

SELEÇÃO DA ESTRATÉGIA DE CONTROLE ATRAVÉS DA OTIMIZAÇÃO ON-LINE DE PARAMETROS PARA UM SISTEMA NÃO LINEAR

Mateus H. Costa, Valceres V. R. Silva, Samba. Candé

*Universidade Federal de São João del Rei, Departamento de Engenharia Elétrica
São João Del-Rei, MG, Brasil
mateushcosta@yahoo.com.br, vvrsvilva@ufsj.edu.br*

Palavras chaves: Algoritmo genético, controle H_{∞} , controle PID.

Resumo. A escolha de uma estratégia de controle realmente eficaz para controlar um sistema motiva o interesse no desenvolvimento de plataformas de projetos de controladores baseados em métodos auxiliados por computador que determinem bons controles com baixa carga computacional. Neste trabalho é proposta uma técnica para determinar “on line” a melhor estratégia de controle, para cada um dos três pontos de operação de um reator químico *Continuous Stirred Tank Reactor* (CSTR). As estratégias Proporcional, Integral e Derivativo (PID), H_{∞} com incertezas descritas na forma coprima e H_{∞} aplicado às funções de sensibilidade foram implementadas. Três algoritmos genéticos foram utilizados na otimização dos parâmetros dos controladores, penalizando os indivíduos de cada estratégia que não satisfaçam o objetivo e restrições do problema, agregados em uma mesma função de custo. Desta forma, a estratégia que melhor controlar o CSTR em cada um de seus pontos de operação é definida “on-line”, oferecendo a vantagem de uma adaptação às condições de trabalho da planta em tempo real.

1 INTRODUÇÃO

Há uma considerável quantidade de técnicas disponíveis para projetar controladores para sistemas cada vez mais complexos e exigentes. Entretanto, a habilidade de selecionar a técnica mais apropriada para um problema particular, e aplicá-la de forma eficaz, pode ser ainda um trabalho difícil mesmo para problemas relativamente simples. Isto tem motivado o desenvolvimento de estruturas de projeto baseadas em otimização para procurar por soluções com menor carga computacional (Skogestad e Postlewaite, 1996).

Atualmente mais da metade dos controladores industriais em uso são proporcionais, integrais e derivativos (PID) (Ko e Edgar, 2004; Chen e Seborg, 2004, Herreros *et al.*, 2002). Tem havido também uma tendência na aplicação de técnicas que tentam eliminar as incertezas geradas na modelagem das plantas ou dos processos industriais (Jelali, 2006; Ingimundarson e Hägglund, 2005). Estruturas de projeto que minimizam a norma H_{∞} de alguma função de transferência da planta permitem a inclusão de incertezas no modelo destes, antes de estabilizá-los (Kozub, 2002; Hoo *et al.*, 2003; Parlaktuna e Ozkan, 2004; Petronilho *et al.*, 2005; Costa e Silva, 2008).

Os algoritmos genéticos têm sido amplamente aplicados na otimização de parâmetros de controladores. Têm o potencial de procurar soluções em superfícies complexas da função objetivo, incorporando o conhecimento do projetista tanto na formulação como na solução de problemas (Coello *et al.*, 2005). Aplicações *off-line* destes algoritmos têm sido com os mais diversos propósitos (Tomaz e Silva, 2007; Herreros *et al.*, 2002). Aplicações *on-line* têm sido tais como um mecanismo de aprendizado para identificar características de sistemas desconhecidos ou não estacionários, ou para sintonia de controladores adaptativos de plantas conhecidas ou não (Coelho e Coelho, 1999).

O sistema utilizado para definir a estratégia de controle através da otimização do controlador em tempo real é um reator químico *Continuous Stirred Tank Reactor* (CSTR), que é um processo diabático, não linear, com uma reação irreversível de primeira ordem e exotérmica. Apresenta um comportamento dinâmico em malha aberta muito variável devido à sensibilidade paramétrica, vários pontos de operação e oscilações sustentadas (Russo, 1996).

Três estratégias de controle foram disponibilizadas para que o algoritmo genético escolhesse, em tempo real, através da otimização de seus parâmetros, a mais conveniente para controlar o CSTR em cada um de seus pontos de operação. As estratégias implementadas foram: PID, e minimização da norma H_{∞} de funções de transferência com incertezas descritas na forma coprima (FC H_{∞}) e funções de sensibilidade mista (SM H_{∞}).

