

CAPÍTULO 6: OTIMIZAÇÃO DE UM CONVERSOR FCC EM TEMPO REAL - ABORDAGEM DE UMA E DUAS CAMADAS

I. Prólogo: o problema de otimização do conversor FCC

É na unidade FCC que se obtêm alguns dos produtos de maior valor agregado nas refinarias, como o gás liquefeito de petróleo (GLP) e a gasolina. Assim sendo, é dela a grande contribuição para a obtenção do lucro nas refinarias. A unidade FCC, esquematizada na figura 6.I.1, é constituída de três porções principais, sendo a primeira a alimentação (AQUEC, na figura) que é pré - aquecida e oriunda de correntes de gasóleo e de reciclo contendo frações de petróleo mais pesadas. A corrente de alimentação é introduzida no conversor FCC, aonde ocorre a reação de craqueamento em meio catalítico e os produtos contendo frações mais leves de hidrocarbonetos são levados para a etapa de recuperação, constituída de fracionadoras (MI na figura 6.I.1).

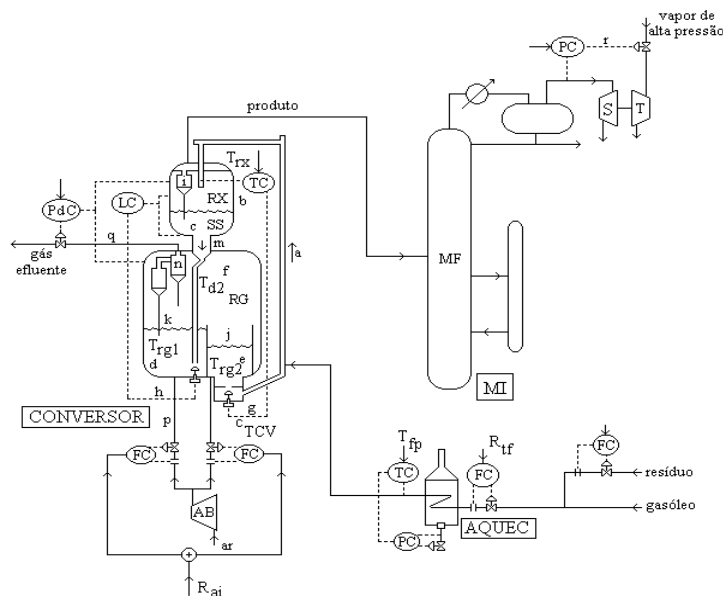


figura 6.I.1: esquema de uma unidade FCC típica

Diversos tipos de conversores existem. Na Petrobrás, o uso mais corriqueiro é do conversor da Kellogg modelo F, o qual também é mostrado na figura 6.I.1. O conversor FCC é um equipamento de operação complexa, uma vez que envolve um processo explosivo,

altamente não linear e multivariável em que existem restrições de processo e grandes interações entre as variáveis. Assim, operá-lo de forma adequada não é uma tarefa elementar.

O conversor pode ser dividido em três partes distintas. A primeira corresponde ao *riser* (RI na figura 6.I.1) aonde ocorre a reação de craqueamento em leito de arraste com catalisador. A vazão de catalisador introduzido no *riser* é controlada pela abertura de uma válvula (c_{TCV}), chamada de válvula TCV, esquematizada na figura. A vazão (R_H) e temperatura (T_{fp}) da corrente de alimentação são variáveis também usadas para controlar a operação do conversor. A temperatura no *riser* (T_{rx}) deve ser controlada para permitir a obtenção de uma adequada conversão da reação de craqueamento, a qual pode ser caracterizada pela severidade da reação (SEV). Os produtos gasosos da reação são separados do catalisador pela ação da gravidade na porção do conversor denominada reator (RX na figura 6.I.1). Os primeiros são levados em direção à fracionadora principal e o catalisador entra na terceira porção do conversor, denominada regenerador (RG na figura 6.I.1), aonde ocorre a recuperação do catalisador. O coque depositado no catalisador é queimado na presença de ar, cuja vazão (R_{ai}) é manipulada. Usualmente, as temperaturas no regenerador (T_{rg1} , T_{rg2}) são elevadas e devido ao risco de danos metalúrgicos no conversor, elas devem ser bem controladas.

Na literatura, diversos modelos para o conversor foram e continuam sendo apresentados, bem como algumas aplicações de controle, destacando-se o uso de controladores preditivos (Ali & Elnashaie, 1997, Pilia et al, 1997, Campos et al, 1997, Den Hollander et al, 1997, Knops Gerrits et al, 1997, Arbel et al, 1997, 1996, 1995a e 1995b, Abou-Jeyab & Gupta, 1996, Lopez et al, 1996, Huq et al, 1995, Moro & Odloak, 1995, Mc Farlane & Reinemann, 1993, 1990). Assim, as ferramentas básicas para se processar a otimização do conversor estão disponíveis. No entanto, são raras as descrições de aplicações de otimização em tempo real do conversor FCC (Odloak & Gouvêa, 1996).

Na literatura, algumas estratégias de otimização em tempo real foram propostas. A mais tradicional (Cutler, 1993) é conhecida como a otimização em duas camadas que corresponde a uma estrutura hierárquica de controle. O nível inferior desta é o processo que é mantido sob controle por meio de um controlador avançado que ocupa a segunda camada

da estratégia de otimização e que normalmente é algum tipo de controlador preditivo. Os valores de referência do controlador avançado são calculados pela camada superior da estrutura que corresponde à otimização econômica. De tempos em tempos os valores de referência são recalculados e enviados ao controlador. A sintonia do controlador pode ser feita pelas técnicas de controle robusto (Gouvêa & Odloak, 1997c, Li et al, 1995, Lee & Yu, 1994), garantindo-se, desta forma, um desempenho bastante satisfatório da malha fechada. Este fator é, em verdade, uma das principais razões da grande popularidade desta estratégia. Ainda, existem camadas intermediárias na estrutura hierárquica que correspondem aos estimadores de estado. Estes calculam a partir de medições disponíveis o valor de propriedades ou variáveis que são usadas pelo controlador ou otimizador. O modelo econômico adotado é normalmente estático, uma vez que deseja-se obter o ponto de operação ótimo da planta, i.e., o estado estacionário para o qual a planta deve tender. Adicionalmente, não existe modelo perfeito e, assim, usar-se um modelo dinâmico no otimizador pode introduzir erros e complexidades desnecessárias. Ainda, em geral, o envio dos novos valores de referência ao controlador só é feito quando a planta encontra-se estabilizada. Duas razões principais podem ser apontadas. A primeira decorre do fato de que para o otimizador o valor de algumas propriedades dos produtos processados ou até mesmo variáveis do processo precisam ser fornecidas. A estimação ou medição delas quando a planta não está estabilizada pode introduzir erros significativos gerando valores de referência não ótimos ou que possam desestabilizar a planta. Por outro lado, se a planta está sob o efeito de algum distúrbio, ações de controle são geradas pelo controlador. Se ao mesmo tempo os valores de referência forem alterados então pode-se introduzir uma instabilidade no controlador e a sua sintonia pode não ser adequada para comportar tamanhas perturbações. Assim, a sintonia deveria ser feita de forma conservadora de maneira que a robustez do controlador estivesse garantida para uma faixa de operação bastante grande. Conseqüentemente, durante um certo tempo a operação da planta será bastante conservadora. Assim, para se contornar este problema a estrutura de otimização em uma camada foi proposta, em que o problema de controle e otimização são resolvidos concomitantemente.

Na literatura, as estratégias de otimização em uma camada relatadas são simplificadas. Por exemplo, introduz-se na função objetivo da lei de controle preditivo um modelo econômico linear (Yousfi & Tournier, 1991) ou uma linearização do modelo econômico não linear

(Odloak & Gouvêa, 1996). A vantagem destas abordagens é que a estrutura do controlador permanece inalterada e assim os resultados da teoria de controle robusto podem ser facilmente estendidos para sintonizar a estrutura de controle/otimização resultante. Por outro lado, a primeira abordagem é de uso bastante restrito uma vez que são poucos os problemas econômicos que podem ser representados por funções lineares. A segunda abordagem mostra ser bastante adequada para algumas aplicações, mas, no caso geral, pode-se introduzir instabilidade na malha fechada se modelos econômicos mais complexos são usados. Assim, é de interesse que se introduza o modelo econômico não linear diretamente na lei de controle.

Com relação aos objetivos econômicos do conversor FCC, diversos poderiam ser citados. Usualmente, o que se deseja é maximizar a produção de determinada substância, como algumas frações de hidrocarbonetos. Odloak & Gouvêa (1996) consideram, por exemplo, o problema da maximização da produção de gasolina. Para este objetivo, a incorporação de uma linearização do modelo econômico na lei de controle apresenta um desempenho bastante satisfatório, o que já não ocorre quando a produção de GLP deseja ser maximizada. Assim, nesta tese tomamos o problema da maximização da produção de GLP como exemplo do problema de otimização em tempo real que se quer resolver.

Iremos considerar a abordagem em uma e duas camadas para mostrar as vantagens e desvantagens de cada uma delas. Primeiramente, iremos descrever o processo (item II) e apresentar as restrições operacionais existentes (item III) que constituem as restrições de desigualdade do problema de otimização. Em seguida, os objetivos de otimização e controle (item IV) e o modelo econômico de maximização da produção de GLP (item V) são expostos. Neste último, algumas variáveis de processo relacionam-se com a propriedade do produto processado. Assim, a relação destas variáveis precisa ser levada em conta, tornando-se necessária a confecção e utilização de um modelo de processo. Analogamente, para o estabelecimento da lei de controle avançado um modelo dinâmico do processo deve ser conhecido. Os modelos usados são descritos no item VI e o algoritmo de controle usado na otimização em duas camadas é apresentado no item VII. Todos os problemas da PNL são resolvidos pelo algoritmo MISQPSOL e os parâmetros de sintonia deste são mostrados no item VIII. No item IX, as estratégias de otimização em duas camadas testadas são apresentadas com pormenores, enquanto que a estratégia de

otimização em uma camada é analisada no item X. Nestes itens, analisamos o problema de sintonia das estratégias e a influência de erros de modelagem. Finalmente, no item XI, as duas estratégias de otimização são comparadas.

II. O processo

Para validar a estratégia de otimização por meio de simulação é necessário estabelecer um modelo dinâmico para o conversor FCC. Escolhemos o modelo de Moro & Odloak (1995) uma vez que este representa bem as refinarias da Petrobrás. Este é constituído de 34 equações diferenciais e 74 equações lineares e não lineares. As equações diferenciais se compõem de equações de dinâmica de válvulas, balanços de massa, energia e quantidade de movimento. As demais equações correspondem ao cálculo de densidades, massas moleculares, taxas de reações, equações de válvulas e de vertedores, calores de combustão e reação, relações geométricas, cálculo de concentrações e das vazões dos gases de combustão e leis de controle de malhas que não fazem parte do controlador avançado, como por exemplo a malha de controle da pressão no regenerador. Estas equações são aplicadas para cada uma das partes do conversor descritas no item precedente, ou seja, no *riser*, no reator e no regenerador. Adicionalmente, o regenerador é dividido em cinco partes. O catalisador que vem do reator é depositado num compartimento, denominado fase densa do 1º estágio do regenerador, aonde sofre combustão. O catalisador então transborda para o segundo compartimento do regenerador, denominado fase densa do 2º estágio de onde ele é introduzido ao *riser*. Sobre os compartimentos de depósito do catalisador encontram-se os gases de combustão, os quais apresentam características distintas em diferentes partes do regenerador, sendo que três zonas principais podem ser identificadas. A primeira, denominada fase diluída do 1º estágio localiza-se acima da fase densa do 1º estágio e é constituída pelos gases de combustão provenientes da queima do coque depositado sobre o catalisador armazenado na fase densa do 1º estágio. Estes gases encontram-se na fase diluída do 2º estágio com os gases de combustão provenientes da queima do coque no 2º estágio. Em seguida, a mistura de gases formam uma região mais diluída, denominada fase diluída geral e são encaminhados a uma fornalha. Cada uma dessas porções do conversor é modelada como um tanque de mistura perfeita. Caracterizam-se as temperaturas, os níveis de massa acumulada, pressões e concentrações

de diversas substâncias, além das vazões e aberturas de válvulas. Assim, percebemos que o modelo é bastante completo.

No item precedente, apresentamos as principais variáveis operacionais que devem compor o problema de otimização e controle, quais sejam: temperatura no riser (T_{rx}), temperatura das fases densas do 1º e 2º estágio do regenerador (T_{rg1} e T_{rg2} , respectivamente), temperatura e vazão da carga (T_{fp} e R_{tf}), vazão de ar introduzida no regenerador (R_{ai}) e abertura da válvula TCV (c_{TCV}). Estas podem ser usadas para definir algumas propriedades de interesse como a severidade da reação de craqueamento (SEV). Na tabela 6.II.1, apresentamos o ponto de operação considerado nesta tese. Os valores apresentados estão no estado estacionário e foram obtidos da simulação do modelo de Moro & Odloak (1995) embora correspondam a um típico ponto de operação da Refinaria Henrique Lages.

Tabela 6.II.1: Ponto de operação do conversor FCC anterior à otimização

variável	unidade	valor	variável	unidade	valor
T_{rx}	(°C)	542.1964	SEV		77.489
T_{rg1}	(°C)	670.1463	R_{tf}	(m³/dia)	9700
T_{rg2}	(°C)	700.8888	R_{ai}	(ton/h)	221
T_{fp}	(°C)	235	c_{TCV}		0.82

Para o problema econômico outras propriedades ainda devem ser definidas que caracterizam a carga, como a sua densidade avaliada em diferentes condições ($D20$ e $D60$), o ponto de anilina (PA), teor de nitrogênio (TNB) e o teor de enxofre (S) da carga, além de seu ponto de ebulição ($PEMVF$). A tabela 6.II.2 apresenta os valores considerados e que correspondem a valores típicos de operação da Refinaria Henrique Lages.

Tabela 6.II.2: Propriedades da carga

densidade 20/4	$D20$	0.73
densidade 60/60	$D60$	0.74
ponto de anilina	PA	210 (°F)
teor de enxofre	S	0.3 (%)
teor de nitrogênio	TNB	900 (ppm)
ponto de ebulição	$PEMVF$	850 (°F)

O modelo de Moro & Odloak (1995) é usado para representar o processo, o qual apresenta três tipos de entrada, a saber: as variáveis manipuladas, distúrbios medidos e não medidos. O primeiro grupo corresponde às variáveis manipuladas do controlador avançado ou otimizador em uma camada e se compõe das seguintes quatro variáveis: R_{tf} , T_{fp} , R_{ai} e c_{TCV} . Distúrbios medidos correspondem a variáveis que não mantêm seu valor constante mas que podem ser medidas e assim a sua variação pode ser levada em conta. Exemplos típicos são propriedades na carga, as quais são avaliadas de tempos em tempos. Nestas incluem-se não só as variáveis constantes da tabela 6.II.2 como outras, sendo os calores específicos do catalisador ou dos produtos outros exemplos. Ainda, algumas destas propriedades podem não ser medidas diretamente mas inferidas (como o caso de calores específicos de substâncias que estão dentro do conversor, cujo valor pode ser estimado a partir de medidas de temperatura). Distúrbios não medidos correspondem a variáveis sobre as quais não se tem controle. Alguns exemplos são variações que ocorrem nos parâmetros cinéticos devido e.g. a incrustações no catalisador, variações da temperatura ambiente ou erros dos instrumentos de medição e atuação. Com relação às saídas do processo temos as variáveis ou propriedades que devem ser controladas ou monitoradas. Exemplos típicos são T_{rg1} , T_{rg2} , T_{rx} e SEV .

III. As restrições operacionais

Os produtos leves obtidos na fracionadora são impulsionados por um compressor. A capacidade da unidade pode, desta forma, estar limitada à capacidade do compressor. Assim, é conveniente limitar-se a vazão processada na unidade pela alimentação introduzida no conversor. Ainda, vimos que as temperaturas no regenerador e no *riser* devem ser mantidas controladas, assim existem restrições operacionais quanto a estas. Além das temperaturas T_{rg1} e T_{rg2} , é de praxe monitorar as temperaturas nas fases diluídas, a saber, temperatura das fases diluídas do 1º estágio e 2º estágio e temperatura da fase diluída geral, denotadas, respectivamente, por T_{d1} , T_{d2} e T_{dig} . O ar usado na combustão é alimentado por meio de um soprador, o qual também apresenta restrições operacionais. Analogamente, a temperatura da alimentação depende da capacidade do aquecedor. Ainda, o manuseio das válvulas deve ser feito de forma adequada, e.g., limitando-se as ações de controle (Δu) para se evitar danos nestas. Ainda, questões mercadológicas podem requerer uma conversão mínima em GLP (*GLPV*). Estas são as variáveis operacionais mais importantes e que devem ser consideradas. Adicionalmente, pode ser interessante restringir a faixa de variação de algumas variáveis de decisão do problema de otimização. Isto se deve sobretudo a razões numéricas. Por exemplo composições negativas não são permitidas, assim um limite mínimo para elas deve existir. Um limite superior nas composições pode ser interessante para melhor condicionar as variáveis, sobretudo porque em geral, as composições apresentam um valor absoluto muito inferior ao das temperaturas ou vazões. Adicionalmente, limites superiores em composições podem também corresponder a restrições operacionais. Por exemplo se o teor de coque no catalisador aumenta muito, a reação de craqueamento pode ser dificultada ou então certas correlações usadas podem não mais ser válidas. Assim, neste item, incluímos também algumas restrições que podem eventualmente ser usadas. Na tabela 6.III.1 apresentamos os limites operacionais considerados para o conversor FCC testado, os quais correspondem ao conversor FCC da refinaria Henrique Lages.

Tabela 6.III.1: Restrições de operação

variável	unidade	limite inferior	limite superior	máxima amplitude recomendada das ações de controle
R_{tf}	(m ³ /dia)	($l_{R_{tf}}$) 5000	9840 ($u_{R_{tf}}$)	50
T_{fp}	(°C)	($l_{T_{fp}}$) 220	300 ($u_{T_{fp}}$)	2.2

(continuação da tabela 6.III.1)

R_{ai}	(ton/h)	$(l_{R_{ai}})$ 150	225 ($u_{R_{ai}}$)	1.5
c_{TCV}		$(l_{c_{TCV}})$ 0.3	0.95 ($u_{c_{TCV}}$)	0.003
T_{rg1}	(°C)	$(l_{T_{rg1}})$ 640	710 ($u_{T_{rg1}}$)	
T_{rg2}	(°C)	$(l_{T_{rg2}})$ 660*	710 ($u_{T_{rg2}}$)	
T_{d1}	(°C)	$(l_{T_{d1}})$ 660	710 ($u_{T_{d1}}$)	
T_{d2}	(°C)	$(l_{T_{d2}})$ 660	730 ($u_{T_{d2}}$)	
T_{dig}	(°C)	$(l_{T_{dig}})$ 660	730 ($u_{T_{dig}}$)	
T_{rx}	(°C)	$(l_{T_{rx}})$ 520	545 ($u_{T_{rx}}$)	
$GLPV$		(l_{GLPV}) 80		
c_{cat}		0	1.0 ($u_{c_{cat}}$)	
O_{fg1}		0	0.3 ($u_{O_{fg1}}$)	
O_{fg2}		0	0.4 ($u_{O_{fg2}}$)	
O_{d1}		0	0.3 ($u_{O_{d1}}$)	
O_{d2}		0	0.3 ($u_{O_{d2}}$)	
O_{dig}		0	0.15 ($u_{O_{dig}}$)	

(*) Este é o limite operacional imposto. Veremos mais adiante que conforme a estratégia de otimização usada, este valor pode não ser atingido, devendo-se restringir mais a faixa de operação.

