três aplicações independentes: conversor/fracionadora principal, planta de gases e torre depropanizadora. Os principais ganhos econômicos consistem na elevação da carga processada e no aumento dos rendimentos dos produtos mais nobres. Jakhete et al. (1999) descrevem uma aplicação interessante numa unidade de craqueamento catalítico da refinaria de Toledo da Sunoco, em Ohio. Operacionalmente, a

unidade está dividida em dois subsistemas: conversor/fracionadora principal e planta de gases, cada um com seu SDCD e sua sala de controle. É implementado um controlador multivariável para cada subsistema, porém, devido às interações entre os mesmos, a camada de otimização linear é comum para todo o sistema.

A implementação industrial da estratégia de otimização em duas camadas utilizando um modelo estático rigoroso do processo, representada pela figura 2.2, é ilustrada por Rhemann et al. (1989) para a unidade de FCC da refinaria da OEMV, localizada na Áustria. A primeira camada do algoritmo é composta por quatro sistemas independentes: conversor, fracionadora principal, compressor e planta de gases. O conversor possui o controlador multivariável IDCOM (Richalet et al., 1978) e os demais sistemas são contemplados com controladores preditivos monovariáveis com restrições. O otimizador, através do modelo não linear global da unidade, de uma função objetivo econômico e das restrições incluídas nos referidos controladores, determina os “setpoints” ótimos para quatro variáveis manipuladas: vazões de gásóleo e reciclo na carga da unidade, temperaturas da carga e do reator. As variáveis incluídas, como restrições, no otimizador são: capacidades do compressor e soprador, vazões das cargas para as torres deetanizadora e depropanizadora, vazões dos produtos e temperatura do regenerador. Os benefícios obtidos da otimização/controle avançado consistem no incremento da carga da unidade, aumento nos rendimentos e qualidades dos produtos mais nobres e maior recuperação de energia.

McCormick et al. (1996) descrevem a implementação de um otimizador comercial em três camadas (figura 2.3) nas unidades de craqueamento e polimerização catalítica da refinaria St-Romuald da ULTRAMAR LTÉE, localizada em Québec. Estas duas unidades são integradas: o GLP é enviado para a unidade de polimerização para ser convertido em gasolina e os refeedores das torres de destilação desta unidade recuperam energia dos refluxos circulantes da fracionadora principal da UFCC. Embora haja oito controladores multivariáveis nas duas unidades, o otimizador é único, pois as restrições na carga e no fracionamento da unidade de polimerização podem limitar a carga ou conversão da UFCC. O otimizador utiliza um modelo rigoroso do processo (aproximadamente 29.000 variáveis e 27.000 equações)

com atualização de seus parâmetros “on-line”. O otimizador é executado com a unidade no estado estacionário e os “setpoints” de 61 variáveis manipuladas são atualizados de 15 a 30 vezes por dia. Seus ganhos econômicos representam em torno de 3% da lucratividade do sistema.

Georgiou et al. (1999) narram a implementação da mesma estratégia de otimização no complexo FCC/Alky, integrado pelas unidades de craqueamento catalítico e alquilação da refinaria Joliet da Mobil Oil, localizada em Chicago. A modelagem do processo contém em torno de 150.000 equações/variáveis. O otimizador envia 40 “setpoints” para diversos controladores multivariáveis. As tecnologias de controle avançado e otimização foram adquiridas da empresa AspenTech, a qual está relacionada na tabela 2.1. Os resultados econômicos do otimizador indicam um tempo de retorno do investimento menor que seis meses.

Verne et al. (1999) descrevem a técnica de atualização dos coeficientes da função objetivo econômico da PL (equação 2.3), para a otimização em tempo real em três camadas de uma unidade de craqueamento catalítico de resíduos (URFCC) de uma refinaria da BP Oil, na Austrália. Os referidos coeficientes são calculados, a cada 5 minutos, através de degraus nas variáveis independentes do modelo rigoroso do processo.

Timmons et al. (1999) apresentam uma metodologia para diferenciar os ganhos econômicos obtidos pelo otimizador em tempo real daqueles do controle avançado. O método é ilustrado para uma unidade de craqueamento catalítico da CITGO, no Texas.

2.3 Conclusão

Existem várias estratégias de otimização da operação aplicadas a simulações ou plantas industriais, as quais podem ser caracterizadas em função dos seguintes aspectos:

- número de camadas hierárquicas ocupadas pelas estruturas de controle dinâmico e de otimização do estado estacionário: uma, duas ou três camadas,
- natureza do modelo dinâmico: linear ou não linear,
- natureza do modelo estacionário: linear, não linear simplificado ou não linear rigoroso,
- ciclo de otimização: tradicional ou modificado,
- valores ótimos determinados pelo otimizador: variáveis manipuladas, variáveis controladas, parâmetros econômicos ou uma combinação destes valores.

Encontram-se muitas aplicações industriais de otimização não linear da operação de unidades de FCC, sendo mais utilizada a estratégia em três camadas. Esta é estruturada de forma que a camada de otimização não linear possa ser executada numa frequência bem menor que as demais camadas. A preferência pela referida estratégia pode ser justificada pela complexidade do modelo de processo utilizado na maioria das aplicações industriais, o qual conduz a um tempo de processamento elevado para a obtenção da solução ótima.

Além deste trabalho, não foram encontradas na literatura implementações industriais de um algoritmo não linear que integre a otimização da operação com o controle dinâmico conforme a ilustração da figura 2.4.

CAPÍTULO 3

DEFINIÇÃO DO PROBLEMA DE CONTROLE E OTIMIZAÇÃO

3.1 Descrição do processo

A figura 3.1 é um esquema da unidade de craqueamento catalítico da refinaria Henrique Lage ou do Vale do Paraíba (REVAP). A mesma é constituída pelo conversor, fracionadora principal, dois compressores de gases operando em paralelo, absorvedoras primária e secundária, retificadora e debutanizadora. A unidade converte hidrocarbonetos de pesos moleculares elevados em basicamente gasolina e gás liquefeito, os quais são os derivados do petróleo de maior valor econômico.

Os hidrocarbonetos, gerados no conversor pelas reações de craqueamento catalítico, são conduzidos para a fracionadora principal e separados em quatro correntes:

- Gás: constituído de hidrogênio, metano, eteno, etano e frações mais pesadas, as quais são recuperadas nas absorvedoras.
- Nafta instabilizada: formada pela nafta craqueada, gás liquefeito do petróleo (GLP) e frações mais leves, as quais são transferidas, na retificadora, para a corrente de gás. A nafta é maximizada, tendo como restrição a sua temperatura final de destilação ASTM que é uma propriedade inferida.
- LCO ou óleo leve de reciclo (“Light Cycle Oil”): é uma corrente de hidrocarbonetos que destilam na faixa de temperatura do óleo diesel. Parte da mesma, após hidrotratada, é adicionada ao “pool” de diesel, o restante é utilizado como diluente para ajuste de viscosidade de óleo combustível.
- OD (óleo decantado) ou OCC (óleo combustível de craqueamento): é constituído pelos hidrocarbonetos mais pesados que o LCO. É utilizado normalmente como óleo combustível, possuindo desta forma baixo valor econômico.

Figura 3.1 Esquema da unidade de FCC da REVAP

A fracionadora principal interage energeticamente com os demais sistemas. O óleo combustível de craqueamento (OCC) pré-aquece a carga da unidade e gera vapor de média pressão. O óleo pesado de reciclo (OPR) fornece energia para o refeedor da debutanizadora e é também utilizado para o pré-aquecimento da carga, e o refluxo da nafta pesada fornece energia para a retificadora. O fracionamento dos produtos é obtido por intermédio dos refluxos de topo e laterais. No fundo da torre há um distribuidor de vapor de retificação para remover os leves do OCC e ocasionar uma turbulência na região, impedindo desta forma a deposição de catalisador arrastado.

O sistema de absorção/retificação é constituído pelas absorvedoras primária e secundária e pela retificadora. Nesta última, os componentes leves, principalmente eteno e etano, são retirados da nafta instabilizada e integrados ao gás da descarga dos compressores.

As frações pesadas da corrente gasosa, de elevado valor econômico, são absorvidas inicialmente pela nafta instabilizada e posteriormente pelo refluxo da nafta pesada. O produto gasoso da saída da absorvedora secundária contém apenas pequenas quantidades de hidrocarbonetos mais pesados que o etano (C_3^+) e, após tratado, é utilizado como combustível na própria refinaria.

A nafta retificada é direcionada à debutanizadora ou estabilizadora de nafta. No topo desta torre é produzido o GLP e no fundo é obtida a nafta craqueada. O GLP, constituído de propano, propeno, butanos e butenos, é utilizado como combustível doméstico. A nafta craqueada, formada por uma mistura complexa de hidrocarbonetos de 4 a 12 átomos de carbono, é enviada para o “pool” de gasolina. Na estabilizadora, são controladas duas propriedades inferidas: o intemperismo do GLP e a PVR (Pressão de Vapor Reid) da nafta craqueada. O intemperismo é definido como a temperatura na qual 95% (em volume) do produto é volatilizado, à pressão atmosférica. Esta propriedade tem por objetivo controlar o teor de hidrocarbonetos com mais de 4 átomos de carbono (C_5^+) no GLP. A PVR é aproximadamente a pressão de vapor de uma corrente líquida de hidrocarbonetos a 100°F e indica as características de volatilidade do produto.

O conversor, modelo F da Kellog, é ilustrado pela figura 3.2. A unidade é alimentada por duas correntes: gasóleo, proveniente de tanque, e óleo desasfaltado, o qual vem diretamente da unidade de desasfaltação a propano e contém um alto teor de hidrocarbonetos pesados. Estas correntes se juntam e a mistura, após aquecida no forno, é enviada para o riser, o qual é um tubo onde ocorrem as reações de craqueamento.

No riser, devido ao contato com o catalisador quente, a carga é rapidamente vaporizada e iniciam-se as reações de craqueamento, as quais continuam ao longo do riser, onde o tempo de residência é de poucos segundos após a mistura da carga e catalisador. Os produtos da reação e o catalisador deixam o riser e entram num vaso de separação conhecido como reator. Nesta secção, o catalisador é separado da fase gasosa que contém os hidrocarbonetos. Estes, após passar por um conjunto de ciclones, onde ocorre a retenção das partículas de catalisador arrastadas, são conduzidos para a fracionadora principal.

Figura 3.2 Esquema do conversor KELLOG modelo F

Durante as reações de craqueamento ocorre a deposição de coque na superfície do catalisador, reduzindo drasticamente a sua atividade. A geração de energia para as reações endotérmicas de craqueamento e a reativação do catalisador são efetuadas, pela combustão do coque depositado no mesmo, no equipamento denominado regenerador, o qual é dividido em duas partes principais denominadas 1º e 2º estágios de regeneração. Cada um dos estágios é composto por uma fase densa formada por um leito fluidizado de catalisador e, sobre a mesma, uma fase diluída composta pelos gases de combustão e catalisador arrastado da fase densa. Sobre as fases diluídas do 1º e 2º estágios é formada a fase diluída geral. Como a combustão é parcial, os gases de combustão desta região são direcionados para a caldeira de CO, onde pela conversão total do CO em CO₂, ocorre geração de vapor de alta pressão.

O catalisador gasto, antes de ser conduzido ao regenerador, é mantido fluidizado no fundo do reator através da injeção de vapor de retificação, o qual remove os hidrocarbonetos

adsorvidos no catalisador. Através de um controlador de nível, o catalisador gasto é depositado na fase densa do 1º estágio, onde se inicia o processo de combustão. Posteriormente, o mesmo transborda sobre um vertedouro para o 2º estágio, no qual é concluído o processo de regeneração. O ar necessário para o processo de queima do coque é fornecido pelo soprador, sendo constante a relação entre as vazões para os dois estágios de regeneração.

As principais malhas do controle regulatório do conversor são:

- Vazão de ar e temperatura do riser: para a realização dos balanços energético e de carbono. Estes consistem na combustão de todo o coque gerado e na absorção desse calor pelas reações endotérmicas.
- Pressão da sucção dos compressores e diferencial de pressão entre o regenerador e o reator: atuam no balanço das pressões do sistema, determinando as vazões máximas de catalisador regenerado e ar.

3.2 Modelo estático não linear do conversor

A otimização faz uso de um modelo estático não linear do conversor, baseado na versão estática do modelo dinâmico do conversor Kellog Orthoflow F proposto por Moro & Odloak (1995). O mesmo contempla balanços de massa e energia no reator e regenerador, envolvendo as cinéticas das reações de craqueamento e formação de coque e correlações empíricas. O modelo, descrito no formato de equações abertas no apêndice A, é composto por:

- riser: balanço de energia (equações A.1 a A.7), coque catalítico (equações A.8 e A.9) e coque total (equação A.10),
- reator: balanço de energia (equação A.11),
- 1º estágio do regenerador: balanço de coque (equações A.12 a A.15),
- fase densa do 1º estágio do regenerador: balanço de energia (equações A.16 a A.30) e oxigênio (equações A.31 e A.32),
- fase diluída do 1º estágio do regenerador: balanço de energia (equações A.33 a A.35) e oxigênio (equação A.36),

- 2º estágio do regenerador: balanço de coque (equações A.37 e A.38),
- fase densa do 2º estágio do regenerador: balanço de energia (equações A.39 a A.51) e oxigênio (equações A.52 e A.53),
- fase diluída do 2º estágio do regenerador: balanço de energia (equações A.54 a A.56) e oxigênio (equação A.57),
- fase diluída geral do regenerador: balanço de energia (equações A.58 a A.64) e oxigênio (equação A.65).

3.3 Correlações para rendimentos de produtos

São consideradas as correlações utilizadas pela Petrobras para a determinação dos rendimentos dos principais produtos da unidade de craqueamento: GLP, gasolina, LCO e OD.

a) Rendimento de GLP

$$GLPV - F_1 (1 - F_2) = 0 \quad (3.1)$$

onde GLPV é o rendimento volumétrico do gás liquefeito do petróleo em relação à carga da unidade. F_1 e F_2 são variáveis auxiliares calculadas como:

$$\begin{aligned} F_1 + 27.198427 - 7.128543 \ln FSF - 0.555905 CONV V + \\ 2.56093 \times 10^{-7} CONV V^4 + 9.963736 \times 10^{-8} FSF^4 - \\ 0.008509 CONV V \times FSF = 0 \end{aligned} \quad (3.2)$$

$$\begin{aligned} F_2 + 0.5972 - 0.015746 FSF - \frac{14.107127}{FSF} + 1.16 \times 10^{-4} FSF^2 + \\ 3.3024438 \times 10^{-6} \left(\frac{CONV V \times T_{rx}}{FSF} \right)^2 - 0.00279 \frac{CONV V \times T_{rx}}{FSF} = 0 \end{aligned} \quad (3.3)$$

onde T_{rx} é a temperatura da saída do riser. O fator de caracterização da carga (FSF) e a conversão volumétrica da carga nos produtos: gás, GLP, gasolina e coque (CONV V) são

fornecidos, respectivamente, pelas equações (3.4) e (3.5).

$$\text{FSF} - \frac{75 - 0.065 \text{ PEMVF}_{\text{tf}} - 0.9 \text{ S}_{\text{tf}} + 0.6 \text{ PA}_{\text{tf}} - 0.26 \frac{\text{PA}_{\text{tf}}}{\text{D60}_{\text{tf}}}}{1 + 0.0000808 \text{ TNB}_{\text{tf}}} = 0 \quad (3.4)$$

sendo PEMVF_{tf} , S_{tf} , PA_{tf} , D60_{tf} e TNB_{tf} respectivamente, as propriedades da carga: ponto de ebulição médio volumétrico, teor de enxofre, ponto de anilina, densidade 60/60°F e teor de nitrogênio básico.

$$\begin{aligned} & \text{CONVV} + 0.019164 \text{ FSF} (1 + 0.021289919 \text{ SEV}) + \\ & \frac{64.866937}{\text{FSF}} (1 + 0.01248132 \text{ SEV}) - 1.14585 \text{ SEV} + \\ & 0.000997 \text{ SEV}^2 - 3.32486 \times 10^{-6} \text{ SEV}^3 = 0 \end{aligned} \quad (3.5)$$

A severidade (SEV) é calculada através das correlações:

$$\text{SEV} - \frac{100 \text{ A}_{\text{est}}}{1 + \text{A}_{\text{est}}} = 0 \quad (3.6)$$

$$\text{A}_{\text{est}} - \frac{2.5 \times 10^5 \text{ catoil}_{\text{est}}^{0.65}}{\text{R}_{\text{tf}}^{0.35}} e^{\frac{-E_{\text{cr}}}{\text{RGAS}(\text{T}_{\text{rx}} + 273.15)}} = 0 \quad (3.7)$$

sendo a estimativa da relação entre as vazões mássicas de catalisador regenerado e carga ($\text{catoil}_{\text{est}}$), também conhecida como relação catalisador/óleo, fornecida por:

$$\text{catoil}_{\text{est}} - 2.761 \frac{(\text{T}_{\text{rx}} - \text{T}_{\text{fp}})}{(\text{T}_{\text{rg2}} - \text{T}_{\text{rx}})} - 1.805 = 0 \quad (3.8)$$

onde T_{fp} e T_{rg2} são, respectivamente, as temperaturas da carga e da fase densa do 2º estágio do regenerador.

b) Rendimento de gasolina

$$\text{GLNV} - \text{F}_1 \text{ F}_2 = 0 \quad (3.9)$$

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

c) Rendimentos de LCO e OD

$$\text{ODV} - \frac{\text{D60}_{\text{tf}} (100 - \text{SEV})}{(\text{D60}_{\text{OD}} - \text{D60}_{\text{LCO}})} - \text{D60}_{\text{LCO}} (100 - \text{SEV}) = 0 \quad (3.10)$$

$$\text{LCOV} - 100 + \text{CONVV} + \text{ODV} = 0 \quad (3.11)$$

onde LCOV e ODV são os rendimentos volumétricos, respectivamente, do óleo leve de reciclo e óleo decantado em relação à carga da unidade. As densidades (D60_{LCO} e D60_{OD}) são calculadas pelas equações:

$$\begin{aligned} \text{D60}_{\text{LCO}} - 141.5 [134.3288 + \text{API}_{\text{tf}} - 3.424132 \times 10^{-6} \text{FSF}^3 + \\ 3.5 (0.001679 \text{CONVV}^2 - 2.0 \times 10^{-5} \text{CONVV}^3 - \\ 6.820585 \times 10^{-8} (\text{FSF} \times \text{CONVV})^2]^{-1} = 0 \end{aligned} \quad (3.12)$$

onde API_{tf} é a densidade em °API da carga, fornecida por:

$$\text{API}_{\text{tf}} - \frac{141.5}{\text{D60}_{\text{tf}}} + 131.5 = 0 \quad (3.13)$$

$$\begin{aligned} \text{D60}_{\text{OD}} - 141.5 [66.9512 + 0.693431 \text{API}_{\text{tf}} + 1.8 (1.962553 \text{CONVV} - \\ 0.034062 \text{CONVV}^2 + 0.00017 \text{CONVV}^3)]^{-1} = 0 \end{aligned} \quad (3.14)$$

3.4 Função objetivo econômico

Uma vez disponíveis as correlações para os rendimentos dos produtos (GLPV, GLNV, LCOV, ODV: equações 3.1 a 3.14), a função objetivo econômico deve maximizar a combinação dos produtos de maior valor comercial. Desta forma, pode-se definir a função objetivo econômico (f_{eco}) como:

$$\min f_{\text{eco}} = -R_{\text{tr}} (\text{GLPV} \times \text{CH}_{\text{GLP}} + \text{GLNV} \times \text{CH}_{\text{GLN}} + \text{LCOV} \times \text{CH}_{\text{LCO}}) \quad (3.15)$$

onde CH_{GLP} , CH_{GLN} e CH_{LCO} são, respectivamente, as chaves digitais do GLP, gasolina e LCO, as quais assumem valores 1 (ligada: maximização do produto) ou 0 (desligada). Assim, os produtos a serem maximizados têm suas correspondentes chaves ajustadas, pela programação da produção, em valores unitários. Como normalmente deseja-se maximizar preferencialmente um dos produtos:

$$\text{CH}_{\text{GLP}} + \text{CH}_{\text{GLN}} + \text{CH}_{\text{LCO}} - 1 = 0 \quad (3.16)$$

A função objetivo econômico pode ainda ser definida como:

$$\min f_{\text{eco}} = -R_{\text{tr}} (\text{P}_{\text{GLP}} \times \text{GLPV} + \text{P}_{\text{GLN}} \times \text{GLNV} + \text{P}_{\text{LCO}} \times \text{LCOV} + \text{P}_{\text{OD}} \times \text{ODV} - 100 \text{C}_{\text{Rtf}}) \quad (3.17)$$

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

3.5 Versão simplificada do problema de controle e otimização do conversor

As variáveis controladas e manipuladas da versão inicial do problema de controle e otimização são baseadas na versão original do controlador multivariável proposto para o conversor do FCC da refinaria Henrique Lage (Moro, 1992).

O problema na versão simplificada é o mesmo resolvido por Gouvêa (1997) através de um algoritmo em que são impostas trajetórias dinâmicas para as variáveis controladas.

3.5.1 Variáveis do problema de controle e otimização do conversor

A operação do conversor é complexa, devido à sua forte não linearidade e às

elevadas interações entre suas variáveis. Existem várias restrições que não podem ser violadas. O maior número de variáveis manipuladas em relação às restrições ativas gera graus de liberdade para otimizar o processo.

As variáveis do sistema de controle e otimização são classificadas como: independentes ou manipuladas, dependentes ou controladas dinamicamente e as referentes ao modelo estático cujos valores superiores e inferiores são limitados no estado estacionário.

O processo está representado na figura 3.2. Nem todas as variáveis ilustradas nessa figura fazem parte do problema simplificado que possui pouco mais que a metade das variáveis controladas e manipuladas representadas na figura 3.2. No caso simplificado não é processado óleo desasfaltado, desta forma a carga da unidade é constituída somente de gasóleo:

$$R_{tf} - R_{tfl} = 0 \quad (3.18)$$

3.5.1.1 Variáveis manipuladas

As variáveis independentes ou manipuladas do problema simplificado são:

u_1 - vazão total do ar para o regenerador ($R_{ai} = R_{a1} + R_{a2}$). A relação entre as vazões para os dois estágios de regeneração é mantida constante.

u_2 - abertura da válvula de catalisador regenerado (c_{TCV}). Outra alternativa consiste na manipulação do “setpoint” do controlador de temperatura da saída do riser, porém esta configuração, na condição de combustão parcial do regenerador, pode tornar o sistema instável em malha aberta (mantida fixa a vazão de ar). A combustão do coque a CO_2 gera três vezes mais energia e consome o dobro de ar em relação à combustão do mesmo a CO . Assim, em situações em que é gerada menor quantidade de coque e mantida fixa a quantidade de ar, a relação CO_2/CO nos gases de combustão e a temperatura do regenerador elevam-se em virtude da maior taxa de reação do CO para CO_2 . Na configuração em que a abertura da válvula de catalisador regenerado seja mantida fixa (controlador de temperatura da saída do riser no modo manual) o regenerador é estabilizado numa temperatura mais elevada. Para a

situação em que o controlador de temperatura da saída do riser esteja em malha fechada, o aumento da temperatura do regenerador pode reduzir a circulação de catalisador regenerado, retirando menos energia do regenerador e gerando ainda menor quantidade de coque. Desta forma a temperatura do regenerador é novamente incrementada, tornando-se uma variável integradora. Nesta situação é imprescindível a intervenção do operador para não danificar o material dos ciclones.

u_3 - vazão da carga (R_{tf}). A função objetivo econômico geralmente maximiza esta variável, pois a mesma está diretamente relacionada com a lucratividade da unidade.

u_4 - temperatura da carga (T_p). Esta variável está relacionada com a relação entre as vazões de catalisador regenerado e de carga (equação 3.8) que por sua vez tem influência na severidade das reações de craqueamento (equação 3.6).