2 O PROCESSO CSTR

A planta utilizada neste estudo é um processo químico CSTR, diabático, não linear, com uma reação irreversível de primeira ordem exotérmica. Este processo tem um comportamento dinâmico em malha aberta muito variável devido à sensibilidade paramétrica, possui vários pontos de operação, e oscilações sustentadas. O equilíbrio de massa e energia gera as equações para o problema, na forma adimensional (Russo, 1996).

$$\frac{d}{d\tau} x_1 = -\phi x_1 k(x_2) + q(x_{1f} - x_1) \quad (1)$$

$$\frac{d}{d\tau} x_2 = \beta \phi x_1 k(x_2) - (q + \delta)x_2 + \delta m + qx_{2f} \quad (2)$$

$$k(x_2) = \exp\left(\frac{x_2}{1 + \frac{x_2}{\gamma}}\right) \tag{3}$$

onde x_1 é a concentração, x_2 é a temperatura (variável controlada), e m é a temperatura do invólucro de resfriamento (variável manipulada). $K(x_2)$ é uma função e os valores dos parâmetros são apresentados na Tabela 1. Todas as variáveis e a função $K(x_2)$ são apresentados como adimensionais.

β	Φ	δ	γ	q	x_1	x_2
8,0	0,072	0,3	20,0	1,0	1,0	1,0

Tabela 1: Valores dos parâmetros nominais para o processo

A Tabela 2 traz os valores das variáveis x_1 e x_2 em regime estacionário. Para os parâmetros dados na Tabela 1, o processo exibe três pontos de operação sendo que o segundo é instável.

	1°	2°	3°
x_1	0,8560	0,5528	0,2354
x_2	0,8859	2,7517	4,7050
m	0	0	0

Tabela 2: Pontos de operação

Baseando na dinâmica e nas equações que modelam este sistema, (Thomaz e Silva, 2000) implementaram um modelo em malha aberta utilizando o *software* SIMULINK do MATLAB™. Neste modelo, a variável controlada (temperatura) foi realimentada e, as características do sistema em malha fechada sem controlador foram obtidas. No sistema realimentado foi inserido um bloco controlador que na figura 1 é representado por um PID.

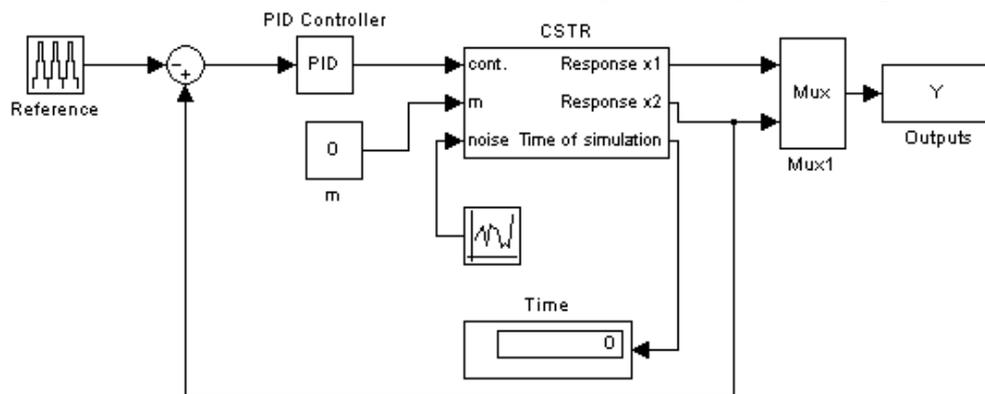


Figura 1: Modelo do CSTR em malha fechada com controlador PID

Para este sistema o objetivo a ser atingido pelo sistema de controle é um erro em regime permanente (e_{rp}) menor que 1%, e as restrições impostas ao problema são:

- i. sobressinal (M_p) não deve ultrapassar 15%,
- ii. menor tempo de subida (t_s) possível,
- iii. menor tempo de acomodação (t_a) possível.