Assim, as restrições operacionais são dadas por:

$$l_{R_{jf}} \leq R_{jf} \leq u_{R_{jf}} \quad (6.III.1)$$

$$-\Delta u_{R_{jf}}^{max} \leq \Delta u_{R_{jf}} \leq \Delta u_{R_{jf}}^{max} \quad (6.III.2)$$

$$l_{T_{fp}} \leq T_{fp} \leq u_{T_{fp}} \quad (6.III.3)$$

$$-\Delta u_{T_{fp}}^{max} \leq \Delta u_{T_{fp}} \leq \Delta u_{T_{fp}}^{max} \quad (6.III.4)$$

$$l_{R_{ai}} \leq R_{ai} \leq u_{R_{ai}} \quad (6.III.5)$$

$$-\Delta u_{R_{ai}}^{max} \leq \Delta u_{R_{ai}} \leq \Delta u_{R_{ai}}^{max} \quad (6.III.6)$$

$$l_{c_{TCV}} \leq c_{TCV} \leq u_{c_{TCV}} \quad (6.III.7)$$

$$-\Delta u_{c_{TCV}}^{max} \leq \Delta u_{c_{TCV}} \leq \Delta u_{c_{TCV}}^{max} \quad (6.III.8)$$

$$l_{T_{rg1}} \leq T_{rg1} \leq u_{T_{rg1}} \quad (6.III.9)$$

$$l_{T_{rg2}} \leq T_{rg2} \leq u_{T_{rg2}} \quad (6.III.10)$$

$$l_{T_{rx}} \leq T_{rx} \leq u_{T_{rx}} \quad (6.III.11)$$

$$GLPV \geq l_{GLPV} \quad (6.III.12)$$

$$l_{T_{d1}} \leq T_{d1} \leq u_{T_{d1}} \quad (6.III.13)$$

$$l_{T_{d2}} \leq T_{d2} \leq u_{T_{d2}} \quad (6.III.14)$$

$$l_{T_{dig}} \leq T_{dig} \leq u_{T_{dig}} \quad (6.III.15)$$

$$l_{T_{rx}} \leq T_{ra} \leq u_{T_{rx}} \quad (6.III.16)$$

$$0 \leq c_{cat} \leq u_{c_{cat}} \quad (6.III.17)$$

$$0 \leq c_{sc} \leq u_{c_{sc}} \quad (6.III.18)$$

$$0 \leq c_{rc1} \leq u_{c_{rc1}} \quad (6.III.19)$$

$$0 \leq c_{rc2} \leq u_{c_{rc2}} \quad (6.III.20)$$

$$0 \leq O_{fg1} \leq u_{O_{fg1}} \quad (6.III.21)$$

$$0 \leq O_{fg2} \leq u_{O_{fg2}} \quad (6.III.22)$$

$$0 \leq O_{d1} \leq u_{O_{d1}} \quad (6.III.23)$$

$$0 \leq O_{d2} \leq u_{O_{d2}} \quad (6.III.24)$$

$$0 \leq O_{dig} \leq u_{O_{dig}} \quad (6.III.25)$$

sendo, l_i e u_i o limite inferior e superior na variável i , Δu_i^{max} a máxima amplitude de variação na variável manipulada i , T_{ra} a temperatura no reator e nas equações (6.III.17) a (6.III.24) são consideradas diversas concentrações, a saber:

c_{cat}	...	concentração de coque no catalisador presente no <i>riser</i>
c_{sc}	...	concentração de coque no catalisador na saída do reator
c_{rc1}	...	concentração de coque no catalisador no 1º estágio do regenerador
c_{rc2}	...	concentração de coque no catalisador no 2º estágio do regenerador
O_{fg1}	...	concentração de oxigênio na fase densa do 1º estágio
O_{fg2}	...	concentração de oxigênio na fase densa do 1º estágio

O_{d1}	...	concentração de oxigênio na fase diluída do 1º estágio
O_{d2}	...	concentração de oxigênio na fase diluída do 1º estágio
O_{dig}	...	concentração de oxigênio na fase diluída geral

Os valores dos limites são dados na tabela 6.III.1 para todas variáveis com exceção do máximo teor em coque em alguns pontos do conversor, cujos limites superiores são discutidos no item de resultados.

IV. Os objetivos de otimização e controle

Tem-se por objetivo maximizar a produção de GLP. Assim é necessário quantificá-la, o que pode ser feito por meio de expressões que avaliem o rendimento obtido em GLP. Se consideramos a vazão processada através da vazão volumétrica, como é o caso de R_{tf} , então o rendimento volumétrico em GLP deve ser obtido. Ou seja, temos a função objetivo do problema de otimização econômico dada em (6.IV.1).

$$\min f_{eco} = -W_1 (GLPV \times R_{tf}) \quad (6.IV.1)$$

sendo, $GLPV$ o rendimento volumétrico em GLP e W_1 um peso atribuído à função econômica.

O valor de W_1 pode ser usado para melhor condicionar numericamente o problema de otimização ou então no caso da otimização em uma camada para se ponderar a importância do problema econômico frente ao de controle. Em todas as simulações realizadas usamos para W_1 o valor de $\frac{1}{240}$. O modelo de $GLPV$ é apresentado no item V.

O valor da função objetivo econômica para o ponto de operação considerado na tabela 6.II.1 é $f_{eco} = 766.2$.

Com relação ao problema de controle, deseja-se manter algumas variáveis em valores determinados ao mesmo tempo que a operação da planta deve ser estável. Assim, tipicamente as ações de controle devem ser suaves. Ainda, é interessante que as variáveis controladas atinjam o mais rapidamente possível os valores desejados. Desta forma, deve-se obter uma previsão das variáveis controladas e minimizar-se o erro dessa trajetória em relação aos valores de referência. Finalmente, como o modelo usado para a predição apresenta erros, então é interessante incorporar na função objetivo uma estimativa do erro de predição para minimizá-lo. Para tanto, as ações de controle implementadas podem ser usadas para se obter os valores das variáveis controladas que são preditos pelo modelo e então podem ser comparados com as medições realizadas.

Sejam as variáveis controladas preditas, os valores medidos das variáveis controladas e as predições das variáveis controladas conforme as ações de controle implementadas num instante t_i qualquer dadas respectivamente por $y_p(t_i)$, y_{at} , $y_{pf}(t_i)$. Sejam os valores de referência ou desejados dados por y_s . Seja o número de instantes de predição dado por nr . Seja o período de amostragem ou intervenção do controlador/otimizador dado por T_s . Sejam, ainda, as ações de controle calculadas em nl instantes futuros múltiplos de T_s dadas por $\Delta u(i \times T_s)$; $i = 1, \dots, nl$. Então, o problema de controle pode ser formulado como:

$$\min_{\substack{\Delta u(iT_s); \\ i=1, \dots, nl}} \sum_{i=1}^{nr} \left\| W_2 (y_p(t_i) - y_s + y_{at} - y_{pf}(T_s)) \right\|_2^2 + \sum_{i=1}^{nl} \left\| W_3 \Delta u(iT_s) \right\|_2^2 \quad (6.IV.2)$$

sendo, W_2 e W_3 pesos atribuídos que são respectivamente denominados por matriz de ponderação de erros e matriz de supressão de movimentos.

Os pesos W_2 e W_3 são usados para sintonizar a estratégia de controle/otimização e tornar a operação da planta estável e robusta. Quando da apresentação de resultados, os valores empregados nas simulações serão descritos e comentados. O período de amostragem (T_s) considerado neste capítulo é 1 minuto. Os instantes em que as variáveis são preditas não precisam ser igualmente espaçados. Com isto a estabilidade da malha fechada pode não ser afetada (Gouvêa & Odloak, 1997c) e reduz-se a dimensão do problema. Assim, para a otimização em uma camada, não usamos instantes igualmente espaçados, os quais são apresentados com os resultados de simulação. Os modelos de predição são apresentados no item VI.

V. O modelo econômico de maximização da produção de GLP

Consideramos para o cálculo do rendimento em GLP, a correlação usada pela Petrobrás dada em (6.V.1) que relaciona o rendimento em GLP com a severidade da reação e variáveis operacionais.

$$GLPV = \frac{0.556}{D20} F1(1 - F2) \quad (6.V.1)$$

sendo que $D20$ é a densidade 20/4 da alimentação de gasóleo que é uma propriedade medida e $F1$ e $F2$ são variáveis auxiliares calculadas como:

$$F1 = a_{10} + a_{11} \ln FSF + a_{12} CONV V + a_{13} CONV V^4 + a_{14} FSF^4 + a_{15} CONV V \times FSF \quad (6.V.2)$$

$$F2 = a_{20} + a_{21} FSF + \frac{a_{22}}{FSF} + a_{22} FSF^2 + a_{23} \left(\frac{CONV V \times T_{rx}}{FSF} \right)^2 + a_{24} \frac{CONV V \times T_{rx}}{FSF} \quad (6.V.3)$$

onde, FSF é um fator de caracterização da carga e $CONV V$ é a conversão obtida em % volumétrica e que são definidos nas equações (6.V.4) e (6.V.5). As constantes do modelo a_{10} a a_{15} e a_{20} a a_{24} são dadas na tabela 6.V.1.

Tabela 6.V.1: Constantes do modelo de caracterização do rendimento em GLP

ij	a_{ij}	ij	a_{ij}	ij	a_{ij}	ij	a_{ij}
10	-27.198427	13	-2.56093×10^{-7}	20	-0.5972	23	-0.000116
11	7.1285430	14	-9.963736×10^{-8}	21	0.015746	24	$-3.3024438 \times 10^{-6}$
12	0.55590500	15	0.008509	22	14.107127	25	0.00279

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

$$FSF = \frac{75 - 0.065 PEMVF - 0.9S + 0.6PA - 0.26 \frac{PA}{D60}}{1 + 0.0000808 TNB} \quad (6.V.4)$$

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

A variável $CONVV$ é calculada como:

$$CONVV = c_0FSF(1 + c_1SEV) + \frac{c_2}{FSF}(1 + c_3SEV) + c_4SEV + c_5SEV^2 + c_6SEV^3 \quad (6.V.5)$$

As constantes c_0 a c_6 são apresentadas na tabela 6.V.2.

Tabela 6.V.2: Constantes do modelo de conversão volumétrica

i	c_i	i	c_i	i	c_i
0	-0.019164	3	0.1248132	6	3.32486×10^{-6}
1	0.021289919	4	1.145835		
2	-64.866937	5	-0.000997		

A severidade da reação é dada por:

$$SEV = 100 \frac{A_{est}}{1 + A_{est}} \quad (6.V.6)$$

onde, A_{est} é calculada como:

$$A_{est} = 2.5 \times 10^5 \frac{RAZCO^{0.65}}{R_{tf}^{0.35}} \exp\left(\frac{-15000}{R(T_{rx} + 273.15)}\right) \quad (6.V.7)$$

onde, $RAZCO$ é calculada como:

$$RAZCO = 2.761 \frac{T_{rx} - T_{fp}}{T_{rg2} - T_{rx}} + 1.805 \quad (6.V.8)$$

Percebemos que nas equações acima aparecem diversas variáveis operacionais as quais se relacionam entre si. A dependência entre elas advém dos fenômenos físico-químicos envolvidos no processo e que podem ser modelados, o que é feito no item VI.

VI. Os modelos do processo considerados

Os modelos que devem ser estabelecidos dividem-se em dois grupos principais, quais sejam:

- *modelos dinâmicos para a predição da trajetória de controle*: neste grupo incluem-se os modelos que relacionam as ações de controle com a predição das variáveis controladas/monitoradas (item VI.1). Estes são necessários para o algoritmo de controle avançado e para a estratégia de otimização em uma camada. Ainda, as ações de controle devem ser relacionadas com os valores ótimos previstos pelo otimizador (item VI.2.2)
- *modelos estáticos da previsão do ponto de operação ótimo*: aqui as variáveis operacionais devem ser relacionadas entre si. Para a estratégia de duas camadas, três modelos distintos foram usados (itens VI.2.3 e VI.2.5), enquanto que para a estratégia de uma camada consideramos um único modelo (item VI.2.4).

O primeiro grupo é necessário para que os objetivos de controle possam ser satisfeitos, enquanto que o segundo é destinado ao problema de otimização, tanto para o estabelecimento da dependência entre as variáveis operacionais como também para a previsão dos valores ótimos de referência.

Ainda, a nomenclatura usada assume que T_{rx} , T_{rg2} , T_{rg1} , SEV , R_{tf} , T_{fp} , R_{ai} e c_{TCV} se referem aos valores correspondentes ao ponto de operação ótimo.

VI.1 Modelos dinâmicos simplificados de predição da trajetória de controle

Uma primeira idéia que poderia surgir para se tentar prever a trajetória das variáveis controladas frente às ações de controle seria usar um modelo dinâmico rigoroso do processo obtido através de leis físico-químicas e da termodinâmica. No entanto, os modelos assim obtidos, além de não serem perfeitos são não - lineares e muito complexos. Para o problema de controle não - linear resultante, não existem resultados satisfatórios na literatura que possam ser empregados para uma sintonia robusta. Considerando-se, ainda, o problema de otimização, existe a agravante de que o cálculo da matriz Hessiana da função Lagrangeana da PNL torna-se extremamente oneroso, uma vez que integrações do modelo

dinâmico devem ser realizadas. Aplicar-se uma discretização do modelo dinâmico por meio de colocação ortogonal pode trazer sérios problemas numéricos, ao contrário do que é pretendido em algumas referências (Renfro et ali, 1987).

Por outro lado, os modelos identificados tipo ARX (Ljung, 1987) ou de convolução usualmente empregados nos controladores preditivos lineares mostram ser bastante satisfatórios. É esta a razão que nos levou a escolhê-los. Particularmente, usamos um modelo de resposta ao degrau unitário nas variáveis manipuladas, sendo a predição obtida como sugerido em Gouvêa & Odloak (1997c). A idéia é obter um modelo para a predição das variáveis controladas em qualquer instante frente às ações de controle já implementadas, a saber, y_{pf} , o que é feito na equação (6.VI.1.1). A partir de y_{pf} , a predição das variáveis controladas, y_p , frente às ações de controle aplicadas pode ser obtida na equação (6.VI.1.2).

$$y_{pf}(iT_s) = y_{pf}((i+1)T_s) + a_{dmc}(iT_s)\Delta u(T_s); i = 1, \dots, ncalc - 1 \quad (6.VI.1.1)$$

sendo, $a_{dmc}(iT_s)$ os coeficientes da resposta ao degrau unitário correspondentes ao instante (iT_s) , $ncalc$ a ordem do modelo de convolução, ou seja, o número de instantes de amostragens necessários para se atingir o estado estacionário e $\Delta u(T_s)$ corresponde à última ação de controle calculada e implementada. Note que para cada instante considerado a_{dmc} é uma matriz de dimensão $ncon \times nman$, sendo $ncon$ e $nman$, respectivamente, o número de variáveis controladas e manipuladas consideradas.

$$y_p(t_j) = y_{pf}(t_j) + \sum_{i=1}^{\min\left[\frac{t_j}{T_s}, ncalc\right]} a_{dmc}(t_j + (1-i)T_s)\Delta u(iT_s); j = 1, \dots, nr \quad (6.VI.1.2)$$

A idéia da equação (6.VI.1.1) é atualizar a predição obtida no último instante de amostragem com a nova implementação das ações de controle e assim basta se efetuar um deslocamento dos índices das variáveis preditas incorporando-se o efeito da ação de controle implementada. Note que y_{pf} não é variável de decisão nem do problema de otimização, nem do de controle, sendo, para estes problemas, parâmetros que devem ser atualizados a cada instante de intervenção da estratégia de otimização empregada. A

equação (6.VI.1.2) é, em verdade, equivalente à equação usada para a predição das variáveis controladas na estratégia de controle preditivo DMC de Cutler e Ramaker (1979).

Embora o valor de n_{calc} deva ser considerado até a estabilização da planta, é de praxe, considerar um valor próximo do estado estacionário, e.g., quando a planta se encontra a 99% deste. Essa simplificação é feita para se diminuir o esforço computacional do cálculo de y_{pf} . Na presente tese $n_{calc}=240$ e corresponde ao ponto em que se está a 99.8% do estado estacionário. Ainda, como o processo é não linear, então a obtenção dos coeficientes a_{dmc} deve ser feita para perturbações pequenas e então proceder-se à adimensionalização. Na presente tese, consideramos perturbações da ordem de $\pm 0.5\%$ nas variáveis manipuladas.

VI.2 Modelos de predição do estado estacionário

Vimos que o modelo econômico dependia de variáveis operacionais as quais se relacionam entre si. Ainda, para o problema de controle, os valores de referência devem ser estabelecidos os quais estão ligados ao problema econômico e eventualmente às próprias ações de controle. Neste item, iremos apresentar modelos que caracterizem estas dependências.

VI.2.1 Obtenção dos valores de referência

Os valores de referência y_s estão associados às variáveis que se quer controlar ou eventualmente que devem ser monitoradas para não serem violadas. Para o conversor considerado nesta tese, temos as seguintes variáveis que devem ser controladas ou monitoradas: T_{rx} , SEV , T_{rg1} e T_{rg2} . Analisando-se estas, percebemos que T_{rx} e SEV podem ser usadas como medidas do rendimento da reação de craqueamento e T_{rg1} e T_{rg2} servem para se manter a temperatura de operação do regenerador adequadamente controlada. Os fenômenos que regem cada um desses pares são os mesmos e assim as ações de controle irão afetar da mesma forma ambas as variáveis em cada um desses pares considerados. Ou seja, apenas uma das variáveis em cada par pode ser tomada como variável controlada e a outra deve ser encarada apenas como variável monitorada. Isto porque os modelos simples adotados não são capazes de refletir a não linearidade do processo e assim os valores de

referência podem não ser fisicamente realizáveis. Ainda, o tempo de resposta a perturbações pode ser diferente para cada uma delas. Por exemplo, variações na carga são rapidamente refletidas na estimativa da severidade. Variações em T_{rx} são também mais rapidamente sentidas em T_{rg1} que em T_{rg2} . Por outro lado variações em T_{rg2} afetam T_{rx} mais rapidamente que perturbações em T_{rg1} . Assim, dependendo de qual variável é selecionada como controlada, o desempenho da malha fechada é alterado. Temos então duas variáveis controladas e quatro manipuladas. Ou seja, existem quatro graus de liberdade para se efetuar a otimização. Como apenas duas dessas são requeridas para o problema de controle, surge a idéia de se fixar os valores de algumas variáveis manipuladas, transformando-as simultaneamente em variáveis controladas e manipuladas. Das variáveis manipuladas apenas R_{tf} e T_{fp} fazem parte do problema econômico. Assim, a idéia mais natural é incluir estas como controladas, ou seja, as variáveis monitoradas e controladas constituem-se de T_{rx} , SEV , T_{rg2} , T_{rg1} , R_{tf} e T_{fp} .