3.5.1.2 Variáveis controladas dinamicamente

As variáveis controladas dinamicamente são também denominadas de restrições, pois são mantidas dentro de limites superiores e inferiores. As mesmas são:

y_1 - temperatura da fase densa do 1º estágio do regenerador (T_{rg1}),

y_2 - temperatura da fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}),

y_3 - severidade das reações de craqueamento (SEV),

y_4 - temperatura da saída do riser ou da reação (T_{rx}).

As temperaturas das fases densas dos 1º e 2º estágios do regenerador devem ser mantidas dentro de limites para estabilizar o sistema de combustão. Os limites superiores destas temperaturas estão relacionados com o limite metalúrgico dos ciclones, desativação do catalisador e com o decréscimo da relação catalisador/óleo, a qual tem o efeito indesejável de reduzir a conversão das reações de craqueamento. Os limites inferiores estão associados ao aumento da concentração de coque no catalisador regenerado, cujo efeito na conversão tem o mesmo sentido que o decréscimo da relação catalisador/óleo, e com a máxima abertura da válvula de catalisador regenerado, a qual pode limitar a carga da unidade.

A severidade das reações de craqueamento, fornecida pelas equações (3.6) e (3.7), é uma estimativa da conversão. Para uma dada vazão de carga, a mesma aumenta com os acréscimos da temperatura de saída do riser e da relação catalisador/óleo. Esta, mantida fixa a temperatura da reação, aumenta com o decréscimo da temperatura do regenerador e/ou da carga.

A temperatura de saída do riser deve ser controlada para estabilizar as reações de craqueamento. É a variável mais importante para o ajuste da conversão. Está diretamente relacionada com a produção de coque e gases. Geralmente a mesma é maximizada, tendo como restrição a capacidade do sistema de compressão de gases.

3.5.1.3 Variáveis do modelo estático

Além das variáveis manipuladas e das controladas dinamicamente, o modelo estacionário do processo contém uma série de outras variáveis relacionadas com o modelo rigoroso da unidade no estado estacionário. Estas fazem parte das variáveis de decisão do otimizador e são limitadas por motivos operacionais ou numéricos (por exemplo, as concentrações não podem ser negativas). As variáveis de decisão são:

- rendimento volumétrico do GLP em relação à carga da unidade (GLPV),
- severidade das reações de craqueamento (SEV),
- coque catalítico (c_{cat}),
- concentração de coque no catalisador do 1º estágio do regenerador (c_{rc1}),
- concentração de coque no catalisador do 2º estágio do regenerador (c_{rc2}),
- concentração de coque no catalisador da saída do riser (c_{sc}),
- concentração de oxigênio na fase densa do 1º estágio do regenerador (O_{fg1}),
- concentração de oxigênio na fase densa do 2º estágio do regenerador (O_{fg2}),
- concentração de oxigênio na fase diluída do 1º estágio do regenerador (O_{d1}),
- concentração de oxigênio na fase diluída do 2º estágio do regenerador (O_{d2}),
- concentração de oxigênio na fase diluída geral do regenerador (O_{dig}),
- temperatura de saída do riser ou da reação (T_{rx}),

- temperatura da fase densa do 1º estágio do regenerador (T_{rg1}),
- temperatura da fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}),
- temperatura da fase diluída do 1º estágio do regenerador (T_{d1}),
- temperatura da fase diluída do 2º estágio do regenerador (T_{d2}),
- temperatura da fase diluída geral do regenerador (T_{dig}),
- vazão total do ar para o regenerador (R_{ai}),
- abertura da válvula de catalisador regenerado (c_{TCV}),
- vazão da carga (R_{tf}),
- temperatura da carga (T_{fp}).

3.5.2 Modelo dinâmico linear do conversor

São modelos tipo ARX (Ljung, 1987) ou de convolução, os aplicados na quase totalidade dos controladores preditivos multivariáveis utilizados nas indústrias. São obtidos através de testes em degrau efetuados na planta. Nas simulações apresentadas neste trabalho, os modelos foram obtidos através de testes em degrau no modelo dinâmico do conversor do FCC utilizado para simular a unidade (Moro & Odloak, 1995). O modelo linear é utilizado no controlador preditivo para:

- a) Predição das variáveis controladas em função das variações nas variáveis manipuladas e perturbações.
- b) Determinação das ações de controle para conduzir as variáveis controladas aos seus valores desejados.

A figura 3.3 ilustra as respostas das variáveis controladas ao degrau unitário em cada variável manipulada. A temperatura da fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}) foi omitida da referida figura, pois seu comportamento é semelhante ao da temperatura da fase densa do 1º estágio (T_{rg1}). Cada curva corresponde à resposta média do modelo dinâmico do conversor aos degraus de $\pm 2\%$ em cada manipulada, mantendo as demais constantes.

Devido à acentuada interação entre o regenerador e o reator, os modelos lineares

ilustrados na figura 3.3 apresentam características de sistemas de segunda ordem subamortecidos. A severidade das reações de craqueamento (SEV) é fortemente influenciada pela temperatura da reação (T_{rx}), desta forma as curvas destas duas variáveis são similares, embora com graus de subamortecimento bastante distintos. São efetuados alguns comentários sobre os modelos:

a) Vazão total de ar para o regenerador. Na operação do regenerador em combustão parcial, a adição de ar no regenerador aumenta a temperatura do mesmo (T_{rg1}), pois ocorre liberação adicional de energia pela maior conversão do CO em CO_2 . A vazão de catalisador regenerado não é alterada, pois a abertura de sua válvula está fixa. Assim, o catalisador mais quente fornece maior quantidade de energia no riser, elevando a temperatura de saída do mesmo (T_{rx}).

Figura 3.3 Respostas ao degrau unitário

b) Abertura da válvula de catalisador regenerado. Mantida constante a carga da

unidade, a circulação de maior quantidade de catalisador aumenta a relação catalisador/óleo, introduzindo maior quantidade de energia no riser e elevando a sua temperatura (T_{rx}). Como uma maior quantidade de coque é formada e a vazão total de ar é mantida fixa, as reações de carbono a CO competem com as de CO a CO_2 , reduzindo assim a relação CO_2/CO nos gases de combustão e, em consequência, a temperatura do regenerador (T_{rg1}).

c) Vazão da carga. O degrau na vazão de carga reduz a relação catalisador/óleo e poder-se-ia supor que as respostas das variáveis controladas seriam opostas ao degrau na abertura da válvula de catalisador regenerado. Porém, a temperatura do regenerador (T_{rg1}) não segue esse comportamento, pois o efeito da redução do coque gerado é sobreposto pelo da redução da temperatura do catalisador gasto.

d) Temperatura da carga. O degrau na temperatura da carga, mantidas as demais manipuladas constantes, introduz mais energia no sistema, incrementando todas as temperaturas do mesmo.

3.5.3 Propriedades da carga

As propriedades da carga são utilizadas diretamente no modelo rigoroso do estado estacionário do conversor, tanto nos balanços de massa e energia como nos rendimentos dos produtos. Para alguns parâmetros, como as constantes de reação de craqueamento (k_{cr}) e de formação de coque (k_{cc}), não há correlações disponíveis com as propriedades da carga; assim, as alterações dos mesmos devem ser efetuadas, “off-line”, através de ajustes de parâmetros do modelo por intermédio das variáveis de processo obtidas da planta.

A carga é caracterizada através das seguintes propriedades: densidades 20/4 °C e 60/60 °F, ponto de anilina, teor de nitrogênio básico, teor de enxofre e ponto de ebulição médio volumétrico. A tabela 3.1 apresenta valores típicos para as propriedades do gasóleo, o qual é a carga da UFCC.

Tabela 3.1 Propriedades típicas do gasóleo

propriedade	símbolo	unidade	valor
Densidade 20/4 °C	D20		0.93
Densidade 60/60 °F	D60		0.94
Ponto de anilina	PA	°F	210
Teor de enxofre	S	% massa	0.3
Teor de nitrogênio básico	TNB	ppm	900
Ponto de ebulição	PEMVF	°F	850

3.5.4 Restrições do processo

As restrições do processo consistem em:

a) Limites inferiores e superiores das variáveis:

- controladas dinamicamente,
- manipuladas,
- determinadas pelo modelo estático e controladas no estado estacionário.

Para uma variável genérica x_i , tem-se:

$$x_i^{\inf} \leq x_i \leq x_i^{\sup} \quad (3.19)$$

onde $x_i^{\inf}$ e $x_i^{\sup}$ correspondem, respectivamente, aos limites inferior e superior da variável x_i .

Na tabela 3.2 são apresentadas as variáveis estáticas do otimizador, seus valores iniciais e limites operacionais considerados para as simulações efetuadas.

b) Limites máximos nos movimentos das ações de controle.

Para uma variável manipulada genérica u_i , tem-se:

$$-\Delta u_i^{\max} \leq \Delta u_i \leq \Delta u_i^{\max} \quad (3.20)$$

onde Δu_i e $\Delta u_i^{\max}$ correspondem, respectivamente, ao incremento e à máxima variação absoluta da ação de controle da manipulada i .

c) Restrições do modelo estacionário (equações A.1 a A.65 do apêndice A).

Tabela 3.2 Limites e valores iniciais das variáveis: versão simplificada

variável	unidade	limite inferior	valor inicial	limite superior
GLPV	% volume	10	19	40
SEV		70	77.5	90
c_{cat}	% massa	0	0.89	1.5
c_{rc1}	% massa	0	0.39	1.0
c_{rc2}	% massa	0	0.24	0.8
c_{sc}	% massa	0	1.13	2.5
O_{fg1}	%mol	0	0.28	0.6
O_{fg2}	%mol	0	0.24	0.7
O_{d1}	%mol	0	0.20	0.6
O_{d2}	%mol	0	0.15	0.6
O_{dig}	%mol	0	0.12	0.45
T_{rx}	°C	530	542	545
T_{rg1}	°C	660	670	680
T_{rg2}	°C	690	701	720
T_{d1}	°C	640	682	720
T_{d2}	°C	640	704	720
T_{dig}	°C	640	698	730
R_{ai}	kNm ³ /h	210	221	240
c_{TCV}	%	45	84	95
R_{tf}	m ³ /d	9700	9700	9750
T_{fp}	°C	220	235	255

3.6 Versão implementada do problema de controle e otimização do conversor

As variáveis controladas e manipuladas da versão implementada do problema de controle e otimização são as do atual controlador multivariável do conversor, baseado na versão original (Moro, 1992) implementada em 1993 e atualizada ao longo dos últimos anos.

3.6.1 Variáveis do problema de controle e otimização do conversor

As variáveis controladas dinamicamente e as manipuladas estão ilustradas na figura 3.2. Em relação à versão original, são adicionadas três manipuladas, eliminadas e acrescentadas, respectivamente, duas e quatro controladas. A carga da unidade corresponde à soma das vazões de óleo desasfaltado e gasóleo:

$$R_{tf} - R_{tf1} - R_{tf2} = 0 \quad (3.21)$$

3.6.1.1 Variáveis manipuladas

A relação entre a vazão de ar para o 1º estágio do regenerador e vazão de ar total não é utilizada como variável manipulada em virtude da reduzida sensibilidade do conversor em relação à mesma.

As variáveis independentes ou manipuladas são:

u_1 - vazão total do ar para o regenerador ($R_{ai} = R_{a1} + R_{a2}$).

u_2 - abertura da válvula de catalisador regenerado (c_{TCV}).

u_3 - vazão da carga de gasóleo (R_{tf1}).

u_4 - temperatura da carga (T_{fp}).

u_5 - vazão da carga de óleo desasfaltado (R_{tf2}). Esta carga é constituída de resíduo de baixo valor comercial, portanto a mesma é maximizada em preferência ao gasóleo.

u_6 - diferencial de pressão regenerador-reator (DP_{rr}). O conversor é bastante sensível à manipulação desta variável. Para as temperaturas do reator e regenerador e severidade das

reações de craqueamento, esta variável manipulada tem efeito similar ao da abertura da válvula de catalisador regenerado. O DP_{tr} é importante para atender às restrições de mínimo diferencial de pressão na válvula de catalisador regenerado (DP_{TCV}) e da capacidade do soprador, medida pela saída do controlador de pressão da descarga do mesmo (C_{PCV2}).

u_7 - pressão da fracionadora (P_f). É utilizada principalmente para atender à restrição de máxima capacidade do sistema de compressão de gases, medida pela saída do controlador de pressão da sucção do mesmo (C_{PCV1}). Esta variável e a saída do controlador de pressão da descarga do soprador (C_{PCV2}) têm comportamentos opostos em relação à P_f : um alívio para uma das restrições corresponde a uma maior aproximação à restrição para a outra variável.

Os comentários sobre as quatro primeiras manipuladas estão no item 3.5.1.1, pois essas variáveis constituem as manipuladas da versão simplificada do problema de controle e otimização.

3.6.1.2 Variáveis controladas dinamicamente

Na versão implementada, as variáveis controladas dinamicamente são:

- y_1 - temperatura da fase diluída do 2º estágio do regenerador (T_{d2}),
- y_2 - temperatura da fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}),
- y_3 - diferencial de pressão na válvula de catalisador regenerado (DP_{TCV}),
- y_4 - temperatura da saída do riser ou da reação (T_{rx}),
- y_5 - saída do controlador de pressão da fracionadora (C_{PCV1}),
- y_6 - saída do controlador de pressão da descarga do soprador (C_{PCV2}).

Comparando as variáveis controladas dinamicamente da versão simplificada (item 3.5.1.2) com a implementada, verifica-se, nesta versão, a eliminação da temperatura da fase densa do 1º estágio do regenerador (T_{rg1}) e da severidade (SEV): esta devido ao seu comportamento similar ao da temperatura da saída do riser (T_{rx}), aquela em virtude de sua semelhança com a T_{rg2} . Outras quatro variáveis foram acrescentadas: T_{d2} , DP_{TCV} , C_{PCV1} e

C_{PCV2} . A temperatura da fase diluída do 2º estágio do regenerador é utilizada para detectar a ocorrência de queima atrasada (“afterburn”), na qual a combustão de elevada quantidade de CO a CO_2 , na fase diluída, eleva significativamente a temperatura nos ciclones. Um limite mínimo para o diferencial de pressão na válvula de catalisador regenerado (DP_{TCV}) tem a finalidade de evitar o risco de fluxo contrário do catalisador. Limites máximos para as saídas dos controladores da pressão da descarga do soprador (C_{PCV2}) e da pressão da fracionadora (C_{PCV1}) estão associados com a operabilidade dos respectivos controladores regulatórios.

3.6.1.3 Variáveis do modelo estático

As variáveis do modelo estático são as da versão simplificada (item 3.5.1.3), com exceção da severidade das reações de craqueamento (SEV) e incluindo:

- diferencial de pressão na válvula de catalisador regenerado (DP_{TCV}),
- saída do controlador de pressão da fracionadora (C_{PCV1}),
- saída do controlador de pressão da descarga do soprador (C_{PCV2}),
- vazão da carga de óleo desasfaltado (R_{f2}),
- diferencial de pressão regenerador-reator (DP_{rr}),
- pressão da fracionadora (P_f).

3.6.2 Modelo dinâmico linear do conversor

Os modelos dinâmicos foram obtidos da mesma forma que na versão simplificada do problema de otimização e controle (item 3.5.2).

Moro et al. (1995) apresentam as respostas ao degrau para um conversor com a mesma configuração do utilizado neste trabalho: combustão parcial e temperatura de saída do riser em malha aberta.

Uma análise detalhada do modelo dinâmico linear de um conversor, com combustão total e temperatura de saída do riser em malha fechada, é efetuada por Grosdidier et al. (1993).

3.6.3 Propriedades da carga combinada

A tabela 3.3 apresenta valores típicos para as propriedades das correntes de gasóleo e óleo desasfaltado, as quais compõem a carga do FCC.

As equações (3.22) e (3.23) determinam as propriedades da carga combinada que são aditivas, respectivamente, em base volumétrica (PBV = D20, D60 e PEMVF) e mássica (PBM = PA, TNB e S).

$$PBV_{tf} (R_{tf1} + R_{tf2}) - PBV_{tf1} \times R_{tf1} - PBV_{tf2} \times R_{tf2} = 0 \quad (3.22)$$

$$PBM_{tf} \times D20_{tf} (R_{tf1} + R_{tf2}) - PBM_{tf1} \times D20_{tf1} \times R_{tf1} - PBM_{tf2} \times D20_{tf2} \times R_{tf2} = 0 \quad (3.23)$$

onde as vazões estão em unidades volumétricas e os índices tf, tf1 e tf2 correspondem, respectivamente, às correntes de carga combinada, gásleo e óleo desasfaltado.

Tabela 3.3 Propriedades típicas das correntes que compõem a carga do FCC

propriedade	símbolo	unidade	gasóleo	óleo desasfaltado
Densidade 20/4 °C	D20		0.93	0.95
Densidade 60/60 °F	D60		0.94	0.96
Ponto de anilina	PA	°F	210	127
Teor de enxofre	S	% massa	0.3	1.8
Teor de nitrogênio básico	TNB	ppm	900	1727
Ponto de ebulição	PEMVF	°F	850	1067

3.6.4 Restrições do processo

Da mesma forma que na versão simplificada (item 3.5.4), as restrições do processo consistem em:

a) Limites inferiores e superiores das variáveis:

- equação (3.19).

Na tabela 3.4 são apresentadas as variáveis estáticas do otimizador, seus valores iniciais e limites operacionais considerados para as simulações efetuadas.

Tabela 3.4 Limites e valores iniciais das variáveis: versão implementada

variável	unidade	limite inferior	valor inicial	limite superior
GLPV	% vol.	10	30.6	40
c_{cat}	% massa	0	0.90	1.5
c_{rc1}	% massa	0	0.37	1.0
c_{rc2}	% massa	0	0.21	0.8
c_{sc}	% massa	0	1.11	2.5
O_{fg1}	%mol	0	0.29	0.6
O_{fg2}	%mol	0	0.25	0.7
O_{d1}	%mol	0	0.21	0.6
O_{d2}	%mol	0	0.16	0.6
O_{dig}	%mol	0	0.12	0.45
T_{rx}	°C	530	540.5	545
T_{rg1}	°C	665	669.4	680
T_{rg2}	°C	690	701.1	720
T_{d1}	°C	640	681.7	720
T_{d2}	°C	640	705.1	720
T_{dig}	°C	640	698.2	730
DP_{TCV}	kgf/cm ²	0.10	0.15	0.35
C_{PCV1}	%	0	74.8	95
C_{PCV2}	%	0	50.0	80
R_{ai}	kNm ³ /h	210	219.2	240
c_{TCV}	%	45	91.8	98
R_{tf1}	m ³ /d	6800	7500	7800
T_{fp}	°C	220	245.0	255
R_{tf2}	m ³ /d	2000	2500	2700
DP_{rr}	kgf/cm ²	0.60	0.67	0.70
P_f	kgf/cm ²	0.90	1.00	1.10

b) Limites máximos nos movimentos das ações de controle:

- equação (3.20).

c) Restrições do modelo estacionário:

- equações (A.1) a (A.65) do apêndice A,
- vazão da carga combinada: equação (3.21),
- propriedades da carga combinada: equações (3.22) e (3.23),
- pressões do reator (P_{ra}) e regenerador (P_{rg}):

$$P_{rg} - P_{ra} - DP_{rr} = 0 \quad (3.24)$$

- diferencial de pressão na válvula de catalisador regenerado (DP_{TCV}):

$$DP_{TCV} - DP_{rr} - P_{colrg} = 0 \quad (3.25)$$

onde P_{colrg} é pressão da coluna do leito sobre a válvula de catalisador regenerado.

- saídas dos controladores de pressão da fracionadora (C_{PCV1}) e descarga do soprador (C_{PCV2}), as quais são variáveis controladas dinamicamente e que não estão representadas no modelo estático não linear do conversor. É utilizado o modelo linear do processo:

$$x_s - x_{pf}(nT) - a_{dmc}(nT) (u_s - u_{at}) = 0 \quad (3.26)$$

onde o vetor x_s corresponde às variáveis no estado estacionário e $x_{pf}(nT)$ à predição linear das mesmas naquele instante, baseada nas ações de controle passadas e calculada através do algoritmo 4.1. Os parâmetros T , n e a_{dmc} , são, respectivamente, o período de amostragem, horizonte de estabilização do sistema e a matriz dos coeficientes do modelo linear. Os vetores u_s e u_{at} representam, respectivamente, as variáveis manipuladas no estado estacionário e no instante atual.

CAPÍTULO 4

OTIMIZAÇÃO INTEGRADA AO CONTROLE

Na estratégia de otimização ilustrada na figura 2.4, o problema de otimização não linear no estado estacionário é resolvido simultaneamente com o de controle preditivo multivariável.

4.1 Formulação matemática

O problema de otimização/controlado é definido como:

$$\min_{x_s, u_s, \Delta u(jT); j=1, \dots, nl} \sum_{i=1}^{nr} \|W_1(y_p(iT) - y_{sp})\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl} \|W_2 \Delta u(jT)\|_2^2 + W_3 f_{eco} \quad (4.1)$$

Sujeito às restrições:

$$h_p(x_s, u_s, d_s) = 0 \quad (4.2)$$

$$h_e(f_{eco}, x_s, u_s, d_s) = 0 \quad (4.3)$$

$$u_s^{\inf} \leq u_s \leq u_s^{\sup} \quad (4.4)$$

$$x_s^{\inf} \leq x_s \leq x_s^{\sup} \quad (4.5)$$

$$-\Delta u^{\max}(jT) \leq \Delta u(jT) \leq \Delta u^{\max}(jT); \quad j = 1, \dots, nl \quad (4.6)$$

$$u^{\inf}(jT) \leq u_{at} + \sum_{i=1}^j \Delta u(iT) \leq u^{\sup}(jT); \quad j = 1, \dots, nl - 1 \quad (4.7)$$

$$u_s = u_{at} + \sum_{j=1}^{nl} \Delta u(jT) \quad (4.8)$$

$$y_p(iT) = y_{pf}(iT) + \sum_{j=1}^{\min(nr, nl)} a_{dmc}((i-j+1)T) \Delta u(jT); i = 1, \dots, nr \quad (4.9)$$

onde:

- a_{dmc} = matriz dos coeficientes do modelo linear do processo
- d_s = vetor das perturbações no estado estacionário
- f_{eco} = função objetivo econômico
- h_e = restrições do modelo econômico (equações 3.1 a 3.17)
- h_p = restrições do modelo não linear do conversor (apêndice A)
- nl = horizonte de controle
- nr = horizonte de predição
- T = período de amostragem ou de execução do algoritmo
- u = vetor das variáveis manipuladas
- Δu = vetor das amplitudes das ações de controle
- u_{at} = vetor das variáveis manipuladas no instante atual
- u_s = vetor das variáveis manipuladas no estado estacionário
- W_1 = matriz diagonal dos pesos das variáveis controladas dinamicamente
- W_2 = matriz diagonal dos fatores de supressão das variáveis manipuladas
- W_3 = peso da parcela econômica na função objetivo
- x_s = vetor das variáveis do modelo não linear do conversor (não incluindo as variáveis manipuladas) no estado estacionário
- y_p = vetor da predição linear das variáveis controladas dinamicamente
- y_{pf} = vetor da predição linear das variáveis controladas dinamicamente, baseada somente nas ações de controle passadas
- y_{sp} = vetor dos “setpoints” das variáveis controladas dinamicamente

A função objetivo do problema (equação 4.1) é composta pelas parcelas do controle dinâmico e da otimização econômica. Os dois primeiros termos da equação são relativos,

respectivamente, à minimização dos erros preditos das variáveis controladas dinamicamente e à penalização dos movimentos das variáveis manipuladas. O terceiro termo da função objetivo corresponde à maximização da lucratividade da unidade no estado estacionário.

Na equação (4.2) estão as restrições de igualdade do modelo estático não linear ou rigoroso do conversor, as quais contemplam os balanços de massa e energia no reator e regenerador. As restrições (4.4) e (4.5) consistem nos limites inferiores e superiores das variáveis do referido modelo. Para facilitar a visualização da formulação do problema, a notação do estado estacionário das variáveis manipuladas (u_s) é distinta das demais (x_s).

A equação (4.3) representa o cálculo da função objetivo econômico (equação 3.15 ou 3.17), a qual depende das correlações (equações 3.1 a 3.14) para os rendimentos dos produtos da unidade de craqueamento catalítico.