3 CONTROLE PID

Um controlador PID executa três ações de controle: proporcional, integral e derivativa. A ação de controle proporcional atua no sistema de forma a reduzir o erro em regime permanente. Porém um aumento muito grande na constante proporcional pode aumentar as oscilações da resposta transitória. Na existência de erro em regime permanente, a ação integral atua na tentativa de eliminá-lo. A ação derivativa tem caráter antecipativo e pelo valor instantâneo da variável controlada prediz a ocorrência de um sobre-sinal e gera uma ação contrária para que este sobre-sinal não ocorra.

4 CONTROLE H-INFINITO PARA INCERTEZAS DESCRITAS NA FORMA COPRIMA

Uma planta descrita pela função de transferência G pode ser representada na forma coprime normalizada (Eq. 4) (Glover e McFarlane, 1989),

$$G = M^{-1}N \tag{4}$$

se e somente se M for quadrática, e $\det(M) \neq 0$. Existe então $V, U \in R_{H\text{-infinito}}$ tal que $MV + NU = I$, onde $R_{H\text{-infinito}}$ é o espaço de todas as funções de transferência racionais assintoticamente estáveis.

Uma fatorização coprime de G é dita normalizada se:

$$NN^T + MM^T = I \tag{5}$$

ou, se e somente se a matriz $[M, N]$ é estável e $GG^T = I$.

Uma forma em espaço de estados da fatoração coprime normalizada de G pode ser obtida pela solução das equações de Riccati (Glover e McFarlane, 1989). As perturbações ou incertezas da planta G são representadas por perturbações aditivas nos fatores coprimos da planta. O modelo de G com perturbações pode ser representado como:

$$G_p = (M + \Delta_M)^{-1}(N + \Delta_N) \tag{6}$$

onde Δ_M e Δ_N são funções de transferência estáveis desconhecidas que representam as incertezas na planta nominal G . As perturbações Δ_M e Δ_N são estáveis desde que $M, N, (M + \Delta_M)$ e $(N + \Delta_N)$ sejam estáveis pela definição de estabilidade na forma coprime. Essa representação de incertezas não impõe nenhuma restrição ao número de pólos no semi-plano direito da planta nominal ou da planta perturbada. Assim, o teorema dos pequenos ganhos pode ser aplicado a vários modelos de perturbação. Para o sistema realimentado na Figura 2, deseja-se encontrar um controlador K que estabilize a planta G_p perturbada definida por:

$$G_p = (M + \Delta_M)^{-1}(N + \Delta_N), \quad \left\| \begin{bmatrix} \Delta_N & \Delta_M \end{bmatrix} \right\|_{\infty} \leq \varepsilon \tag{7}$$

onde $\varepsilon > 0$ é a margem de estabilidade e $\|\cdot\|_{\infty}$ é a norma H_{infinito} .

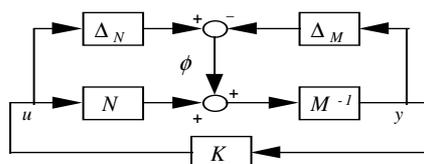


Figura 2: Problema de estabilização robusta H-infinito

Essa descrição de incertezas é mais frequentemente utilizada em projeto de controladores onde o objetivo é maximizar a magnitude das incertezas ϵ tal que a estabilidade robusta seja mantida (Cunha et al., 2009). Neste caso a estabilidade é robusta se e somente se o sistema realimentado nominal é estável e:

$$\gamma = \left\| \begin{bmatrix} K \\ I \end{bmatrix} (I - GK)^{-1} M^{-1} \right\|_{\infty} \leq \frac{1}{\epsilon} \quad (8)$$

onde ϵ é um número real maior que o valor ótimo e é uma limitação para o tamanho da perturbação que pode existir sem desestabilizar o sistema em malha fechada da figura 2. γ é a norma H_{∞} de ϕ à $[u \ y]^T$ e $(I - GK)^{-1}$ é a função de sensibilidade para este arranjo. O controlador K é a solução de controle para a estabilidade robusta encontrada pela minimização da equação (8). A máxima margem de estabilidade é determinada quando o menor valor de γ é encontrado por:

$$\gamma_{\min} = \frac{1}{\epsilon_{\max}} = (1 + \rho(XZ))^{1/2} \quad (9)$$

onde ρ é o auto valor máximo. X e Z são as soluções positivas definidas únicas para as equações de Riccati.

$$(A - BS^{-1}D^T C)Z + Z(A - BS^{-1}D^T C)^T - ZC^T R^{-1} CZ + BS^{-1}B^T = 0 \quad (10)$$

$$(A - BS^{-1}D^T C)^T X + X(A - BS^{-1}D^T C) - XBS^{-1}B^T X + C^T R^{-1} C = 0 \quad (11)$$

onde

$$R = I + DD^T \quad (12)$$

$$S = I + D^T D \quad (13)$$

e $\langle A, B, C, D \rangle$ é a representação de G em espaços de estados.