Para simplificarmos a notação, no presente capítulo, a dimensão de y_s , y_{at} , $y_p(t_i)$ e $y_{pf}(t_i)$ é sempre igual a $ncon$, sendo $ncon=6$ e a escolha das efetivas variáveis controladas é feita atribuindo-se o valor zero aos termos de W_2 correspondentes às variáveis monitoradas. Quando da apresentação dos resultados, mostraremos como a escolha das variáveis controladas afeta o desempenho da malha fechada. Ainda, para efeito de notação temos que os valores de referência relacionam-se com o ponto de operação ótimo da planta como:

$$y_s = \begin{bmatrix} T_{rx} \\ T_{rg2} \\ T_{rg1} \\ SEV \\ R_{tf} \\ T_{fp} \end{bmatrix} \quad (6.VI.2.1.1)$$

Analogamente, a sequência de aparição das variáveis controladas/monitoradas em (6.VI.2.1.1) é válida também em y_{at} , y_p e y_{pf} .

VI.2.2 Relação das ações de controle com o ponto de operação

Os valores das variáveis manipuladas correspondentes ao ponto de operação ótimo previsto, T_{fp} , R_{tf} , R_{ai} e c_{TCV} , relacionam-se com os valores do ponto de operação atual medidos ou inferidos, uat , por meio da trajetória das ações de controle previstas, $\Delta u(iT_s); i = 1, \dots, nl$, como:

$$R_{ai} = uat_1 + \sum_{i=1}^{nl} \Delta u_{R_{ai}}(iT_s) \quad (6.VI.2.2.1)$$

$$c_{TCV} = uat_2 + \sum_{i=1}^{nl} \Delta u_{c_{TCV}}(iT_s) \quad (6.VI.2.2.2)$$

$$R_{tf} = uat_3 + \sum_{i=1}^{nl} \Delta u_{R_{tf}}(iT_s) \quad (6.VI.2.2.3)$$

$$T_{fp} = uat_4 + \sum_{i=1}^{nl} \Delta u_{T_{fp}}(iT_s) \quad (6.VI.2.2.4)$$

VI.2.3 Modelo do processo estático não linear

Os modelos obtidos a partir dos princípios das leis de conservação e termodinâmicos podem ser usados para estabelecer a relação entre as variáveis de processo. Assim, por exemplo o modelo de Moro & Odloak (1995) pode ser empregado na sua versão estática para mostrar a relação entre as variáveis. A vantagem deste procedimento é que este tipo de modelo inclui muitas das interações entre as mais diversas variáveis do processo, obtendo-se uma boa representação dos fenômenos envolvidos. Por outro lado, o modelo resultante é em geral complexo, de dimensão elevada e altamente não linear. Adicionalmente, é impossível obter-se uma descrição exata do processo e erros de modelagem irão existir.

Neste item, apresentamos a versão estática do modelo de Moro & Odloak (1995) considerada nesta tese. Nesta efetuamos algumas poucas simplificações em relação ao modelo original, as quais são:

- como os modelos são estáticos o inventário no reator (H_{ra}) e nas fases densas do regenerador (H_{rg1} e H_{rg2}) são mantidos constantes. Assim, estes valores correspondem a parâmetros que devem ser fornecidos.

- não consideramos a dinâmica do compressor nem das pressões, assim as pressões no reator e no regenerador (P_{ra} e P_{rg}) são tomadas constantes.

No equacionamento a seguir surgem novos parâmetros e variáveis em relação àqueles apresentados anteriormente (itens II, III e este). Estes, se referem a constantes cinéticas, taxas de reações vazões internas, etc. Apenas aqueles parâmetros e variáveis que são imprescindíveis para a compreensão do texto são apresentados. Os demais podem ser encarados como parâmetros auxiliares de cálculo e não serão comentados. No índice de nomenclatura, cada variável e cada parâmetro são listados e apresentados.

As equações (VI.2.3.1) a (VI.2.3.16) correspondem aos balanços de massa realizados. Os balanços de energia são expressos em (VI.2.3.17) a (VI.2.3.23). Taxas de reação, constantes cinéticas e calores de reação são dados nas equações (VI.2.3.24) a (VI.2.3.31). Equações de válvulas são descritas em (VI.2.3.32) e (VI.2.3.33). Correlações estequiométricas são apresentadas nas equações (VI.2.3.34) a (VI.2.3.40). Relações entre vazões são mostradas em (VI.2.3.41) a (VI.2.3.44).

$$-R_{rc}c_{cat} + 100R_{cf} = 0 \quad (6.VI.2.3.1)$$

$$R_{rc}(c_{rc2} - c_{sc}) + 100R_{cf} = 0 \quad (6.VI.2.3.2)$$

$$R_{sc} = R_{rc} \quad (6.VI.2.3.3)$$

$$R_{rc1} = R_{rc} \quad (6.VI.2.3.4)$$

$$\frac{R_{rc}(c_{stp} - c_{rc1})}{H_{rg1}} - R_{cb1} = 0 \quad (6.VI.2.3.5)$$

$$\frac{R_{rc1}(c_{rc1} - c_{rc2})}{H_{rg2}} - R_{cb2} = 0 \quad (6.VI.2.3.6)$$

$$21R_{maj} - F_{gmj}O_{fgj} - 100c_{arbj}fator_j = 0; j = 1,2 \quad (6.VI.2.3.7)$$

$$F_{gmj}(O_{fgj} - O_{dj}) - 3000R_{coj}V_{dij} = 0; j = 1,2 \quad (6.VI.2.3.8)$$

$$F_{gmg}(O_{2mg} - O_{dig}) - 3000R_{codig}V_{dig} = 0 \quad (6.VI.2.3.9)$$

$$O_{2mg} = \frac{F_{gm1}O_{d1} + F_{gm2}O_{d2}}{F_{gmg}} \quad (6.VI.2.3.10)$$

$$CO_{mg} = \frac{F_{gm1}CO_{d1} + F_{gm2}CO_{d2}}{100} \quad (6.VI.2.3.11)$$

$$CO_{di} = \frac{100}{F_{gmi}}CO_i - 2(O_{fgi} - O_{di}); i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.12)$$

$$CO_{dig} = \frac{100}{F_{gmg}}CO_{mg} - 2(O_{2mg} - O_{dig}) \quad (6.VI.2.3.13)$$

$$F_{gmg} = F_{gm1} + F_{gm2} \quad (6.VI.2.3.14)$$

$$F_{gkg} = F_{gk1} + F_{gk2} \quad (6.VI.2.3.15)$$

$$R_{a2} = R_{ai} - R_{a1} \quad (6.VI.2.3.16)$$

$$s_a R_{rc} (T_{rg2} - T_{rx}) + \frac{s_{if} \rho_{if} R_{if}}{1440} (T_{fp} - T_{rx}) - \frac{\Delta H_{fv} \rho_{if} R_{if}}{1440} - \Delta H_{cr} R_{oc} = 0 \quad (6.VI.2.3.17)$$

$$T_{rx} - T_{ra} = 0 \quad (6.VI.2.3.18)$$

$$s_c R_{sc} (T_{ra} - T_{rg1}) + \frac{1.29}{60} s_a R_{a1} (T_{ai} - far_{12} T_{rg1}) - \frac{F_{gk1} s_a}{1000} T_{rg1} - \frac{12}{1000} \Delta H_{rg1} c_{arb1} = 0 \quad (6.VI.2.3.19)$$

$$s_c R_{rc1} (T_{rg1} - T_{rg2}) + \frac{1.29}{60} s_a (R_{a2} T_{ai} - R_{a1} far_{12} T_{rg1}) - \frac{F_{gk1} s_a}{1000} (0.98 T_{rg2} + 0.02 T_{ai}) - \frac{12}{1000} \Delta H_{rg2} c_{arb2} = 0 \quad (6.VI.2.3.20)$$

$$F_{gk1} s_a (T_{rg1} - T_{d1}) + 4058160 R_{co1} V_{dig} = 0 \quad (6.VI.2.3.21)$$

$$F_{gk2} s_a (0.98 T_{rg2} + 0.02 T_{ai} - T_{d2}) + 4058160 R_{co2} V_{di2} = 0 \quad (6.VI.2.3.22)$$

$$F_{gk1} s_a T_{d1} + F_{gk2} s_a T_{d2} - F_{gkg} s_a T_{dig} + 4058160 R_{codig} V_{dig} = 0 \quad (6.VI.2.3.23)$$

$$R_{cf} = \frac{k_{cc} P_{ra} (1440 R_{rc})^{0.65}}{144000 c_{cat} c_{rc2}^{0.06}} (24 H_{ris})^{0.35} e^{\frac{-E_{cc}}{R(T_{rx} + 273.15)}} \quad (6.VI.2.3.24)$$

$$R_{cbi} = k_{or} c_{rci} O_{fgi} P_{rg} e^{\frac{-E_{or}}{R(T_{rgi} + 273.15)}}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.25)$$

$$R_{COj} = k_{co} O_{dj}^{0.5} CO_{dj} P_{rg}^{1.5} e^{\frac{-E_{co}}{R(T_{dj} + 273.15)}}; j = 1,2,ig \quad (6.VI.2.3.26)$$

$$c_{stp} = c_{sc} - \frac{T_{ra} - c_{testp}}{d_{testp}} \quad (6.VI.2.3.27)$$

$$\beta_i = k_{rco} e^{\frac{-E_{rco}}{R(T_{rgi} + 273.15)}}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.28)$$

$$fator_i = \frac{\beta_i + 2}{2(\beta_i + 1)} + \frac{\chi}{4}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.29)$$

$$c_{arbi} = \frac{10}{12} R_{cbi} H_{rgi}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.30)$$

$$\Delta H_{rgi} = \frac{\Delta H_{fco_2} + \beta_i \Delta H_{fco}}{1 + \beta_i}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.31)$$

$$R_{rc} = \sqrt{\frac{125.5(P_{circ} - P_{ra} - P_{colrg})}{\left(\frac{1}{60A_{v_{TCV}}}\right)^2 - \left(\frac{1}{60A_{o_{TCV}}}\right)^2}} \quad (6.VI.2.3.32)$$

$$A_{v_{TCV}} = 0.3973 - 0.785398(0.7112 - 0.3627c_{TCV})^2 \quad (6.VI.2.3.33)$$

$$N_{2_i} = 0.79R_{mai}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.34)$$

$$H_2O_i = \frac{x}{2}c_{arbi}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.35)$$

$$O_{2_i} = 0.21R_{mai} - fator_i c_{arbi}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.36)$$

$$CO_i = \frac{\beta_i}{1 + \beta_i}c_{arbi}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.37)$$

$$CO_{2_i} = \frac{1}{1 + \beta_i}c_{arbi}; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.38)$$

$$F_{gmi} = N_{2_i} + O_{2_i} + CO_i + CO_{2_i} + H_2O_i; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.39)$$

$$F_{gki} = 28N_{2_i} + 32O_{2_i} + 28CO_i + 44CO_{2_i} + 18H_2O_i; i = 1,2 \quad (6.VI.2.3.40)$$

$$R_{a1} = ratio R_{ai} \quad (6.VI.2.3.41)$$

$$R_{ma1} = 0.744R_{a1}(1 - far_{12}) \quad (6.VI.2.3.42)$$

$$R_{ma2} = 0.744(R_{a2} - far_{12}R_{a1}) \quad (6.VI.2.3.43)$$

$$far_{12} = car_{12}R_{rc1} \quad (6.VI.2.3.44)$$

Estas equações apresentam inúmeros parâmetros os quais são dados na tabela 6.VI.2.3.1. Estes incluem propriedades de substâncias, parâmetros cinéticos e calores de reação, além de parâmetros de geometria. Ainda, no equacionamento algumas variáveis operacionais foram tomadas constantes, as quais são mostradas na tabela 6.VI.2.3.2.

Tabela 6.VI.2.3.1: Parâmetros do modelo rigoroso

calores específicos		
S_a	S_{tf}	S_c

0.3 $\frac{kcal}{kg^oC}$		0.7 $\frac{kcal}{kg^oC}$		0.27 $\frac{kcal}{kg^oC}$	
constantes diversas: densidade e proporção entre hidrogênio e carbono no catalisador					
ρ_{tf}			χ		
0.946 $\frac{ton}{m^3}$			0.9		
constantes cinéticas					
k_{cr}	k_{or}	k_{co}	k_{rco}	k_{cc}	
1.216536	1.5×10^8	1.5	600	4.2	
E_{cr}	E_{or}	E_{co}	E_{rco}	E_{cc}	
15000 $(\frac{kcal}{kmol})$	37544,3 $(\frac{kcal}{kmol})$	29805 $(\frac{kcal}{kmol})$	12398,88 $(\frac{kcal}{kmol})$	1500 $(\frac{kcal}{kmol})$	
entalpias de formação, calores de reação e calor latente de vaporização					
ΔH_{fco}		ΔH_{fCO_2}		ΔH_{cr}	
-5416 $\frac{kcal}{kg}$		-7831 $\frac{kcal}{kg}$		90 $\frac{kcal}{kg}$	
$30 \frac{kcal}{kg}$					
parâmetros geométricos					
V_{di1}		V_{di2}		V_{dig}	
695 (m^3)		116 (m^3)		850 (m^3)	
				$A_{o_{TCV}}$	
				$1.167 \left(\frac{\frac{ton}{min \sqrt{\frac{kgf}{cm^2}}}}{\right)$	
correlações experimentais					
d_{testp}		C_{testp}		car_{12}	
400		540		0.0018	

Tabela 6.VI.2.3.2: Variáveis operacionais não modeladas: valores típicos

variável	valor	variável	valor
P_{ra}	$2.8024 \left(\frac{\text{kgf}}{\text{cm}^2} \right)$	H_{rg1}	$305.19 (ton)$
P_{rg}	$3.4524 \left(\frac{\text{kgf}}{\text{cm}^2} \right)$	H_{rg2}	$64.34 (ton)$
P_{circ}	$3.4524 \left(\frac{\text{kgf}}{\text{cm}^2} \right)$	H_{ris}	$9.7 (ton)$
P_{colrg}	$0.52 \left(\frac{\text{kgf}}{\text{cm}^2} \right)$	T_{ai}	$190 (^\circ\text{C})$

VI.2.4 Modelo do processo linear simplificado que leva em conta as ações de controle

O modelo de predição apresentado no item VI.1 pode ser estendido para a predição do estado estacionário. Para tanto basta se considerar a predição quando da estabilização da planta, a saber, a equação (6.VI.2.4.1) pode ser usada.

$$y_s = y_{pf}(ncalc) + a_{dmc}(ncalc \times T_s) \sum_{i=1}^{nl} \Delta u(iT_s) \quad (6.VI.2.4.1)$$

VI.2.5 Modelos do processo lineares estáticos

Se considerarmos o modelo econômico, as variáveis operacionais que aparecem são T_{rx} , T_{rg2} , T_{fp} e R_{tf} . Assim, a primeira idéia que surge é estabelecer a dependência entre estas. Uma informação que pode ser facilmente apreendida na planta diz respeito aos ganhos estáticos do processo. Assim, em função destes o modelo dado pelas equações (6.VI.2.5.1) e (6.VI.2.5.2) pode ser obtido.

$$T_{rx} - T_{rx,o} = \gamma_{14}(T_{fp} - T_{fp,o}) + \gamma_{13}(R_{tf} - R_{tf,o}) \quad (6.VI.2.5.1)$$

$$T_{rg2} - T_{rg2,o} = \gamma_{24}(T_{fp} - T_{fp,o}) + \gamma_{23}(R_{tf} - R_{tf,o}) \quad (6.VI.2.5.2)$$

sendo, γ_{ij} o ganho estático que relaciona a variável manipulada j com a controlada i e $T_{rg2,o}$, $T_{rx,o}$, $R_{tf,o}$, $T_{fp,o}$ são valores de referência em relação aos quais os ganhos estáticos foram obtidos.

Por exemplo os ganhos estáticos podem ser obtidos a partir de respostas a degraus nas variáveis manipuladas ou então usar-se os ganhos estáticos do modelo de convolução. Alternativamente, os ganhos estáticos podem ser inferidos do modelo não linear rigoroso de tempos em tempos, ou ainda, atualizados conforme o ponto de operação da planta como sugerido em Gouvêa & Odloak (1994) ou então obtidos a partir de qualquer outro procedimento de identificação de parâmetros em linha como e.g. a metodologia de Kosut et al (1992). Todas estas técnicas são passíveis de implementação industrial.

Neste ponto, cabe comentar o modelo apresentado em (6.VI.2.5.1) e (6.VI.2.5.2). Percebemos que neste não estão inclusos efeitos de variações em todas as variáveis manipuladas. Assim, é de se esperar que alguma informação seja perdida e que o ponto de

operação obtido segundo este modelo seja sub-ótimo. De fato, é o que mostraremos no item de resultados. Assim, é interessante estabelecer-se modelos, ainda que lineares, que incluam o maior número de informações possíveis, sendo que o mínimo número de informações deve corresponder ao caso em que se inclua o efeito de todas as variáveis manipuladas nas controladas que aparecem no modelo econômico. Isto é feito nas equações (6.VI.2.5.3) e (6.VI.2.5.4). Ou seja, não basta relacionar-se apenas as variáveis constantes do modelo econômico, mas é necessário pelo menos se analisar como as ações de controle são aplicadas na planta para se obter um novo ponto operacional. Outros refinamentos poderiam ser feitos no sentido de incluir o efeito de distúrbios medidos.

$$T_{rx} - T_{rx,o} = \gamma_{14}(T_{fp} - T_{fp,o}) + \gamma_{13}(R_{tf} - R_{tf,o}) + \gamma_{11}(R_{ai} - R_{ai,o}) + \gamma_{12}(c_{TCV} - c_{TCV,o}) \quad (6.VI.2.5.3)$$

$$T_{rg2} - T_{rg2,o} = \gamma_{24}(T_{fp} - T_{fp,o}) + \gamma_{23}(R_{tf} - R_{tf,o}) + \gamma_{21}(R_{ai} - R_{ai,o}) + \gamma_{22}(c_{TCV} - c_{TCV,o}) \quad (6.VI.2.5.4)$$

sendo, $R_{ai,o}$ e $c_{TCV,o}$ valores de referência em relação aos quais os ganhos estáticos foram obtidos e as demais variáveis mantém a mesma nomenclatura.

A tabela 6.VI.2.5.1 apresenta os valores dos ganhos estáticos obtidos a partir do modelo de convolução e a partir dos ganhos médios para distúrbios tipo degrau de amplitude +/- 0.5%.