As equações (4.6) e (4.7) representam as restrições do problema dinâmico: limites inferiores, superiores e dos movimentos das ações de controle. Os valores dinâmicos das variáveis manipuladas estão relacionados com seus respectivos estados estacionários através da equação (4.8).

A predição das variáveis controladas em instantes futuros (y_p) é obtida pela equação (4.9), a qual é formada por duas parcelas: a primeira, determinada pelo algoritmo 4.1, é função somente das ações de controle e perturbações passadas (y_{pf}) e a correspondente ao conjunto das ações futuras a serem calculadas pelo algoritmo de controle e otimização.

Algoritmo 4.1 Cálculo da predição y_{pf}

Como a predição y_{pf} depende somente das ações de controle implementadas, a mesma é atualizada antes da solução do problema de otimização/controle. Para cada instante de amostragem deve-se:

1. Adicionar em y_{pf} o efeito de $\Delta u(0)$, última ação de controle implementada, a fim de atualizar a predição das variáveis controladas efetuada no instante de amostragem anterior:

$$y_{pf}(iT) = y_{pf}(iT) + a_{dmc}(iT) \Delta u(0) ; i = 1, \dots, n$$

onde n é o horizonte do modelo, ou seja, o número de intervalos de amostragem requeridos

para que a saída do mesmo atinja o estado estacionário após uma variação na sua entrada.

2. Efetuar a correção através da retroalimentação do processo, adicionando ao modelo, para os instantes futuros, a diferença entre o valor medido da variável controlada y_{at} e a sua predição no período anterior de amostragem $y_{pf}(T)$:

$$y_{pf}(iT) = y_{pf}(iT) + (y_{at} - y_{pf}(T)) ; i = 2, \dots, n$$

3. Deslocar os valores preditos para atualizar a referência de tempo da amostragem anterior para a atual:

$$y_{pf}(iT) = y_{pf}((i+1)T) ; i = 1, \dots, n-1$$

Como a predição é feita até o estado estacionário, $y_{pf}(nT)$ já está na sua posição correta.

O controle dinâmico das variáveis é efetuado por faixas. Desta forma, a equação (4.1) é transformada na (4.10). Para o cálculo da predição das variáveis controladas, a equação (4.9) é substituída pela (4.11).

$$\min_{x_s, u_s, \Delta u(jT); j=1, \dots, nl} \sum_{i=1}^{nr} \|W_1(y_p(iT) - y_1)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl} \|W_2 \Delta u(jT)\|_2^2 + W_3 f_{eco} \quad (4.10)$$

$$y_p(iT) = y_{pf}(iT) + \sum_{j=1}^{\min(nr, nl)} a_*((i-j+1)T) \Delta u(jT) ; i = 1, \dots, nr \quad (4.11)$$

onde y e a_* são, respectivamente, os valores modificados dos “setpoints” das variáveis controladas e dos coeficientes do modelo linear, os quais são calculados pelo algoritmo 4.2.

Algoritmo 4.2: cálculo de y_1 e a_*

Os valores modificados dos “setpoints” das variáveis controladas (y_1) e dos coeficientes do modelo linear (a_*) são determinados da seguinte forma:

a) Para a predição da variável controlada maior que o seu limite superior (y^{sup}), o “setpoint” modificado (y_i) é igualado ao respectivo limite superior e os correspondentes coeficientes do modelo linear da variável não são alterados.

$$y_{\text{pf},c}(iT) \geq y_c^{\text{sup}} \begin{cases} y_{l,c} = y_c^{\text{sup}} \\ a_*(k) = a_{\text{dmc}}(k) \end{cases}$$

$$c = 1, \dots, nc; i = 1, \dots, nr; k = (i - j + 1)T; j = 1, \dots, nl; j \leq i$$

onde nc é o número de variáveis controladas e o índice c refere-se às posições da predição, do “setpoint” e do limite de uma determinada variável controlada nos seus respectivos vetores.

b) Para a predição da variável controlada dentro de seus limites operacionais (y^{inf} e y^{sup}), o “setpoint” modificado (y_i) acompanha a referida predição e os correspondentes coeficientes do modelo linear são anulados.

$$y_c^{\text{inf}} < y_{\text{pf},c}(iT) < y_c^{\text{sup}} \begin{cases} y_{l,c} = y_{\text{pf},c}(iT) \\ a_*(k) = 0. \end{cases}$$

$$c = 1, \dots, nc; i = 1, \dots, nr; k = (i - j + 1)T; j = 1, \dots, nl; j \leq i$$

c) Para a predição da variável controlada menor que o seu limite inferior (y^{inf}), o “setpoint” modificado (y_i) é igualado ao respectivo limite inferior e os correspondentes coeficientes do modelo linear da variável não são alterados.

$$y_{\text{pf},c}(iT) \leq y_c^{\text{inf}} \begin{cases} y_{l,c} = y_c^{\text{inf}} \\ a_*(k) = a_{\text{dmc}}(k) \end{cases}$$

$$c = 1, \dots, nc; i = 1, \dots, nr; k = (i - j + 1)T; j = 1, \dots, nl; j \leq i$$

4.2 Fluxograma do algoritmo

O fluxograma do algoritmo de otimização integrada ao controle está ilustrado na figura 4.1, cujas etapas são:

a) Inicialização. Consiste em fornecer valores iniciais para as variáveis do otimizador/controlador, os quais estão armazenados num arquivo. Também é efetuada a leitura dos parâmetros do algoritmo.

Figura 4.1 Fluxograma da otimização integrada ao controle

b) Leitura das variáveis. Nesta etapa são realizadas as leituras das variáveis de processo (controladas, manipuladas, perturbações e auxiliares) e efetuadas as validações e filtragem das mesmas e o tratamento da saturação das variáveis manipuladas. As variáveis são obtidas da base de dados do processo que é atualizada através do SDCD.

c) Predição das variáveis controladas baseada nas ações de controle passadas. A mesma é calculada através do modelo linear do processo (algoritmo 4.1) e é utilizada na função objetivo do algoritmo. A predição linear no estado estacionário pode ser usada para modelar variáveis controladas dinamicamente e ausentes do modelo não linear do processo

(por exemplo, abertura de válvula).

d) Otimização e controle. Para resolver o problema de otimização/controle é utilizado o método SQP (Successive Quadratic Programming). Na primeira vez que o programa é executado, as variáveis do otimizador são inicializadas através de um arquivo; nas demais execuções, os seus valores iniciais correspondem à solução ótima do instante anterior. Neste trabalho é usado o algoritmo SQP desenvolvido por Schittkowski (1985).

e) Escrita no SDCD. Os “setpoints” das variáveis manipuladas, após validados, são enviados aos controladores PID do SDCD.

4.3 Abordagem da otimização com modelos estáticos simplificado e rigoroso

A versão simplificada do problema de controle e otimização do conversor, descrita no item 3.5, é utilizada para a análise do desempenho do algoritmo em termos da complexidade do modelo de processo (Zanin et al., 1999a). Conforme relacionadas no item 3.5.1, as variáveis controladas dinamicamente (y) e as manipuladas (u) são:

- y_1 - temperatura da fase densa do 1º estágio do regenerador (T_{rg1}),
- y_2 - temperatura da fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}),
- y_3 - severidade das reações de craqueamento (SEV),
- y_4 - temperatura da saída do riser ou da reação (T_{rx}),
- u_1 - vazão total do ar para o regenerador (R_{ai}),
- u_2 - abertura da válvula de catalisador regenerado (c_{TCV}),
- u_3 - vazão da carga de gasóleo (R_{tf}),
- u_4 - temperatura da carga (T_{fp}).

São simulados dois casos:

- modelo estático não linear do conversor, representado no apêndice A,
- modelo estático simplificado do conversor, representado pelas equações (4.12) e (4.13).

O modelo estático simplificado relaciona as duas variáveis dependentes (T_{rx} e T_{rg2}) do modelo econômico (equações 3.1 a 3.17) com todas as manipuladas do problema simplificado. Assim, tem-se:

$$T_{rx} - [T_{rx,0} + \gamma_{T_{rx},R_{ai}}(R_{ai} - R_{ai,0}) + \gamma_{T_{rx},c_{TCV}}(c_{TCV} - c_{TCV,0}) + \gamma_{T_{rx},R_{tf}}(R_{tf} - R_{tf,0}) + \gamma_{T_{rx},T_{fp}}(T_{fp} - T_{fp,0})] = 0 \quad (4.12)$$

$$T_{rg2} - [T_{rg2,0} + \gamma_{T_{rg2},R_{ai}}(R_{ai} - R_{ai,0}) + \gamma_{T_{rg2},c_{TCV}}(c_{TCV} - c_{TCV,0}) + \gamma_{T_{rg2},R_{tf}}(R_{tf} - R_{tf,0}) + \gamma_{T_{rg2},T_{fp}}(T_{fp} - T_{fp,0})] = 0 \quad (4.13)$$

onde $\gamma_{j,i}$ é o ganho estático que relaciona a variável dependente j com a independente i . As constantes $T_{rx,0}$, $T_{rg2,0}$, $R_{ai,0}$, $c_{TCV,0}$, $R_{tf,0}$ e $T_{fp,0}$ se referem ao estado estacionário inicial da simulação, em relação ao qual os ganhos estáticos foram determinados.

A tabela 4.1 mostra os ganhos estáticos das variáveis controladas dinamicamente, incluindo os das equações (4.12) e (4.13), os quais foram obtidos através de testes em degrau no modelo dinâmico do conversor, conforme descrito no item 3.5.2. Esses ganhos estáticos são os mesmos do modelo dinâmico linear do algoritmo de otimização/controle:

$$\gamma = a_{dmc}(nT) \quad (4.14)$$

onde γ é a matriz dos referidos ganhos estáticos.

Tabela 4.1 Ganhos estáticos das variáveis controladas

	R_{ai}	c_{TCV}	R_{tf}	T_{fp}
T_{rg1}	0.961	-0.239	-0.0186	0.507
T_{rg2}	1.053	-0.326	-0.0182	0.502
SEV	0.094	0.257	-0.0054	0.095
T_{rx}	0.541	0.860	-0.0204	0.536

Para comparar o desempenho do otimizador/controlador em termos da complexidade do modelo estático do processo, são consideradas perturbações medidas, ilustradas na figura

4.2, na densidade da carga e na constante cinética das reações de formação de coque, as quais foram selecionadas por Gouvêa & Odloak (1998) no estudo comparativo entre abordagens de otimização em uma e duas camadas.

Figura 4.2 Comparação de modelos estáticos: perturbações

As figuras 4.3, 4.4 e 4.5 comparam os resultados obtidos com os modelos simplificado e rigoroso. A estratégia de otimização é ativada no instante 20 min e as perturbações estão presentes durante toda a simulação. Os valores iniciais e os limites máximos e mínimos das variáveis encontram-se na tabela 3.2. Os limites máximos absolutos nos movimentos das ações de controle estão representados na tabela 4.2. Os parâmetros de sintonia do algoritmo são:

$$T = 1$$

$$nr = 50$$

$$nl = 2$$

$$\text{diagonal } W_1^2 = [1.0, 1.0, 1.0, 1.0], \text{ para as controladas } [T_{rg1}, T_{rg2}, SEV, T_{rx}]$$

$$\text{diagonal } W_2^2 = [1.0, 1.0, 0.01, 1.0], \text{ para as manipuladas } [R_{ai}, c_{TCV}, R_{t6}, T_{fp}]$$

$$W_3 = 1.0$$

Tabela 4.2 Comparação de modelos estáticos: movimentos máximos absolutos nas ações de controle

variável manipulada	unidade	$Du^{\max}$ (1ª ação)	$Du^{\max}$ (última ação)
R_{ai}	$kNm^3/h/min$	1	3
c_{TCV}	$\%/min$	2	6
R_{rfi}	$m^3/d/min$	0.5	1.5
T_{fp}	$^{\circ}C/min$	0.5	1.5

Figura 4.3 Comparação de modelos estáticos: função objetivo

Embora a tendência correta da estratégia de otimização é capturada pelos dois casos simulados, há uma diferença significativa na produção de GLP correspondente a cada modelo. Conforme é mostrado na figura 4.3, a vazão de GLP obtida através da abordagem que utiliza o modelo rigoroso para determinar o estado estacionário do processo é consistentemente maior que a obtida pelo modelo simplificado. Adicionalmente, a resposta obtida é também mais suave.

Nas figuras 4.4 e 4.5 estão ilustradas, respectivamente, as principais restrições e as variáveis manipuladas. É observado que a temperatura de saída do riser é maior para o caso

em que o modelo rigoroso é utilizado. A temperatura do riser favorece a conversão da carga e consequentemente a produção de GLP. A menor temperatura do riser obtida com o modelo estático simplificado é justificada pelos erros no mesmo associados com a linearização do modelo não linear. Os erros no modelo afetam a predição do estado estacionário das variáveis controladas, particularmente a temperatura do riser, cuja predição torna-se ativa no seu valor máximo (545 °C). Observa-se que, na abordagem com o modelo estático simplificado, a temperatura do regenerador é reduzida para aumentar a circulação de catalisador. O resultado poderia ser o aumento da conversão sem o aumento da temperatura do riser, contudo a temperatura do 1º estágio atinge o seu limite mínimo (660 °C) e o efeito do aumento da relação catalisador/óleo não é suficiente para compensar a perda da conversão devido à temperatura relativamente baixa do riser. O comportamento das variáveis manipuladas, com exceção da vazão de ar, é praticamente idêntico para as duas abordagens. A vazão de ar está relacionada com os balanços energético e de carbono, os quais determinam a temperatura do regenerador.

Resumindo, a utilização de um modelo simplificado para a otimização do processo resulta numa significativa redução da produção de GLP, a qual é a função objetivo da estratégia de controle e otimização.

Figura 4.4 Comparação de modelos estáticos: variáveis controladas

Figura 4.5 Comparação de modelos estáticos: variáveis manipuladas

4.4 Sintonia do otimizador/controlador

A versão simplificada do problema de controle e otimização do conversor, descrita no item 3.5, é também utilizada para a análise dos parâmetros de sintonia da estratégia de otimização integrada ao controle (Zanin et al., 1999a).

Para ilustrar a sintonia do algoritmo, são efetuadas simulações com o modelo estacionário rigoroso do processo e as condições iniciais e restrições fornecidas pelas tabelas 3.2 e 4.2, as quais são as mesmas utilizadas no item 4.3. Para enfatizar o efeito dos parâmetros de sintonia, o limite inferior da temperatura da fase densa do 1º estágio do regenerador (T_{rg1}) é incrementado de 660°C para 665°C, pois nas simulações com o modelo rigoroso apresentadas no item anterior (figura 4.4), o limite inferior dessa variável não é atingido.

O processo inicia no estado estacionário e o ponto ótimo de operação é alcançado

sem a introdução de nenhuma perturbação. Em termos de sintonia a diferença entre o controlador multivariável convencional e o otimizador/controlador consiste no fator W_3 da função econômica f_{eco} deste último. Os fatores de sintonia para as variáveis controladas W_1 e manipuladas W_2 são ajustados desligando a função econômica ($W_3=0$), ou seja, da mesma forma efetuada no controlador multivariável. O fator W_3 é alterado dentro de uma amplitude e o comportamento do sistema é analisado quando alguma restrição torna-se ativa. Para este caso, o limite inferior da temperatura da fase densa do 1º estágio do regenerador T_{rg1} é ativado. A figura 4.6 mostra os comportamentos da função objetivo econômico e da restrição ativa para uma faixa ampla de W_3 . É observado que o incremento no referido fator torna o algoritmo mais rápido na maximização da produção de GLP, porém ocorre um aumento do “overshoot” da variável controlada em relação a sua restrição. Há um valor ótimo para W_3 em termos de balanceamento entre a velocidade para se atingir o objetivo econômico ótimo e a amplitude da violação da restrição. Por exemplo, $W_3 = 100$ é considerado um fator elevado, pois um “overshoot” de 2°C em T_{rg1} é considerado excessivo. Por outro lado, $W_3 = 0.1$, corresponde a um aumento vagaroso do objetivo econômico. Assim o valor intermediário $W_3 = 1$ é adequado.

A figura 4.7 ilustra as parcelas do controle dinâmico e da otimização estacionária da função objetivo do controlador integrado ao otimizador, para valores do parâmetro de sintonia (W_3) de 0.1 e 1. Verifica-se que a parcela estacionária sofre um elevado incremento no instante 20 min, quando a estratégia de otimização é ativada, pois a última ação de controle é relativamente maior que a primeira e o seu efeito é observado no primeiro instante da atuação do algoritmo. Por outro lado, a primeira ação de controle é implementada suavemente a cada período de amostragem, sendo a sua contribuição adicionada lentamente na parcela estacionária do otimizador. Analisando a influência do parâmetro de sintonia, para o menor W_3 verifica-se um decréscimo da contribuição da parcela dinâmica ao longo do tempo, a qual é responsável para conduzir o processo ao seu ponto ótimo operacional. Como inicialmente o processo está longe de suas restrições, a única função do algoritmo consiste na condução das variáveis manipuladas em direção aos seus valores econômicos ótimos. Porém, com o decorrer do tempo, quando o processo se aproxima de suas restrições, o efeito dos

erros preditos das variáveis controladas dinamicamente sobrepõe-se ao objetivo econômico ótimo. Para o maior W_3 , a contribuição da parcela dinâmica ao longo do tempo sofre menor variação, pois existe um balanceamento mais equilibrado entre o objetivo econômico ótimo e as amplitudes das violações das restrições. As referidas parcelas estacionária (Est) e dinâmica (Din) da função objetivo são fornecidas pelas equações:

$$\text{Est} = -W_3 (f_{\text{eco}} - f_{\text{eco}}(0)) \quad (4.15)$$

onde $f_{\text{eco}}(0)$ é o valor inicial da função objetivo econômico.

$$\text{Din} = \sum_{i=1}^{nr} \|W_1 (y_p(iT) - y_1)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl} \|W_2 \Delta u(jT)\|_2^2 \quad (4.16)$$

Figura 4.6 Sintonia do otimizador integrado ao controlador

Figura 4.7 Parcelas da otimização estacionária e do controle dinâmico da função objetivo

CAPÍTULO 5

OTIMIZAÇÃO EM DUAS CAMADAS

Na estratégia de otimização em duas camadas, ilustrada na figura 2.2, os valores ótimos do estado estacionário das variáveis controladas e manipuladas são determinados pelo otimizador e disponibilizados para o controlador preditivo multivariável, o qual é responsável pela implementação dos mesmos, respeitando as restrições do problema dinâmico.

5.1 Formulação matemática

Na estratégia de otimização em duas camadas utilizada neste trabalho:

- As camadas de otimização e controle multivariável possuem a mesma frequência de execução, a qual é função da dinâmica do processo.
- Os valores que o otimizador envia para o controlador consistem nos “setpoints” ótimos somente das variáveis manipuladas, uma vez que as variáveis do processo são controladas por faixas, de acordo com o algoritmo 4.2. Assim, as variáveis controladas possuem somente limites mínimos e máximos, os quais são determinados pela engenharia de análise de processo em função das restrições operacionais dos equipamentos, do mercado e do meio ambiente.
- O controlador multivariável é baseado no QDMC: Quadratic Dynamic Matrix Control (Garcia & Morshedi, 1986).

A seguir, são descritos os algoritmos que compõem a estratégia de otimização em duas camadas: otimizador e controlador multivariável.

5.1.1 Otimizador

As funções do otimizador são:

- minimizar a função objetivo;
- manter as variáveis de processo, no estado estacionário, dentro dos seus limites operacionais;
- disponibilizar os valores ótimos das variáveis manipuladas para a camada de controle multivariável.

O problema de otimização é definido como:

$$\min_{x_s, u_s} f_{eco} \quad (5.1)$$

Sujeito às restrições fornecidas pelas equações (4.2) a (4.5).

onde f_{eco} é a função objetivo econômico e x_s e u_s são as variáveis do modelo não linear do processo.

A função objetivo do problema (equação 5.1) é composta somente pela lucratividade da unidade no estado estacionário, a qual é determinada pela equação (3.15) ou (3.17).

5.1.2 Controlador multivariável

As funções do controlador são:

- manter as variáveis de processo dentro dos seus limites operacionais;
- conduzir as variáveis manipuladas para os seus valores ótimos determinados pelo otimizador.

Para o problema de controle tem-se:

$$\begin{aligned}
\min_{\Delta u(jT); j=1, \dots, nl} & \sum_{i=1}^{nr} \|W_1 (y_p(iT) - y_1)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl} \|W_2 \Delta u(jT)\|_2^2 + \\
& \sum_{j=1}^{nl} \left\| W_4 \left(u_{at} + \sum_{k=1}^j \Delta u(kT) - u^{*nl} \right) \right\|_2^2
\end{aligned} \tag{5.2}$$

Sujeito às restrições fornecidas pelas equações (4.6), (4.7) e (4.11).

onde:

- nl = horizonte de controle
- nr = horizonte de predição
- T = período de amostragem ou de execução do algoritmo
- Δu = vetor das amplitudes das ações de controle
- u^{*nl} = vetor dos valores ótimos das variáveis manipuladas determinados pelo otimizador através de um modelo não linear
- u_{at} = vetor das variáveis manipuladas no instante atual
- W_1 = matriz diagonal dos pesos das variáveis controladas dinamicamente
- W_2 = matriz diagonal dos fatores de supressão das variáveis manipuladas
- W_4 = matriz dos pesos para conduzir as variáveis manipuladas para os seus respectivos valores ótimos
- y_1 = vetor dos “setpoints” modificados das variáveis controladas dinamicamente (algoritmo 4.2)
- y_p = vetor da predição linear das variáveis controladas dinamicamente

A função objetivo do problema (equação 5.2) é composta pelas parcelas do controle dinâmico e da otimização no estado estacionário. Os dois primeiros termos da equação são relativos, respectivamente, aos erros das variáveis controladas dinamicamente e à supressão dos movimentos das variáveis manipuladas. O terceiro termo da função objetivo, responsável para conduzir o processo ao seu ótimo operacional, consiste nas diferenças entre os valores das variáveis manipuladas a serem implementados e os seus respectivos valores estacionários determinados pelo otimizador.

Analisando o terceiro termo da equação 5.2, verifica-se que as variáveis manipuladas são também tratadas como variáveis controladas em “setpoints”. O controlador multivariável minimiza as diferenças entre os valores futuros ou preditos das variáveis manipuladas e seus

respectivos “setpoints” (u^{*nl}) fornecidos pelo otimizador. O parâmetro de sintonia W_4 ajusta a velocidade que o processo é direcionado ao seu ótimo operacional.

5.2 Fluxograma do algoritmo

O fluxograma do algoritmo de otimização em duas camadas está ilustrado na figura 5.1. As etapas de inicialização, leitura das variáveis, predição das variáveis controladas e escrita no SDCD são idênticas às da otimização em uma camada e estão descritas no item 4.2. As outras duas etapas consistem em:

Figura 5.1 Fluxograma da otimização em duas camadas

- Otimização. É resolvido somente o problema no estado estacionário. Da mesma

forma que na estratégia em uma camada, na primeira vez que o programa é executado, as variáveis do otimizador são inicializadas através de um arquivo; nas demais execuções, os seus valores iniciais correspondem à solução ótima do instante anterior. A solução ótima do problema é obtida através do algoritmo SQP desenvolvido por Schittkowski (1985).

- Controle multivariável. É resolvido o problema dinâmico, em cuja função objetivo está também incluído um termo para conduzir as variáveis manipuladas para os seus respectivos valores ótimos determinados pelo otimizador. A solução ótima do problema é obtida através da sub-rotina QP do algoritmo SQP acima referido.