As equações em espaços de estado do controlador K são geradas resolvendo as equações de Riccati. A solução do problema de otimização H_{∞} neste caso, é em geral obtida pela redução de γ iterativamente até atingir o mínimo dentro da tolerância definida.

Como atender à especificação estabilidade robusta não inclui atender a outras especificações de desempenho, este controlador garante apenas estabilidade robusta do sistema. Então, antes da estabilização robusta, outras especificações de desempenho são passadas para o domínio da frequência e a planta é pré- e pós-compensada por funções de peso (Figura 3), modelando os valores singulares de malha aberta. Outras especificações de desempenho do sistema em malha fechada são incluídas no projeto.

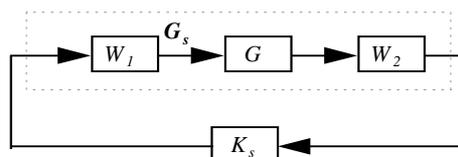


Figura 3: Modelo da planta e do controlador

A planta modelada G_s é dada por:

$$G_s = W_2 G W_1 \quad (14)$$

onde W_1 e W_2 são os pré- e pós-compensadores respectivamente. O controlador final é a combinação de K e das duas funções de peso:

$$K = W_1 K_s W_2 \quad (15)$$

Uma dificuldade que muitas vezes se tem com o controlador H_{∞} é a seleção dos pesos de modo que um controlador H_{∞} otimizado tenha bom desempenho para objetivos conflitantes.

5 CONTROLE H_{∞} PELA SENSIBILIDADE MISTA

Quando o problema do controle é rejeitar um distúrbio na saída da planta e também estabilização robusta, a norma H_{∞} pode ser aplicada às funções de sensibilidade $S=(I+GK)^{-1}$ e sensibilidade complementar $T=GK*(I+GK)^{-1}$. Incertezas são modeladas nas funções de sensibilidade, para reduzir o erro em regime permanente na função de sensibilidade complementar como um mecanismo para limitar o ganho e a faixa de passagem do controlador, e conseqüentemente a energia do controle a ser empregado (Glover e McFarlane, 1989). A Figura 4 mostra a configuração geral de controle para minimização das funções de sensibilidade:

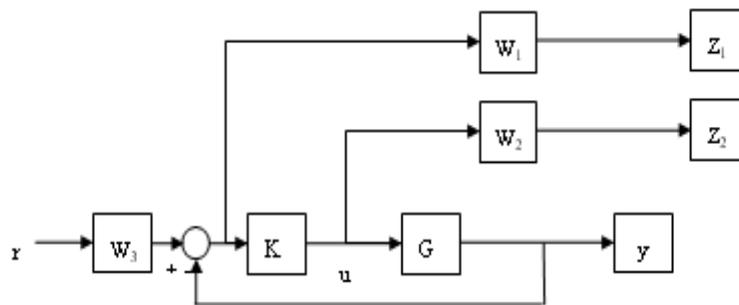


Figura 4: Forma generalizada do CSTR com incertezas para a otimização das funções de sensibilidade

sendo z_1 e z_2 o erro atuante e o sinal de controle respectivamente, y a variável controlada e r a entrada de comando do processo descrito na forma generalizada. W_1 é um filtro passa baixas que tem a função de eliminar os distúrbios do processo, W_2 um filtro passa altas para limitar a faixa de passagem em malha fechada e W_3 é um peso para assegurar bom rastreamento do sinal de entrada. A norma H_{∞} é então aplicada às funções de sensibilidade aumentadas dos pesos para limitar o valor máximo dessas funções (Eq. 16). As equações em espaços de estados do controlador K são determinadas pela solução das equações de Riccati.

$$\left\| \begin{bmatrix} W_1 S \\ W_2 T \\ W_3 K S \end{bmatrix} \right\|_{\infty} \quad (16)$$

6 ALGORITMO GENÉTICO

O AG é um algoritmo de busca paralela onde soluções em uma iteração ou geração sofrem um número de transformações de forma a obter soluções melhores na próxima geração (Sobrinho, 2003). Normalmente trabalha com uma população de pontos ou soluções e leva

esta população a uma melhoria no seu desempenho, encorajando a reprodução e repartindo os bons atributos entre os vários membros da população. Tende a ser conveniente como uma metodologia de pesquisa e otimização para problemas que são difíceis para algoritmos tradicionais baseados em derivadas e outros métodos.