Tabela 6.VI.2.5.1: Ganhos estáticos do modelo linear estático

	média dos ganhos para perturbações de +/-0.5% nas variáveis manipuladas	modelo de convolução (valores correspondentes à estabilização da planta, i.e., para $ncalc=500$)	modelo de convolução (valores correspondentes à 99.8% da estabilização, i.e. $ncalc=240$)
γ_{14}	0.5344	0.5363	0.5372
γ_{24}	0.4919	0.4942	0.4946
γ_{13}	-0.02072	-0.0206	-0.0207
γ_{23}	-0.01835	-0.0182	-0.0183
γ_{11}	-//-	0.5410	0.5434
γ_{21}	-//-	1.0238	1.0225
γ_{12}	-//-	86.8932	86.5806
γ_{22}	-//-	-32.2742	-32.9739

VII. A lei de controle do algoritmo preditivo na otimização em duas camadas

Os algoritmos de controle preditivos tipo o DMC de Cutler & Ramaker (1979) obtêm as ações de controle resolvendo-se um problema de mínimos quadrados irrestrito como o da equação (6.IV.2), usando-se como modelo de predição a equação (6.VI.1.2). Algumas variantes deste controlador surgiram para melhor adequá-lo às reais necessidades industriais. Uma das idéias é incorporar um procedimento heurístico de verificação de violação das restrições nas variáveis manipuladas. Para tanto, se existe alguma violação, o modelo de predição é modificado de forma a se excluir as variáveis manipuladas violadas e faz-se com que estas voltem à sua faixa de operação. O procedimento adotado resume-se à seguinte seqüência de operações:

1. Se $uat + \Delta u(T_s)$ não satisfaz os limites superior e inferior, sendo $\Delta u(T_s)$ a última ação de controle calculada, modifique o modelo de predição como:

$$y_p(t_j) = y_{pf}(t_j) + \sum_{i=1}^{\min\left[\frac{t_j}{T_s}, nl\right]} a_{dmc}(t_j + (1-i)T_s) P \Delta u(iT_s); \quad j = 1, \dots, nr, \text{ sendo } P \text{ uma matriz de}$$

dimensão $ncon \times nman$ cujas colunas são constituída de vetores nulos ou cujas linhas são todas elas constituídas de “uns”. Os vetores nulos ocupam as $i^{ésimas}$ colunas de P correspondentes às $i^{ésimas}$ variáveis manipuladas que se encontram violadas.

2. Resolva o problema de mínimos quadrados (6.IV.2) com o modelo de predição modificado.
3. Atualize as variáveis manipuladas com as novas ações de controle calculadas para o primeiro instante de predição, a saber: $uat = uat + \Delta u(T_s)$
4. Se algum componente de uat viola algum limite inferior ou superior, atribua a u_{viol} a amplitude da violação. Em caso contrário implemente uat .
5. Faça: $uat = uat - u_{viol}$ para os componentes de uat violados e retorne ao passo 1.

Analisando-se a seqüência de operações apresentada, percebemos que o algoritmo de controle não garante que a amplitude de variação nas variáveis manipuladas seja satisfeita. Isto é próprio deste tipo de lei de controle, apesar do desempenho obtido ser bastante satisfatório.

VIII. Parâmetros de sintonia do algoritmo MISQPSOL

Os parâmetros do algoritmo MISQPSOL usados para a resolução dos problemas de otimização em uma e duas camadas são dados na tabela 6.VIII.1.

Tabela 6.VIII.1: Os parâmetros do algoritmo MISQPSOL usados

critério de parada		
$\varepsilon_p=5\times10^{-3}$	$k^{max}=25$	$k_{qp}^{max}=300$
parâmetros de sintonia e ajuste		
$\mu^I=1.0$	$\delta=0.1$	
parâmetros de precisão numérica		
$\varepsilon_V=10^{-4}$	$\varepsilon_A=2\times10^{-4}$	

Observe que o critério de parada foi relaxado. Isto foi feito porque não há sentido em se obter para as ações de controle valores cuja precisão está além daquela correspondente aos instrumentos de medida/atuação. Usar-se um critério de parada pequeno aumenta em muito o tempo computacional e na maior parte dos casos, não se nota diferença no desempenho da malha fechada. Deve-se ressaltar, porém, que o valor do critério de parada deve ser estabelecido de tal forma a não propiciar a convergência do algoritmo para um ponto que não corresponda a uma solução estacionário do problema da PNL.

Para as estratégias de otimização em duas camadas os multiplicadores de Lagrange foram iniciados como $\mu^0 = 1.0$ e para a estratégia em uma camada adotou-se $\mu^0 = 0.0$ para todas as simulações. A matriz Hessiana é sempre iniciada pelo método de diferenças finitas. As variáveis de decisão foram iniciadas como sendo iguais aos atuais valores das variáveis de processo medidas ou inferidas.

Efetuamos uma adimensionalização nas seguintes variáveis de decisão: $GLPV$, R_{tf} , R_{ai} , c_{TCV} , T_{fp} , T_{rx} , T_{rg2} , T_{rg1} , T_{d1} , T_{d2} , T_{dig} , T_{ra} , c_{cat} , c_{rc1} , c_{rc2} , c_{sc} , O_{fg1} , O_{fg2} , O_{d1} , O_{d2} , O_{dg} e SEV .

Com relação ao escalonamento das funções objetivo e das restrições, os valores constantes da tabela 6.VIII.2 foram usados. Com relação ao modelo não linear, o escalonamento foi feito a partir dos valores das estimativas iniciais das variáveis de decisão.

Tabela 6.VIII.2: Escalonamento efetuado

função objetivo		
otimização em duas camadas	σ_F	$\frac{1}{10}$
otimização em uma camada	σ_F	$\frac{1}{1000}$

restrições de igualdade (σ_H)							
equação	escalonamento	equação	escalonamento	equação	escalonamento	equação	escalonamento
6.V.1	0.1(*)	6.VI.2.2.4	0.01	6.VI.2.3.8	$\frac{1}{10F_{gmj}O_{fgj}}; j = 1,2$	6.VI.2.3.22	$\frac{0.01}{F_{gk2}s_aT_{d2}}$
6.V.1	$\frac{1}{GLPV}$ (**)	6.VI.2.3.1	$\frac{1}{10R_{rcat}}$	6.VI.2.3.9	$\frac{1}{10F_{gmj}O_{2mg}}$	6.VI.2.3.23	$\frac{0.01}{F_{gkg}s_aT_{dig}}$
6.V.6	0.1	6.VI.2.3.2	$\frac{1}{10R_{rcsc}}$	6.VI.2.3.17	$\frac{1}{s_cR_{rc}T_{rg2} + \frac{s_f\rho_{ff}R_{ff}T_{fp}}{1440}}$	6.VI.2.4.1	0.1
6.VI.1.2	1.0	6.VI.2.3.5	$\frac{10H_{rg1}}{R_{sc}c_{stp}}$	6.VI.2.3.18	$\frac{1}{10T_{rx}}$	6.VI.2.5.1	0.01
6.VI.2.2.1	0.01	6.VI.2.3.6	$\frac{10H_{rg2}}{R_{rc1}c_{rc1}}$	6.VI.2.3.19	$\frac{0.01}{s_cR_{sc}T_{ra} + \frac{s_aR_{a1}T_{ai}}{38.7597}}$	6.VI.2.5.2	1
6.VI.2.2.2	1.0	6.VI.2.3.7 (j=1)	$\frac{0.001}{21R_{ma1}}$	6.VI.2.3.20	$\frac{1}{s_cR_{rc1}T_{rg1} + \frac{R_{a2}T_{ai} + R_{a1}far_{12}T_{rg1}}{1/0.0215s_a}}$	6.VI.2.5.3	0.01
6.VI.2.2.3	0.01	6.VI.2.3.7 (j=2)	$\frac{0.01}{R_{ma2}}$	6.VI.2.3.21	$\frac{0.001}{F_{gk1}s_aT_{d1}}$	6.VI.2.5.4	1

(*) escalonamento aplicado para a otimização em uma camada e em duas camadas com os modelos de processo lineares

(**) escalonamento aplicado para a otimização em duas camadas com o modelo rigoroso do processo

restrições de desigualdade (σ_G) (***)			
equação	escalonamento	equação	escalonamento
6.III.1	0.001	6.III.7	1
6.III.2	1.0	6.III.8	1
6.III.3	0.01	6.III.9	0.01
6.III.4	1.0	6.III.10	0.01
6.III.5	0.01	6.III.11	1
6.III.6	1.0	6.III.12	0.01

(***) nas simulações em que o modelo rigoroso do processo foi empregado, as restrições de desigualdade não foram escalonadas, i.e., $\sigma_G = diag(1.0)$.

IX. Otimização em duas camadas

IX.1 As abordagens consideradas

A figura 6.IX.1.1 mostra a estrutura de otimização em duas camadas do conversor FCC. A camada inferior corresponde ao processo que no caso deste capítulo é representado pelo modelo de Moro & Odloak (1995). Existem dois grupos de entrada e saída. As entradas se compõem de variáveis ou parâmetros que são medidos ou não, além das variáveis manipuladas. As entradas medidas são encaminhadas às camadas superiores do estimador de estados, do controlador avançado e do otimizador. As saídas dividem-se em duas, as medidas e não. As saídas medidas também são levadas aos níveis superiores.

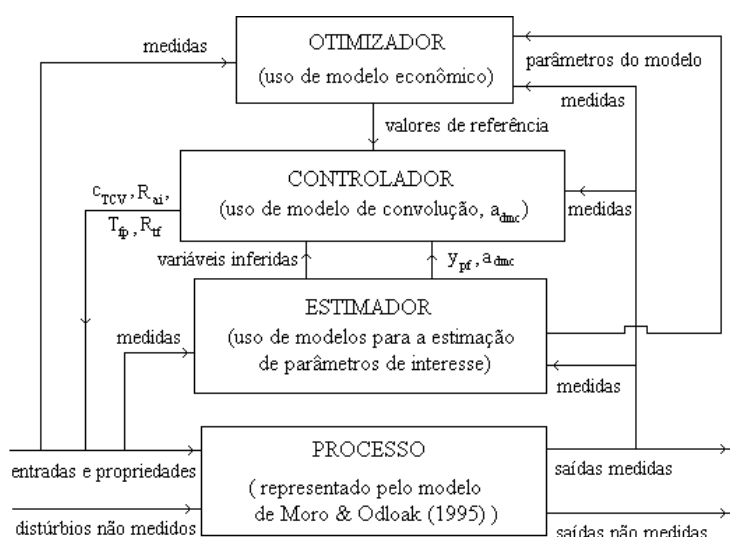


figura 6.IX.1.1: esquema da estratégia de otimização em duas camadas

Os níveis superiores apresentam modelos embutidos, dos quais o desempenho do sistema irá depender. Neste item, o objetivo principal é mostrar a importância da escolha de um modelo adequado na camada do otimizador. Três modelos distintos serão usados, originando três abordagens de otimização.

O estimador é necessário para gerar o valor de FSF e y_{pf} . O primeiro é obtido a partir de propriedades da carga que são avaliadas de tempos em tempos. Note que a atualização de FSF se dá em um tempo tipicamente superior ao de intervenção do controlador e chamada

do otimizador, uma vez que algumas propriedades podem não ser obtidas em linha. A atualização de y_{pf} se dá a cada período de intervenção do controlador e esta depende apenas do modelo usado pelo controlador e das ações de controle implementadas. Adicionalmente a estes parâmetros, a severidade da reação, SEV , deve ser inferida para o caso desta variável ter sido escolhida como controlada. Neste caso, a sua atualização é a cada instante de amostragem do controlador. Além destas variáveis e parâmetros, os modelos usados em todos os níveis poderiam ser atualizados. Por exemplo, dados da entrada e saída poderiam ser usados para a determinação do ponto atual de operação e modelos mais adequados para cada situação poderiam ser escolhidos. Como o objetivo nesta tese não é propor a melhor estratégia de otimização, não entraremos em pormenores quanto a este assunto.

Com relação à camada do controlador. Alguns comentários são pertinentes. Vimos anteriormente que das variáveis operacionais T_{rx} , SEV , T_{rg1} e T_{rg2} , apenas duas podiam ser escolhidas como controladas. Vimos, ainda, que R_{tf} e T_{fp} podiam ser consideradas como variáveis controladas e manipuladas simultaneamente. A cada escolha de variáveis manipuladas, associa-se uma configuração de controle. Desta forma, adicionalmente, neste item, iremos apresentar algumas configurações de controle possíveis visando-se a destacar a importância da escolha no desempenho da estratégia de otimização.

Finalmente, devemos apresentar as abordagens que foram simuladas, melhor caracterizando as variáveis e camadas da figura 6.IX.1.1. São basicamente três as abordagens consideradas. A primeira utiliza um modelo linear simplificado do processo (modelo do item VI.2.5), a segunda um modelo linear (item VI.2.5) que inclui todas as variáveis manipuladas e a terceira utiliza um modelo rigoroso (item VI.2.3). Cada uma delas passa a ser descrita a seguir.

Abordagem 1 - uso do modelo linear simplificado

Com relação à figura 6.IX.1 temos:

saídas do processo medidas:

T_{rx} e T_{rg2}

entradas e propriedades do processo:	$R_{ai}, c_{TVC}, T_{fp}, R_{tf}, D20, D60, TNB, PEMVF, S, PA$
parâmetros do modelo do otimizador:	$\gamma_{13}, \gamma_{14}, \gamma_{23}, \gamma_{24}, R_{tf,o}, T_{fp,o}, T_{rg2,o}, T_{rx,o}, W_1$
parâmetros do modelo do controlador:	$a_{dmc}, y_{pf}, W_2, W_3$
variáveis inferidas para o controlador:	SEV ou nenhuma
valores de referência do controlador:	T_{rx} e T_{rg2} ; ou SEV e T_{rg2} ; ou T_{rx}, T_{rg2}, T_{fp} e R_{tf} ; ou $SEV, T_{rg2}, T_{fp}, R_{tf}$ (conforme a configuração de controle selecionada)
valores medidos para o otimizador:	$D20$
propriedades e medidas para o estimador:	$D60, TNB, PEMVF, S, PA$, ações de controle implementadas

camada do estimador:

O estimador serve para gerar os valores de y_{pf} e FSF . Os primeiros são obtidos da equação (6.VI.1.1) e o último da equação (6.V.4). As entradas do estimador são as seguintes medidas: $D60, PEMVF, TNB, S$ e PA além das últimas ações de controle implementadas.

camada do controlador:

As saídas do controlador se compõem das ações de controle, i.e., dos novos valores para as variáveis manipuladas R_{tf}, T_{fp}, R_{ai} e c_{TVC} . Já as entradas dependem das variáveis que são escolhidas como controladas. Para mostrar a diferença no desempenho que se pode obter, selecionamos quatro configurações de controle a saber:

configuração 1: têm-se apenas duas variáveis controladas, a saber, T_{rx} e T_{rg2} . Para este caso temos que a matriz de ponderação de erros é dada por $W_2 = \begin{bmatrix} a & b & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, sendo, a e b parâmetros de sintonia.

configuração 2: têm-se apenas duas variáveis controladas, a saber, SEV e T_{rg2} . Para este caso temos que a matriz de ponderação de erros é dada por $W_2 = \begin{bmatrix} 0 & a & 0 & b & 0 & 0 \end{bmatrix}$, sendo, a e b parâmetros de sintonia.

configuração 3: têm-se quatro variáveis controladas, a saber, T_{rx}, T_{rg2}, R_{tf} e T_{fp} . Para este caso temos que a matriz de ponderação de erros é dada por $W_2 = \begin{bmatrix} a & b & 0 & 0 & c & d \end{bmatrix}$, sendo, a, b, c e d parâmetros de sintonia.

configuração 4: têm-se apenas quatro variáveis controladas, a saber, SEV e T_{rg2} , R_{tf} e T_{fp} .

Para este caso temos que a matriz de ponderação de erros é dada por

$$W_2 = \begin{bmatrix} 0 & a & 0 & b & c & d \end{bmatrix}, \text{ sendo, } a, b, c \text{ e } d \text{ parâmetros de sintonia.}$$

Os coeficientes a_{dmc} do modelo de convolução empregado não são atualizados conforme o ponto de operação em que se está e o parâmetro y_{pf} é recebido do otimizador. O controlador usado é aquele descrito no item VII.

camada do otimizador

Os parâmetros do otimizador desta abordagem correspondem ao peso da função objetivo econômica, W_1 , aos parâmetros do modelo linear do processo (γ_{13} , γ_{14} , γ_{23} , γ_{24} , $R_{tf,o}$, $T_{fp,o}$, $T_{rg2,o}$, $T_{rx,o}$), os quais não são atualizados conforme o ponto de operação da planta, à densidade $D20$ da carga e ao parâmetro FSF , ambos atualizados de tempos em tempos. As saídas do otimizador correspondem aos valores de referência enviados ao controlador.

As variáveis de decisão do problema de otimização, além da variável artificial requerida pelo algoritmo MISQPSOL, são: $GLPV$, SEV , T_{rx} , T_{rg2} , T_{fp} , R_{tf} . Destas apenas duas ou quatro são enviadas para o controlador conforme a configuração de controle adotada. Por exemplo para a configuração de controle 1, os valores ótimos obtidos para T_{rx} e T_{rg2} serão os valores de referência em y_s efetivamente usados pelo controlador.

A função objetivo do otimizador é dada pela equação (6.IV.1). As restrições de igualdade são constituídas pelas seguintes equações: (6.V.1), (6.V.6), (6.VI.2.5.1) e (6.VI.2.5.2). Ainda, para o cálculo das primeiras restrições, parâmetros definidos pelas equações (6.V.2), (6.V.3), (6.V.5), (6.V.7) e (6.V.8) são usados. Com relação às restrições de desigualdade, primeiramente são escritas as restrições de limite superior e em seguida as de limite inferior. As seguintes restrições são usadas: (6.III.1), (6.III.3), (6.III.10), (6.III.11).

Assim, para a abordagem 1, o problema da PNL apresenta a seguinte dimensão:

número de variáveis: $n=7$

número de restrições de igualdade: $m=4$

número de restrições de desigualdade: $p=8$

Abordagem 2 - uso do modelo linear com todas as variáveis manipuladas

Com relação à figura 6.X.1 temos:

saídas do processo medidas:	T_{rx} e T_{rg2}
entradas e propriedades do processo:	R_{ai} , c_{TVC} , T_{fp} , R_{tf} , $D20$, $D60$, TNB , $PEMVF$, S , PA
parâmetros do modelo do otimizador:	γ_{11} , γ_{12} , γ_{21} , γ_{22} , γ_{13} , γ_{14} , γ_{23} , γ_{24} , $R_{tf,o}$, $T_{fp,o}$, $T_{rg2,o}$, $T_{rx,o}$, $R_{ai,o}$, $c_{TCV,o}$, W_1
parâmetros do modelo do controlador:	a_{dmc} , y_{pf} , W_2 , W_3
variáveis inferidas para o controlador:	nenhuma
valores de referência do controlador:	T_{rx} e T_{rg2} ; ou T_{rx} , T_{rg2} , T_{fp} e R_{tf} (conforme a configuração de controle adotada)
valores medidos para o otimizador:	$D20$
propriedades e medidas para o estimador:	$D60$, TNB , $PEMVF$, S , PA , ações de controle implementadas

camada do estimador:

O estimador é idêntico ao da abordagem 1.

camada do controlador:

O controlador também é o mesmo da abordagem 1. A única diferença é que apresentamos resultados de simulação apenas para as configurações 1 e 3.

camada do otimizador:

Os parâmetros de entrada do otimizador desta abordagem correspondem ao peso da função objetivo econômica, W_1 , aos parâmetros do modelo linear do processo (γ_{11} , γ_{12} , γ_{21} , γ_{22} , γ_{13} ,

$\gamma_{14}, \gamma_{23}, \gamma_{24}, R_{tf,o}, T_{fp,o}, T_{rg2,o}, T_{rx,o}, R_{ai,o}, c_{TCV,o}$), à densidade $D20$ da carga e ao parâmetro FSF . Como no caso anterior, as saídas do otimizador correspondem aos valores de referência enviados ao controlador.

As variáveis de decisão do problema, além da variável artificial, são: $GLPV, SEV, T_{rx}, T_{rg2}, T_{fp}, R_{tf}, c_{TCV}$ e R_{ai} . Como no caso da abordagem 1, apenas duas ou quatro das variáveis de decisão são enviadas para o controlador conforme a configuração de controle adotada.

