

CONTROLE DE NÍVEL EM TANQUES ACOPLADOS USANDO SISTEMAS INTELIGENTES

PAULO R. A. DA SILVA*, ANDERSON V. DE SOUZA*, LUIZ F. HENRIQUES*, PEDRO H. G. COELHO*

**Departamento de Engenharia Eletrônica e Telecomunicações, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Universidade Petrobras Rua São Francisco Xavier, 524 - Sala 5001 - Maracanã, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, CEP 20550-900*

Emails: paulo.pras@hotmail.com, anderson_vargas@uol.com.br,
luiz_fernandoh@hotmail.com, phcoelho@uerj.br

Abstract— In this work, we present a survey about intelligent systems control strategies applied to nonlinear processes. Basically, the intelligent systems used in this work are Fuzzy logic and genetic algorithms. Fuzzy logic is used to design a proper controller. Genetic Algorithms are used to parameter tuning of the designed controllers. The nonlinear system used was designed as a two coupled tank model. The intelligent systems controllers are compared with the classical controllers found in the literature. The results indicate that intelligent controllers perform better than classical controllers for nonlinear models.

Keywords— Coupled-Tank, Fuzzy, Genetic Algorithm, Control

Resumo— Este trabalho apresenta uma investigação sobre estratégias de controle usando sistemas inteligentes para o controle de nível em uma planta não-linear. Basicamente, os sistemas inteligentes utilizados constituem-se da lógica Fuzzy e algoritmos genéticos. A lógica fuzzy é utilizada para determinação do controlador propriamente dito. Os algoritmos genéticos são usados para sintonizar os parâmetros dos controladores implementados. O sistema não-linear utilizado para testar as estratégias de controle constitui-se de um modelo de dois tanques acoplados. Os sistemas inteligentes são comparados com os controladores clássicos presentes na literatura. Os resultados indicam que, para o modelo não-linear utilizado, os controladores inteligentes apresentam melhores desempenhos que os controladores clássicos.

Keywords— Tanques Acoplados, Fuzzy, Algoritmo Genético, Controle

1 Introdução

Historicamente o uso de controladores clássicos tem solucionado grande parte dos problemas de controle em processos industriais. Porém, na teoria clássica as plantas ou processos são tratadas como variáveis lineares, caso não sejam, são linearizadas em torno do um ponto de operação (Campos and Teixeira, 2006). Em situações reais estas suposições de linearidade podem não ser suficientemente abrangentes ou precisas para permitir a representação da planta em toda sua faixa de operação. Desta forma, o desenvolvimento de ferramentas não-lineares para o controle desses processos é fundamental para garantir a qualidade e segurança operacional da indústria. Como uma possível solução para o problema de controle em processos não-lineares pode-se utilizar os sistemas inteligentes (Campos and Saito, 2004).

Conceitualmente, pode-se dizer que sistemas inteligentes são sistemas ou processos que utilizam a teoria da inteligência artificial para solução de problema específicos (Nascimento and Yoneyama, 2000). Atualmente, existem diversos tipos de sistemas inteligentes. Dentre eles, dois métodos são mais comuns e podem ser utilizados para controle de processos. O primeiro é o método que utiliza a lógica Fuzzy (Zadeh, 1965). Tal método se caracteriza pela expressão de maneira sistemática e lógica do conhecimento do operador na tarefa de controle de uma planta (Campos and Saito, 2004).

O segundo método conhecido como Algoritmo Genético (AG), inspirado na teoria da evolução das espécies, foi primeiramente proposto em (Holland, 1975) e amplamente discutido em (Campos and Saito, 2004; Nascimento and Yoneyama, 2000; Zuben, 2006). O AG é um método de otimização, idealizado para solução de problemas complexos, não-convexos, não-lineares e não-diferenciáveis. Este método de otimização “imita” a natureza em seu processo de seleção natural. o AG se caracteriza por utilizar uma “população” ou conjunto de elementos denominados “cromossomos” que realizam operações de cruzamento ou recombinação (*crossover*), associados com modificações em sua estrutura ou “genes” de modo a aumentar a probabilidade de adaptação ao meio determinado por uma função de adaptabilidade (*fitness*) (Zuben, 2006). No contexto de controle de processos o AG pode ser utilizado para sintonizar automaticamente os parâmetros de um controlador PID ou um controlador Fuzzy (Campos and Saito, 2004; Nascimento and Yoneyama, 2000; Seng et al., 1998).