Os AG's são robustos e eficientes na busca e otimização em espaços de soluções irregulares, multidimensionais, complexos e multimodais. Começa pela criação de uma população de possíveis soluções que é composta de um conjunto de indivíduos de tamanho pré-determinado. Os indivíduos desta população são codificados e então chamados de genótipos ou cromossomos. A representação mais comumente utilizada desta cadeia cromossômica é a representação binária. Porém são usuais outras representações como, por exemplo, representação inteira, real, etc. Independente da representação cromossômica utilizada no AG, o procedimento básico para otimização é o mesmo em cada iteração. Os indivíduos são escolhidos com base na habilidade de adaptação dos progenitores e seus descendentes, os quais constituirão a nova geração de indivíduos da população (Goldberg, 1989). Seja esta uma representação binária ou real, ambas utilizarão as mesmas operações entre os indivíduos para reprodução: seleção, recombinação e mutação.

7 ESTRUTURA DO ALGORITMO GENÉTICO

O algoritmo genético foi utilizado na otimização dos parâmetros: K_p , K_i e K_d , do controlador PID, das funções de peso do controle H_{infinito} para incertezas descritas na forma coprima (FC H_{infinito}) e filtros do controle H_{infinito} pelas funções de sensibilidade e sensibilidade complementar (SM H_{infinito}). A simulação do modelo não linear do CSTR em SIMULINK (figura 1) foi utilizada como função objetivo.

O cromossomo para o controlador PID é dividido em três seções, cada uma correspondendo a um parâmetro deste controlador. Para a estratégia FC H_{infinito} , o cromossomo é dividido em 4 seções. As três primeiras são para os valores dos parâmetros de W_1 (Equação 17). Como a matriz W_2 é uma matriz diagonal de duas constantes, a quarta seção corresponde ao valor de $k_2 = [k_2(1) \ k_2(2)]$.

$$W_1 = K_1 \frac{(s+z)}{(s+p)} \quad (17)$$

O cromossomo para a técnica SM H_{infinito} é composto de 5 seções: as duas primeiras são para os valores do pólo (P_b) e zero (Z_b) do filtro passa baixas, a terceira e quarta seções correspondem ao pólo (P_a) e zero (Z_a) do filtro passa altas e a última seção fornece os valores da função de peso W_3 . A Figura 5 mostra as estruturas dos cromossomos para os três casos.

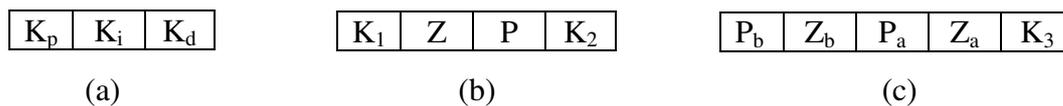


Figura 5: Estrutura do cromossomo: (a) PID; (b) FC H_{infinito} e (c) SM H_{infinito} .

Para determinação dos controladores H_{infinito} em espaço de estados, um modelo linearizado em espaço de estados foi produzido para cada um dos três pontos de operação do reator CSTR. Os controladores são determinados resolvendo as equações de Riccati.

Os parâmetros dos controladores foram representados em código *Gray*. Os valores dos parâmetros utilizados nos três algoritmos genéticos foram: 32 alelos por variável a ser

otimizada, 20 indivíduos, 10 gerações, taxa de recombinação de 90% e taxa de mutação de 1%. Na simulação do algoritmo genético, as respostas do sistema foram avaliadas para entradas em degrau entre os pontos de operação. Durante cada degrau aplicado, o bloco “controlador” é alternado e o modelo Simulink simulado para cada uma das estratégias. Os modelos gerados no SIMULINK permitem a avaliação de todas as especificações de desempenho desejadas com o propósito de otimização.