A função objetivo do otimizador também é dada pela equação (6.IV.1). As restrições de igualdade são constituídas pelas seguintes equações: (6.V.1), (6.V.6), (6.VI.2.5.3) e (6.VI.2.5.4). Analogamente, as equações (6.V.2), (6.V.3), (6.V.5), (6.V.7) e (6.V.8) são usadas para se obter alguns parâmetros das equações (6.V.1) e (6.V.6). Com relação às restrições de desigualdade, primeiramente são escritas as restrições de limite superior e em seguida as de limite inferior. Ainda, as seguintes restrições são usadas: (6.III.1), (6.III.11), (6.III.7), (6.III.3), (6.III.5) e (6.III.10).

Assim, para a abordagem 2, o problema da PNL apresenta a seguinte dimensão:

número de variáveis: $n=9$

número de restrições de igualdade: $m=4$

número de restrições de desigualdade: $p=12$

Abordagem 3 - uso do modelo não linear

Com relação à figura 6.IX.1 temos:

saídas do processo medidas:

$T_{rx}, T_{ra}, T_{rg1}, T_{rg2}, T_{d1}, T_{d2}, T_{dig}, P_{rg}, P_{ra}$

entradas e propriedades do processo:

$R_{ai}, c_{TVC}, T_{fp}, R_{tf}, D20, D60, TNB, PEMVF, S, PA$

parâmetros do otimizador:

$W_1, FSF, k_{cr}, k_{or}, k_{co}, k_{rco}, k_{cc}, E_{cr}, E_{or}, E_{co}, E_{rco}, E_{cc}, s_a, s_{tf}, s_c, \rho_{tf}, \chi, \Delta H_{fco}, \Delta H_{fco_2}, \Delta H_{cr}, \Delta H_{fv}, V_{di1}, V_{di2}, V_{dig}, A_{oTCV}, d_{testp},$

c_{testp} , car_{12} , $ratio$, H_{rg1} , H_{rg2} , H_{ris} , T_{ai} , P_{colrg} ,
 P_{circ} , P_{rg} , P_{ra}

parâmetros do modelo do controlador: a_{dmc} , y_{pf} , W_2 , W_3

propriedades e medidas para o estimador: $D60$, TNB , $PEMVF$, S , PA , T_{rx} , T_{ra} , T_{fp} , T_{rg1} ,
 T_{rg2} , T_{d1} , T_{d2} , T_{dig} , P_{rg} , P_{ra}

saídas do estimador: FSF , y_{pf} , car_{12} , H_{rg1} , H_{rg2} , H_{ris} , s_a , s_{tf} , s_c , ρ_{tf} ,
 P_{colrg} , P_{circ}

camada do estimador

Ao contrário dos casos anteriores, o estimador desempenha um papel tipicamente importante quando modelos rigorosos são usados. Isto porque inúmeros são os parâmetros que precisam ser fornecidos ao modelo não - linear. Como nos casos anteriores para o modelo do controlador o parâmetro y_{pf} deve ser fornecido, o qual é atualizado a cada instante de amostragem. Os demais parâmetros são atualizados conforme novas medidas estão disponíveis. O modelo econômico requer que se calcule, como nos casos anteriores o parâmetro FSF , obtido da equação da equação (6.IV.4). Para este, as seguintes medidas do processo são necessárias: $D60$, $PEMVF$, TNB , S e PA . Adicionalmente, algumas propriedades podem, ao invés de serem medidas, inferidas a partir de informações de temperaturas e pressões de operação, como os calores específicos ou densidade (s_a , s_{tf} , s_c , ρ_{tf}). Correlações empíricas devem ser atualizadas, bem como variáveis que são inferidas de medições, como os inventários (car_{12} , H_{rg1} , H_{rg2} , H_{ris}). Ainda, algumas pressões podem ser de difícil medição, devendo ser estimadas (P_{colrg} , P_{circ}).

camada do controlador

O controlador é o mesmo das abordagem 1 e 2. Aqui apresentamos resultados de simulação apenas para as configurações 1 e 3.

camada do otimizador

Nesta camada temos o modelo econômico e um modelo não linear rigoroso estático do processo, assim o número de variáveis e parâmetros é razoavelmente maior que nos casos anteriores. Os parâmetros se dividem em três grupos. O primeiro corresponde a parâmetros que não são atualizados em linha, como o peso econômico (W_1), as energias de ativação, entalpias de formação, de vaporização e de reação, constantes cinéticas e parâmetros da geometria do sistema (χ , ΔH_{fco} , ΔH_{fco_2} , ΔH_{cr} , ΔH_{fv} , V_{di1} , V_{di2} , V_{dig} , A_{oTCV} , d_{testp} , c_{testp} , k_{cr} ,

$k_{or}, k_{co}, k_{rco}, k_{cc}, E_{cr}, E_{or}, E_{co}, E_{rco}, E_{cc}$). O segundo grupo se compõe de variáveis que são lidas de tempos em tempos do processo como temperaturas ou pressões (T_{ai}, P_{rg}, P_{ra}). O terceiro grupo corresponde a variáveis que são inferidas pelo estimador e atualizadas de tempos em tempos, nas quais se incluem correlações empíricas, especificações de projeto, pressões que não conseguem ser medidas ou até mesmo inventários ($car_{12}, ratio, H_{rg1}, H_{rg2}, H_{ris}, P_{corg}, P_{circ}$). Adicionalmente, algumas propriedades podem ser medidas ou inferidas de correlações como os calores específicos ou densidades ($s_a, s_{tf}, s_c, \rho_{tf}$).

Com relação às variáveis de decisão, além da variável artificial, temos as seguintes: $GLPV, T_{rx}, T_{ra}, T_{rg1}, T_{rg2}, T_{d1}, T_{d2}, T_{dig}, T_{fp}, R_{tf}, c_{TCV}, R_{ai}, c_{cat}, c_{sc}, c_{rc1}, c_{rc2}, O_{fg1}, O_{fg2}, O_{d1}, O_{d2}, O_{dig}$. Destas duas (T_{rx}, T_{rg2}) ou quatro ($T_{rx}, T_{rg2}, T_{fp}, R_{tf}$) são fornecidas ao controlador como valores de referência conforme a configuração de controle escolhida.

A função objetivo do otimizador é dada pela equação (6.IV.1). As restrições de igualdade são constituídas pelas seguintes equações: (6.V.1), (6.V.2.3.1), (6.V.2.3.2), (6.V.2.3.5) a (6.V.2.3.9), (6.V.2.3.17) a (6.V.2.3.23), sendo que as equações (6.V.2.3.7) e (6.V.2.3.8) aplicados para $j=1,2$. Para o cálculo destas algumas outras fazem-se necessárias, a saber: (6.V.2), (6.V.3), (6.V.5) a (6.V.8), (6.V.2.3.2) a (6.V.2.3.4), (6.V.2.3.10) a (6.V.2.3.16), (6.V.2.3.24) a (6.V.2.3.44). Com relação às restrições de desigualdade, não é suficiente fornecer apenas as restrições operacionais como nos casos anteriores. Dada a elevada não linearidade, todas as variáveis de decisão precisam ser limitadas. Assim, todas as restrições relativas ao ponto de operação ótimo do item III são usadas, a saber, (6.III.1), (6.III.3), (6.III.5), (6.III.7), (6.III.9) a (6.III.25).

Assim, para a abordagem 3, o problema da PNL apresenta a seguinte dimensão:

número de variáveis: $n=22$

número de restrições de igualdade: $m=17$

número de restrições de desigualdade: $p=41$

IX.2 Resultados da abordagem 1 - uso do modelo linear simplificado

Os parâmetros de sintonia do controlador adotados nas simulações deste item são dados na tabela 6.IX.2.1.

Tabela 6.IX.2.1: Parâmetros de sintonia do controlador para a abordagem 1

variável	valor	variável	valor
nr	50	W_2	usamos o mesmo peso para todas as variáveis controladas selecionadas, como apresentado na tabela 6.IX.2.2
nl	2	W_3	$[10 \ 10 \ 0.01 \ 0.1]$

A tabela 6.IX.2.2 mostra a solução ótima obtida na camada de otimização e os valores efetivamente implementados para as diferentes configurações de controle.

Tabela 6.IX.2.2: Resultados do estado estacionário ótimo obtido para a otimização em duas camadas - modelo simplificado

valores ótimos previstos pelo otimizador					
T_{rx}	T_{rg2}	SEV	R_{tf}	T_{fp}	f_{eco}
545	703.57	77.74	9840	245.67	790.3

	configuração 1	configuração 2	configuração 3	configuração 4
	$W_2 = [0.1 \ 0.1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$	$W_2 = [0 \ 0.1 \ 0 \ 0.1 \ 0 \ 0]$	$W_2 = [0.1 \ 0.1 \ 0 \ 0 \ 0.1 \ 0.1]$	$W_2 = [0 \ 0.1 \ 0 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1]$
T_{rx}	545	543.8597	545.002	544.493
SEV	78.0495	77.7411	77.7412	77.7392
T_{rg2}	703.5705	703.5707	703.5706	703.5699
T_{rg1}	672.8494	672.7728	672.8372	672.8361
T_{fp}	238.5667	238.2636	245.6743	245.6747
$R_{tf}/24$	402.4003	402.6696	410	410
c_{TCV}	0.8193	0.8100	0.8197	0.8196
R_{ai}	221.1016	221.0714	220.9129	220.9167
f_{eco}	783.2	773.4	790.3	790.3
ganho econômico	2.22%	0.940%	3.15%	3.15%

A figura 6.IX.2.1 mostra a evolução do ganho econômico ao longo do tempo.

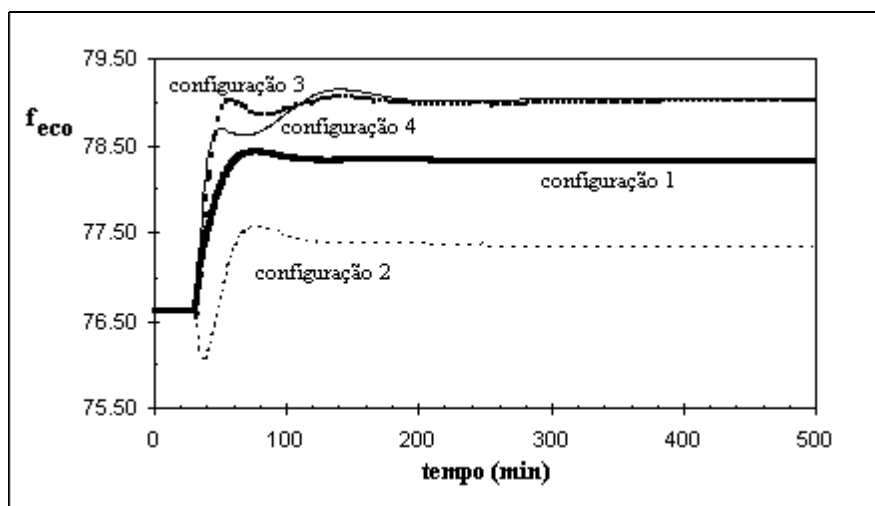


figura 6.IX.2.1: evolução da função objetivo econômica na otimização em duas camadas com modelo simplificado

A partir dos resultados apresentados algumas observações podem ser feitas:

- a incorporação das variáveis manipuladas nas controladas é fundamental para obtenção de um apreciável aumento no ganho econômico. Note que a carga só atinge o seu máximo valor quando o controlador é comandado para tal fim (configurações 3 e 4). Este é um resultado importante, uma vez que olhando a função objetivo, sabe-se de antemão que é desejável aumentar-se a vazão da carga. Este resultado também é obtido pelo otimizador, basta verificar que o ponto de operação ótimo apresenta $R_{tf}=9840$. Ainda, a escolha da severidade como variável controlada pode não ser adequado, especialmente se as variáveis manipuladas não são controladas. Isto se deve ao fato, desta ser influenciada, não só pelas temperaturas de operação do conversor, como pela própria carga. Por exemplo, observe que o mesmo valor de severidade (77.74) pode ser obtido para diferentes combinações de valores de T_{rx} , T_{fp} , R_{tf} (configurações 2, 3 e 4). Ainda, percebemos que os valores obtidos pelo modelo linear não são fisicamente realizáveis, i.e., R_{tf} , T_{fp} , T_{rg2} não conseguem satisfazer simultaneamente T_{rx} e SEV .
- observamos que as configurações 3 e 4 refletem bem o ponto de operação previsto e correspondem ao máximo aumento na função econômica possível para este modelo.
- outra característica interessante nesta abordagem é que a temperatura de T_{rg2} é aumentada, quando valores mais baixos aumentam o rendimento da reação. Isto ocorre porque no modelo econômico a influência de c_{TCV} e R_{ai} não é levada em conta.

- com relação às variáveis manipuladas, a menos de R_{tf} para as configurações 3 e 4, nenhuma encontra-se em seus limites de operação, estando o processo sob controle.
- o tempo de estabilização da planta é pequeno (250 minutos).
- a matriz de supressão de movimentos é composta de números pequenos, mostrando que ações mais violentas são bem toleradas, o que resulta na rápida resposta do controlador.

IX.3 Resultados da abordagem 2 - uso do modelo linear com todas as variáveis manipuladas

Os parâmetros de sintonia do controlador adotados são dados na tabela 6.IX.3.1. Para esta abordagem o limite inferior em T_{rg2} precisou ser alterado para 680°C, o que será comentado mais adiante.

Tabela 6.IX.3.1: Parâmetros de sintonia do controlador para a abordagem 2

variável	valor	variável	valor
nr	50	W_2	usamos o mesmo peso para todas as variáveis controladas selecionadas, como apresentado na tabela 6.IX.3.2
nl	2	W_3	$[50 \ 70 \ 0.01 \ 1]$

A tabela 6.IX.3.2 mostra os resultados correspondentes ao novo ponto de operação obtido com a otimização para as configurações de controle 1 e 3. A figura 6.IX.3.1 mostra a evolução do ganho econômico ao longo do tempo.

Tabela 6.IX.3.2: Resultados do estado estacionário obtido para a otimização em duas camadas com o modelo linear incluindo todas as variáveis manipuladas

valores ótimos previstos pelo otimizador							
T_{rx}	T_{rg2}	SEV	R_{tf}	T_{fp}	R_{ai}	c_{TCV}	f_{eco}
545	680	79.19	9840	241.86	203.93	0.95	827.2

(continuação da tabela 6.IX.3.2)

	configuração 1	configuração 3
	$W_2 = [0.1 \ 0.1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$	$W_2 = [0.1 \ 0.1 \ 0 \ 0 \ 0.1 \ 0.1]$

T_{rx}	544.9478	543.1050
SEV	78.8951	78.6077
T_{rg2}	680.0476	680.7478
T_{rg1}	652.5344	652.7192
T_{fp}	251.7349	242.1790
$R_{tf}/24$	410	410
c_{TCV}	0.95	0.95
R_{ai}	204.7232	208.6408
f_{eco}	819.4	807.1
ganho econômico	6.94%	5.34%

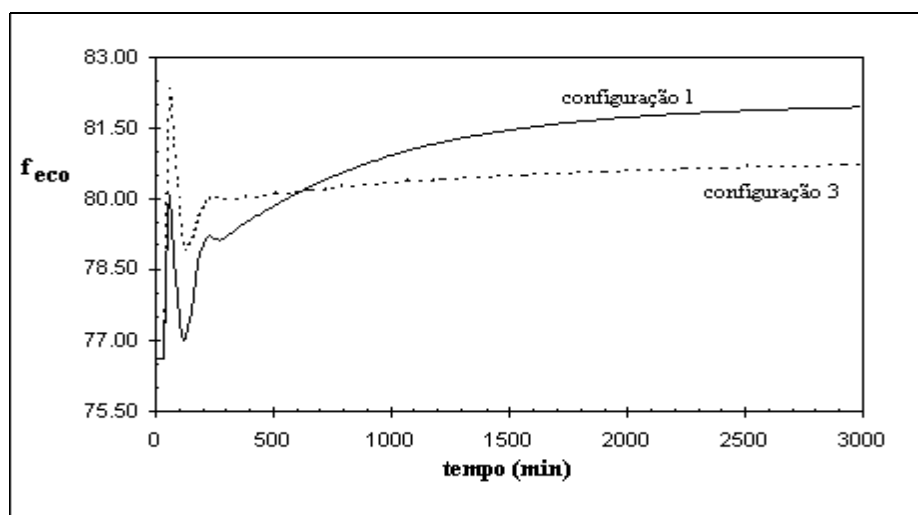


figura 6.IX.3.1: evolução da função objetivo econômica na otimização em duas camadas com o modelo linear incluindo todas as variáveis manipuladas

A partir dos resultados apresentados percebemos que um acréscimo significativo no ganho econômico foi obtido em relação à abordagem 1. Ainda, note que o ponto de operação previsto é bastante distinto daquele da abordagem 1, o que se deve sobretudo ao valor ótimo obtido para T_{rg2} . Além disso, as seguintes observações podem ser feitas:

- ao contrário do que ocorre na abordagem 1, vemos que a inclusão de R_{tf} e T_{fp} como variáveis controladas é prejudicial. A inclusão de T_{fp} faz com que T_{rx} e T_{rg2} não atinjam seus limites operacionais. Este é um fato curioso e uma explicação plausível se deve ao fato de o modelo do processo não ser perfeito. Ou seja, como os modelos usados no otimizador são lineares, existem erros, os quais são amplificados quando os novos

valores de referência são levados ao controlador e assim os valores obtidos na otimização econômica não são fisicamente realizáveis e assim não conseguem ser implementados. Além disso, note que a imposição de T_{fp} faz com que se tenha um conflito de objetivos e o valor de referência de T_{rx} não consegue ser alcançado.

- note que o estado estacionário previsto pelo otimizador mantém quatro restrições ativas, a saber c_{TCV} , R_{tf} , T_{rx} e T_{rg2} . Na configuração 1, estas são mantidas ativas e o ponto de operação assim obtido difere do previsto. Particularmente observa-se que T_{fp} e R_{ai} resultam em valores bastante diferentes dos previstos, refletindo os erros de modelagem que são significativos.
- um outro aspecto importante que pode passar despercebido nos resultados apresentados é com relação à sintonia do controlador e aos valores dos limites das variáveis. No início deste item ressaltamos o fato de que foi necessário elevar-se o limite inferior de T_{rg2} para 680°C. Isto é essencial, uma vez que a inclusão de todas as variáveis manipuladas no modelo do processo do otimizador faz com que se consiga baixar o valor de T_{rg2} . Contudo, o otimizador irá tender a ativar o limite inferior. Pelo modelo linear, é possível baixar-se T_{rg2} até o limite inferior real, a saber 660°C, sem que as variáveis manipuladas sejam violadas. Isto, no entanto, não corresponde à situação real, quando a não linearidade do processo não é refletida no modelo linear e desta forma os valores obtidos para o caso de $T_{rg2}=660^\circ\text{C}$ não são fisicamente realizáveis e a malha torna-se instável ou fora de controle. Adicionalmente, uma agravante surge. Ativar-se simultaneamente os limites superior e inferior em T_{rx} e T_{rg2} significa efetuar variações muito bruscas no processo, tornando a operação da planta não muito robusta. Desta forma, o controlador deve ser dessintonizado para a manutenção da estabilidade da planta. Ainda, o modelo linear pode fazer com que algumas variáveis manipuladas situem-se próximas aos seus limites operacionais, particularmente, quando os limites nas variáveis controladas não são adequadamente definidos. Com isto a planta pode tornar-se menos controlável, o que pode ser perigoso, especialmente quando se leva em conta que o processo em questão é explosivo.
- note também que o tempo de estabilização da planta é muito superior ao da abordagem 1, notadamente para a configuração 1. Isto no entanto não é ruim, uma vez que já aos 500 minutos de operação da planta, o ganho econômico é superior ao do caso da abordagem 1. O tempo de estabilização mais longo se deve ao fato de se estar efetuando uma variação muito brusca no ponto de operação da planta. Ainda notamos

que quanto à dinâmica inicial da configuração 1, o desempenho econômico é fraco, o que se deve a ações de controle violentas.