5.3 Simulações para perturbações típicas

A versão implementada do problema de controle e otimização do conversor, descrita no item 3.6, é utilizada para a análise do desempenho do otimizador em duas camadas. Conforme relacionadas no item 3.6.1, as variáveis controladas dinamicamente (y) e as manipuladas (u) são:

- y_1 - temperatura da fase diluída do 2º estágio do regenerador (T_{d2}),
- y_2 - temperatura da fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}),
- y_3 - diferencial de pressão na válvula de catalisador regenerado (DP_{TCV}),
- y_4 - temperatura da saída do riser ou da reação (T_{rx}),
- y_5 - saída do controlador de pressão da fracionadora (C_{PCV1}),
- y_6 - saída do controlador de pressão da descarga do soprador (C_{PCV2}).
- u_1 - vazão total do ar para o regenerador (R_{ai}),
- u_2 - abertura da válvula de catalisador regenerado (c_{TCV}),
- u_3 - vazão da carga de gasóleo (R_{f1}),
- u_4 - temperatura da carga (T_{fp}),
- u_5 - vazão da carga de óleo desasfaltado (R_{f2}),
- u_6 - diferencial de pressão regenerador-reator (DP_{rr}),

u_7 - pressão da fracionadora (P_f).

Para analisar o desempenho da estratégia de otimização em duas camadas, são simuladas perturbações típicas do conversor, conforme ilustradas na figura 5.2, as quais são:

Figura 5.2 Perturbações típicas do conversor

- Troca de gasóleo: gasóleo mais pesado (tempo: 340 min)
- Troca de petróleo: petróleo mais pesado (tempo: 1060 min)

- c) Troca de gasóleo: gasóleo mais leve (tempo: 1780 min)
- d) Troca de petróleo: petróleo mais leve (tempo: 2500 min)
- e) Variação da temperatura do ar: dia típico de verão

A troca de petróleo processado está associada à alteração de composição do óleo desasfaltado. O período de transição para cada troca corresponde a 6 horas.

Os valores iniciais e os limites máximos e mínimos das variáveis encontram-se na tabela 3.4. Os limites máximos absolutos nos movimentos das ações de controle e os parâmetros de sintonia do algoritmo estão representados, respectivamente, nas tabelas 5.1 e 5.2.

Tabela 5.1 Otimização em duas camadas: movimentos máximos absolutos nas ações de controle

variável manipulada	unidade	Du^{max} (1ª ação)	Du^{max} (última ação)
R_{ai}	$kNm^3/h/min$	1.0	1.0
c_{TCV}	%/min	1.5	1.5
R_{tf1}	$m^3/d/min$	10.0	10.0
T_{fp}	$^{\circ}C/min$	0.3	0.3
R_{tf2}	$m^3/d/min$	5.0	5.0
DP_{rr}	$kgf/cm^2/min$	0.002	0.002
P_f	$kgf/cm^2/min$	0.005	0.005

Tabela 5.2 Otimização em duas camadas: parâmetros de sintonia

parâmetro	valor
T	1
NI	2
Nr	10
diagonal W_1^{-2} [T_{d2} , T_{rg2} , DP_{TCV} , T_{rx} , C_{PCV1} , C_{PCV2}]	[0.1, 1., 0.1, 1., 0.1, 0.1]
diagonal W_2^{-2} [R_{ai} , c_{TCV} , R_{tf1} , T_{fp} , R_{tf2} , DP_{rr} , P_f]	[0.4, 1., 0.01, 0.4, 0.05, 100., 10.]
diagonal W_4^{-2} [R_{ai} , c_{TCV} , R_{tf1} , T_{fp} , R_{tf2} , DP_{rr} , P_f]	[1.11E-2, 3.50E-2, 3.42E-4, 1.05E-2, 1.06E-3, 3.85, 2.50]

As figuras 5.3, 5.4a-d e 5.5a-g mostram as respostas dinâmicas da estratégia de otimização em duas camadas na maximização do GLP. O otimizador é ligado no instante 120 min. Antes deste instante a unidade encontra-se no estado estacionário. Uma vez que o referido ponto de operação não é ótimo e não há restrições ativas, todos os graus de liberdade correspondentes às variáveis manipuladas são utilizados para maximizar a produção de GLP. É verificado, através da figura 5.3, que a resposta do processo é rápida: em apenas 220 min, antes das perturbações serem introduzidas, a função objetivo tem um aumento em torno de 10%.

Figura 5.3 Otimização em duas camadas: função objetivo econômico

No instante 340 min as perturbações típicas, ilustradas na figura 5.2, são introduzidas nas simulações. Neste instante, um tanque com gásóleo mais pesado começa a alimentar a unidade e a operação de mudança de carga demora 6 horas. No instante 1060 min chega no conversor o efeito da troca de carga na unidade de destilação para um petróleo mais pesado, cuja operação demora também 6 horas e afeta a composição do óleo desasfaltado que alimenta diretamente a unidade de craqueamento catalítico. Nos instantes 1780 min e 2500

min o conversor começa a sentir os efeitos de duas outras trocas de carga: gásóleo e petróleo mais leves, respectivamente.

Adicionalmente às perturbações na composição da carga, o FCC é perturbado continuamente pela temperatura do ar. Embora esta perturbação tenha grande influência nos compressores de gases e soprador de ar, constata-se através das figuras 5.4c e 5.4d, respectivamente, que os mesmos não estão limitados. Assim, as variações na temperatura de ar não limitam a carga processada, sendo alcançadas as vazões máximas para o gásóleo e óleo desasfaltado. Comparando-se a temperatura do ar (figura 5.2) com a da carga (figura 5.5g), pode-se verificar que a temperatura da carga é a variável selecionada pelo otimizador para compensar o efeito da referida perturbação, uma vez que esta manipulada tem uma influência relativamente menor na função objetivo econômico.

A produção de GLP varia continuamente, pois a mesma depende da composição da carga, porém o otimizador está continuamente maximizando esse produto, sendo a temperatura do riser (T_{rx}) a única restrição ativa.

Pode-se concluir que esta estratégia de otimização funciona adequadamente na presença das perturbações típicas da unidade. Analisando a figura 5.3, verifica-se que o retorno econômico do otimizador é significativo.

Figura 5.4a Otimização em 2 camadas: variável controlada T_{rx}

Figura 5.4b Otimização em 2 camadas: variável controlada T_{rg2}

Figura 5.4c Otimização em 2 camadas:
variável controlada C_{PCV1}

Figura 5.4d Otimização em 2 camadas:
variável controlada C_{PCV2}

Figura 5.5a Otimização em 2 camadas:
variável manipulada R_{ai}

Figura 5.5b Otimização em 2 camadas:
variável manipulada C_{TCV}

Figura 5.5c Otimização em 2 camadas:
variável manipulada R_{cf1}

Figura 5.5d Otimização em 2 camadas:
variável manipulada R_{cf2}

Figura 5.5e Otimização em 2 camadas:
variável manipulada DP_r

Figura 5.5f Otimização em 2 camadas:
variável manipulada P_f

Figura 5.5g Otimização em 2 camadas:
variável manipulada T_{pf}

5.4 Sintonia do otimizador

A sintonia do otimizador consiste no ajuste do parâmetro W_4 da parcela de otimização da função objetivo do controlador multivariável descrita pela equação 5.2. As parcelas de otimização(PO) e de controle (PC) desta equação são fornecidas por:

$$PO = \sum_{j=1}^{nl} \left\| W_4 \left(u_{at} + \sum_{k=1}^j \Delta u(kT) - u^{*nl} \right) \right\|_2^2 \quad (5.3)$$

$$PC = \sum_{i=1}^{nr} \|W_1 (y_p(iT) - y_1)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl} \|W_2 \Delta u(jT)\|_2^2 \quad (5.4)$$

Os fatores de sintonia W_1 e W_2 para as variáveis controladas e manipuladas, respectivamente, são ajustados desligando a parcela de otimização ($W_4=0$), ou seja, do mesmo modo que é efetuado no controlador multivariável convencional. Para uma análise do fator de sintonia W_4 , são efetuadas simulações, utilizando o exemplo descrito no item 5.3 para o período de tempo correspondente aos 1000 min iniciais sem a introdução das perturbações.

A figura 5.6 ilustra o comportamento da função objetivo e da restrição ativa para diferentes pesos das parcelas de otimização (PO) da função objetivo do controlador: $0.3 \times W_{4,0}$, $1.0 \times W_{4,0}$ e $3.0 \times W_{4,0}$, onde a diagonal de $W_{4,0}^2 = [1.11E-2, 3.50E-2, 3.42E-4, 1.05E-2, 1.06E-3, 3.85, 2.50]$. Como as variáveis manipuladas não estão normalizadas, o valor de cada elemento da diagonal da matriz W_4 deve ser inversamente proporcional à amplitude da respectiva variável manipulada. Analisando as referidas figuras, conclui-se que o peso da PO deve ser ajustado de forma a balancear a velocidade da otimização e as oscilações no processo decorrente da mesma. Para este exemplo, $W_{4,0}$ se mostra adequado.

Figura 5.6 Sintonia do otimizador em duas camadas

A figura 5.7 ilustra as parcelas do controle e da otimização da função objetivo do controlador multivariável, para valores do parâmetro de sintonia de $0.3 \times W_{4,0}$ e $1.0 \times W_{4,0}$.

Verifica-se que a parcela de otimização tem seu valor máximo no instante em que o algoritmo é ativado. A mesma diminui gradativamente à medida que o sistema está sendo otimizado, desaparecendo quando este atinge o seu ponto de operação ótimo. Comportamento similar é observado pela parcela de controle, pois a mesma é gerada pelo movimento das variáveis manipuladas em direção aos seus valores ótimos. Pode-se observar que o aumento da velocidade de otimização está diretamente relacionada com o peso da respectiva parcela na função objetivo do controlador.

Figura 5.7 Parcelas da otimização e do controle da função objetivo do controlador

CAPÍTULO 6

OTIMIZAÇÃO INTEGRADA AO CONTROLE: ALGORITMO REVISADO

Durante as simulações com a estratégia de otimização integrada ao controle, observaram-se eventuais oscilações nas ações de controle implementadas, conforme ilustradas nas figuras 6.1a-c, as quais representam condições típicas do processo e cujos parâmetros de sintonia do otimizador serão apresentados na próxima seção. Desconfiou-se que as causas destas oscilações estivessem relacionadas com problemas numéricos, uma vez que o valor da função objetivo otimizada também apresentava as referidas oscilações, embora a tendência da mesma estivesse na direção correta da sua minimização. Na figura 6.2 está representada a função objetivo minimizada pelo algoritmo (equação 4.10) e a econômica (produção de GLP) para o período de tempo entre 1100 e 1200 min, onde está destacado o problema. Através de simulações verificou-se que as oscilações decorrentes dos prováveis problemas numéricos eram ocasionadas pela interação entre as parcelas do controle dinâmico e da otimização estacionária na função objetivo do algoritmo. Também observou-se que as ações de controle implementadas e as do estado estacionário do processo estavam acentuadamente acopladas, com uma tendência de oscilarem na mesma frequência, embora com amplitudes diferentes.

Figura 6.1a Efeito de prováveis problemas numéricos: variável manipulada R_{ai}

Figura 6.1b Efeito de prováveis problemas numéricos: variável manipulada c_{TCV}

Figura 6.1c Efeito de prováveis problemas numéricos: variável manipulada T_p

Figura 6.2 Efeito de prováveis problemas numéricos: função objetivo

Para aumentar a robustez do algoritmo de forma a torná-lo implementável, reformulou-se sua função objetivo através do desacoplamento parcial entre o controle dinâmico e a otimização estacionária, conforme está descrito no item a seguir.

6.1 Desacoplamento parcial entre a otimização estática e o controle dinâmico

Para eliminar as oscilações acima descritas nas variáveis manipuladas e tornar a estratégia de otimização integrada ao controle adequada para sua implementação, reformulou-se a sua função objetivo, excluindo do problema dinâmico a última ação de controle ($\Delta u(nl.T)$). Assim, a função objetivo e o cálculo da predição das variáveis controladas (y_p), fornecidas pelas equações (4.10) e (4.11) foram modificadas para (6.1) e (6.2), respectivamente, cuja única diferença consistiu na substituição do horizonte de controle (nl) por $(nl-1)$. Por intermédio desta alteração, a otimização no estado estacionário e o controle dinâmico são desacoplados na função objetivo em relação à última ação de controle. Este desacoplamento pode ser efetuado com até as $(nl-1)$ últimas ações de controle, pois a primeira ação de controle ($\Delta u(T)$) é suficiente para conduzir as variáveis manipuladas para os seus valores ótimos no estado estacionário (u_s), através da equação (4.8).

$$\min_{x_s, u_s, \Delta u(jT); j=1, \dots, nl} \sum_{i=1}^{nr} \|W_1 (y_p(iT) - y_1)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl-1} \|W_2 \Delta u(jT)\|_2^2 + W_3 f_{eco} \quad (6.1)$$

$$y_p(iT) = y_{pf}(iT) + \sum_{j=1}^{\min(nr, nl-1)} a_*((i-j+1)T) \Delta u(jT); i = 1, \dots, nr \quad (6.2)$$

Adicionalmente, o desacoplamento parcial entre a otimização estática e o controle dinâmico torna o processo mais estável, pois, sem afetar o problema dinâmico, o algoritmo pode efetuar bruscas variações na última ação de controle para tornar as restrições estacionárias viáveis.

O desacoplamento parcial entre as funções de controle e otimização pode apresentar o inconveniente de gerar “off-sets” entre os valores ótimos das variáveis manipuladas e os implementados. Isto ocorre quando os valores ótimos das manipuladas podem ser atingidos numa única ação de controle. Nessas ocasiões, o algoritmo utiliza preferencialmente a última ação de controle, pois a mesma não é penalizada na função objetivo pelo fator de supressão (W_2). Assim, os valores absolutos máximos de “off-sets” nas variáveis manipuladas podem ser:

$$\text{offset}^{\max} = |(u_s - u_{at})| = \Delta u^{\max}(\text{nl.T}) \quad (6.3)$$

onde $\Delta u^{\max}(\text{nl.T})$, u_s e u_{at} são, respectivamente, as amplitudes máximas da última ação de controle e as variáveis manipuladas no estado estacionário e no instante atual.

As figuras 6.3 e 6.4 ilustram o efeito dos “off-sets” nas variáveis manipuladas no desempenho do algoritmo para um caso típico apresentado na próxima seção. As previsões para o estado estacionário, ilustradas nas referidas figuras, são valores correspondentes à estabilização do processo no ponto ótimo previsto pelo algoritmo de otimização. Verifica-se uma diferença significativa entre a previsão da função objetivo e a obtida por intermédio do algoritmo com desacoplamento parcial entre a otimização estacionária e o controle dinâmico. Esta diferença é ocasionada pelos “off-sets” em algumas variáveis manipuladas, como a abertura da válvula de catalisador regenerado (c_{TCV}) ilustrada na figura 6.4.

Figura 6.3 Efeito dos “off-sets”: função objetivo econômico

Figura 6.4 Efeito dos “off-sets”: variável manipulada c_{TCV}

O algoritmo com desacoplamento parcial entre as funções de otimização econômica, cuja função objetivo é a equação (6.1), será denominado algoritmo padrão. A seguir será apresentado o otimizador revisado que corresponde ao algoritmo padrão acrescido de um mecanismo para a eliminação dos “off-sets” acima descritos.

6.2 Alternativas para eliminação de “off-set” na variável manipulada

Duas formas de eliminar esses “off-sets” são propostas por Zanin et al. (2000a):

a) Minimizando a diferença entre os valores calculados para o estado estacionário das variáveis manipuladas e aqueles a serem efetivamente implementados. Assim, é acrescido um novo termo na equação (6.1), o qual corresponde ao quarto termo da equação:

$$\min_{x_s, u_s, \Delta u(jT); j=1, \dots, nl} \sum_{i=1}^{nr} \|W_1(y_p(iT) - y_1)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl-1} \|W_2 \Delta u(jT)\|_2^2 + W_3 f_{eco} + \|W_5(u_s - (u_{at} + \Delta u(T)))\|_2^2 \quad (6.4)$$

onde W_5 é um parâmetro de sintonia.

b) Minimizando a diferença entre duas predições da função econômica no estado estacionário: a primeira, utilizando os valores calculados para o estado estacionário das variáveis manipuladas; e a segunda, aqueles a serem efetivamente implementados, conforme o quarto termo da equação:

$$\min_{x_s, u_s, \Delta u(jT); j=1, \dots, nl} \sum_{i=1}^{nr} \|W_1(y_p(iT) - y_1)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl-1} \|W_2 \Delta u(jT)\|_2^2 + W_3 f_{eco} + W_6 (f_{eco}(u_s, y_{p, u_s}^{ss}) - f_{eco}(u_{at} + \Delta u(T), y_{p, u_{at} + \Delta u(T)}^{ss}))^2 \quad (6.5)$$

onde W_6 é um parâmetro de sintonia, y_{p, u_s}^{ss} e $y_{p, u_{at} + \Delta u(T)}^{ss}$ são predições lineares para o estado estacionário das variáveis controladas, fornecidas pelas equações (6.6) e (6.7), respectivamente.

$$y_{p, u_s}^{ss} = y_{pf}(nT) + a_{dmc}(nT)(u_s - u_{at}) \quad (6.6)$$

$$y_{p,u_{at}+\Delta u(T)}^{ss} = y_{pf}(nT) + a_{dmc}(nT) \Delta u(T) \quad (6.7)$$

onde y_{pf} são as previsões lineares das variáveis controladas, baseadas somente nas ações de controle passadas, a_{dmc} e n são, respectivamente, os coeficientes e o horizonte do modelo linear.

As funções objetivo dos algoritmos revisados descritos pelas equações 6.4 e 6.5 são ilustradas na figura 6.5, para as perturbações típicas do conversor apresentadas na figura 5.2. Os valores iniciais e os limites máximos e mínimos das variáveis encontram-se na tabela 3.4. Os limites máximos absolutos nos movimentos das ações de controle e os parâmetros de sintonia do algoritmo estão representados, respectivamente, nas tabelas 6.1 e 6.2. Pode-se concluir que as duas formas de eliminação de “off-sets” são equivalentes.

Figura 6.5 Alternativas para eliminação de “off-sets” nas variáveis manipuladas

Tabela 6.1 Otimizador integrado ao controlador: movimentos máximos absolutos nas ações de controle

variável manipulada	unidade	$Du^{\max}$ (1ª ação)	$Du^{\max}$ (última ação)
R_{ai}	$kNm^3/h/min$	1.0	2.0
c_{TCV}	$\%/min$	1.0	2.0
R_{tf1}	$m^3/d/min$	10.0	20.0
T_{fp}	$^{\circ}C/min$	0.3	0.5
R_{tf2}	$m^3/d/min$	5.0	10.0
DP_{π}	$kgf/cm^2/min$	0.002	0.01
P_f	$kgf/cm^2/min$	0.005	0.01

Tabela 6.2 Otimizador integrado ao controlador: parâmetros de sintonia

parâmetro	valor
T	1
nl	2
nr	10
diagonal $W_1^2 [T_{d2}, T_{rg2}, DP_{TCV}, T_{rx}, C_{PCV1}, C_{PCV2}]$	[0.1, 1., 0.1, 1., 0.1, 0.1]
W_3	100
diagonal $W_2^2 [R_{ai}, c_{TCV}, R_{tf1}, T_{fp}, R_{tf2}, DP_{\pi}, P_f]$	[0.4, 0.1, 0.01, 0.4, 0.2, 10., 10.]
diagonal $W_5^2 [R_{ai}, c_{TCV}, R_{tf1}, T_{fp}, R_{tf2}, DP_{\pi}, P_f]$	[2., 2., 2., 2., 2., 2., 2.]
W_6	0.01

As figuras 6.6 a 6.8 comparam os resultados simulados da otimização integrada ao controle com os algoritmos padrão e revisado, cujas funções objetivo são representadas, respectivamente, pelas equações (6.1) e (6.4). As condições simuladas e os parâmetros de sintonia do algoritmo são os mesmos acima descritos. Analisando a figura 6.7 verifica-se que o algoritmo padrão não conduz o processo à restrição, perdendo-se uma quantidade significativa de GLP, conforme é mostrado na figura 6.6. A figura 6.8 apresenta algumas variáveis manipuladas. Nem todas as variáveis manipuladas apresentam “off-sets”, pois os mesmos podem ser eventualmente eliminados na minimização de erros dinâmicos, como na vazão de gasóleo. Para as manipuladas temperatura da carga, abertura da válvula de

catalisador regenerado e diferencial de pressão regenerador-reator, constata-se os “off-sets” máximos fornecidos pela equação (6.3): 2, 0.01 e 0.5, respectivamente.

Figura 6.6 Algoritmos padrão e revisado: função objetivo econômico

Figura 6.7 Algoritmos padrão e revisado: variável controlada T_{rx}

Figura 6.8 Algoritmos padrão e revisado: variáveis manipuladas c_{TCV} , R_{ftl} , DP_{rr} e T_{fp}

6.3 Efeito do horizonte de controle na solução ótima

As figuras 6.9 a 6.11 ilustram o efeito do horizonte de controle (nl) na solução do otimizador integrado ao controlador para diferentes valores de nl . É utilizado o algoritmo revisado, cuja função objetivo é fornecida pela equação (6.4). As condições simuladas e parâmetros de sintonia do algoritmo são os mesmos utilizados no item anterior. Analisando as referidas figuras verifica-se que o desempenho do algoritmo é praticamente o mesmo para os dois valores de nl considerados. A performance é ligeiramente melhor para o menor horizonte de controle, pois o processo é direcionado mais rapidamente às restrições, onde a produção de GLP é maior. Isto pode ser explicado pela sintonia adotada para a função objetivo que penaliza os movimentos das variáveis manipuladas através do fator de supressão (W_2). Desta forma, o aumento do horizonte de controle tende a reduzir a amplitude das ações de controle,

conduzindo o processo mais lentamente às restrições.

Figura 6.9 Efeito do horizonte de controle: função objetivo econômico

Figura 6.10 Efeito do horizonte de controle: variável controlada T_x

Como pode ser verificado através da figura 6.11, as variáveis manipuladas não se comportam da mesma forma em relação às variações do horizonte de controle, sendo que a atuação de algumas manipuladas independem do mesmo. De uma forma geral, à medida que o horizonte de controle é aumentado, mais lentamente as variáveis manipuladas atingem seus estados estacionários.

Figura 6.11 Efeito do horizonte de controle: variáveis manipuladas c_{TCV} , R_{df1} , DP_{rr} e T_p

Conforme está ilustrado nas figuras 6.9 a 6.11, o horizonte de controle (nl) influencia apenas a dinâmica do processo, ou seja, a trajetória para se atingir o estado estacionário.

O aumento de nl , além de conduzir o processo mais lentamente ao ponto de operação ótimo, também aumenta a dimensão do problema: o incremento de uma unidade em nl

acrescenta em 7 (número de manipuladas) as variáveis de decisão e 14 (máximas e mínimas variações nas ações de controle) as equações de restrições.

6.4 Comparação entre a estratégia de otimização integrada e a de duas camadas

Nesta secção é efetuada uma comparação entre os resultados simulados das duas estratégias de otimização para as perturbações típicas ilustradas na figura 5.2. Os resultados da otimização em duas camadas e do otimizador integrado ao controle estão ilustrados, respectivamente, no item 5.3 e em Zanin et al. (1999b).

O problema simulado, bem como os valores iniciais e os limites máximos e mínimos das variáveis encontram-se no item 5.3. Para o otimizador em duas camadas, os limites máximos absolutos nos movimentos das ações de controle e os parâmetros de sintonia do algoritmo estão representados, respectivamente, nas tabelas 5.1 e 5.2. As correspondentes informações para o otimizador integrado ao controle estão nas tabelas 6.1 e 6.2.

As figuras 6.12, 6.13a-b e 6.14a-g mostram as respostas dinâmicas das duas estratégias de otimização para a maximização do GLP. A análise da simulação para a estratégia de duas camadas, efetuada no item 5.3, também é válida para o caso integrado (uma camada), pois os dois algoritmos fornecem respostas similares. A estratégia em duas camadas ocasiona maiores oscilações no processo, as quais estão relacionadas com a variável manipulada diferencial de pressão regenerador-reator (figura 6.14e) que tem grande influência no processo.

Observa-se que as duas estratégias de otimização são eficientes quanto ao desempenho da otimização econômica, porém, considerando o aspecto dinâmico, o otimizador integrado ao controle é superior devido ao comportamento mais suave do processo, conforme pode ser verificado através das temperaturas do riser e da fase densa do 2º estágio do regenerador (figuras 6.13a-b). A tabela 6.3 fornece uma comparação qualitativa entre as duas estratégias de otimização aplicadas num mesmo sistema.