Os três algoritmos genéticos penalizam os indivíduos de cada uma das estratégias de controle, para encontrar o melhor indivíduo que atenda à função agregação do objetivo e restrições descritas na Seção 2. Esta função de agregação que avalia as funções objetivo é a mesma para as três estratégias e é descrita a seguir:

Minimizar: erro em regime permanente + penalidade pela violação das restrições

Penalidade para sobressinal:

*se acima do valor máximo: penalidade = $800 * (\exp(\limite\ atual) + punição)$*

ou: penalidade = 0

Penalidade para tempo de acomodação:

*se acima do valor máximo: penalidade = $25 * (\exp(\limite\ atual) + punição)$*

ou: penalidade = 0

Penalidade para tempo de subida:

se acima do valor máximo: penalidade = $\exp(\limite\ atual) + punição$

ou: penalidade = 0.

Pode-se notar que os pesos para penalização dos indivíduos que não satisfazem cada uma das especificações são diferentes. Foram escolhidos conforme a importância da restrição para o processo. Os três melhores controladores encontrados por cada um dos três algoritmos genéticos são classificados. O que obtiver melhor desempenho, isto é, melhor atender à função de custo, é escolhido para controlar a planta naquele ponto de operação. Desta forma, a estratégia que melhor controlar o CSTR em cada um de seus pontos de operação é definida *on-line*.

8 RESULTADOS

As três estratégias de controle obtiveram bom desempenho atendendo às especificações do processo. As respostas da variável controlada temperatura, tiveram pequenas diferenças para degraus entre os pontos de operação. Três estratégias de controle foram implementadas utilizando o algoritmo genético: PID e duas estratégias pela minimização da norma H_{∞} de alguma função pertinente.

A Figura 6 mostra a convergência dos algoritmos genéticos para a estratégia escolhida (MS H_{∞}) nos três pontos de operação. Em (a) é mostrada a convergência para um degrau entre zero e o primeiro ponto de operação, em (b) para um degrau entre o primeiro e o segundo pontos de operação e em (c) para um degrau entre o segundo e o terceiro pontos de operação. A penalidade é determinada pelos pesos associados ao objetivo erro em regime permanente e restrições: sobressinal, tempo de acomodação e tempo de subida.

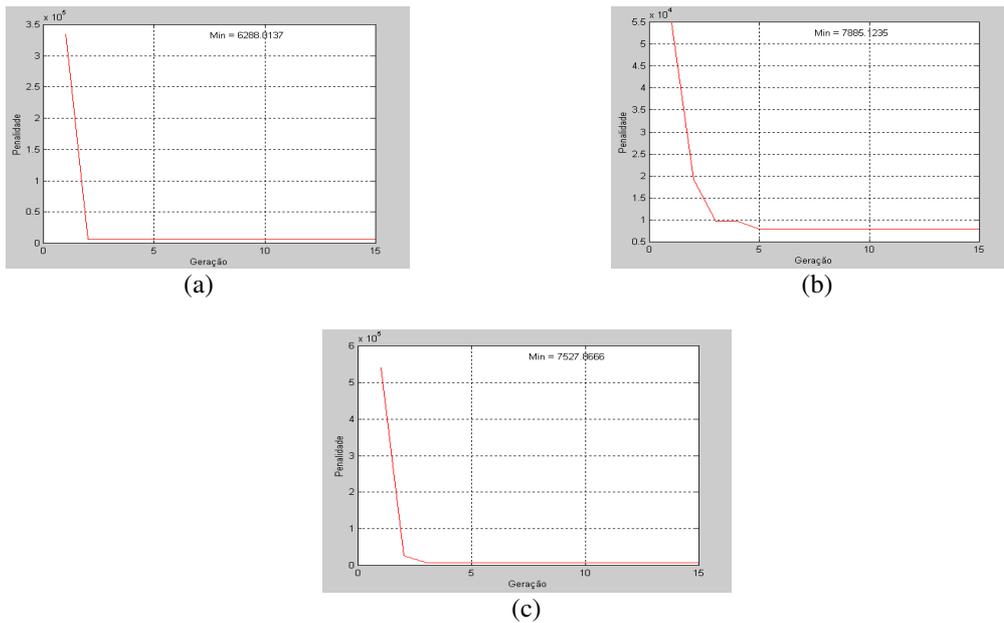


Figura 6: Convergência para os três pontos de operação.