- percebemos que para a operação ótima, T_{rg2} , T_{rx} e R_{tf} devem encontrar-se em seus limites. Assim, o valor de 819.4 é bem próximo ao máximo ganho econômico que se consegue chegar para qualquer estratégia. Quando da apresentação da otimização com modelo não linear maiores comentários serão tecidos.

Finalmente, um comentário acerca da dinâmica das variáveis operacionais é pertinente. Um outro agravante que surge e que não é percebido da figura 6.IX.3.1 é que a variável T_{rx} permanece fora de seus limites operacionais durante um certo período de tempo. A elevação que ocorre é de cerca de 1°C acima de seu limite superior, o que pode não ser tolerável. Embora isto poderia ser ajustado mediante uma sintonia mais adequada, percebemos que a imposição de variáveis manipuladas como valores de referência pode se tornar prejudicial.

IX.4 Resultados da abordagem 3 - uso do modelo não linear

Os parâmetros de sintonia do controlador usado são os mesmos da tabela 6.IX.3.1. Os limites superiores operacionais adotados para as concentrações são muito importantes para a obtenção da solução do problema como será mostrado neste item, os quais são apresentados em conjunto com os resultados nas tabelas 6.IX.4.1, 6.IX.4.2 e 6.IX.4.4. Na tabela 6.IX.4.1 apresentamos os resultados para o caso de mantermos o teor de coque limitado. Apresentamos as variáveis de decisão previstas pelo otimizador e as efetivamente implementadas no processo com a configuração de controle 3. O que percebemos é que com a limitação no teor de coque não é possível baixar muito a temperatura de operação do regenerador. Isto é de se esperar, porque a combustão não será tão eficiente a temperaturas mais baixas.

Tabela 6.IX.4.1: Ponto de operação previsto pelo otimizador com modelo não linear com grande limitação no teor de coque

variável	previsto	implementado	restrições operacionais
T_{rx}	545	545	$c_{sc} \leq 1.5$
SEV		78.24	$c_{rcI} \leq 0.5$

T_{rg2}	699.9	699.9	$c_{rc2} \leq 0.4$
T_{rg1}	669.1	669.2	
T_{fp}	234.6	234.6	
R_{jf}	9840	9840	
c_{TCV}	0.8714	0.8699	
R_{ai}	225	224.4	
f_{eco}	803	803	
ganho econômico		4.8%	

Na tabela 6.IX.4.2 apresentamos os resultados obtidos quando o teor de coque não é fortemente limitado. Mostramos os valores previstos e aqueles implementados.

Tabela 6.IX.4.2: Ponto de operação previsto pelo otimizador com modelo não linear com pequena limitação no teor de coque

Observação: limitação no teor de coque: $c_{sc} \leq 15.5$, $c_{rc1} \leq 13.5$, $c_{rc2} \leq 13.5$

variável	previsto	implementado - configuração 1	implementado - configuração 3
T_{rx}	545	545	544.7
SEV		78.93	78.88
T_{rg2}	680.2	680.3	680.4
T_{rg1}	652.6	652.3	652.8
T_{fp}	249.1	250.6	249.1
R_{jf}	9840	9840	9840
c_{TCV}	0.95	0.95	0.95
R_{ai}	204.9	205.0	205.5
f_{eco}	822.0	820.4	818.4
ganho econômico		7.1%	6.8%

Neste ponto, cabe comentar como os resultados foram obtidos. Primeiramente, devemos comentar como os parâmetros medidos do modelo foram considerados. Para o cálculo do modelo estático não linear o valor de algumas pressões e inventários devem ser fornecidos, a saber: P_{ra} , P_{rg} , P_{circ} , H_{rg1} e H_{rg2} . Estes para cada período de intervenção serão constantes, ou seja, os valores previstos pelo otimizador são aqueles para o ponto de operação inicial dele. Assim, se ocorrem grandes variações no ponto operacional, haverá uma pequena diferença entre os valores implementados e os previstos, o que pode ser depreendido dos

resultados apresentados na tabela. Note porém, que a diferença entre os valores previstos e implementados é bem menor que nos casos das abordagens anteriores.

Tabela 6.IX.4.3: Variações nas variáveis medidas fixas do modelo não linear

	P_{ra}	P_{rg}	P_{circ}	H_{rg1}	H_{rg2}	f_{eco}
instante inicial	2.8024	3.4524	3.4524	305.19	64.34	766.2
valores do ponto de operação ótimo implementado calculado com a limitação restrita nas concentrações	2.8225	3.4725	3.4725	313.98	55.55	803.0
valores previstos para atualizações parciais	2.8225	3.4524	3.4524	313.98	55.55	798.0
valores previstos para atualizações parciais	2.8225	3.4524	3.4725	313.98	55.55	802.0
valores do ponto de operação ótimo implementado com a configuração 1 com limitação pequena nas concentrações	2.5917	3.2417	3.2417	328.15	41.40	820.4
valores usados pelo otimizador para a predição do ponto de operação ótimo com limitação pequena nas restrições	2.5943	3.2442	3.2442	328.15	41.39	822.0

Em termos da operação o que temos é que os valores adotados para P_{ra} , P_{rg} , P_{circ} , H_{rg1} e H_{rg2} são aqueles fornecidos pelos instrumentos de medição ou estimador. Assim, se a planta é perturbada (por exemplo quando os valores de referência são levados ao controlador), estes valores irão variar até o novo ponto de operação da planta. Se esta medida é imediatamente conduzida ao otimizador, os valores de referência serão recalculados para incorporar as variações sofridas. Um cuidado, no entanto, deve ser tomado. Se atualizarmos os valores a cada período de intervenção do otimizador ou controlador, pode-se gerar alterações contínuas nos valores de referência que poderão instabilizar a malha. Assim, é preferível tolerar alguns erros nestas variáveis. Para se verificar o efeito de erros nos valores previstos, realizamos algumas simulações com o otimizador não em linha para as quais P_{ra} , P_{rg} , P_{circ} , H_{rg1} e H_{rg2} foram alterados e verificamos o efeito nos valores previstos. Na tabela 6.IX.4.3 mostramos os valores destas

variáveis para o instante inicial anterior à otimização e após a implementação da otimização para algumas das situações das tabelas. 6.IX.4.1 e 6.IX.4.2.

Percebemos dos resultados que P_{ra} , P_{rg} , P_{circ} , H_{rg1} e H_{rg2} devem ser atualizadas simultaneamente. No entanto, não é necessário ter-se valores precisos e assim a atualização pode ser esporádica.

Se passarmos os limites nas concentrações diretamente para os valores apresentados na tabela 6.IX.4.2 e partirmos do ponto de operação inicial, o algoritmo MISQPSOL não irá convergir. Isto ocorre porque a variação no ponto operacional será muito grande (o algoritmo percebe que é de interesse baixar-se o máximo possível a temperatura de operação no regenerador) o que causará variações muito bruscas nas concentrações que não conseguem ser atenuadas pelo procedimento de busca unidirecional. Como as concentrações aparecem em termos exponenciais e valores negativos não são tolerados, haverá erros de previsão significativos. Assim, variações bruscas devem ser coibidas e o aumento da faixa de operação nas concentrações deve ser feito de forma gradual. Na tabela 6.IX.4.4 mostramos como os limites nas concentrações foram relaxados. As estimativas iniciais foram tomadas como sendo o último valor previsto.

Tabela 6.IX.4.4: Aumento da faixa de operação nas concentrações

	limites operacionais impostos												
c_{sc}	6.5	6.5	6.5	6.5	6.5	6.5	7.5	8.5	9.5	10.5	11.5	13.5	15.5
c_{rc1}	1.5	6.5	6.5	6.5	6.5	6.5	7.5	8.5	9.5	10.5	11.5	13.5	13.5
c_{rc2}	1.4	1.5	2.5	3.5	4.5	5.5	7.5	8.5	9.5	10.5	11.5	13.5	13.5

Observe a partir do que foi exposto que uma primeira grande diferença surge em relação à abordagem 2. Na fase de projeto da abordagem 3, deve-se prever como os limites devem ser caracterizados para que não ocorra instabilidade numérica durante a resolução da otimização. Ou seja, a fase de comissionamento da estratégia deve ser feita com cuidado. Ainda, note que na abordagem 3, o limite inferior em T_{rg2} pode ser tomado como sendo o valor real, a saber, 660 °C. Ou seja, o modelo não linear é capaz de prever o real comportamento do processo, e os relaxamentos que se fazem nas restrições se devem unicamente a problemas numéricos e não à adivinhação de uma faixa de operação na qual o

modelo simplificado é realizável. Adicionalmente, uma questão muito mais sutil surge. Aqui é possível se prever o que vai acontecer com as mais diversas variáveis de processo. Sabe-se que o teor de coque irá aumentar, assim, a produção pode ser planejada e por exemplo a parada da planta pode ser melhor programada. Ainda, como diversas variáveis são incorporadas ao modelo, restrições operacionais podem ser facilmente incorporadas, as quais não serão ignoradas. Por exemplo, na prática, pode-se limitar mais a faixa de operação de T_{d2} . Nesta abordagem, restrições deste tipo são prontamente atendidas.

Na figura 6.IX.4.1 mostramos o ganho econômico obtido ao longo do tempo e o comportamento da malha de controle de T_{rx} .

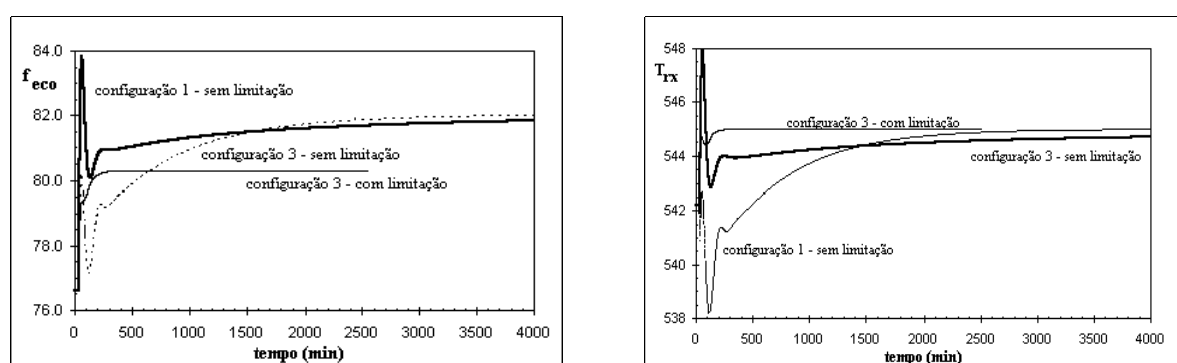


figura 6.IX.4.1: (a) evolução do ganho econômico (b) comportamento da malha de T_{rx}

Das figuras percebemos que quando a concentração é restrita, o desempenho da malha é bom. As ações são suaves e o tempo de resposta é pequeno. O emprego da configuração de controle 3 é aceitável. Isto se deve ao fato, de que as ações de controle não serão muito violentas, uma vez que a variação no ponto de operação não é tão acentuada quanto no caso em que as concentrações não são limitadas. Para o caso em que as concentrações não são limitadas percebemos que a dinâmica inicial é bastante violenta e não adequada. O tempo de estabilização da planta é muito elevado (superior a 4000 minutos). Aqui, um fato interessante se observa. Quando a configuração 3 é empregada sem a limitação no teor de coque, temos que a T_{rx} é violada nos instantes iniciais, o que ocasiona a grande elevação da função econômica. Isto ocorre porque como o valor de T_{fp} é imposto, o controlador irá primeiramente querer satisfazer este valor de referência. Ainda, percebemos, que não há ganhos em se querer impor o valor de T_{fp} , uma vez que automaticamente ele será satisfeito, já que os erros de previsão nesta abordagem são pequenos. Ainda, percebemos que embora

o tempo de estabilização da planta seja grande, ganhos econômicos acentuados já são obtidos aos primeiros 1000 minutos de operação. Ainda, o elevado tempo de estabilização é compatível com a abordagem 2 e se deve à grande variação no ponto de operação da planta.

IX.5 Efeito de erros na obtenção dos ganhos estáticos no desempenho da estratégia

Neste item, iremos analisar o desempenho das abordagens 1 e 2 frente a distúrbios nos ganhos estáticos. A tabela 6.IX.5.1 apresenta resultados para o caso da abordagem 1 e a tabela 6.IX.5.2 mostra os resultados para a abordagem 2. Nas tabelas, consideramos apenas o valor da função objetivo no novo ponto de operação e os respectivos ganho ou perda ocorridos com a introdução de erros nos modelos.

Tabela 6.IX.5.1: Efeito de variações nos parâmetros do modelo linear simplificado para a configuração 3

amplitude da perturbação realizada em				função econômica	
γ_{14}	γ_{24}	γ_{13}	γ_{23}	novo ponto de operação	variação ocorrida
+10%	+10%	+10%	+10%	790.6	0.04%
+20%	+20%	+20%	+20%	791.0	0.09%
+10%	-10%	+10%	-10%	791.3	0.1%
+20%	-20%	+20%	-20%	792.2	0.2%
+20%	0%	0%	0%	792.7	0.3%
0%	-20%	0%	0%	791.8	0.2%
0%	0%	+20%	0%	788.8	-0.2%
0%	0%	0%	-20%	789.5	-0.1%
+20%	+20%	-20%	-20%	792.2	0.2%

Tabela 6.IX.5.2: Efeito de variações nos parâmetros do modelo linear incluindo todas as variáveis manipuladas

amplitude da perturbação realizada em								função econômica			
								configuração 1		configuração 3	
γ_{14}	γ_{24}	γ_{13}	γ_{23}	γ_{12}	γ_{22}	γ_{11}	γ_{21}	novo ponto	variação ocorrida	novo ponto	variação ocorrida

+20%	0%	0%	0%	-20%	-20%	-20%	-20%	819.4	0%	795.5	1.4%
+20%	0%	0%	0%	+20%	+20%	+20%	+20%	819.4	0%	814.0	0.9%

Percebemos que enquanto existirem graus de liberdade podem ocorrer ganhos ou perdas no desempenho econômico. Para a configuração 3 da abordagem 1, a variação na função objetivo não é muito acentuada. Isso é de se esperar, uma vez que os valores de R_{tf} e T_{rx} encontram-se em seus limites de operação e T_{rg2} não alcança o seu limite inferior. Observe que para a abordagem 2 com a configuração 1, erros no modelo não são sentidos, o que é de se esperar, já que as variáveis encontram-se em seus limites de operação e os erros no modelo não são suficientes para alterar as restrições ativas, i.e., T_{rx} , R_{tf} e T_{rg2} continuam em seus limites. Já para a configuração 3, erros no modelo são bastante sentidos, haja visto que se deseja impor o valor de T_{fp} . Assim, erros que acabem refletindo a não linearidade do processo podem ocasionar um aumento significativo no ganho econômico.

X. Otimização em uma camada

X.1 A abordagem considerada

A figura 6.X.1.1 mostra o procedimento da otimização em uma camada efetuado. Existem basicamente três níveis: o processo que como nos casos anteriores possui entradas e saídas medidas ou não; o estimador que calcula propriedades e parâmetros do modelo do otimizador/controlador; e a camada superior que consiste do otimizador integrado com o controlador.

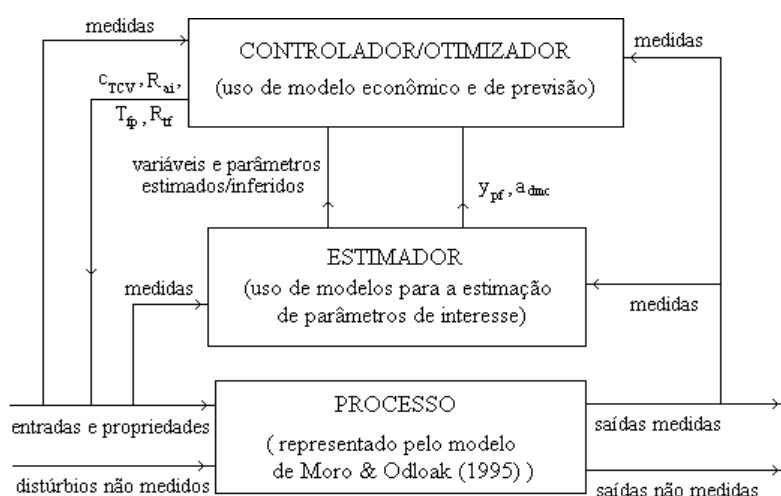


figura 6.X.1.1: esquema da estratégia de otimização em uma camada

Os valores obtidos pelo estimador correspondem à propriedade de caracterização da carga, FSF , e à predição de y_{pf} . A atualização de y_{pf} se dá a cada instante de amostragem do otimizador/controlador, a saber 1 minuto. Já FSF é atualizado em períodos de tempo maiores como na otimização em duas camadas. Caso seja de interesse, o estimador pode a partir das medições, atualizar os modelos usados pelo nível superior.

A abordagem em uma camada apresenta sutis diferenças para a de duas. Como o problema resultante do otimizador/controlador corresponde a um problema da PNL, então restrições operacionais podem ser facilmente incluídas, ao contrário do uso de um controlador preditivo irrestrito. Por exemplo, todas as temperaturas medidas no regenerador devem manter-se dentro de seus limites operacionais. Por outro lado, apenas uma pode efetivamente ser usada para controle, devido à dependência física entre elas. Assim, deseja-

se minimizar o erro entre o valor desejado e real de uma delas. Ao mesmo tempo em que isto é feito, as demais podem ser verificadas quanto à sua faixa de operação e se estiverem fora de seus limites, as ações de controle serão adequadas. É por isso que na otimização em uma camada, podem existir mais variáveis medidas que são passadas para os níveis superiores. Neste capítulo, incluímos para tal fim a variável T_{rg1} .