Figura 6.12 Comparação de estratégias de otimização: função objetivo econômico

Figura 6.13a Comparação de estratégias de otimização: variável controlada T_{rx}

Figura 6.13b Comparação de estratégias de otimização: variável controlada T_{rg2}

Figura 6.14a Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada R_{ai}

Figura 6.14b Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada c_{TCV}

Figura 6.14c Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada R_{fi1}

Figura 6.14d Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada R_{fi2}

Figura 6.14e Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada DP_{rr}

Figura 6.14f Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada P_f

Figura 6.14g Comparação de estratégias de otimização: variável manipulada T_p

Tabela 6.3 Comparação entre estratégias de otimização

item	otimizador integrado ao controle	otimizador em duas camadas
desempenho da otimização econômica	equivalentes	
resposta dinâmica do processo	mais suave	menos suave
sintonia do algoritmo	equivalentes	
falha no algoritmo SQP	otimização e controle são desativados	somente a camada de otimização é desativada
dimensão do problema não linear	maior	menor
tempo de processamento	maior	menor

CAPÍTULO 7

IMPLEMENTAÇÃO DO OTIMIZADOR

O problema de controle e otimização da operação do conversor do FCC está definido no item 3.6. A função objetivo e as restrições do algoritmo de otimização integrada ao controle implementado estão descritas pelas equações:

$$\min_{x_s, u_s, \Delta u(jT); j=1, \dots, nl} \sum_{i=1}^{nr} \|W_1(y_p(iT) - y_1)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl-1} \|W_2 \Delta u(jT)\|_2^2 + W_3 f_{eco} + \|W_5(u_s - (u_{at} + \Delta u(T))\|_2^2 \quad (7.1)$$

Sujeito às restrições:

$$h_p(x_s, u_s, d_s) = 0 \quad (7.2)$$

$$h_e(f_{eco}, x_s, u_s, d_s) = 0 \quad (7.3)$$

$$u_s^{\inf} \leq u_s \leq u_s^{\sup} \quad (7.4)$$

$$x_s^{\inf} \leq x_s \leq x_s^{\sup} \quad (7.5)$$

$$-\Delta u^{\max}(jT) \leq \Delta u(jT) \leq \Delta u^{\max}(jT); \quad j = 1, \dots, nl \quad (7.6)$$

$$u^{\inf}(jT) \leq u_{at} + \sum_{i=1}^j \Delta u(iT) \leq u^{\sup}(jT); \quad j = 1, \dots, nl - 1 \quad (7.7)$$

$$u_s = u_{at} + \sum_{j=1}^{nl} \Delta u(jT) \quad (7.8)$$

$$y_p(iT) = y_{pf}(iT) + \sum_{j=1}^{\min(nr, nl-1)} a^*(i-j+1)T \Delta u(jT); i = 1, \dots, nr \quad (7.9)$$

onde:

- a^* = matriz dos coeficientes modificados do modelo linear do processo
- d_s = vetor das perturbações no estado estacionário
- f_{eco} = função objetivo econômico
- h_e = restrições do modelo econômico (equações 3.1 a 3.17)
- h_p = restrições do modelo não linear do conversor (apêndice A)
- nl = horizonte de controle
- nr = horizonte de predição
- T = período de amostragem ou de execução do algoritmo
- u = vetor das variáveis manipuladas
- Δu = vetor das amplitudes das ações de controle
- u_{at} = vetor das variáveis manipuladas no instante atual
- u_s = vetor das variáveis manipuladas no estado estacionário
- W_1 = matriz diagonal dos pesos das variáveis controladas dinamicamente
- W_2 = matriz diagonal dos fatores de supressão das variáveis manipuladas
- W_3 = peso da parcela econômica na função objetivo
- W_5 = matriz diagonal dos pesos para eliminação dos “off-sets” nas variáveis manipuladas
- x_s = vetor das variáveis do modelo não linear do conversor (não incluindo as variáveis manipuladas) no estado estacionário
- y_l = vetor dos “setpoints” modificados das variáveis controladas dinamicamente
- y_p = vetor da predição linear das variáveis controladas dinamicamente
- y_{pf} = vetor da predição linear das variáveis controladas dinamicamente, baseada somente nas ações de controle passadas

O processo de implementação do otimizador consistiu na substituição do controlador multivariável do conversor, baseado no DMC, pelo novo algoritmo de controle e otimização.

7.1 Software de controle de processos da Petrobras: SICON

A figura 7.1 ilustra o software da Petrobras, denominado SICON (Sistema Integrado de Controle), para desenvolvimento e implementação de controle avançado nas unidades de processos das suas refinarias. O sistema consiste basicamente das plataformas:

- de engenharia, desenvolvida em PC WindowsTM;
- de implementação das estratégias de controle avançado, elaborada no sistema operacional OpenVMSTM do computador de processo.

Figura 7.1 Visão geral do SICON

Na plataforma de engenharia são desenvolvidos os controladores multivariáveis e as inferências, os modelos lineares são determinados e as aplicações são configuradas, simuladas com os dados da planta, comissionadas, sintonizadas e avaliadas. Esta plataforma consiste basicamente de um microcomputador PC provido do sistema operacional Microsoft WindowsTM e se comunicando com outros computadores através de uma rede. A interface desta plataforma com o usuário é amigável. Para cada aplicação, as entradas e saídas dos

dados de processo são definidas através dos nomes das variáveis situadas no SDCCD ou PITM (Plant Information) que é a base de dados do processo. O engenheiro de controle tem à sua disposição os seguintes aplicativos:

a) Editor de inferências e de controladores. Através do mesmo são efetuadas:

- seleção dos algoritmos de controle e otimização linear em estado estacionário;
- definição das variáveis controladas, manipuladas, auxiliares e perturbações;
- sintonia do controlador;
- simulação do controlador no computador de processo;
- monitoração do comportamento das variáveis ao longo do tempo;
- ativação do controle.

Esta aplicação, escrita em VisualBasicTM, é capaz de interagir com a base de dados de controle, composta por tabelas residentes no computador de processo. A mesma utiliza recursos de rede (“sockets”) e um aplicativo comercial que permite que esta interação seja feita segundo o padrão ODBC (“Open DataBase Connectivity”).

b) Editor de modelos. Este aplicativo permite a realização de ajustes nos modelos de resposta ao degrau obtidos pelo programa de identificação.

c) Identificador comercial. Consiste num software que permite criar curvas de resposta ao degrau a partir de dados de processo obtidos durante testes de identificação.

d) Coletor de dados do PITM. É uma ferramenta de recuperação de dados históricos para a identificação do processo, sendo utilizado o padrão ODBC.

Na plataforma de implementações das estratégias de controle avançado são executadas as aplicações. O ambiente no computador de processo é orientado em torno da arquitetura cliente-servidor, a qual é baseada na divisão de tarefas entre os componentes do sistema. O principal componente é o servidor de dados que coordena o fluxo de informações entre as diversas aplicações, tais como controlador, inferência e interface com a base de dados do processo ou SDCCD. Os componentes do SICON residentes no computador de processo são:

a) Servidor de dados. Esta aplicação é responsável pela transferência de informações entre os vários aplicativos, a qual é realizada através do mecanismo de comunicação de redes dos “sockets”.

b) Aplicação de controle. É um programa que executa um algoritmo de controle sobre os dados fornecidos pelo servidor. Ao ser inicializada, esta aplicação solicita ao servidor a sua configuração, que inclui informações como o algoritmo a ser utilizado, os parâmetros de sintonia, o número de variáveis controladas, manipuladas e perturbações e o modelo de resposta ao degrau relacionando estas variáveis. O servidor, a cada execução do programa, disponibiliza as variáveis de processo ao controlador e implementa no SDCCD a solução deste. Estão disponíveis os algoritmos lineares de controle multivariável LDMC e DMC, com otimização em estado estacionário realizada por uma programação linear (LP) ou quadrática (QP) e situada numa camada acima do controle multivariável.

c) Aplicação de inferência. Existe uma série de algoritmos de inferências padronizados, os quais são configurados da mesma forma que os controladores.

d) Base de dados de controle. É constituída por tabelas, codificadas na forma arquivos, contendo todas as informações relacionadas à configuração, sintonia e operação dos controladores e inferências.

e) Driver para SDCCD. Esta aplicação permite ao servidor de dados enviar diretamente ao SDCCD as ações de controle e outras informações.

Informações mais detalhadas sobre o software SICON podem ser obtidas em Moro (1997).

7.2 Integração do otimizador com o SICON

O otimizador foi incorporado ao software SICON. Para tanto, foi criada a sub-rotina em FORTRAN denominada “OPTCON1L”, a qual contém o problema de otimização não linear para o sistema do conversor do FCC da refinaria Henrique Lage.

Na plataforma de engenharia do SICON, através do editor das inferências e dos controladores, ilustrado na figura 7.1, o projeto do otimizador é criado: o algoritmo de otimização é selecionado e as variáveis e os parâmetros referentes à parcela dinâmica do referido otimizador são configurados.

Na plataforma de implementação do SICON, foram adicionados novos componentes, os quais, conforme ilustrados na figura 7.2, são:

Figura 7.2 Plataforma de implementação modificada do SICON

a) Otimizador. É o programa que executa o algoritmo de controle e otimização sobre os dados fornecidos pelo servidor e os lidos de arquivos específicos. O otimizador, quando inicializado, recebe do servidor sua configuração e os parâmetros referentes à sua parcela dinâmica. O servidor, da mesma forma que nas aplicações de controle, a cada execução do programa disponibiliza as variáveis de processo ao otimizador e implementa a solução deste no SDCCD.

b) Modelo não linear. O modelo estático não linear do processo, no formato de equações abertas, é introduzido no sistema como uma sub-rotina do programa de otimização.

c) Arquivos de dados. Os parâmetros referentes ao modelo não linear do processo e à função objetivo do algoritmo, bem como os limites e estimativas iniciais das variáveis de decisão do otimizador estão disponíveis em arquivos específicos descritos no apêndice B. Os mesmos são lidos todas as vezes que o programa é inicializado ou quando é ativada a chave

digital de sintonia do otimizador.

7.3 Interface de engenharia

A interface de engenharia está descrita no apêndice B.

7.4 Interface de operação

A interface do otimizador com os operadores é efetuada através de três telas gráficas da estação de operação do SDCD, as quais estão ilustradas nas figuras 7.3 a 7.5.

Figura 7.3 Tela de operação: controladores

Na figura 7.3 estão representados os controladores que constituem as variáveis manipuladas do otimizador. Esta é a tela para ativar o otimizador, para tanto é necessário transferir os controladores do modo automático (A) para computador (H). A chave digital CFCCCS fornece ao operador o “status” (ON / OFF) do otimizador. Para que o otimizador

atue (“status” = ON), é necessário que pelo menos os três controladores de vazão de ar e a abertura da válvula de catalisador regenerado estejam no modo computador. A descrição das variáveis manipuladas corresponde:

FC22001: vazão do ar para o anel maior do 1º estágio do regenerador

FC22092: vazão do ar para o anel menor do 1º estágio do regenerador

FC22002: vazão do ar para o 2º estágio do regenerador

TC22002: abertura da válvula de catalisador regenerado (PV-02)

FC22030: vazão da carga de gasóleo

FC22385: vazão da carga de óleo desasfaltado (ODES)

PDC22004: diferencial de pressão regenerador-reator

PC22025: pressão da fracionadora ou sucção dos compressores C-01A/B

A temperatura da carga não está incluída na interface do operador, o correspondente controlador geralmente permanece no modo manual, pois o forno opera com carga térmica mínima. As três variáveis manipuladas de vazão de ar estão agrupadas no otimizador como uma única manipulada: vazão total do ar para o regenerador. Uma vez determinada a vazão total de ar, a distribuição da mesma nos três controladores é efetuada da seguinte forma:

- a relação entre as vazões de ar do primeiro e segundo estágio é mantida constante, no valor ajustado pelo operador antes da ativação do otimizador,
- a distribuição de ar entre os anéis do primeiro estágio é efetuada de forma a equalizar as aberturas das respectivas válvulas.

Nas figuras 7.4 e 7.5 estão ilustradas as telas de operação onde são alterados, respectivamente, os limites das variáveis manipuladas e controladas dinamicamente. Verifica-se que, para aproximadamente metade das variáveis, os limites são fixos, pois correspondem a valores válidos para qualquer vazão ou qualidade de carga processada. Na tela de operação das variáveis controladas, são também apresentados os valores ótimos (TG) e as previsões (PREV) das respectivas variáveis.

As telas de operação do otimizador são as mesmas utilizadas pelo controlador multivariável. A substituição do controlador multivariável pelo otimizador ou vice versa é efetuada através da respectiva chave digital “comissiona”, ilustrada na figura B.1 do apêndice B. A aplicação a ser substituída é colocada no modo de comissionamento.

G144 VARIÁVEIS MANIPULADAS DO CONVERSOR			
DESCRICAO	VALOR	LIM MAX	LIM MIN
VAZAO TOTAL AR (T / H)	335.0	S1 AREGMAX 360.0	S2 AREGMIN 160.0
VAZAO GASOLEO (M3 / H)	331.8	S3 FC30SPMAX 332.0	S4 FC30SPMIN 317.0
P. SUCCAO C-01 A / B (KG / CM2)	1.345	S5 PC25SPMAX 1.450	S6 PC25SPMIN 1.300
VAZAO ODES (M3 / H)	175.6	S7 ODESSPMAX 176.0	S8 ODESSPMIN 166.0
ABERTURA PV-02 (%)	96.3	99.0	40.0
DIF. REGEN. / V. SEP. (KG / CM2)	0.764	0.830	0.350

Figura 7.4 Tela de operação: limites das variáveis manipuladas

G143 VARIÁVEIS CONTROLADAS DO CONVERSOR					
DESCRICAO	VALOR	TG	LIM MAX	LIM MIN	PREV
T. F. DENSA 2º EST. (C)	717.9	718.1	S1 TI27SPMA 720.0	S2 TI27SPMI 717.0	718.2
T. F. DILUIDA 2º EST. (C)	713.0	714.8	S3 TC28SPMA 730.0	S4 TC28SPMI 650.0	715.1
TEMP. REACAO (C)	539.0	539.0	S7 TC02SPMA 541.0	S8 TC02SPMI 538.0	539.2
DIF. PRESSAO PV-02 (KG / CM2)	0.121	0.1	0.35	0.08	0.1
ABERTURA PC 22025 (%)	86.9	87.1	95.00	20.00	87.2
ABERTURA PC 22351 (%)	44.56	44.56	70.00	1.00	53.88

Figura 7.5 Tela de operação: limites das variáveis controladas

7.5 Modelo dinâmico linear do processo

O modelo dinâmico linear do otimizador, obtido do simulador dinâmico e usado nas simulações do algoritmo, foi substituído pelo modelo existente no controlador multivariável baseado no DMC. Este foi obtido através de testes em degrau efetuados na planta, por ocasião da implementação do referido controlador.

Para efeito de comparação, os modelos lineares obtidos através do simulador dinâmico, conforme descrito no item 3.5.2, e os levantados na planta são ilustrados na figura 7.6 para a temperatura da fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}) com a vazão total do ar para o regenerador (R_{ai}) e a vazão da carga de gásóleo (R_{fi}). Verifica-se que, embora os ganhos sejam praticamente da mesma ordem de grandeza, os modelos obtidos no simulador são mais lentos e apresentam características de sistemas de segunda ordem subamortecidos.

Figura 7.6 Comparação de modelos lineares: controlada T_{rg2} e manipula R_{ai} e R_{fi}

As figuras 7.7a-g mostram os modelos lineares utilizados pelo otimizador, os quais são imprescindíveis para a análise do comportamento do algoritmo. Estão representadas as três principais restrições do conversor, conforme será verificado no item 7.8: temperatura da fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}), temperatura da saída do riser (T_{rx}) e saída do controlador de pressão da fracionadora (C_{PCV1}). Os modelos lineares estão descritos no item 3.5.2, onde são analisadas as respostas ao degrau das temperaturas do reator e regenerador. A variável C_{PCV1} está diretamente relacionada com a produção de gás combustível e GLP que por sua vez é função da temperatura da reação, para vazão e composição da carga fixas.

Assim, de uma forma geral, a resposta da saída do controlador de pressão da fracionadora está relacionada com a da temperatura da saída do riser.

Figura 7.7a Modelos lineares: R_{ri}

Figura 7.7b Modelos lineares: c_{TCV}

Figura 7.7c Modelos lineares: R_{tf1}

Figura 7.7d Modelos lineares: R_{tf12}

Figura 7.7e Modelos lineares: DP_{ri}

Figura 7.7f Modelos lineares: P_f

Figura 7.7g Modelos lineares: T_{fp}

7.6 Avaliação do modelo estático não linear do processo

O modelo dinâmico do conversor, do qual foi extraída a versão estática usada pelo otimizador, foi avaliado como satisfatório por Moro & Odloak (1995). As condições atuais diferem daquelas na qual o modelo foi avaliado: atualmente a carga processada é 30% maior e é adicionado na mesma até 40% de óleo desasfaltado que contém um alto teor de hidrocarbonetos pesados. Assim, através de dados obtidos da planta, alguns parâmetros do modelo dinâmico foram ajustados, entre os quais as constantes cinéticas das reações de formação de coque e de craqueamento.

O ajuste dos parâmetros do modelo estático não está no escopo deste trabalho. O comissionamento do otimizador foi efetuado através do modelo ajustado no simulador dinâmico. É difícil a avaliação do modelo estático, pois a unidade raramente se encontra no seu estado estacionário. Como tentativa de avaliação do referido modelo, foi elaborado um programa para a simulação do mesmo, com intervalo de execução de 30 minutos, onde as variáveis manipuladas lidas do processo são mantidas fixas (com exceção da vazão de ar, a qual é livre para a convergência dos balanços energético e de carbono) e são determinadas as variáveis dependentes do conversor. Na figura 7.8 estão ilustradas as diferenças entre as variáveis lidas do conversor (obtidas a cada minuto e filtradas para compensar o efeito das perturbações no processo) e as determinadas pelo modelo.

Figura 7.8 Avaliação do modelo não linear: diferenças entre o processo e o modelo

Analisando os gráficos da figura 7.8, verifica-se, de uma forma geral, um desempenho satisfatório do modelo. As temperaturas de saída do riser (T_{rx}) e a do reator (T_{ra}) possuem o mesmo comportamento, conforme é demonstrado no modelo do conversor, descrito no apêndice A. Em torno do período correspondente às horas 50 a 80, as diferenças entre as temperaturas do conversor, principalmente T_{rx} e T_{ra} , e seus respectivos modelos são

relativamente grandes, provavelmente devido às mudanças na composição da carga. Isto indica a necessidade do ajuste “on-line” dos parâmetros do modelo.

7.7 Comissionamento do otimizador

O comissionamento do otimizador tem início quando o algoritmo é colocado em operação pela primeira vez, enviando “setpoints” para o SDCD, e prossegue até que o mesmo esteja sintonizado e possa atuar definitivamente. A seguir são comentados os principais itens desta etapa da implementação do algoritmo.

7.7.1 Limites nas variáveis e ações de controle

Os limites superiores e inferiores para as variáveis manipuladas e controladas dinamicamente estão nas telas de operação representadas pelas figuras 7.4 e 7.5, respectivamente. Uma vez que a primeira ação de controle é implementada, seus limites sempre devem ser satisfeitos. Para as variáveis controladas dinamicamente, seus desvios em relação às restrições são minimizados na função objetivo, portanto suas restrições somente podem ser atendidas quando há graus de liberdade. Os limites máximos nos movimentos das ações de controle são mostrados na tabela 7.1 para as duas ações de controle utilizadas neste trabalho. As variações máximas na última ação de controle das variáveis manipuladas devem ser relativamente amplas para viabilizar a solução do sistema de equações não lineares do algoritmo de otimização.

Na tabela 7.2 são apresentados os limites operacionais das variáveis estáticas do otimizador. Os valores relativos às variáveis manipuladas são os mesmos da tela de operação representada pela figura 7.4. Algumas das variáveis que também são controladas dinamicamente (T_{d2} , T_{rg2} e T_{rx}) têm seus limites calculados através das equações (7.10) e (7.11). Os limites das demais variáveis são obtidos do arquivo “limites.dat” descrito no apêndice B.

Tabela 7.1 Implementação do otimizador: movimentos máximos absolutos nas ações de controle

variável manipulada	unidade	$Du^{\max}$ (1ª ação)	$Du^{\max}$ (última ação)
R_{ai}	$kNm^3/h/min$	10	70
c_{TCV}	%/min	4	8
R_{tf1}	$m^3/d/min$	12	24
T_{fp}	$^{\circ}C/min$	0.1	0.2
R_{tf2}	$m^3/d/min$	7	14
DP_{rr}	$kgf/cm^2/min$	0.01	0.02
P_f	$kgf/cm^2/min$	0.04	0.08

Tabela 7.2 Implementação do otimizador: limites das variáveis

variável	Unidade	limite inferior	limite superior
GLPV	% vol.	10	40
c_{cat}	% massa	0	1.5
c_{rc1}	% massa	0	1.0
c_{rc2}	% massa	0	0.8
c_{sc}	% massa	0	2.5
O_{fg1}	%mol	0	0.6
O_{fg2}	%mol	0	0.7
O_{d1}	%mol	0	0.6
O_{d2}	%mol	0	0.6
O_{dig}	%mol	0	0.45
T_{rx}	$^{\circ}C$	equação (7.10)	equação (7.11)
T_{rg1}	$^{\circ}C$	665	680
T_{rg2}	$^{\circ}C$	equação (7.10)	equação (7.11)
T_{d1}	$^{\circ}C$	640	720
T_{d2}	$^{\circ}C$	equação (7.10)	equação (7.11)
T_{dig}	$^{\circ}C$	640	730
DP_{TCV}	kgf/cm^2	0.08	0.35
C_{PCV1}	%	20	95
C_{PCV2}	%	1	70
R_{ai}	kNm^3/h	figura 7.4 (*)	figura 7.4 (*)
c_{TCV}	%	40	99
R_{tf1}	m^3/d	figura 7.4(*)	figura 7.4 (*)
T_{fp}	$^{\circ}C$	220	255
R_{tf2}	m^3/d	figura 7.4 (*)	figura 7.4 (*)
DP_{rr}	kgf/cm^2	0.35	0.83
P_f	kgf/cm^2	figura 7.4	figura 7.4

(*) é necessário a conversão de unidade

$$y_c^{\text{inf}} = \min [y_c^{\text{inf}} (\text{arquivo: limites.dat}), y_c^{\text{inf}} (\text{tela do operador: figura 7.5})] \quad (7.10)$$

$$y_c^{\text{sup}} = \max [y_c^{\text{sup}} (\text{arquivo: limites.dat}), y_c^{\text{sup}} (\text{tela do operador: figura 7.5})] \quad (7.11)$$

onde os índices inf e sup referem-se, respectivamente, aos limites superior e inferior da variável controlada c .

7.7.2 Eliminação de “off-set” na variável controlada cuja restrição esteja ativa

As perturbações não medidas ou mudanças no desempenho do processo podem gerar “off-sets” nas variáveis controladas, os quais são definidos como desvios entre os valores ótimos destas variáveis previstos pelo otimizador e os medidos com a planta no estado estacionário, conforme ilustrado na figura 7.9a. Caso uma variável esteja com sua restrição ativa no estado estacionário, um “off-set” na mesma é indesejável, pois este:

- a) Restringirá o crescimento da função objetivo econômico, caso o valor medido da variável estiver aquém do limite da restrição.
- b) Violará a restrição, quando o valor medido da variável ultrapassar o seu respectivo limite.

No caso do conversor do FCC, as variáveis mais importantes são as controladas dinamicamente, cujo controle efetuado por faixas não permite a geração de “off-sets” que violem as restrições. Os “off-sets” envolvendo variáveis que restringem o crescimento da função objetivo podem ser eliminados através da ampliação dos limites das restrições estacionárias das respectivas variáveis. Através do arquivo “limites.dat”, que contém os limites operacionais das variáveis no estado estacionário, e das equações (7.10) e (7.11), é possível tornar os limites das restrições no estado estacionário mais amplos que os do transiente. O procedimento de ampliação desses limites operacionais é similar ao da minimização da diferença entre as medições no estado estacionário e as respectivas saídas do modelo de processo, através de adições de constantes às saídas. Este método pode ser

aplicado no conversor, pois o seu ótimo operacional está sempre localizado sobre uma ou mais de suas restrições.