As respostas da variável controlada para degraus entre os diferentes pontos de operação de forma ascendente e descendente podem ser vistas na figura 7. As respostas foram normalizadas e traçadas em relação ao tempo em segundos. As melhores respostas foram obtidas para o controlador SM H_{∞} .

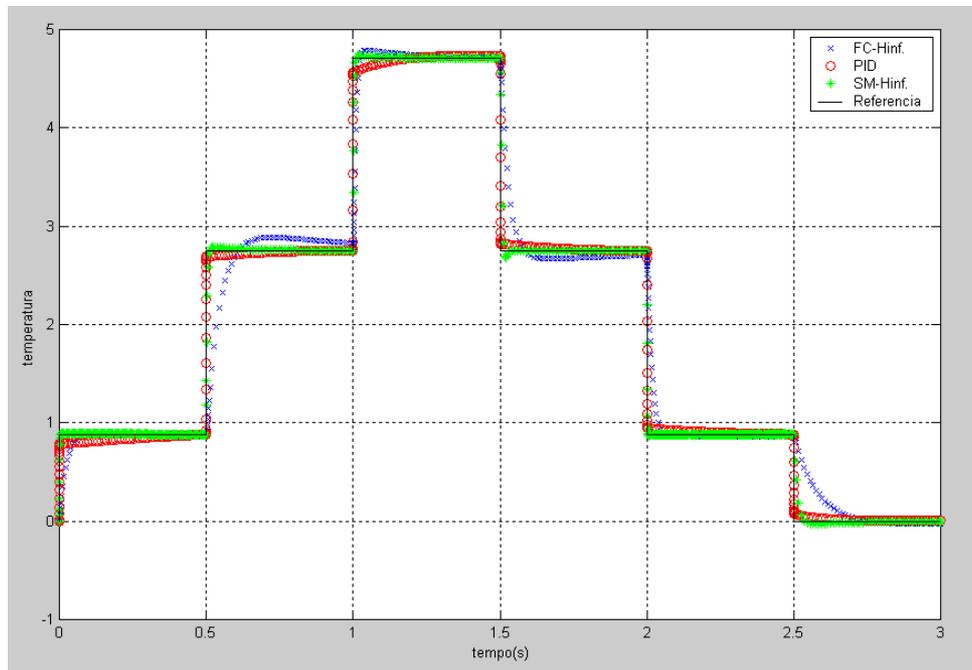


Figura 7: Resposta da temperatura para degraus entre os pontos de operação.

A tabela 3 mostra os valores obtidos para as funções objetivo para cada um dos controladores escolhidos para cada estratégia nos três pontos de operação.

Especificações	1° Ponto de operação			2° Ponto de operação			3° Ponto de operação		
	PID	FC $H_{inf.}$	SM $H_{inf.}$	PID	FC $H_{inf.}$	SM $H_{inf.}$	PID	FC $H_{inf.}$	SM $H_{inf.}$
e_{rp}	0,0113	0,0062	0,0017	0,0141	0,0323	$6,70e^{-4}$	0,0162	0,0166	0,0050
M_p	0,0115	0,0006	0,0092	0,0223	0,0625	0,0262	0,0361	0,1253	0,0328
t_a	0,1860	0,1734	0,0175	0,0851	0,0743	0,0079	0,0959	0,2466	0,0151
t_s	$1,045e^{-4}$	0,0019	$1,015e^{-4}$	$1,088e^{-4}$	$8,383e^{-4}$	$4,792e^{-5}$	$1,018e^{-4}$	0,0016	$8,962e^{-5}$

Tabela 3: Funções objetivo obtidas para a variável controlada nos três pontos de operação.

9 CONCLUSÃO

Uma vez que não foi necessário um elevado número de indivíduos em cada algoritmo genético, a convergência dos parâmetros dos controladores para um valor otimizado foi rápida. Isto possibilitou a simulação das três estratégias de controle em um tempo computacional curto, favorecendo o bom desempenho da planta durante a transição entre os pontos de operação.

A escolha da estratégia de controle PID foi devida a sua simplicidade de implementação e da estratégia $H_{infinito}$ com o objetivo de minimizar as incertezas paramétricas do modelo possibilitando um controle mais robusto. O emprego de diferentes técnicas para o controle do CSTR em seus pontos de operação distintos mostrou ser interessante, pois possibilita o sistema a operar mais próximo do ótimo para cada um deles. A determinação *on-line* destes controladores oferece ainda a vantagem de uma adaptação às condições de trabalho da planta em tempo real.