Uma outra facilidade desta abordagem reside na possibilidade de se incluir limitações nas ações de controle. Este tipo de restrição é importante para se evitar danos operacionais nas válvulas de controle, causados por variações abruptas na sua abertura. No caso da otimização em duas camadas, quando do uso de controladores preditivos irrestritos a limitação nas ações de controle se dá mediante o aumento do fator de supressão de movimentos. O problema é que com isto obtém-se uma sintonia muito conservadora e a resposta do sistema em malha fechada será lenta. Assim, incluir restrições físicas constitui uma vantagem. Um pequeno inconveniente pode surgir, no entanto, se os limites impostos não forem escolhidos criteriosamente. Considere, e.g., que o horizonte de controle, nl , seja igual a dois, como nos casos anteriores. Ou seja, o novo ponto de operação deve ser atingido para o atual instante considerado mediante apenas duas ações de controle. Se limitarmos ambas as ações de controle igualmente, poderá não ser possível prever de fato um ponto de operação ótimo, uma vez que a estratégia será muito conservadora e a probabilidade de se obter uma solução estacionária local qualquer aumenta. Desta forma, quando horizontes de controle pequenos são escolhidos, então, apenas a primeira ação de controle prevista deve ser limitada de acordo com as restrições operacionais. A seguinte pode ser limitada, mas a restrição operacional deve ser afrouxada. Note também que como o critério de parada (ϵ_p) do algoritmo MISQPSOL é afrouxado para se ganhar rapidez na obtenção da resposta, limitar-se as ações de controle pode fazer com que o algoritmo convirja para uma solução não estacionária, uma vez que erros de arredondamento numérico serão amplificados se ϵ_p não for escolhido com cuidado. Cabe ressaltar que para se evitar estes problemas, poder-se-ia querer usar um horizonte de controle grande. Porém, com isto, aumenta-se consideravelmente a dimensão do problema. Assim, a escolha do horizonte deve levar em conta o compromisso de desempenho e viabilidade da estratégia. Como não estamos preocupados em estabelecer a melhor estratégia, não nos preocupamos em escolher o horizonte de controle ideal para o conversor FCC. Limitamo-nos a mostrar

todos os aspectos que devem ser levados em conta no procedimento de projeto da estrutura de otimização em tempo real.

A camada do otimizador/controlador serve para se calcular as ações de controle que irão conduzir o processo a um ponto de operação ótimo. Assim, não só o modelo econômico aparece embutido, como também um modelo que relaciona as ações de controle com as saídas do processo. Ou seja, obtém-se à semelhança do controlador preditivo uma trajetória para as variáveis controladas. Assim, poderíamos pensar em incluir restrições para estas, de forma que ao longo do tempo, não haja violação destas. Isto, no entanto, não é necessário. A inclusão destas restrições iria apenas onerar o custo computacional sem introduzir melhorias na qualidade da resposta obtida. Isto porque, no ponto de operação ótimo, todas as variáveis operacionais são restritas e as ações de controle são limitadas, como vimos no parágrafo precedente. Ou seja, como ações de controle violentas não são permitidas e os valores preditos no estado estacionário são limitados, é muito difícil ocorrer qualquer tipo de violação ao longo da trajetória das variáveis controladas.

Como as variáveis preditas correspondem também a variáveis de decisão, a dimensão do problema de otimização e controle pode se tornar muito elevada. Assim, é interessante tentar-se reduzir a dimensão dele. Isto pode ser conseguido, limitando-se o horizonte de predição, o que não é aconselhável, já que a tendência ao novo estado estacionário deve ser captada. A forma de se truncar o modelo de convolução também é essencial. Como vimos na estratégia de duas camadas, os ganhos estáticos influenciam fortemente a determinação do ponto de operação ótimo. O acréscimo no ganho econômico é considerável, quando um ganho ideal é estabelecido. Por exemplo vimos que a introdução de distúrbios nos ganhos pode acarretar um acréscimo superior a 1% na função objetivo. Assim, a estratégia de otimização em uma camada é bem mais dependente de erros de modelagem, o que se fará notar nos resultados de simulação. Desta forma, não é conveniente limitar o horizonte de predição. Ao invés disso, podemos efetuar previsões em instantes não igualmente espaçados. Esta é a abordagem efetuada e mostraremos neste capítulo como a trajetória influencia o desempenho do sistema em malha fechada.

Devido às diversas considerações de implementação, intui-se que a sintonia desta estratégia não é elementar. Agrava-se este aspecto pela não linearidade do problema de controle

resultante. De fato, a partir dos resultados de simulação veremos que a obtenção da sintonia do controlador/otimizador é uma tarefa muito árdua e necessária para se ter um desempenho adequado e que seja competitivo com a abordagem de duas camadas.

O tempo computacional gasto na otimização em uma camada é compatível com o tempo de intervenção do controlador, sendo assim, a estratégia factível de implementação, mesmo com a utilização de horizontes de controle mais elevados. Ainda, como ocorre um apreciável aumento na função econômica (de até 6%), percebemos que o ponto de operação da planta é significativamente alterado e assim o tempo de estabilização da planta, como nas melhores situações da otimização em duas camadas, pode não ser pequeno (e.g. 50 horas) apesar de ser perfeitamente compatível com a prática industrial. No entanto, em termos do procedimento de validação da estratégia de controle/otimização, isto faz com que o estabelecimento da configuração ótima seja extremamente custoso. Por exemplo para se simular as referidas 50 horas na otimização em uma camada, pode-se requerer um tempo computacional da ordem de três horas em um PC-Pentium166Mhz-32Mbram. Como a sintonia não é facilmente estabelecida, percebe-se a complexidade do problema de projeto e a necessidade de se estender a teoria de controle robusto para sistemas não lineares.

Um outro comentário é relevante. Para se tentar corrigir erros de modelagem, na função objetivo, introduz-se um termo de correção que leva em conta as medições feitas na planta, analogamente ao que é feito pelos controladores preditivos lineares. Assim, poder-se-ia pensar que com isto, erros nos ganhos estáticos poderiam ser suprimidos ou que todas as variáveis preditas no estado estacionário devem ter seus modelos validados com dados medidos. Isto não ocorre. As variáveis medidas podem auxiliar a obtenção de ações de controle mais apropriadas, mas se os ganhos apresentam erros, a predição sempre será inadequada e assim, não é possível eliminar-se completamente a obtenção de uma solução estacionária sub-ótima em relação ao processo real. Ou seja, a solução encontrada pode ser ótima para o modelo da PNL, mas sub-ótima para a planta real. Incorporar-se variáveis monitoradas (e.g. T_{rg1}) na função objetivo de predição, fará como no caso do problema de controle da abordagem em duas camadas com que se tenha conflito de objetivos, haja visto a presença de erros de modelagem e à dependência física das variáveis. Assim, apesar de T_{rg1} poder ter suas restrições operacionais incluídas, não é recomendável querer se limitar o erro de sua trajetória em relação aos valores ótimos.

Finalmente, passaremos agora a descrever a figura 6.X.1.1 com mais pormenores. As correntes da figura 6.X.1.1 são caracterizadas como:

saídas de processo medidas:	T_{rx}, T_{rg2} e T_{rg1} .
entradas e propriedades do processo:	$c_{TCV}, R_{ai}, R_{tf}, T_{fp}, D20, D60, TNB, PEMVF, PA, S$, últimas ações de controle implementadas.
saídas do otimizador/controlador:	$c_{TCV}, R_{ai}, R_{tf}, T_{fp}$.
entradas do otimizador:	$D20, T_{rx}, T_{rg2}, T_{rg1}$
parâmetros do otimizador:	$FSF, y_{pf}, a_{dmc}, W_1, W_2, W_3, t_i, nr, nl$

camada do estimador:

Como na otimização em duas camadas, o estimador obtém os valores de y_{pf} através da equação (6.VI.1.1) e FSF é calculado pela equação (6.V.4). As entradas do estimador são, conseqüentemente, as medidas de $D60, PEMVF, TNB, S$ e PA além das últimas ações de controle implementadas.

camada do controlador/otimizador:

Os parâmetros do modelo usado correspondem a $D20$ que é lido do processo, FSF e y_{pf} que são calculados e enviados pelo estimador, além dos coeficientes a_{dmc} , dos horizontes de controle e predição, nl e nr , dos pesos W_1, W_2, W_3 e da trajetória de predição $t_i, i = 1, \dots, nr$.

As variáveis de decisão, além da variável artificial, são: $GLPV, SEV, T_{rx}, T_{rg2}, T_{rg1}, T_{fp}, R_{tf}, c_{TCV}, R_{ai}, \Delta u(iT_s)$ ($i=1, \dots, nl$), $y_p(t_i)$ ($i=1, \dots, nr$). Note que as ações de controle se referem às quatro variáveis manipuladas e as variáveis controladas preditas se referem a duas variáveis. Escolhemos as variáveis T_{rx} e T_{rg2} como controladas. Aos valores de y_s associamos as variáveis operacionais correspondentes.

A função objetivo corresponde à soma das equações (6.IV.1) e (6.IV.2).

As restrições de igualdade se compõem das seguintes equações: (6.V.1), (6.V.6), (6.VI.2.2.1), (6.VI.2.2.2), (6.VI.2.2.3), (6.VI.2.2.4), (6.VI.2.4.1), (6.VI.1.2), implementadas nesta ordem. Estas equações, correspondem ao cálculo de propriedades que definem o problema econômico, à previsão do ponto de operação ótimo e à trajetória que conduzirá o conversor ao ponto de operação ótimo. Para o cálculo das duas primeiras restrições, as equações (6.V.2), (6.V.3), (6.V.5), (6.V.7) e (6.V.8) são necessárias para o cálculo de alguns parâmetros.

Com relação às restrições de desigualdade temos as seguintes equações: (6.III.1), (6.III.5), (6.III.8), (6.III.2), (6.III.4), (6.III.3), (6.III.5), (6.III.7), (6.III.11), (6.III.10), (6.III.9), (6.III.12). Sendo que as restrições de limites são aplicadas para a primeira ação de controle (item X.2) ou todas (item X.3). Nesses itens, mostraremos a dependência entre o desempenho do controlador e uma adequada sintonia e escolha dos limites nas ações de controle.

Finalmente, com relação à dimensão do problema de otimização, esta depende dos horizontes de controle e previsão adotados. O primeiro assume o valor de 2 para todas as simulações. Assim, a dependência será apenas em função do horizonte de previsão, nr .

número de variáveis de decisão: $n = 17 + 2nr$ (e.g. se $nr = 8$, $n = 33$)

número de restrições de igualdade: $m = 8 + 2nr$ (e.g. se $nr = 8$, $m = 24$)

número de restrições de desigualdade: $p = 33$ (consideramos apenas o limite inferior para GLPV)

X.2 Inclusão de restrições nas ações de controle apenas para o primeiro instante de previsão

A tabela 6.X.2.1 contém os parâmetros de sintonia usados nas simulações constantes da tabela 6.X.2.2 em que verificou-se o efeito da matriz de supressão de movimentos na sintonia do controlador.

Tabela 6.X.2.1: Parâmetros de sintonia usados na obtenção dos resultados da tabela 6.X.2.2

variável	valor
nr	8
T_s	1
instantes de predição, t_i	[5 10 15 20 25 30 40 50]
W_2	[500 20]

Tabela 6.X.2.2: Efeito da matriz de supressão de movimentos no desempenho da otimização em uma camada - limitação apenas na primeira previsão das ações de controle

	caso 1	caso 2	caso 3
	$W_3 = [0.5 \ 50 \ 0.05 \ 0.4]$	$W_3 = [0.1 \ 10 \ 0.01 \ 0.08]$	$W_3 = [0.05 \ 8 \ 0.01 \ 0.02]$
T_{rx}	544.9913	541.4587	542.9
SEV	78.1308	78.4605	78.6
T_{rg2}	691.2979	690.5541	690.3
T_{rg1}	672.8361	660.4153	660.3
T_{fp}	220.0044	220.0231	220.1252
$R_{yf}/24$	409.9982	409.9980	409.9862
c_{TCV}	0.9256	0.9430	0.9492
R_{ai}	225.0043	225.0214	225.0677
f_{eco}	792.2	801.8	806.1
ganho econômico	3.39%	4.65%	5.21%

Na tabela 6.X.2.3 o horizonte de predição foi ampliado em relação ao caso 3 da tabela 6.X.2.2, mantendo-se, em relação a este, todos os demais parâmetros de sintonia, a saber, W_2 e W_3 .

Tabela 6.X.2.3: Ampliação do horizonte de predição

	caso 4 - nr=12
	predição: [5 7 10 12 15 20 25 30 35 40 50 60]
T_{rx}	543.5
SEV	78.6
T_{rg2}	692.2
T_{rg1}	661.6
T_{fp}	221.9519
$R_{yf}/24$	409.987
c_{TCV}	0.9406
R_{ai}	225.14
f_{eco}	808.0
ganho econômico	5.46%

A figura 6.X.2.1 mostra o comportamento dinâmico da função objetivo econômica dos casos simulados nas tabelas 6.X.2.2 e 6.X.2.3 e as figuras 6.X.2.2 a 6.X.2.4 mostram, para o caso 4, os valores previstos pelo otimizador e aqueles efetivamente implementados no processo.

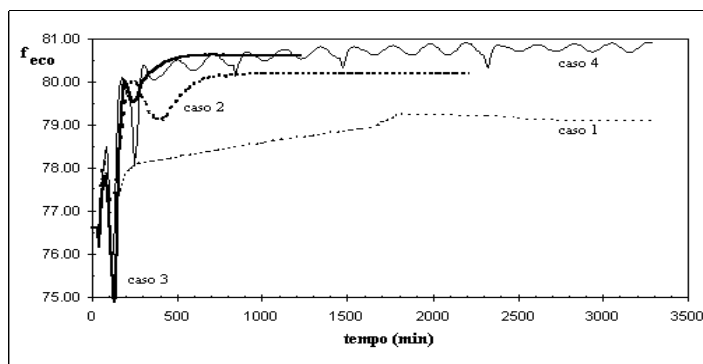


figura 6.X.2.1: variação da função objetivo na otimização em uma camada com limitação nas ações de controle apenas no primeiro instante

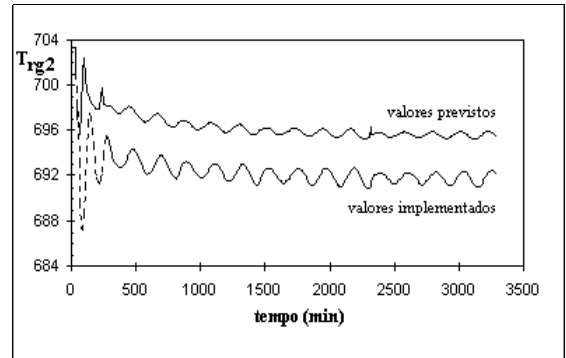
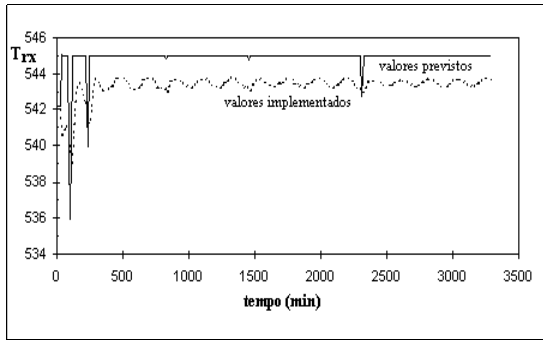


figura 6.X.2.2: comparação dos valores previstos na estratégia de otimização em uma camada com os efetivados pelo processo com limitação apenas na primeira ação de controle - T_{rx} e T_{rg2}

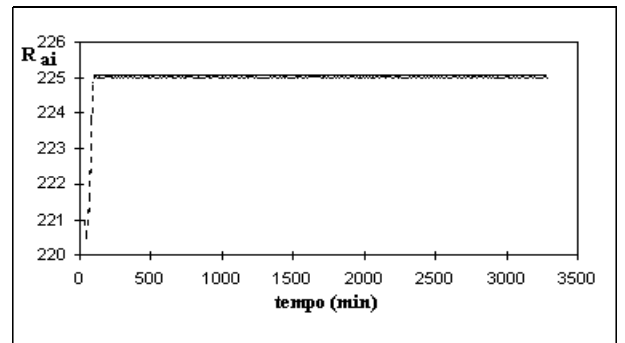
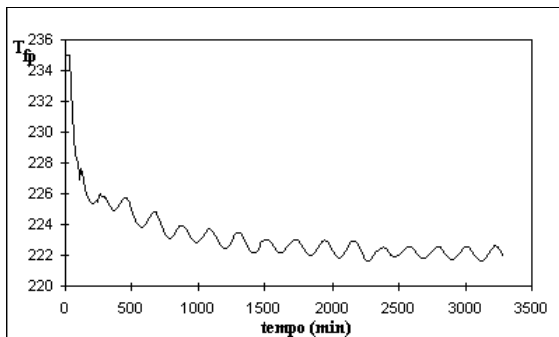


figura 6.X.2.3: comparação dos valores previstos na estratégia de otimização em uma camada com os efetivados pelo processo com limitação apenas na primeira ação de controle - T_{fp} e R_{ai}

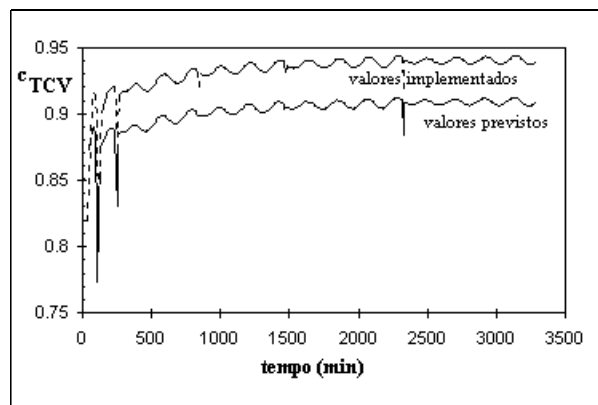


figura 6.X.2.4: comparação dos valores previstos na estratégia de otimização em uma camada com os efetivados pelo processo com limitação apenas na primeira ação de controle - c_{TCV}

Percebe-se nitidamente das figuras apresentadas a necessidade de se usar uma sintonia adequada, não só em termos da rapidez de resposta mas especialmente para se prever o ponto de operação ótimo da planta. Note que para os casos 1 a 3 as variáveis manipuladas previstas são praticamente as mesmas, com exceção de c_{TCV} . Ainda, percebe-se que o limite superior de T_{rx} não foi alcançado, ao contrário do que é previsto. Observando a figura 6.X.2.2 percebemos, ainda, a existência de um *offset* em T_{rx} e T_{rg2} em relação aos valores previstos. Note também que os valores de T_{fp} e R_{ai} previstos conseguem ser implementados. O mesmo não se sucede com c_{TCV} . Isto é um fato curioso, uma vez que um aumento em T_{rx} depende mais fortemente de um aumento em c_{TCV} . Assim, se objetivamos ativar o limite superior em T_{rx} , esperamos que c_{TCV} aumente o máximo possível. Estas observações são reflexos dos erros existentes nos modelos, notadamente da influência de T_{fp} como depreendido nas análises feitas na otimização em duas camadas. Os valores previstos não são realizáveis acarretando um conflito de objetivos. Perceba também que o papel do otimizador é elevar a severidade da reação que apresenta uma dependência mais direta de T_{fp} que de c_{TCV} . Ainda, para o caso 4, observa-se que o processo caminha para o ciclo limite de estabilidade, isto é um reflexo de tentar-se aumentar a severidade tendo-se estimativas ruins para a relação das variáveis de processo, ou seja, amplificam-se os erros de modelagem. Além disso, percebe-se que para o caso 4, o estado estacionário não é plenamente atingido. Erros no modelo que considera o efeito de T_{fp} irão se refletir numa previsão errônea de T_{rx} e T_{rg2} , razão pela qual, estas variáveis apresentam *offset*. As ações em c_{TCV} não são capazes de contrapor este efeito. Observe ainda, que a sintonia feita acabou fortalecendo mais as ações em T_{fp} e R_{ai} que em c_{TCV} , e.g., do caso 1 para o 3, o fator de supressão de movimentos de T_{fp} foi baixado em 20 vezes, enquanto que para R_{ai} houve uma diminuição de 10 vezes e para c_{TCV} a diminuição não chegou a 6 vezes. Um único cuidado que deve ser ressaltado, é que variações bruscas em c_{TCV} levam o sistema à instabilidade, razão pela qual procuramos manter a sua sintonia apertada.