A simulação representada pela figura 7.9a ilustra uma situação na qual a temperatura de saída do riser estabiliza 2°C abaixo do seu valor ótimo de 540°C determinado pelo algoritmo de otimização, o qual corresponde também ao limite máximo da variável. Neste caso, devido à imprecisão do modelo, existe um “off-set” de 2°C entre a temperatura real de saída do riser e a prevista pelo otimizador. A forma mais rigorosa de eliminar esse “off-set” seria ajustar os parâmetros do modelo usado pelo otimizador de forma que as duas temperaturas coincidam. Outra alternativa seria a alteração dos limites operacionais da variável no estado estacionário previsto, conforme está ilustrada na figura 7.9b, onde o limite máximo estacionário da temperatura do riser foi aumentado para 542°C. Porém, seu limite máximo dinâmico permaneceu em 540°C.

Figura 7.9a “Off-set” na variável controlada T_{rx}

Figura 7.9b Eliminação do “off-set” na variável controlada T_{rx}

7.7.3 Saturações das variáveis manipuladas

A saturação de uma variável manipulada ocorre quando o respectivo elemento primário está fora de seus limites operacionais. A saturação é de máximo ou mínimo quando, devido à restrição no elemento primário, não é possível, respectivamente, o acréscimo ou decréscimo da referida manipulada.

Quando ocorre a saturação de mínimo, é efetuado:

$$u_m^{\text{inf}}(jT) = u_{\text{at},m} ; \quad j = 1, \dots, nl; \quad m = 1, \dots, nm \quad (7.12)$$

Para a saturação de máximo:

$$u_m^{\text{sup}}(jT) = u_{\text{at},m} ; \quad j = 1, \dots, nl; \quad m = 1, \dots, nm \quad (7.13)$$

onde nm é o número de variáveis manipuladas, $u(jT)$ e u_{at} são, respectivamente, os vetores das variáveis manipuladas nos instantes futuro (jT) e atual. Os índices inf , sup e m referem-se, respectivamente, aos limites superior, inferior e à posição de uma determinada variável manipulada em seu respectivo vetor.

Para a saturação da vazão total de ar para o regenerador é necessário saturar pelo menos um dos três controladores de ar: do 2º estágio e anéis maior e menor do 1º estágio. Os controladores de vazão de ar para os anéis do 1º estágio saturam simultaneamente, pois uma vez determinada a vazão de ar para cada estágio, a distribuição entre os anéis do primeiro estágio é efetuada de forma a equalizar as aberturas das respectivas válvulas.

7.7.4 Variáveis manipuladas indisponíveis para o otimizador

As variáveis manipuladas com problemas em seus elementos finais de controle não estão disponíveis para o otimizador, portanto não são transferidas para o modo computador. Como exemplo pode-se citar a temperatura de saída do forno, cujo controlador geralmente permanece no modo manual, pois o forno opera com carga térmica mínima.

A variável manipulada indisponível é comunicada ao otimizador através da saturação simultânea de máximo e mínimo da mesma. Assim, juntando as equações (7.12) e (7.13) tem-se:

$$u_m^{\text{inf}}(jT) = u_m^{\text{sup}}(jT) = u_{\text{at},m} ; \quad j = 1, \dots, nl; m = 1, \dots, nm \quad (7.14)$$

As saturações das variáveis manipuladas e a indisponibilidade das mesmas reduzem os graus de liberdade do otimizador e são responsáveis por ocasionais falhas do algoritmo pelo não atendimento das restrições do modelo estacionário. Para o caso da otimização integrada ao controle essas falhas são fatais, pois além da otimização econômica perde-se também o controle dinâmico.

7.7.5 Validação das variáveis

As variáveis lidas do SDCD são validadas pelo software SICON. Cada variável é testada em relação:

- aos seus limites superior e inferior,
- à sua variação máxima,
- ao seu congelamento,
- à falha de sua leitura da base de dados do processo ou do SDCD.

As variáveis controladas e manipuladas possuem itens de saída de qualidade (“Qual”) nas respectivas telas do SICON, conforme pode ser observado nas figuras B.2 e B.3 do apêndice B, respectivamente. O procedimento do programa para variáveis cuja qualidade não é normal consiste em:

a) Variáveis manipuladas: o programa de otimização ativa as chaves digitais “Falha de Leitura” e “Falha de Controle” da tela geral do otimizador (figura B.1 do apêndice B). Como o modelo estático do processo possui como entradas todas as variáveis manipuladas, a falha em uma delas implica na parada de execução do algoritmo de controle e otimização.

b) Variáveis controladas: o programa de otimização ativa a chave digital “Falha de Leitura” e as correspondentes variáveis com falhas são desligadas do algoritmo, sendo

sinalizadas nas correspondentes chaves digitais “St” (figura B.2 do apêndice B) que indicam as condições dessas variáveis: o valor unitário na referida chave indica que a correspondente variável está participando do otimizador, caso contrário sua indicação permanece nula. Caso uma variável controlada crítica seja desligada ocorre o cancelamento da execução do algoritmo.

7.7.6 Perturbações no processo

As principais perturbações que ocorrem no processo são:

- variação na composição da carga,
- variação na temperatura ambiente,
- injeção de água contaminada com óleo no riser,
- envio dos gases dos vasos de topo da debutanizadora e depropanizadora para a sucção dos compressores,
- envio dos gases residuais da unidade de destilação atmosférica para a sucção dos compressores.

Durante o comissionamento foi constatado que a principal restrição do processo consiste na limitação dos compressores, a qual é indicada pela saída do controlador de pressão da sucção dos mesmos ou da fracionadora (C_{PCV1}), que por sua vez atua nas rotações das respectivas turbinas. Deve-se manter esta variável abaixo de seu limite superior para evitar a saturação do controlador de pressão da fracionadora (P_f), o que traria como consequência pressões elevadas no regenerador, dificultando a entrada de ar no mesmo e até forçando a ativação de seu sistema de alívio. A saída do controlador de pressão da fracionadora é de difícil controle devido à sua acentuada não linearidade. A figura 7.10 mostra o comportamento dinâmico da C_{PCV1} controlada pelo algoritmo multivariável baseado no DMC. Adicionalmente, o modelo linear para o controle da mesma depende também da sintonia do respectivo controlador de pressão.

Todas as perturbações do processo acima relacionadas influenciam o controle da pressão da fracionadora, destacando-se a variação na temperatura do ar, pois o sistema de resfriamento do topo da fracionadora é constituído de “air-coolers”. O recebimento, na

sucção dos compressores, de gases externos introduz perturbações intermitentes na referida pressão. Embora esses gases sejam medidos diretamente ou indiretamente (através de aberturas de válvulas) e considerados na ação antecipatória do controlador multivariável, seus modelos lineares são bastante imprecisos em virtude da acentuada não linearidade do processo.

É importante ressaltar que as dificuldades no controle dinâmico da saída do controlador de pressão da fracionadora são repassadas para o otimizador, pois a modelagem estática da mesma está baseada nos ganhos do modelo linear, conforme descrito no item 3.6.4.

Figura 7.10 Comportamento dinâmico da variável controlada C_{PCV1}

7.7.7 Sintonia

Os parâmetros de sintonia do otimizador, ilustrados na equação (7.1), são:

- n_l : horizonte de controle,
- n_r : horizonte de predição,
- T : período de amostragem,
- W_1 : matriz diagonal dos pesos das variáveis controladas dinamicamente,

- W_2 : matriz diagonal dos fatores de supressão das variáveis manipuladas,
- W_3 : peso da parcela econômica na função objetivo,
- W_5 : matriz diagonal dos pesos para eliminação dos “off-sets” nas variáveis manipuladas.

O período de amostragem ou de execução do algoritmo (T) é o mesmo do controlador multivariável baseado no DMC. Na etapa de simulação do otimizador são determinados os horizontes de controle (nl) e predição (nr) e efetuada uma pré-sintonia para os demais parâmetros. A tabela 7.3 mostra os parâmetros de sintonia do otimizador.

A sintonia do otimizador é dividida em três etapas:

1) Inicialmente, com as parcelas estáticas da função objetivo desligadas (W_3 e W_5 da equação 7.1 nulos) determinam-se W_1 e W_2 de forma similar à sintonia de um controlador multivariável descrita em Zanin (1992).

2) Com a parcela dinâmica sintonizada, é ajustado o peso W_3 da parcela econômica, considerando o balanceamento entre a velocidade para se atingir o objetivo econômico ótimo e as amplitudes de violação das restrições, conforme está descrito no item 4.4.

3) Finalmente é ajustado W_5 de forma a eliminar lentamente os eventuais “off-sets”, descritos no capítulo 6, das variáveis manipuladas.

Tabela 7.3 Implementação do otimizador: parâmetros de sintonia

parâmetro	Valor
T	1
nl	2
nr	20
diagonal $W_1^{-2} [T_{d2}, T_{rg2}, DP_{TCV}, T_{rx}, C_{PCV1}, C_{PCV2}]$	[1., 2., 5., 3., 3., 1.]
diagonal $W_2^{-2} [R_{ai}, c_{TCV}, R_{ff1}, T_{fp}, R_{ff2}, DP_{rr}, P_f]$	[40., 1., 8., 1., 16., 40., 20.]
W_3	500.
diagonal $W_5^{-2} [R_{ai}, c_{TCV}, R_{ff1}, T_{fp}, R_{ff2}, DP_{rr}, P_f]$	[1., 1., 1., 1., 1., 2., 2.]

7.8 Resultados

São apresentados três conjuntos de resultados:

- a) Caso 1 - Primeiro teste de comissionamento
- b) Caso 2 - Desempenho do otimizador sintonizado
- c) Caso 3 - Operação típica do otimizador

A função objetivo econômico esteve sempre baseada na maximização de GLP, de acordo com a estratégia da programação de produção da refinaria.

No item 3.3 foi descrita a correlação para o cálculo do rendimento de GLP. As principais variáveis relacionadas com a mesma são a temperatura de saída do riser (T_{rx}) e a relação entre as vazões mássicas de catalisador regenerado e de carga (catoil), conhecida como relação catalisador/óleo. Conforme a equação (3.8), a catoil é diretamente proporcional à diferença entre as temperaturas de saída do riser e da carga ($T_{rx}-T_{fp}$) e inversamente proporcional à diferença entre as temperaturas de saída da fase densa do 2º estágio de regeneração e de saída do riser ($T_{rg2}-T_{rx}$). O rendimento de GLP aumenta com os aumentos da T_{rx} e da catoil, sendo mais influenciado pela temperatura de saída do riser. Quanto às variáveis manipuladas, na prática verifica-se:

- maior produção de GLP com o aumento da vazão do gasóleo (R_{if1}) ou do óleo desasfaltado (R_{if2}), mantida a T_{rx} fixa.
- maior rendimento de GLP com o aumento da abertura da válvula de catalisador regenerado (c_{TCV}) ou diferencial de pressão regenerador-reator (DP_{rr}), pois ocorre aumento na T_{rx} .
- menor rendimento de GLP com o aumento da temperatura da carga (T_{fp}) ou da vazão de ar, mantida a T_{rx} fixa, pois ocorre redução da catoil.
- maior rendimento de GLP com a redução da pressão da fracionadora (P_f), mantidas as demais manipuladas fixas.

A temperatura da carga (T_{fp}) não foi utilizada como variável manipulada, pois para

manter a relação catalisador/óleo elevada, o forno geralmente opera no modo manual, com carga térmica mínima.

7.8.1 Caso 1 - Primeiro teste de comissionamento

O teste inicial de comissionamento do otimizador está descrito em Zanin et al. (2000b).

Neste teste optou-se por não manipular as vazões de gasóleo e óleo desasfaltado em virtude de ser o primeiro teste do algoritmo na planta e do compromisso da refinaria em processar um volume diário praticamente fixo de carga. O diferencial de pressão regenerador-reator também não foi utilizado como manipulada em virtude de problemas de escrita no SDCD nas variáveis com terceira casa decimal (estava-se também testando uma nova interface de escrita). O otimizador estava apenas com três graus de liberdade: vazão de ar, abertura da válvula de catalisador regenerado e pressão da fracionadora, esta última variável manipulada tinha um range de atuação relativamente pequeno.

As figuras 7.11 a 7.13b ilustram alguns dos resultados do teste inicial de comissionamento.

Figura 7.11 Caso 1: função objetivo econômico

Para melhor estabilizar o processo, o controlador multivariável convencional baseado no DMC opera com a temperatura de reação numa pequena faixa (inferior a 1°C), sendo a mesma alterada pelo operador em função da capacidade do sistema de compressão. A otimização para a maximização de GLP consiste principalmente no aumento dessa temperatura. Verifica-se que, no instante 2 min, quando a referida faixa de temperatura foi ampliada para 3°C , o algoritmo aumentou a circulação de catalisador para maximizar a função objetivo econômico. Analisando as figuras 7.12b e 7.13a constata-se que a vazão de ar e a temperatura da fase densa do regenerador estavam oscilando com a mesma frequência, necessitando um aumento no fator de supressão (W_2) da referida manipulada.

Seguindo o procedimento da sintonia do otimizador integrado ao controlador, neste primeiro teste foram efetuadas alterações nos fatores de supressão das variáveis manipuladas (W_2) e no peso da parcela econômica da função objetivo (W_3).

Figura 7.12a Caso 1: var. controlada T_{rx}

Figura 7.12b Caso 1: var. controlada T_{rg2}

Figura 7.13a Caso 1: var. manipulada R_{ai}

Figura 7.13b Caso 1: var. manipulada c_{TCV}

7.8.2 Caso 2 - Desempenho do otimizador sintonizado

As figuras 7.14 a 7.18 ilustram o desempenho do otimizador após o término do período de comissionamento. Nesta etapa o algoritmo estava adequadamente sintonizado com os parâmetros de sintonia da tabela 7.3. Os dados desta avaliação correspondem a um período de aproximadamente um dia. Conforme indicado na figura 7.14, tem-se:

- ativação do otimizador no instante 90 min,
- forte perturbação no instante 755 min, ocasionada pela injeção no riser de água contaminada por óleo,
- desativação do otimizador no período de 840 a 915 min, devido às falhas no algoritmo SQP, conforme podem ser observadas na figura 7.18.

Figura 7.14 Caso 2: função objetivo econômico

Após o otimizador ser ligado, verifica-se um aumento progressivo na função objetivo econômico de aproximadamente 8% em 12 horas. Este crescimento foi interrompido pela ativação da temperatura do riser em seu limite superior. Outras duas restrições tornaram-se ativas intermitentemente: a temperatura da fase densa do 2º estágio do regenerador e a saída do controlador de pressão da fracionadora. As variáveis manipuladas foram direcionadas no sentido da maior produção de GLP. As vazões de gásóleo e óleo desasfaltado foram continuamente maximizadas até atingirem seus limites superiores, os quais eram freqüentemente alterados pelo operador em função das condições ambientais e do planejamento diário da carga a ser processada. No período de 300 a 750 min, a pressão da fracionadora era afastada temporariamente de seu valor ótimo para tratar da saída de seu controlador de pressão, cujo limite máximo era freqüentemente violado devido às perturbações ocasionadas pelas vazões de gases externos para a sucção dos compressores. Caso o operador ampliasse o limite superior da temperatura do riser, ainda haveria possibilidade de acréscimo na produção de GLP através do aumento de circulação de catalisador, pois as limitações dos compressores (figura 7.15c) poderiam ser tratadas através do aumento da pressão da fracionadora uma vez que o soprador de ar não estava limitado (figura 7.15d).

A injeção de água contaminada por óleo no riser, no instante 755 min, ocasionou fortes perturbações no processo. Para ajudar a estabilizar o processo, o operador incrementou em 5°C a temperatura da carga no instante 785 min e novamente 5°C após uma hora, como mostra a figura 7.17. Porém, a elevada instabilidade no processo ocasionou falhas na solução do problema de otimização no período de 840 a 915 min, como indica o código de erro do algoritmo SQP ilustrado na figura 7.18, com conseqüente desativação do otimizador.

A partir do instante 915 min o otimizador voltou a atuar novamente e manteve o conversor no seu ponto operacional ótimo com as mesmas restrições ativas analisadas anteriormente: temperaturas do riser e da fase densa do 2º estágio do regenerador e a saída do controlador de pressão da fracionadora.

Figura 7.15a Caso 2: var. contr. T_{rx} Figura 7.15b Caso 2: var. contr. T_{rg2} Figura 7.15c Caso 2: var. contr. C_{PCV1} Figura 7.15d Caso 2: var. contr. C_{PCV2} Figura 7.16a Caso 2: var. manip. R_{ai} Figura 7.16b Caso 2: var. manip. c_{TCV}

Figura 7.16c Caso 2: var. manip. R_{f1} Figura 7.16d Caso 2: var. manip. R_{f2} Figura 7.16e Caso 2: var. manip. DP_{rr} Figura 7.16f Caso 2: var. manip. P_f Figura 7.17 Caso 2: perturbação T_{pf}

Figura 7.18 Caso 2: falhas na SQP

7.8.3 Caso 3 - Operação típica do otimizador

As figuras 7.19 a 7.22 ilustram a operação típica do otimizador após seu comissionamento, para um período de aproximadamente 12 horas. Pode-se verificar que o algoritmo sempre está buscando dinamicamente a máxima produção de GLP mantendo praticamente três restrições ativas: temperaturas do riser e da fase densa do 2º estágio do regenerador e a saída do controlador de pressão da fracionadora.

As vazões de carga, diretamente relacionadas com a função objetivo econômico são prioritariamente mantidas em seus limites máximos, embora temporariamente as mesmas sejam utilizadas para o controle das restrições ativas.

A abertura da válvula de catalisador regenerado (c_{TCV}) e o diferencial de pressão regenerador-reator (DP_{rr}) são manipulados no sentido de aumentar a temperatura das reações, pois o incremento destas variáveis favorecem a produção de GLP. A manipulada DP_{rr} tem uma movimentação relativamente menor que a c_{TCV} , pois foi sintonizada com um fator de supressão relativamente maior que as demais manipuladas devido à sua acentuada não linearidade e forte influência no processo.

O otimizador minimiza a pressão da fracionadora, porém, devido à sua menor sensibilidade na função objetivo, a mesma é preferencialmente utilizada quando ocorre limitação na capacidade do sistema de compressão, indicada pela saída do controlador de pressão da fracionadora.

Embora a temperatura da carga não seja uma variável manipulada pelo otimizador, pois geralmente opera em manual com carga térmica mínima, eventualmente a mesma é utilizada pelo operador para compensar o efeito de alguma perturbação ou aumentar a temperatura do riser, a qual possui grande efeito na produção de GLP.

Verifica-se que a produção de GLP está limitada pelas pequenas faixas de operação para as temperaturas do riser (T_{rx}) e da fase densa do 2º estágio do regenerador (T_{rg2}). O limite superior da T_{rx} é indiretamente utilizado para o controle da capacidade dos compressores, e a ampliação da faixa de operação da mesma requer uma modelagem mais rigorosa do sistema de compressão dos gases. Para ampliar os limites operacionais da T_{rg2} e

manter a combustão estável é imprescindível a modelagem mais rigorosa do regenerador incluindo no modelo as limitações da caldeira de CO, onde ocorre a conversão total do CO em CO₂.

Figura 7.19 Caso 3: função objetivo econômico

Figura 7.20a Caso 3: var. contr. T_{rx}

Figura 7.20b Caso 3: var. contr. T_{rg2}

Figura 7.20c Caso 3: var. contr. C_{PCV1}

Figura 7.21a Caso 3: var. manip. R_{ai}

Figura 7.21b Caso 3: var. manip. c_{TCV}

Figura 7.21c Caso 3: var. manip. R_{f1}

Figura 7.21d Caso 3: var. manip. R_{f2}

Figura 7.21e Caso 3: var. manip. DP_r Figura 7.21f Caso 3: var. manip. P_f Figura 7.22 Caso 3: perturbação T_{pf}

CAPÍTULO 8

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTUROS TRABALHOS

O principal objetivo deste trabalho consistiu na implementação industrial de uma estratégia de otimização em um conversor de uma unidade de FCC da Petrobras, o qual é um processo com acentuadas características não lineares. Neste capítulo estão relacionadas as conclusões referentes ao desenvolvimento, simulação, comissionamento, implementação e desempenho dessa estratégia de otimização. Adicionalmente, são propostos tópicos para pesquisas na área de otimização em tempo real.

8.1 Conclusões

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

a) Modelo do processo: a importância de se ter um bom modelo

Na comparação da otimização com os modelos linear e rigoroso do processo, verifica-se que ambos os modelos captam a tendência correta da estratégia de otimização, porém há uma diferença significativa no benefício econômico correspondente a cada modelo. A abordagem que utiliza o modelo não linear para determinar o estado estacionário do processo apresenta um desempenho significativamente melhor. Para um processo como o craqueamento catalítico, o qual é acentuadamente não linear e possui ampla faixa de operação, a otimização linear é bastante limitada, pois as variáveis não são modeladas adequadamente em toda a região operacional do processo.

b) Estratégias de otimização integrada ao controle e em duas camadas

As estratégias de otimização integrada ao controle e em duas camadas analisadas neste trabalho, embora possuam estruturas de controle bastante distintas, apresentam características básicas semelhantes:

- as variáveis controladas são mantidas dentro de faixas, gerando graus de liberdade para o otimizador incrementar a função objetivo econômico,
- possuem parcelas de controle dinâmico e otimização estacionária na função objetivo do problema que determina as ações de controle para serem implementadas,
- seus procedimentos de sintonia são baseados no balanceamento entre a velocidade do algoritmo atingir o objetivo econômico ótimo e as amplitudes das restrições violadas.

Para aumentar a robustez do algoritmo de otimização originalmente proposto, de forma a torná-lo implementável, foram efetuadas duas alterações: exclusão da última ação de controle das parcelas de controle dinâmico da função objetivo e inclusão nesta, de um novo termo para eliminação de “off-set” na variável manipulada em relação ao seu valor ótimo.

Embora as duas estratégias sejam eficientes para os casos simulados, o desempenho do otimizador integrado ao controlador preditivo se mostrou superior por manter uma operação mais suave do processo. A vantagem da integração dos objetivos operacionais dentro de um mesmo algoritmo consiste:

- no maior sincronismo entre as ações de controle em função do algoritmo considerar o problema dinâmico e econômico simultaneamente,
- na ausência de uma camada intermediária entre o algoritmo de otimização e o controle regulatório, a qual modifica os valores ótimos das variáveis manipuladas em função do controle dinâmico.

c) Comissionamento e implementação do otimizador

A escolha da estratégia de otimização proposta para implementação foi motivada pelo seu melhor desempenho em relação à estratégia alternativa e pelo componente inovador, uma vez que não foram encontradas referências de aplicações industriais desse otimizador.

O processo de implementação da referida estratégia de otimização consistiu na substituição do controlador multivariável do conversor, baseado no DMC, pelo algoritmo de controle e otimização.

Vários fatores facilitaram a implementação do otimizador:

- a utilização da estrutura padrão da Petrobras (SICON) para a implementação de estratégias de controle avançado,
- o aproveitamento do modelo dinâmico de resposta ao degrau do controlador multivariável,
- o uso da mesma interface de operação do controlador multivariável.

A maior dificuldade da fase de comissionamento do algoritmo consistiu na sua sintonia, pois a restrição normalmente ativa (limitação da capacidade dos compressores) é medida pela saída do controlador PID da pressão da fracionadora, cujos modelos dinâmico e estático não são satisfatórios.

d) Resultados práticos

A função objetivo do otimizador pode contemplar a maximização de diferentes produtos ou da rentabilidade da unidade, em função da estratégia de produção da refinaria. Porém, os resultados apresentados neste trabalho estão relacionados com a maximização de GLP, porque este é o objetivo mais usual das refinarias da Petrobras.