O algoritmo genético permite que maior conhecimento sobre a natureza do sistema seja adquirido à medida que as simulações vão acontecendo. A elaboração de uma função de penalidade para quebra de objetivo e restrições pode ser facilitada à medida que um maior conhecimento do problema foi adquirido.

10 BIBLIOGRAFIA

- Chen, D. e Seborg, D.E., (2002). PI/PID controller design based on direct synthesis and disturbance rejection. *Industrial and Engineering Chemistry Research*. Vol. 41, pp. 4807-4822.
- Coello Coello, C. A., Pulido, G. T. e Montes, E. M., (2005). Current and future research trends in evolutionary multiobjective optimization. Disponível on-line da lista de referências sobre otimização multiobjetiva.
- Costa, M.H. e Silva, V.V.R., (2008). Controle robusto para o CSTR obtido por otimização das funções de sensibilidade. *Anais do XIII Congresso Latinoamericano de Control Automático/VI Congreso Venezolano de Automatización y Control*. Mérida, Venezuela.
- Cunha, C. D., Araújo, A. D. & Mota, F. C. (2009). Controlador em modo dual adaptativo robusto para plantas com grau relativo arbitrário, *Controle & Automação* 20: 72-82.
- Glover, K. e McFarlane, D., (1989). Robust stabilization of normalized comprime factor plant descriptions with H_{inf} bounded uncertainty, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 34(8), pp. 821-830
- Goldberg, D.E., (1989). *Genetic algorithms in search, optimisation and machine learning*. Reading, Massachusetts: Addison-Wesley.
- Herreros, A., Bayens, E. e Peran, Jr., (2002). Design of PID-type controllers using multiobjective genetic algorithm. *ISA Transactions*; pp. 457-472.
- Hoo, K.A., Piovoso, M.J., Schnelle, P.D. e Rowan, D.A., (2003). *Process and controller*

- performance monitoring: Overview with industrial applications. *International journal of Adaptive Control and Signal Processing*. Vol. 17, pp. 635-662.
- Ingimundarson, A. e Hägglund, T., (2005). Closed-loop performance monitoring using loop tuning. *Journal of Process Control*. Vol. 15, pp. 127-133.
- Kozub, D.J., (2002). Controller performance monitoring and diagnosis. Industrial perspective. *Anais do IFAC World Congress*. Barcelona, Espanha.
- Ko, B.S. e Edgar, T.F., (2004). PID control performance assessment: The single loop case. *AIChE Journal*. Vol. 50, pp. 1211-1218.
- Jelali, Mohieddine, (2006). An overview of control performance assessment technology and industrial applications. *Control Engineering Practice*. Vol 14, pp. 441-466.
- Parlaktuna, O. e Ozkan, M. (2004). Adaptive control of free-floating space manipulators using dynamically equivalent manipulator model. *Robotics and Automation*, 46:185-193.
- Petronilho, A.; Siqueira, A.A.G.; Terra, M.H. (2005). Adaptive H-inf tracking design control via neural networks of a constrained robot system. In *44th IEEE Conference on Decision and Control*, , pp. 5528-5533, Sevilha, Espanha.
- Russo Jr, L. P., (1996). Bifurcation behavior of an exothermic CSTR. PhD thesis, Rensselaer Polytechnical Institute, Troy, New York, Estados Unidos da América.
- Skogestad, S. e Postlethwaite, I., (1996). *Multivariable feedback control analysis and design*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd.
- Sobrinho, A. C. (2003). Uma análise dos algoritmos genéticos e suas aplicações em sistemas de acesso à informação. Monografia de conclusão de curso, CGCC, Universidade Federal do Maranhão, MA, Brasil.
- Thomaz, V.O. e Silva, V.V.R., (2000). Projeto de um controlador para um processo químico não linear. *Anais do VIII Seminário de Iniciação Científica*, pp. 69.
- Tomaz, J.S. e Silva, V.V.R., (2007). Otimização da estratégia de controle via computação evolutiva. *III Workshop Cooperação Universidade Empresa: Inovação Tecnológica*, ALSTOM, Taubaté, SP, Brasil.