Finalmente com relação ao tempo de estabilização, vemos que este é elevado (1000 minutos para os casos 2,3 e 4). Comparando-se este com o da otimização em duas camadas com o modelo linear incluindo todas as variáveis manipuladas temos que o tempo aqui obtido é menor. Por outro lado nos instantes iniciais (até 200 minutos), o desempenho do sistema é bem ruim e bastante inferior ao da abordagem em duas camadas. Isto reflete a

tendência de alterar em muito o ponto de operação da planta, amplificando os efeitos decorrentes da não linearidade do processo.

Discutimos até então, o efeito da escolha da matriz de supressão de movimentos no desempenho do sistema em malha fechada. A seguir, apresentaremos alguns resultados para diferentes horizontes de predição. Para tal fim temos a tabela 6.X.2.4 e a figura 6.X.2.5.

Tabela 6.X.2.4: Parâmetros de sintonia usados na obtenção dos resultados da figura 6.X.2.5

parâmetro	caso 5	caso 6
nr	5	8
instantes de predição	[5 10 16 22 30]	[4 8 10 12 16 20 24 30]
W2 (para ambos os casos)	[500 20]	
W3 (para ambos os casos)	[0.5 50 0.05 0.4]	

Da figura 6.X.2.5 vemos claramente que se o horizonte de predição não for adequadamente selecionado, a malha fechada será instável. Percebe-se, outrossim, que a otimização em uma camada é bem mais sensível ao horizonte de predição que a de duas camadas.

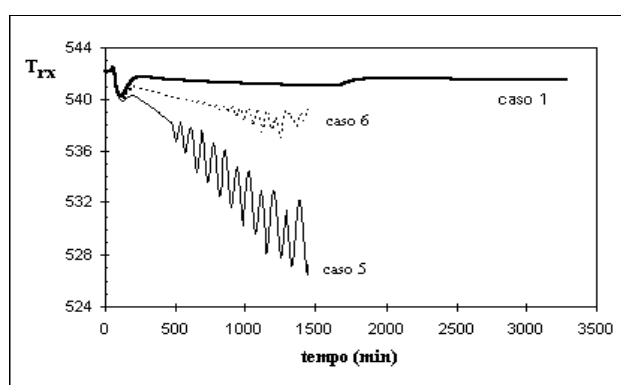


figura 6.X.2.5: influência da predição futura para uma adequada previsão do estado estacionário ótimo

X.3 Inclusão de restrições nas ações de controle para todos os instantes

Neste item, mostramos o comportamento do sistema frente a limitações em todas as ações de controle previstas. Consideramos ainda, o horizonte de controle igual a dois, mas a limitação na segunda ação de controle é menos restrita. Na tabela 6.X.3.1 apresentamos os parâmetros de sintonia do otimizador/controlador. Na tabela 6.X.3.2 o ponto operacional previsto é apresentado bem como a limitação efetuada na segunda ação de controle. Na figura 6.X.3.1 apresentamos a evolução do ganho econômico ao longo do tempo.

Tabela 6.X.3.1: Parâmetros de sintonia usados para a obtenção dos resultados da tabela 6.X.3.2

variável	valor	variável	valor
nr	12	predição	[5 7 10 12 15 20 25 30 35 40 50 60]
W_2	[500 20]	W_3	[0.1 2 0.01 0.1]

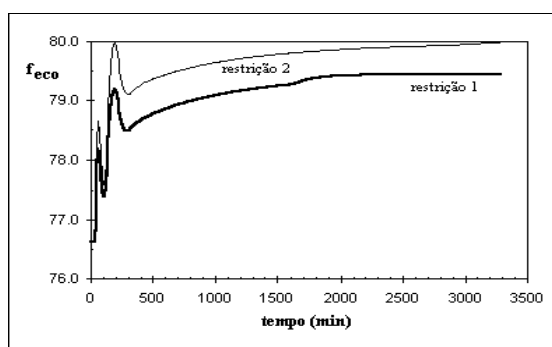


figura 6.X.3.1: evolução da função objetivo econômica na otimização em uma camada com limitação em todas ações de controle previstas

A partir dos resultados apresentados percebemos que com a limitação de todas as ações de controle, a operação da planta se torna bem mais suave e robusta. O desempenho inicial do sistema é bem adequado, comparável ao da otimização em duas camadas, ou seja, não há em nenhum instante uma piora do rendimento econômico do sistema. Contudo, o tempo de resposta é muito lento (perceba que com 3300 minutos ainda não se atingiu o estado estacionário), particularmente para a restrição 2. Ainda, o ganho econômico é inferior ao dos casos do item X.3. Assim, percebemos claramente que um horizonte de controle superior a 2 é essencial quando a estratégia de otimização em uma camada é usada, ao contrário, do que ocorre na otimização em duas camadas.

Tabela 6.X.3.2: Resultados do estado estacionário obtido para a otimização em uma camada - limitação em todas as ações de controle

	restrição 1	restrição 2
$\Delta u^{max}(2)$	0.009	0.018
T_{rx}	541.7926	542.3044
SEV	78.2341	78.3993
T_{rg2}	691.1044	690.6860
T_{rg1}	660.8538	660.5581
T_{fp}	220.0209	220.0199
$R_{tf}/24$	409.9888	409.9876
c_{TCV}	0.9307	0.9397
R_{ai}	225.0259	225.0277
f_{eco}	79.44	79.98
<i>ganho econômico</i>	3.68	4.39

XI. Comparação entre as estratégias de otimização

Neste item, iremos comparar o desempenho econômico e analisar o comportamento das variáveis operacionais para as diferentes estratégias de otimização.

A figura 6.XI.1 mostra o desempenho comparativo para as diversas abordagens consideradas. Nela apresentamos os melhores resultados de cada caso. Observamos que a inclusão de mais informações operacionais leva a uma melhoria de desempenho (como é o caso da otimização em duas camadas com modelo não linear, ou do modelo linear com todas as variáveis manipuladas inclusas). Ainda, a otimização de duas camadas com o modelo simplificado e usando-se a configuração de controle 3 apresenta um desempenho equivalente ao de uma camada com apenas a primeira ação de controle limitada ou ao da otimização em duas camadas com modelo não linear. A dinâmica da otimização em uma camada é, ainda, ligeiramente mais rápida, embora nos instantes iniciais haja um acentuado detrimento da resposta.

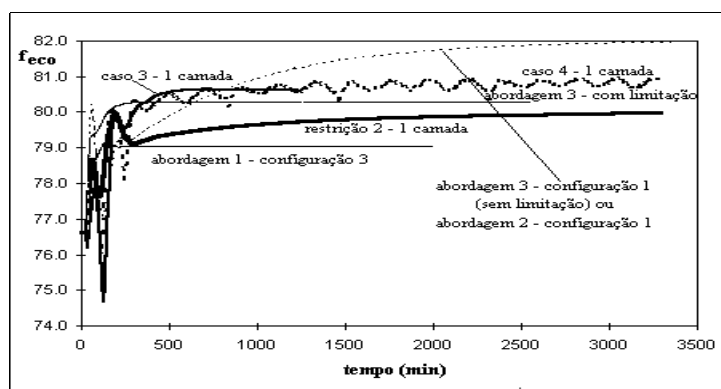


figura 6.XI.1: desempenho comparativo da função objetivo econômica para as diversas estratégias de otimização

A figura 6.XI.2 mostra o comportamento da válvula TCV para diferentes estratégias de controle. Alguns aspectos interessantes podem ser observados. Primeiramente, como esperado, as ações de controle para as estratégias em duas camadas são bastante violentas para os instantes iniciais, o que se deve ao fato delas não serem limitadas. Por outro lado, um fato curioso pode ser notado na figura 6.XI.2(b). Observe que para o caso 3 da estratégia em uma camada, a abertura da válvula TCV encontra-se violada durante um certo período de tempo. A uma primeira vista isto pode causar estranheza. Contudo o

comportamento é coerente. O que temos é que o valor ótimo predito é limitado (como visto no item X.2), mas não a trajetória de controle. Assim, enquanto a ação de controle a ser implementada não for limitada, não há meios de se garantir a não violação da mesma. Isto é importante, já que no projeto esta questão deve ser levada em consideração.

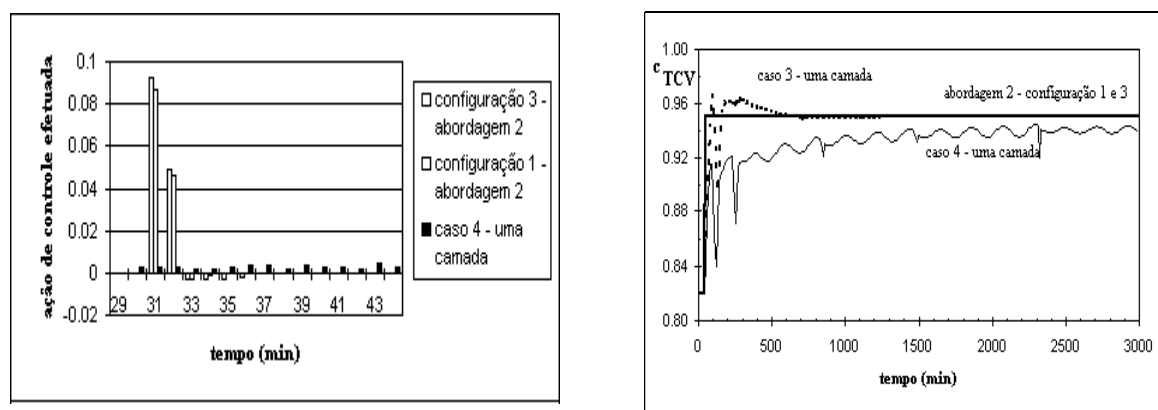


figura 6.XI.2: comportamento da abertura da válvula TCV (a) ações de controle implementadas nos instantes iniciais (b) dinâmica da abertura da válvula

A figura 6.XI.3 mostra o comportamento de T_{fp} e R_{ai} ao longo do tempo. Percebemos que as ações de controle para o caso da otimização de uma e duas camadas não se dão na mesma direção. Com isto na otimização em duas camadas consegue-se manter T_{rg2} em um valor mais baixo. Ainda, a velocidade de resposta não é a mesma para estas duas estratégias. Com relação ao comportamento de R_{tf} temos que a resposta é quase instantânea e por isso não é mostrada. Para a estratégia de duas camadas o limite máximo é alcançado em 3 minutos enquanto que para a estratégia de uma camada, o limite superior é alcançado em 10 minutos, ou seja as ações são mais conservadoras.

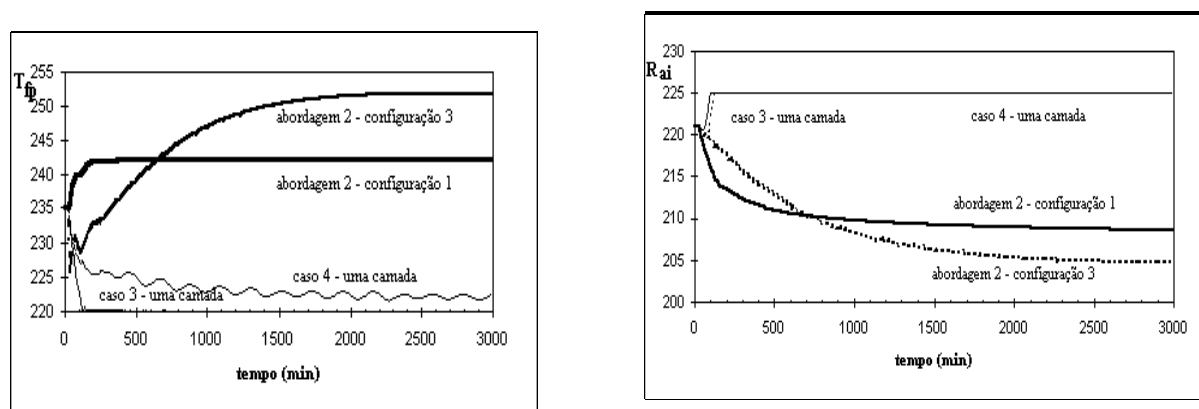


figura 6.XI.3: comportamento das variáveis manipuladas T_{fp} e R_{ai}

A figura 6.XI.4 mostra o comportamento comparativo de T_{rg2} e T_{rx} para diferentes estratégias de controle.

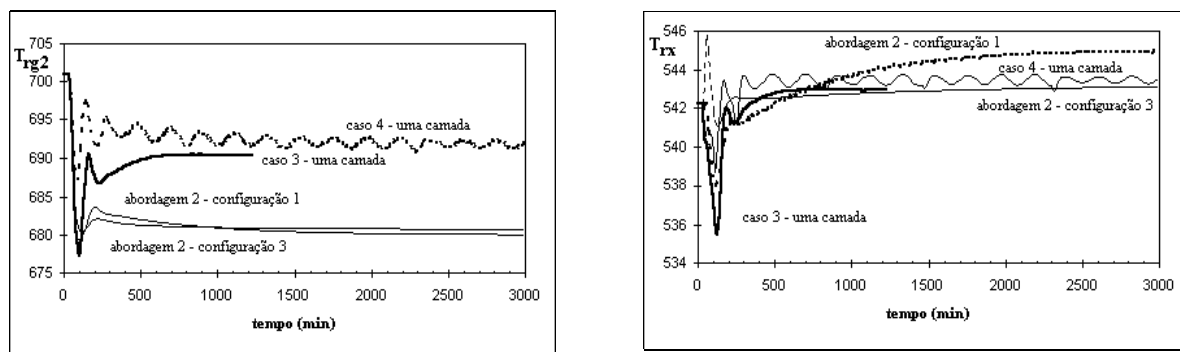


figura 6.XI.4: comportamento das variáveis controladas T_{rg2} e T_{rx}

Percebemos que a otimização em uma camada apresenta desempenho semelhante quando a otimização em duas camadas é obtida pelo modelo linear completo usando-se a configuração de controle 3, i.e., quando T_{fp} é também considerada variável controlada. Esta é uma observação importante. Ela mostra que se T_{fp} é usada como valor de referência o modelo torna-se incompatível e fica praticamente impossível querer se ativar o limite inferior de T_{rg2} , o qual é necessário para se elevar o ganho econômico. Esta é a razão pela qual, torna-se difícil elevar a função econômica aos níveis da otimização em duas camadas. Assim, a otimização em uma camada é muito sensível a erros nos modelos.

Por outro lado a otimização em duas camadas requer que se analise o processo com cuidados antes de sua implementação, uma vez que as variáveis precisam ser restringidas além dos valores operacionais, o que se deve a problemas de condicionamento numérico e aos próprios erros de modelagem. A obtenção desses limites pode não ser uma tarefa trivial.

Com relação à sintonia das malhas, a obtenção da sintonia para a otimização em duas camadas é bem mais facilitada, uma vez que na otimização em uma camada a sintonia se confunde com um adequado condicionamento numérico do problema da PNL. Ainda, a otimização em uma camada é bem mais sensível ao horizonte de controle. Se este for pequeno, não apenas o tempo de resposta pode ser mais lento, uma vez que será mais difícil enxergar o ponto de operação ótimo, como também isso pode propiciar a violação

dos limites operacionais nas variáveis manipuladas. Isto ocorre porque a ação implementada não é checada quanto aos seus limites. Por outro lado, a amplitude de variação das variáveis manipuladas é limitada na otimização em uma camada, não ocasionando danos nas válvulas, embora com isso a resposta da malha será mais lenta.

Com relação ao tempo computacional gasto, temos que o tempo gasto é pequeno para todas as abordagens. Quando as abordagens em duas camadas são consideradas, então pode não haver vantagem usar um modelo simplificado. Por outro lado, se outros processos são otimizados, modelos simplificados podem se tornar mais competitivos. Ainda, uma alternativa atraente poderia ser usar uma estratégia híbrida. Por exemplo poderíamos ter duas camadas de otimização, uma utilizando o modelo não linear e a outra modelos simplificados. O modelo não linear seria usado para adequar os ganhos dos modelos simplificados. A versão híbrida poderia ser usada para ambas as estratégias de uma e duas camadas. No caso da última, limites operacionais poderiam ser verificados pelo modelo não linear.

Com relação ao tempo de resposta do sistema, vemos que este é dependente da amplitude da variação realizada. Ainda, se distúrbios são incorporados, na otimização em uma camada estes são automaticamente incorporados através das variáveis medidas.

Finalmente, a flexibilidade das estratégias deve ser analisada. Aqui os seguintes quesitos são importantes:

- **levar em conta todas as restrições operacionais**: na otimização em uma camada, a incorporação de qualquer restrição operacional é facilitada. Se todas elas são previstas, não há violações de quaisquer variáveis. Na otimização de duas camadas esta tarefa pode não ser trivial. Dois níveis devem ser considerados, o do otimizador e o do controlador. Ainda, apesar de que na camada do otimizador pode não haver violações nas variáveis, os valores de referência podem corresponder a grandes variações no processo e o controlador poderá não ser capaz de evitar violações nas restrições. De um lado, este problema poderia ser contornado mudando-se a estratégia de controle. Mas, controladores com restrições podem apresentar um desempenho mais lento como ocorre na otimização em uma camada. Ainda, um problema mais sutil que pode

persistir é com relação aos valores de referência gerados pelo otimizador. No caso da otimização em uma camada, modelos simples de previsão podem ser usados se o objetivo é evitar que certas variáveis fujam de suas faixas de operação. Adicionalmente, medições podem facilmente ser incorporadas para minimizar erros de modelagem. Já para a otimização em duas camadas isso não ocorre. Quando se faz uso do modelo rigoroso, uma previsão muito adequada e realista é obtida e nesse caso a operação da planta será bem controlada, mas como o modelo é complexo, problemas numéricos durante a resolução podem surgir. Modelos simples, por sua vez, apesar de serem facilmente resolvidos, podem fazer com que os valores de referência sejam incompatíveis e não fisicamente realizáveis. Quanto maior for o número de variáveis previstas, pior poderá ser a consistência do modelo linear. Assim, pode não ser trivial querer incorporar-se muitas restrições. Além disso, modelos identificados para se avaliar certas características do comportamento interno do conversor podem não estar disponíveis (como e.g. medidas que quantifiquem o teor de coque no conversor).

- **a operação da planta deve ser segura**: não só os modelos empregados devem ser capazes de refletir corretamente as restrições operacionais, como também a planta deve ser controlável. Assim, estratégias que gerem ações mais suaves e que tentem manter as variáveis manipuladas mais afastadas de seus limites operacionais podem ser preferidas. Nos casos simulados, o desempenho de todas as estratégias pode ser considerado adequado quanto a este quesito.
- **informações dos fenômenos do sistema devem ser levadas em conta**: estratégias que reflitam os fenômenos complexos e as interações entre as variáveis devem ser levadas em conta. Duas situações surgem. A primeira é com relação ao que ocorre no ponto de operação ótimo da planta e a segunda com relação à dinâmica do sistema. A otimização em uma camada é capaz de refletir ambos os aspectos. A dinâmica é automaticamente considerada pelo modelo e as relações entre as variáveis podem ser inferidas pelas medições efetuadas. Uma observação apenas é pertinente. Embora a não linearidade é refletida nas medições efetuadas, mesmo assim, os valores previstos podem não ser realizáveis. Com relação à otimização em duas camadas, apenas quando modelos não lineares são usados, uma correta avaliação das interações entre as variáveis é possível.