A correlação para o cálculo do rendimento de GLP encontra-se no item 3.3. As principais variáveis relacionadas com a mesma são a temperatura de saída do riser (T_{rx}) e a relação entre as vazões mássicas de catalisador regenerado e de carga (catoil). O rendimento de GLP aumenta com os acréscimos da T_{rx} e do catoil. A principal variável que influencia o rendimento de GLP é a temperatura de saída do riser.

Para manter o conversor estável, a operação do mesmo através do controlador multivariável existente é efetuada restringindo a faixa operacional da T_{rx} para um valor inferior a 1 °C. Isto equivale a praticamente manter um “setpoint” fixo para essa variável. Desta forma, a otimização do processo é efetuada pelo operador, deslocando a referida faixa em função das restrições do processo, principalmente da capacidade do sistema de compressão.

Com a substituição do controlador multivariável pelo otimizador, a faixa operacional da T_{rx} pode ser ampliada de forma que o ponto de máxima lucratividade do conversor seja buscado continuamente. A estabilização do conversor nestas novas condições de operação pode ser creditada ao modelo não linear do processo que faz uma predição mais precisa do estado estacionário quando comparado ao modelo linear do referido controlador multivariável.

Através de testes efetuados após o comissionamento do otimizador, é constatado um aumento significativo da produção de GLP sempre que o mesmo é ativado. Pode-se verificar também que o algoritmo mantém a unidade estável.

8.2 Recomendações para futuros trabalhos

Para a complementação deste trabalho e de uma forma geral para o desenvolvimento da área de otimização em tempo real, são apresentados alguns tópicos para estudos:

- Melhorias no modelo estático não linear do conversor: modelagem rigorosa dos compressores de gases e soprador de ar, pois as variáveis controladas relacionadas com estes equipamentos possuem apenas modelos lineares para seus estados estacionários.
- Metodologia para ajuste dos parâmetros do modelo, como alternativa para eliminação de “off-set” entre a variável controlada e o seu valor ótimo, conforme analisado no item 7.7.2.
- Aperfeiçoamento do algoritmo de otimização, com alternativas para o caso do algoritmo não encontrar solução viável. O otimizador implementado é desligado no caso de não existir solução viável.
- Testes de configurações alternativa para a otimização, com imposição de trajetórias de referência para os “setpoints” das variáveis controladas.

- Metodologia para sintonia do otimizador: determinação do peso da função econômica e dos fatores de supressão das variáveis manipuladas
- Caracterização da carga: análise da possibilidade da instalação de analisadores em linha para a obtenção de propriedades da carga: densidade, ponto de anilina, teor de enxofre, ponto de ebulição e nitrogênio básico.
- Metodologia para avaliação do desempenho do otimizador: determinação dos benefícios econômicos ao longo do tempo e análise do comportamento dinâmico das variáveis controladas em relação às suas restrições.
- Ampliação do problema de otimização para toda a unidade de FCC: inclusão da fracionadora, absorvedoras primária e secundária, retificadora e debutanizadora. A modelagem da unidade deve contemplar as inferências de propriedades dos hidrocarbonetos, pois as mesmas são imprescindíveis para controlar os produtos dentro de suas especificações.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABOU-JEYAB, R. A.; GUPTA, Y. P. Control of the fluidized catalytic cracking process using a simplified model predictive controller. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, v.35, p.3581-3589, 1996.
- AGRAWAL, S. S.; BEACH, W.; RENDON, G. T.; OLVERA, R. O. Implementation of advanced on-line blend control, optimization and planning systems in mexican refineries. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-96-124, Atlanta, November 11-13, 1996.
- ALI, E.; ZAFIRIOU, E. Optimization-based tuning of nonlinear model predictive control with state estimation. **Journal of Process Control**, v.3, n.2, p.97-107, 1993.
- ALI, E. E.; ELNASHAIE, S. S. E. H. Nonlinear model predictive control of industrial type IV fluid catalytic cracking (FCC) units for maximum gasoline yield. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, v.36, p.389-398, 1997.
- ALMEIDA, E.; ZANIN, A. C.; ODLOAK, D. Advanced control and optimization of a crude vacuum unit. XI Congresso Brasileiro de Automática, I Simpósio de Automática Aplicada, São Paulo, 1996, **Anais**. p.23-28, 1996.
- ARBEL, A.; RINARD, I. H.; SHINNAR, R. Control strategies for fluid bed catalytic crackers: interaction of design and control.. In: AIChE 1995 Spring National Meeting, paper 85f, Houston, March 19-23, 1995a.
- ARBEL, A.; HUANG, Z.; RINARD, I. H.; SHINNAR, R. Dynamics and control of fluidized catalytic crackers. 1. Modeling of the current generation of FCC's. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, v.34, p.1228-1243, 1995b.
- ARBEL, A.; RINARD, I. H.; SHINNAR, R. Dynamics and control of fluidized catalytic crackers. 2. Multiples steady states and instabilities. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, v.34, p.3014-3026, 1995c.
- ARBEL, A.; RINARD, I. H.; SHINNAR, R. Dynamics and control of fluidized catalytic crackers. 3. Designing the control system: choice of manipulated and measured variables for partial control. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, v.35, p.2215-2233, 1996.
- ARBEL, A.; RINARD, I. H.; SHINNAR, R. Dynamics and control of fluidized catalytic crackers. 4. The impact of design on partial control. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, v.36, p.747-759, 1997.

- BAILEY, J. K.; HRYMAK, A. N.; TREIBER, S. S.; HAWKINS, R. B. Nonlinear optimization of a hydrocracker fractionation plant. **Computers and Chemical engineering**, v.17, n.2, p.123-138, 1993.
- BARTON, G. W.; GANNAVARAPU, C.; PERKINS, J. D. Optimizing control of a refinery gas-tail. **Computers and Chemical Engineering**, v.17, n.3, p.301-308, 1993.
- BESL, H.; KOSSMAN, W.; CROWE, T. J.; CARACOTSIOS, M. Nontraditional optimization for isom unit improves profits. **Oil & Gas Journal**, p.61-64, May 11, 1998.
- CARLBERG, N.; COON, A.; CROWE, T. Computing Optimisation. **Hydrocarbon Engineering**, p.61-66, November, 1998.
- CHARPENTIER, V.; CLOT, A.; GERBI, O.; LECLERCQ J.; PAPON, J. Hierarchical control for optimised operation of a gas plant at MOBIL OIL. **Revue de l'Institut Français du Pétrole**, v.51, n.6, p.845-854, 1996.
- CHITNIS, U. K.; CORRIPIO, A. B. On-line optimization of a Model IV catalytic cracking unit. **ISA Transactions**, v.37, p.215-226, 1998.
- CUTLER, C. R.; RAMAKER, B. L. Dynamic matrix control: a computer control algorithm. In: AIChE 86th National Meeting, paper 51-B, Houston, April, 1979.
- CUTLER, C. R. **Dynamic Matrix Control: An Optimal Multivariable Control Algorithm with Constraints**. Houston, 1983. PhD Thesis – University of Houston.
- CUTLER, C. R.; PERRY, R. T. Real-time optimization with multivariable control is required to maximizes profits. **Computers and Chemical Engineering**, v.7, n.5, p.663-667, 1983.
- DARBY, M. L.; WHITE, D. C. On-line optimization of complex process units. **Chemical Engineering Progress**, p.51-59, October, 1988.
- DORMER, A.; RAYNOR, S. Real-time optimization an “alternative” approach. **Hydrocarbon Processing**, p.81-89, September, 1998.
- EDWARDS, L. A.; MASAKI, K. M. Process optimization solutions with rigorous equation-based models for refinery and petrochemical processes or Evolving business rules and technology converge at process optimization solutions. In: Petroleum Refining Conference, Japanese Petroleum Institute, Tokyo, October 12-13, 1994, **Proceeding**.1994.
- ELLIS, R. C.; LI, X.; RIGGS J. B. Modeling and optimization of a Model IV fluidized catalytic cracking unit. **AIChE Journal**, v.44, n.9, p.2068-2079, 1998.

- FORBES, J. F.; MARLIN, T. E. Model accuracy for economic optimization controllers: the bias update case. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, v.33, n.8, p.1919-1929, 1994.
- FRIEDMAN, Y. Z. What's wrong whit unit closed loop optimization? **Hydrocarbon Processing**, p.107-116, October, 1995.
- FRIEDMAN, Y. Z. Closed loop optimization update - We are a step closer to fulfilling the dream. **Hydrocarbon Processing**, editorial, January, 2000.
- GARCIA, C. E.; MORSHEDI, A. M. Quadratic programming solution of dynamic matrix control (QDMC). **Chemical Engineering Communications**, v.46, p.73-87, 1986.
- GEORGIOU, A.; TAYLOR, P.; GALLOWAY, R.; CASEY, L. Plant wide closed loop real time optimization and advanced control of ethylene plant - CLRTO improves plant profitability & operability. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-97-139, New Orleans, November 17-19, 1997.
- GEORGIOU, A.; KRAMBECK, F. J.; CHENG, T. C.; HENE, C.; FREDERICKSON M. Closed loop real time optimization (Clrto) reaps economic and operations benefits for FCC-Alky complex. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-99-143, Kansas City, November 14-17, 1999.
- GODMAN, I. B.; MCKAY, I.; TOOKEY, B. Real-time optimization at the BP Alliance Refinery. In: Process Optimization Conference, Houston, March 23-27, 1998, **Proceeding**.1998.
- GOUVÊA, M. T. **Uso de um algoritmo SQP na otimização de processos químicos contínuos em tempo real**. São Paulo, 1997. Tese (Doutorado) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo.
- GOUVÊA, M. T.; ODLOAK, D. One-layer real time optimization in the FCC unit: procedure, advantages and disadvantages. **Computers and Chemical engineering**, v.22, suppl., p.S191-S198, 1998.
- GROSDIDIER, P.; MASON, A.; AITOLAHTI, A.; HEINONEN, P.; VANHAMÄKI V. FCC unit reactor-regenerator control. **Computers and Chemical engineering**, v.17, n.2, p.165-179, 1993.
- GUPTA, Y. P. Characteristic equations and robust stability of a simplified predictive control algorithm. **The Canadian Journal of Chemical Engineering**, v.71, p.617-624, 1993.

- HARDIN, M. B.; SHARUN, R.; JOSHI, A.; JONES, J. D. Rigorous crude unit optimization. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-95-122, Nashville, November 6-8, 1995.
- HOLDEN, D.; HESS, T. M.; GOCHENOUR, G. B.; MILLNER, P.; ZETO, M. J.; KINNEY, T. B.; KLIESCH, H. C. Transcript of the question and answer session on modeling, simulation and optimization. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, San Antonio, November 16-18, 1998, **Proceedings**. 1998.
- JAKHETE, R.; RAGER W.; HOFFMAN, D. W. Online implementation of composite LP optimizes FCC/GPU complex. **Hydrocarbon Engineering**, p.69-76, February, 1999.
- LEE, P. L.; SULLIVAN, G. R. Generic model control (GMC). **Computers and Chemical engineering**, v.12, n.6, p.573-580, 1988.
- LJUNG, L. **System identification: theory for the user**. Prentice Hall, 1987.
- LOJEK, R. J.; WHITEHEAD, B. D. Integrated advanced control and online optimization in olefins plant. **Computers and Chemical Engineering**, v.13, n.11/12, p.1291-1297, 1989.
- MARLIN, E. T.; FORBES, J. F. Selecting the proper location for economic optimization: multivariable control or RTO. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-95-125, Nashville, November 6-8, 1995.
- MARTINS, F. G.; COELHO, M. A. N.; COSTA, C. A. V.; JERÓNIMO M. A. S.; MARTINS, C.; BRAGA, A. S. Simulation and optimisation of atmospheric and vacuum distillations of a lube plant. In: ESCAPE-10 European Symposium on Computer Aided Process Engineering - 10, Florence, May 7-10, 2000, **Proceedings**. 2000.
- McCORMICK, R.; GAGNÉ, N.; STEVEN, S.; LAURIER, G.; BROWN, M.; PIETTE, R. Real-time optimization of fluid catalytic cracking and catalytic polymerization units. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, Atlanta, November 11-13, 1996, **Proceedings**. 1996.
- McFARLANE, R. C.; REINEMAN, R. C.; BARTEE, J. F.; GEORGAKIS, C. Dynamic simulator for a Model IV fluid catalytic cracking unit. **Computers and Chemical Engineering**, v.17, n.3, p.275-300, 1993.
- MORO, L. F. L. **Desenvolvimento de um controlador preditivo multivariável para um conversor industrial de craqueamento catalítico**. São Paulo, 1992. Tese (Mestrado) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo.

- MORO, L. F. L.; ODLOAK, D. Constrained multivariable control of fluid catalytic cracking converters. **Journal of Process Control**, v.5, n.1, p.29-39, 1995.
- MORO, L. F. L.; SPANDRI, R.; ODLOAK, D. Constrained multivariable control of fluid catalytic cracking converters: a practical application. In: AIChE 1995 Spring National Meeting, paper 241c, Houston, March 19-23, 1995.
- MORO, L. F. L. SICON - Uma solução cliente servidor para controle avançado. IV Congresso Petrobras de Informática e Telecomunicações - INFTEL, São Paulo, 1997.
- MORSHEDI, A. M.; CUTLER, C. R.; SKROVANEK, T. A. Optimal solution of dynamic matrix control with linear programming techniques (LDMC). American Control Conference, Boston, June 19-21, 1985, **Proceedings**. 1985.
- MUDT, D. R.; HOFFMAN, T. W.; HENDON, S. R. The closed-loop optimization of a semi-regenerative catalytic reforming process. In: AIChE 1995 Spring National Meeting, Houston, March 19-23, **Proceedings**. 1995.
- NATH, R. C.; ALZEIN, Z.; POWWER, R.; LESIEUR, M. On-line dynamic optimization of an ethylene plant using ProfitTM optimizer. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-99-144, Kansas City, November 14-17, 1999.
- OLIVEIRA, L. L.; CARRAPIÇO, O. Multivariable control increases coke unit, refinery throughput. **Hydrocarbon Processing**, p.77-83, July, 1998.
- PEDERSEN, C. C.; MUDT, D. R.; BAILEY, J. K.; AYALA, J. S. Closed loop real time optimization of a hydrocracker complex. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-95-121, Nashville, November 6-8, 1995.
- PELHAM, R.; PHARRIS C. Refinery operation and control: a future vision. **Hydrocarbon Processing**, p.89-94, July, 1996.
- PRETT, D. M.; GILLETTE, R. D. Optimization and constrained multivariable control of a catalytic cracking unit. In: AIChE 86th National Meeting, paper 51-C, Houston, April, 1979.
- RAMÍREZ, C.; RUIZ, M.; LAGO, C.; UGARTE, M.; RUIZ, C. Fluidized catalytic cracking unit advanced control. In: I Mercosul Process Engineering Congress (ENPROMER'97), Bahía Blanca, Argentina, 1997, **Proceedings**. 1997.
- RHEMANN, H.; SCHWARZ, G.; BADGWELL, T. A.; DARBY, M. L.; WHITE, D. C. On-line FCCU advanced control and optimization. **Hydrocarbon Processing**, p.64-71, June, 1989.

- RICHALET, J.; RAULT, A.; TESTUD, J. L.; PAPON, J. Model predictive heuristic control: applications to industrial processes. **Automatica**, v.14, n.5, p.413-428, 1978.
- SCHIAVON Jr., A. L.; CORRÊA, R. G. An alternative formulation for one-layer real time structure for control and optimization based on the inverse of the process gain. In: ADCHEM International Symposium on Advanced Control of Chemical Processes, Pisa, June 14-16, 2000, **Proceedings**. 2000.
- SCHITTKOWSKI, K. NLPQL: A FORTRAN-subroutine solving constrained nonlinear programming problems. **Annals of Operations Research**, v.5, p.485-500, 1985.
- SORENSEN, R. C.; CUTLER C. R. LP integrates economics into dynamic matrix control. **Hydrocarbon Processing**, p.57-65, September, 1998.
- STEPHANOPOULOS, G. **Chemical process control: an introduction to theory and practice**. Prentice Hall, 1984.
- TIMMONS, C.; JACKSON, J.; WHITE, D. C. Distinguishing on-line optimization benefits from those of advanced controls: a case study. In: NPRA Computer Conference, National Petroleum Refiners Association, paper CC-99-142, Kansas City, November 14-17, 1999.
- VERNE, T.; JERRIT B.; BESTER, P. Unique approach to real-time optimization. **Hydrocarbon Engineering**, p.53-60, March, 1999.
- WHITE, D. C. The impact of new computer and communication technology on refinery operations. In: NPRA Annual Meeting, National Petroleum Refiners Association, paper AM-97-22, San Antonio, March 16-18, 1997a.
- WHITE, D. C. Online optimization: what, where and estimating ROI. **Hydrocarbon Processing**, p.43-51, June, 1997b.
- WHITE, D. C. Online optimization: what have we learned? **Hydrocarbon Processing**, p.55-59, June, 1998.
- 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.
- YOUSFI, C.; TOURNIER, R. Steady state optimization inside model predictive control. In: 2nd American Control Conference, 1991, **Proceedings**. 1991.
- ZANIN, A. C. **Implementação industrial de um controlador preditivo multivariável**. São Paulo, 1992. Tese (Mestrado) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo.

- 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 on the FCC catalytic converter. In: II 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 converter. 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.

APÊNDICE A

MODELO NÃO LINEAR DO CONVERSOR

Neste apêndice é descrito o modelo não linear do conversor Kellog Orthoflow F, o qual é a versão estática do modelo dinâmico proposto por Moro & Odloak (1995) e testado na unidade de craqueamento catalítico da refinaria Henrique Lage.

1 - Balanço de energia no riser:

$$S_c R_{rc} (T_{rg2} - T_{rx}) + \frac{S_{tf} \rho_{tf} R_{tf} (T_{fp} - T_{rx})}{1440} - \frac{\Delta H_{fv} \rho_{tf} R_{tf}}{1440} - \Delta H_{cr} R_{oc} = 0 \quad (A.1)$$

onde os termos da equação correspondem, respectivamente: à entalpia do catalisador e aos calores do aquecimento e da vaporização da carga e das reações de craqueamento. A vazão de catalisador regenerado para o riser (R_{rc}) e a velocidade das reações de craqueamento (R_{oc}) são fornecidas, respectivamente, pelas equações (A.2) e (A.4).

$$R_{rc} - \sqrt{\frac{125.5 (P_{rg} - P_{ra} - P_{colrg})}{\left[\left(\frac{1}{60 A_{0TCV}} \right)^2 - \left(\frac{1}{60 A_{vTCV}} \right)^2 \right] \frac{1}{\rho_{cf}}}} = 0 \quad (A.2)$$

onde a função entre a área de passagem da válvula de catalisador regenerado (A_{vTCV}) e a abertura da válvula de catalisador regenerado (c_{TCV}) é fornecida por:

$$A_{vTCV} - 0.3973 + 0.785398 (0.7112 - 0.003627 c_{TCV})^2 = 0 \quad (A.3)$$

$$R_{oc} - \frac{k_{cr} \rho_{tf} R_{tf} A_s}{1440 (1 + A_s)} = 0 \quad (A.4)$$

cuja severidade da reação (A_s) é dada por:

$$A_s - \frac{k_s P_{ra} \text{catoil}^{0.65} e^{\frac{-E_{cr}}{R_{GAS}(T_{rx} + 273.15)}}}{c_{cat} c_{rc2}^{0.15} \text{WHSV}^{0.35}} = 0 \quad (\text{A.5})$$

sendo a relação entre as vazões mássicas de catalisador regenerado e de carga (catoil) e a velocidade espacial (WHSV) fornecidas por:

$$\text{catoil} - \frac{1440 R_{rc}}{R_{tf} \rho_{tf}} = 0 \quad (\text{A.6})$$

$$\text{WHSV} - \frac{R_{tf} \rho_{tf}}{24 H_{ris}} = 0 \quad (\text{A.7})$$

2 – Balanço do coque catalítico no riser (c_{cat}):

$$R_{rc} c_{cat} - 100 R_{cf} = 0 \quad (\text{A.8})$$

onde os termos da equação representam, respectivamente, as quantidades de coque adicionada ao catalisador regenerado e gerada, em função das reações de craqueamento. A velocidade das reações de formação de coque (R_{cf}) é fornecida pela equação:

$$R_{cf} - \frac{k_{cc} P_{ra} \text{catoil}^{0.65} e^{\frac{-E_{cc}}{R_{GAS}(T_{rx} + 273.15)}}}{100 c_{cat} c_{rc2}^{0.06} \text{WHSV}^{0.35}} \left(\frac{R_{tf} \rho_{tf}}{1440} \right) = 0 \quad (\text{A.9})$$

3 – Balanço do coque total no riser:

$$R_{rc} (c_{rc2} - c_{sc}) + 100 R_{cf} = 0 \quad (\text{A.10})$$

4 – Balanço de energia no reator:

$$T_{rx} - T_{ra} = 0 \quad (\text{A.11})$$

5 – Balanço de coque no 1º estágio do regenerador:

$$\frac{R_{sc} (c_{stp} - c_{rc1})}{H_{rg1}} - R_{cb1} = 0 \quad (A.12)$$

sendo a concentração de coque no catalisador da saída da região de retificação (c_{stp}), a velocidade de queima do coque no 1º estágio do regenerador (R_{cb1}) e vazão de catalisador gasto (R_{sc}) fornecidas, respectivamente, pelas equações (A.13), (A.14) e (A.15).

$$c_{stp} - c_{sc} + \frac{(T_{ra} - c_{testp})}{d_{testp}} = 0 \quad (A.13)$$

$$R_{cb1} - k_{or} c_{rc1} O_{fg1} P_{rg} e^{\frac{-E_{or}}{RGAS(T_{rg1} + 273.15)}} = 0 \quad (A.14)$$

$$R_{sc} - R_{rc} = 0 \quad (A.15)$$

6 - Balanço de energia na fase densa do 1º estágio do regenerador:

$$S_c R_{sc} (T_{ra} - T_{rg1}) + \frac{1.29 S_a R_{a1} (T_{ai} - far_{12} T_{rg1})}{60} - \frac{F_{gk1} S_a T_{rg1}}{1000} - \frac{12 \Delta H_{rg1} c_{arb1}}{1000} = 0 \quad (A.16)$$

onde os termos da equação correspondem, respectivamente: às entalpias do catalisador, do ar e dos gases de combustão e ao calor liberado pela combustão do coque. A vazão de ar para o 1º estágio do regenerador (R_{a1}), a fração do ar que entra no primeiro estágio e é arrastado para o 2º estágio do regenerador (far_{12}), a velocidade de queima do coque no 1º estágio do regenerador (c_{arb1}), a vazão de gás de combustão efluente do 1º estágio do regenerador (F_{gk1}) e o calor de combustão do coque no 1º estágio do regenerador (ΔH_{rg1}) são fornecidos, respectivamente, pelas equações (A.17), (A.18 e A.19), (A.20), (A.21 a A.29) e (A.30).

$$R_{a1} - \text{ratio } R_{ai} = 0 \quad (\text{A.17})$$

$$\text{far}_{12} - \text{car}_{12} R_{rc1} = 0 \quad (\text{A.18})$$

$$R_{rc1} - R_{rc} = 0 \quad (\text{A.19})$$

$$c_{arb1} - \frac{10 R_{cb1} H_{rg1}}{12} = 0 \quad (\text{A.20})$$

$$F_{gk1} - 28 N_{21} - 32 O_{21} - 28 CO_1 - 44 CO_{21} - 18 H_2O_1 = 0 \quad (\text{A.21})$$

$$N_{21} - 0.79 R_{ma1} = 0 \quad (\text{A.22})$$

$$O_{21} - 0.21 R_{ma1} + \text{fator}_1 c_{arb1} = 0 \quad (\text{A.23})$$

$$CO_1 - \frac{\beta_1 c_{arb1}}{1 + \beta_1} = 0 \quad (\text{A.24})$$

$$CO_{21} - \frac{c_{arb1}}{1 + \beta_1} = 0 \quad (\text{A.25})$$

$$H_2O_1 - \frac{\chi c_{arb1}}{2} = 0 \quad (\text{A.26})$$

$$R_{ma1} - 0.744 R_{a1} (1 - \text{far}_{12}) = 0 \quad (\text{A.27})$$

$$\text{fator}_1 - \frac{\beta_1 + 2}{2(\beta_1 + 1)} - \frac{\chi}{4} = 0 \quad (\text{A.28})$$

$$\beta_1 - k_{rco} e^{\frac{-E_{rco}}{RGAS(T_{rg1} + 273.15)}} = 0 \quad (\text{A.29})$$

$$\frac{\Delta H_{fCO2} + \beta_1 \Delta H_{fCO}}{1 + \beta_1} - \Delta H_{rg1} = 0 \quad (\text{A.30})$$

7 – Balanço de oxigênio na fase densa do 1º estágio do regenerador:

$$21 R_{ma1} - F_{gm1} O_{fg1} - 100 c_{arb1} \text{fator}_1 = 0 \quad (\text{A.31})$$

onde os termos da equação representam, respectivamente, as quantidades de oxigênio da fase densa do 1º estágio do regenerador: entrada, saída e consumida pela queima do coque. A vazão de gás de combustão efluente da fase densa do 1º estágio do regenerador (F_{gm1}) é fornecida pela equação:

$$F_{gm1} - N_{21} - O_{21} - CO_1 - CO_{21} - H_2O_1 = 0 \quad (A.32)$$

8 – Balanço de energia na fase diluída do 1º estágio do regenerador:

$$F_{gk1} S_a (T_{rg1} - T_{d1}) + 67636 R_{co1} 60 V_{d1} = 0 \quad (A.33)$$

onde os termos da equação representam, respectivamente: as entalpias de entrada e saída dos gases de combustão e o calor gerado pela combustão do CO a CO₂. A velocidade de combustão de CO a CO₂ na fase diluída do 1º estágio do regenerador (R_{co1}) é fornecida por:

$$R_{co1} - k_{co} O_{d1}^{0.5} CO_{d1} P_{rg}^{1.5} e^{\frac{-E_{co}}{RGAS(T_{d1}+273.15)}} = 0 \quad (A.34)$$

$$CO_{d1} - \frac{100 CO_1}{F_{gm1}} + 2 (O_{fg1} - O_{d1}) = 0 \quad (A.35)$$

9 – Balanço de oxigênio na fase diluída do 1º estágio do regenerador:

$$F_{gm1} (O_{fg1} - O_{d1}) - \frac{100 R_{co1} 60 V_{d1}}{2} = 0 \quad (A.36)$$

onde os termos da equação representam, respectivamente, as quantidades de oxigênio da fase diluída do 1º estágio do regenerador: entrada, saída e consumida pela combustão do CO a CO₂.

10 – Balanço de coque no 2º estágio do regenerador:

$$\frac{R_{rc1}(c_{rc1} - c_{rc2})}{H_{rg2}} - R_{cb2} = 0 \quad (A.37)$$

sendo a velocidade de queima do coque no 2º estágio do regenerador (R_{cb2}) fornecida por:

$$R_{cb2} - k_{or} c_{crc2} O_{fg2} P_g e^{\frac{-E_{or}}{R_{GAS}(T_{rg2} + 273.15)}} = 0 \quad (A.38)$$

11 - Balanço de energia na fase densa do 2º estágio do regenerador:

$$S_c R_{rc1} (T_{rg1} - T_{rg2}) + \frac{1.29 S_a (R_{a2} T_{ai} + R_{a1} \text{far}_{12} T_{rg1})}{60} - \frac{F_{gk2} S_a (0.98 T_{rg2} + 0.02 T_{ai})}{1000} - \frac{12 \Delta H_{rg2} c_{arb2}}{1000} = 0 \quad (A.39)$$

onde os termos da equação correspondem, respectivamente: às entalpias do catalisador, do ar e dos gases de combustão e ao calor liberado pela combustão do coque. A vazão de ar para o 2º estágio do regenerador (R_{a2}), a velocidade de queima do coque no 2º estágio do regenerador (c_{arb2}), a vazão de gás de combustão efluente do 2º estágio do regenerador (F_{gk2}) e o calor de combustão do coque no 2º estágio do regenerador (ΔH_{rg2}) são fornecidos, respectivamente, pelas equações (A.40), (A.41), (A.42 e A.50) e (A.51).

$$R_{a2} + R_{a1} - R_{ai} = 0 \quad (A.40)$$

$$c_{arb2} - \frac{10 R_{cb2} H_{rg2}}{12} = 0 \quad (A.41)$$

$$F_{gk2} - 28 N_{22} - 32 O_{22} - 28 CO_2 - 44 CO_{22} - 18 H_2O_2 = 0 \quad (A.42)$$

$$N_{22} - 0.79 R_{ma2} = 0 \quad (A.43)$$

$$O_{22} - 0.21 R_{ma2} + \text{fator}_2 c_{arb2} = 0 \quad (A.44)$$

$$\text{CO}_2 - \frac{\beta_2 c_{\text{arb}2}}{1 + \beta_2} = 0 \quad (\text{A.45})$$

$$\text{CO}_{22} - \frac{c_{\text{arb}2}}{1 + \beta_2} = 0 \quad (\text{A.46})$$

$$\text{H}_2\text{O}_2 - \frac{\chi c_{\text{arb}2}}{2} = 0 \quad (\text{A.47})$$

$$R_{\text{ma}2} - 0.744 (R_{\text{a}2} + \text{far}_{12} R_{\text{a}1}) = 0 \quad (\text{A.48})$$

$$\text{fator}_2 - \frac{\beta_2 + 2}{2(\beta_2 + 1)} - \frac{\chi}{4} = 0 \quad (\text{A.49})$$

$$\beta_2 - k_{\text{rco}} e^{\frac{-E_{\text{rco}}}{R_{\text{GAS}}(T_{\text{rg}2} + 273.15)}} = 0 \quad (\text{A.50})$$

$$\frac{\Delta H_{\text{fCO}2} + \beta_2 \Delta H_{\text{fCO}}}{1 + \beta_2} - \Delta H_{\text{rg}2} = 0 \quad (\text{A.51})$$

12 – Balanço de oxigênio na fase densa do 2º estágio do regenerador:

$$21 R_{\text{ma}2} - F_{\text{gm}2} O_{\text{fg}2} - 100 c_{\text{arb}2} \text{fator}_2 = 0 \quad (\text{A.52})$$

onde os termos da equação representam, respectivamente, as quantidades de oxigênio da fase densa do 2º estágio do regenerador: entrada, saída e consumida pela queima do coque. A vazão de gás de combustão efluente da fase densa do 2º estágio do regenerador ($F_{\text{gm}2}$) é fornecida pela equação:

$$F_{\text{gm}2} - N_{22} - O_{22} - \text{CO}_2 - \text{CO}_{22} - \text{H}_2\text{O}_2 = 0 \quad (\text{A.53})$$

13 – Balanço de energia na fase diluída do 2º estágio do regenerador:

$$F_{\text{gk}2} S_{\text{a}} (0.98 T_{\text{rg}2} + 0.02 T_{\text{ai}} - T_{\text{d}2}) + 67636 R_{\text{co}2} 60 V_{\text{d}2} = 0 \quad (\text{A.54})$$

onde os termos da equação correspondem, respectivamente: às entalpias de entrada e saída dos gases de combustão e ao calor gerado pela combustão do CO a CO₂. A velocidade de combustão de CO a CO₂ na fase diluída do 2º estágio do regenerador (R_{co2}) é fornecida por:

$$R_{co2} - k_{co} O_{d2}^{0.5} CO_{d2} P_{rg}^{1.5} e^{\frac{-E_{co}}{RGAS(T_{d2}+273.15)}} = 0 \quad (A.55)$$

$$CO_{d2} - \frac{100 CO_2}{F_{gm2}} + 2 (O_{fg2} - O_{d2}) = 0 \quad (A.56)$$

14 – Balanço de oxigênio na fase diluída do 2º estágio do regenerador:

$$F_{gm2} (O_{fg2} - O_{d2}) - \frac{100 R_{co2} 60 V_{d2}}{2} = 0 \quad (A.57)$$

onde os termos da equação representam, respectivamente, as quantidades de oxigênio da fase diluída do 2º estágio do regenerador: entrada, saída e consumida pela combustão do CO a CO₂.

15 – Balanço de energia na fase diluída geral do regenerador:

$$F_{gk1} S_a T_{d1} + F_{gk2} S_a T_{d2} - F_{gkg} S_a T_{dig} + 67636 R_{codig} 60 V_{dig} = 0 \quad (A.58)$$

onde os termos da equação representam, respectivamente: as entalpias de entrada, provenientes dos 1º e 2º estágios, e saída dos gases de combustão e o calor gerado pela combustão do CO a CO₂. A vazão de gás de combustão efluente da fase diluída geral do regenerador (F_{gkg}) e a velocidade de combustão de CO a CO₂ na fase diluída geral do regenerador (R_{codig}) são fornecidas, respectivamente, pelas equações (A.59) e (A.60 a A.64).

$$F_{gkg} - F_{gk1} - F_{gk2} = 0 \quad (A.59)$$

$$R_{codig} - k_{co} O_{dig}^{0.5} CO_{dig} P_{rg}^{1.5} e^{\frac{-E_{co}}{RGAS(T_{dig}+273.15)}} = 0 \quad (A.60)$$

$$\text{CO}_{\text{dig}} - \frac{100 \text{CO}_{\text{ng}}}{F_{\text{gng}}} + 2 (\text{O}_{2\text{ng}} - \text{O}_{\text{dig}}) = 0 \quad (\text{A.61})$$

$$\text{CO}_{\text{ng}} - \frac{(F_{\text{gml}} \text{CO}_{\text{d1}} + F_{\text{gm2}} \text{CO}_{\text{d2}})}{F_{\text{gng}}} = 0 \quad (\text{A.62})$$

$$\text{O}_{2\text{ng}} - \frac{(F_{\text{gml}} \text{O}_{\text{d1}} + F_{\text{gm2}} \text{O}_{\text{d2}})}{F_{\text{gng}}} = 0 \quad (\text{A.63})$$

$$F_{\text{gng}} - F_{\text{gml}} - F_{\text{gm2}} = 0 \quad (\text{A.64})$$

16 – Balanço de oxigênio na fase diluída geral do regenerador:

$$F_{\text{gng}} (\text{O}_{2\text{ng}} - \text{O}_{\text{dig}}) - \frac{100 R_{\text{codig}} 60 V_{\text{dig}}}{2} = 0 \quad (\text{A.65})$$

onde os termos da equação representam, respectivamente, as quantidades de oxigênio da fase diluída geral do regenerador: entrada, saída e consumida pela combustão do CO a CO₂.

Nomenclatura

A_{0TCV} = área da seção transversal da tubulação à montante da válvula de catalisador regenerado (1.167 m^2)

A_s = severidade das reações de craqueamento

A_{vTCV} = área de passagem da válvula de catalisador regenerado (m^2)

c_{arbi} = velocidade de queima do coque no $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (kgmol/min)

car_{12} = constante empírica para o cálculo de far_{12} (0.0018)

$catoil$ = relação entre as vazões mássicas de catalisador regenerado e de carga

c_{cat} = coque catalítico (% massa)

CO_{di} = concentração de CO na fase diluída do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (% mol)

CO_{dig} = concentração de CO na fase diluída geral do regenerador (% mol)

CO_i = vazão de CO na fase densa do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (kgmol/min)

CO_{mg} = concentração de CO na entrada da fase diluída geral do regenerador (% mol)

CO_{2i} = vazão de CO_2 na fase densa do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (kgmol/min)

c_{rci} = concentração de coque no catalisador do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (% massa)

c_{sc} = concentração de coque no catalisador da saída do riser (% massa)

c_{stp} = concentração de coque no catalisador da saída da região de retificação (% massa)

c_{TCV} = abertura da válvula de catalisador regenerado (%)

c_{testp} = constante empírica para o cálculo de c_{stp} ($540 \text{ }^\circ\text{C}$)

d_{testp} = constante empírica para o cálculo de c_{stp} ($400 \text{ }^\circ\text{C}$ % massa)⁻¹

E_{cc} = energia de ativação das reações de formação de coque (1300 kcal/kgmol)

E_{co} = energia de ativação da combustão do CO a CO_2 (29805 kcal/kgmol)

E_{cr} = energia de ativação das reações de craqueamento (15000 kcal/kgmol)

E_{or} = energia de ativação da reação de combustão do coque (37554 kcal/kgmol)

E_{rco} = energia de ativação para o cálculo do β_i (12399 kcal/kgmol)

far_{12} = fração do ar que entra no primeiro estágio e é arrastado para o 2º estágio do regenerador

$fator_i$ = relação molar entre oxigênio consumido e coque queimado na fase densa do

$i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador

F_{gkg} = vazão de gás de combustão efluente da fase diluída geral do regenerador (kg/min)

F_{gki} = vazão de gás de combustão efluente do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (kg/min)

F_{gmg} = vazão de gás de combustão efluente da fase diluída geral do regenerador (kgmol/min)

F_{gmi} = vazão de gás de combustão efluente do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (kgmol/min)

ΔH_{cr} = calor das reações de craqueamento (90 kcal/kg)

ΔH_{fCO} = calor de formação do CO (2415 kcal/kg)

ΔH_{fCO_2} = calor de formação do CO₂ (7831 kcal/kg)

ΔH_{fv} = calor de vaporização da carga (30 kcal/kg)

H_{rgi} = inventário de catalisador no $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (301.4 e 68.2 ton)

ΔH_{rgi} = calor de combustão do coque no $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (kcal/kg)

H_{ris} = inventário de catalisador no riser (9.7 ton)

H_2O_i = vazão de H₂O na fase densa do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (kgmol/min)

k_{cc} = constante cinética das reações de formação de coque
[4.2 (% massa)^{1.06} (kgf/cm²)^{0.35} h]

k_{co} = constante cinética de combustão do CO a CO₂
[1.5 (kgmol/m³/s) (%mol kgf/cm²)^{-1.5}]

k_{cr} = constante cinética das reações de craqueamento (1.22)

k_{or} = constante cinética da reação de combustão do coque
(1.5 10⁸ %mol kgf/cm² min)⁻¹

k_{reo} = constante cinética para o cálculo de β_i (600)

k_s = constante cinética para o cálculo da severidade
[4040 (% massa)^{1.15} (kgf/cm²)⁻¹ h^{0.35}]

N_{2i} = vazão de N₂ na fase densa do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (kgmol/min)

O_{di} = concentração de oxigênio na fase diluída do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (% mol)

O_{dig} = concentração de oxigênio na fase diluída geral do regenerador (% mol)

O_{figi} = concentração de oxigênio na fase densa do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (% mol)

O_{2i} = vazão de oxigênio na fase densa do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (kgmol/min)

- O_{2mg} = concentração de oxigênio na entrada da fase diluída geral do regenerador (% mol)
- P_{colrg} = pressão da coluna do leito sobre a válvula de catalisador regenerado (0.52 kgf/cm^2)
- P_{ra} = pressão do reator (2.80 kgf/cm^2 abs)
- P_{rg} = pressão do regenerador (3.5 kgf/cm^2 abs)
- R_{ai} = vazão total de ar para o regenerador (kNm^3/h)
- ratio = relação entre a vazão de ar para o 1º estágio do regenerador e a vazão de ar total (0.90)
- R_{a1} = vazão de ar para o 1º estágio do regenerador (kNm^3/h)
- R_{a2} = vazão de ar para o 2º estágio do regenerador (kNm^3/h)
- R_{cbi} = velocidade de queima do coque no $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (% massa/min)
- R_{cf} = velocidade das reações de formação de coque (ton/min)
- R_{codig} = velocidade de combustão de CO a CO_2 na fase diluída geral do regenerador ($\text{kgmol CO/m}^3/\text{s}$)
- R_{coi} = velocidade de combustão de CO a CO_2 na fase diluída do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador ($\text{kgmol/m}^3/\text{s}$)
- RGAS = constante universal dos gases ($1.987 \text{ kcal/kgmol/K}$)
- R_{mai} = vazão de ar no $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador, corrigida pelo arraste de ar do 1º para o 2º estágio (kgmol/min)
- R_{oc} = velocidade das reações de craqueamento (ton/min)
- R_{rc} = vazão de catalisador regenerado para o riser (ton/min)
- R_{rc1} = vazão de catalisador do 1º para o 2º estágio do regenerador (ton/min)
- R_{sc} = vazão de catalisador gasto (ton/min)
- R_{tf} = vazão de carga (m^3/d)
- S_a = calor específico do ar e dos gases de combustão ($0.30 \text{ kcal/kg/}^\circ\text{C}$)
- S_c = calor específico do catalisador ($0.27 \text{ kcal/kg/}^\circ\text{C}$)
- S_{tf} = calor específico da carga ($0.70 \text{ kcal/kg/}^\circ\text{C}$)
- T_{ai} = temperatura do ar na entrada do regenerador (190°C)
- T_{di} = temperatura da fase diluída do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador ($^\circ\text{C}$)
- T_{dig} = temperatura da fase diluída geral do regenerador ($^\circ\text{C}$)

T_{fp} = temperatura da carga ($^{\circ}\text{C}$)

T_{ra} = temperatura do reator ($^{\circ}\text{C}$)

T_{rgi} = temperatura da fase densa do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador ($^{\circ}\text{C}$)

T_{rx} = temperatura da saída do riser ($^{\circ}\text{C}$)

V_{di} = volume da fase diluída do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador (695 e 116 m^3)

V_{dig} = volume da fase diluída geral do regenerador (850 m^3)

WHSV= velocidade espacial (ton carga / h / ton catalisador)

β_i = relação molar CO/CO_2 intrínseca no catalisador do $i^{\text{ésimo}}$ estágio do regenerador

χ = relação entre o número de átomos de hidrogênio e de carbono no coque (0.9)

ρ_{cf} = massa específica do catalisador fluidizado (0.50 ton/m^3)

ρ_{tf} = massa específica da carga (0.94 ton/m^3)

APÊNDICE B

INTERFACE DE ENGENHARIA DO OTIMIZADOR

A interface de engenharia do otimizador é efetuada através do PC WindowsTM e do OpenVMSTM do software SICON.

No PC WindowsTM são efetuadas:

a) Configuração do otimizador (figura B.1), cujos itens a serem definidos são:

- algoritmo de otimização: optcon11;
- horizonte de controle: nl;
- horizonte de predição: nr;
- horizonte do modelo linear: n;
- período de execução do programa: T;
- momento de partida do programa.

b) Configuração e sintonia de variável controlada dinamicamente (figura B.2), cujos itens a serem definidos são:

- nome da variável no PITM;
- nomes dos instrumentos do PITM que contêm os limites superior (y^{sup}) e inferior (y^{inf}) da variável, os quais são ajustados pelo operador;
- nome do instrumento do SDCD que recebe a predição da variável;
- os limites superior e inferior e de máxima variação absoluta da variável para a sua validação;
- constante de filtro;
- peso (W_1): parâmetro de sintonia.

Definições: optfcc

Transferência de Arquivos Ações

Descrição
 OTIMIZAÇÃO FCC REVAP OPTCON Algoritmo

Tags de Entrada

Solicita	Nome	Fnt	Value
CTE:1			1.

Tags de Saída

Ativo			
			1.

Entradas

☐ Sintoniza ☐ Comissiona ☒ Escrive
☐ Iniprev ☐ Arquiva ☒ Instalado
☐ Inicializa ☐ Simula ☐ Otimiza
☐ Aborta ☒ Não ☐ SSLP ☐ SSQP

40 Horizonte de predição
 2 Horizonte de controle
 1 Horizonte de restrição
 90 Horizonte do modelo
 60 Período de execução (Seg)
 35 Momento da partida (Seg)

Saídas

	Condição
1	Condição
0	Falha de Leitura
0	Falha de Controle
0	Falha de Escrita
5	Tempo
0	Função Objetivo
0	Num. MV's Ativas
3	Num. CV's Ativas
0	Escreve no SDCCD

Auxiliares

	Fat
0	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
0	Fat 10

Mensagem

Tag Fnt Mensagens

Op.:

Eng. 14-ATIVADO

Salvar Fechar Reavivar

Figura B.1 Configuração do otimizador no SICON

c) Configuração e sintonia de variável manipulada (figura B.3), cujos itens a serem definidos são:

- nomes no PI^{TM} (variável de processo, “setpoint” local, modo e saída do controlador do SDCCD);
- nomes dos instrumentos do PI^{TM} que contêm os limites superior (u^{sup}) e inferior (u^{inf}) da variável manipulada, os quais são ajustados pelo operador;
- nome no SDCCD do “setpoint” remoto da variável manipulada, o qual recebe a solução do otimizador;
- limites superior e inferior e de máxima variação absoluta da variável de processo para a sua validação;
- limites inferior e superior da saída do controlador para o cálculo da saturação da variável manipulada;

- range da variável para a sua normalização;
- ação do controlador;
- modo requerido do controlador para o mesmo ser aceito como variável manipulada do otimizador;
- máxima variação absoluta ($\Delta u^{\max}$) da primeira ação de controle;
- fator de supressão (W_2): parâmetro de sintonia.

d) Configuração de variáveis auxiliares, nas quais são escritas informações da solução do otimizador para serem monitoradas: função objetivo, previsões ótimas do estado estacionário das variáveis controladas, etc.

Definições: Controlada trg2

Descrição ☐ Crítica? Unidade

TEMPERATURA DENSE 20 ESTAGIO

Tags de entrada

	Nome	Fnt	Valor
Pv	TI 22027A0		720.063
Mínimo	TI27SPMI		717.
Máximo	TI27SPMA		720.
Modo	CTE:1		1.

Tags de saída

	Nome	Fnt	Valor
SSPred	TI27PREV.A0	DCS	717.397
St			1
Ativa			1
Target			717.

Auxiliares

0	Fat rot
0	Fat 01
0	Fat 02

Faixa de Validade

800.	Máximo
550.	Mínimo
50.	Variação

Entradas

Peso	2.
Cte Filtro (min)	1.
Valor inicial	710.

Saídas

Qual	NORMAL
Pv	717.9375
Intg	-9999

Figura B.2 Configuração de variável controlada no SICON

Definições: Manipulada pf

Descrição ☐ Crítica? Unidade

PRESSÃO TOPO DA T-22001 KGF/CM

Tags de Entrada

	Nome	Fnt	Valor
Pv	PC 22025PV		1.34595
Mínimo	PC25PVMI		1.32996
Máximo	PC25PVMA		1.45001
Modo	PC 22025MD		4.
IRV	CTE:0		0
SP	PC 22025SP		1.34326
Output	PC 22025AO		85.3711

Entradas

Ação REVERSO

Máxima variação .4E-1

Modo requerido 4.

Fator Supressão 20.

Cte Filtro (min) 1.

Fator de Distorção 0

Valor inicial .9

Tags de Saída

	Nome	Fnt	Valor
SpDCS	PC 22025.CSP	DCS	1.35326
SSPred			1.35326
St			1
Ativa			0
Target			1.32996

Otimização

☒ Min movim. Força 1

Auxiliares

0 Fat 01

0 Fat 02

Limites abert. válvula

100. Máximo

5. Mínimo

Saídas

Qual NORMAL

Windup N

Pv 1.340149

Pv Fil 1.340149

Faixa de Validade

1.5 Máximo

.3 Mínimo

.5 variação

Range da variável

1.5 Máximo

0 Mínimo

Figura B.3 Configuração de variável manipulada no SICON

No OpenVMSTM, através do respectivo editor, são fornecidos dados ao otimizador por intermédio dos arquivos:

a) sintoniza.dat :

- chaves digitais para maximização da gasolina, do GLP, do LCO ou da rentabilidade do conversor: CH_{GLN} , CH_{GLP} , CH_{LCO} e CH_{RENT} ;
- peso da parcela econômica na função objetivo (W_3): parâmetro de sintonia;
- pesos para eliminação dos “off-sets” das variáveis manipuladas (W_5): parâmetros de sintonia.

b) modelo.dat :

- parâmetros do modelo não linear do processo.

c) inicializa.dat :

- inicialização das variáveis do otimizador.

d) limites.dat :

- limites superiores e inferiores das variáveis estáticas do otimizador e máxima variação absoluta da última ação de controle de cada variável manipulada.