Neste contexto, torna-se relevante obter um estudo e comparação entre os métodos de controle clássico e os métodos que utilizam sistemas inteligentes. Assim, neste artigo são investigados os sistemas inteligentes, notadamente Lógica Fuzzy e Algoritmo Genético, para controle de um processo dinâmico não-linear representado por um sistema de tanques acoplados. Desta forma, a Seção 2

apresenta a o modelo de tanques acoplados. A metodologia utilizada é apresentada na Seção 3. Os resultados são mostrados na Seção 4, e as conclusões na Seção 5.

2 Modelo de tanques acoplados

Para a elaboração do sistema de dois tanques acoplados foram estipulados, conforme Figura 1, dois tanques hipotéticos iguais tendo seção transversal constante de $10m^2$ e altura de $10m$ (Silva et al., 2007). Diz-se que o sistema é acoplado devido ao fato de o nível do primeiro tanque influenciar no nível do segundo e vice-versa. Além disso, devido à interligação dos tanques ser feita por uma curta tubulação na base dos mesmos, desconsiderou-se o atraso de transporte desse sistema.

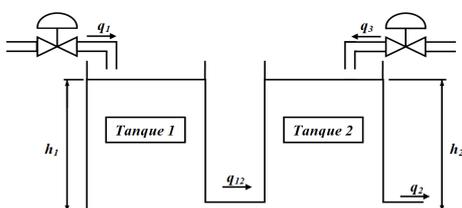


Figura 1: Ilustração do sistema de tanques acoplados utilizado na monografia.

Neste caso, a vazão de acoplamento, q_{12} , é dada por (Jabuonski et al., 2003):

$$q_{12} = K_{12}\sqrt{|h_1 - h_2|} \quad (1)$$

onde q_{12} é uma vazão volumétrica entre os dois tanques em m^3/min , h_1 e h_2 são os níveis dos tanques em metros, e K_{12} é uma constante que relaciona o atrito à vazão e a área de restrição do tubo que interliga os dois tanques.

Realizando o balanço de massa para o sistema e considerando que não há variação nas características físico-químicas do fluido dentro dos tanques tem-se as seguintes equações que descrevem a dinâmica do sistema acoplado em questão (Seng et al., 1998):

$$A_1 \frac{dh_1}{dt} = q_1 - K_{12}\sqrt{|h_1 - h_2|} \quad (2)$$

$$A_2 \frac{dh_2}{dt} = K_{12}\sqrt{|h_1 - h_2|} - K_2\sqrt{h_2} + q_3, \quad (3)$$

onde A_i é a seção transversal do i -ésimo tanque, K_{12} é o coeficiente de vazão do acoplamento, K_2 é o coeficiente de vazão da saída. Os valores adotados neste artigo foram (Silva et al., 2007): $A_1 = A_2 = 10m^2$, $K_{12} = 1,5\sqrt{m^5}/min$, $K_2 = 1\sqrt{m^5}/min$.

O sistema de tanques acoplados foi implementado utilizando o ambiente Simulink do MatLab 7, conforme Figura 2.

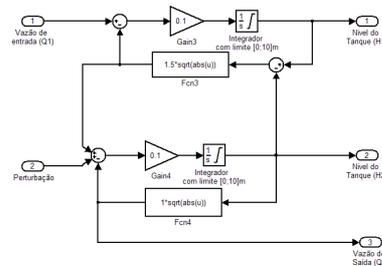


Figura 2: Representação do sistema de tanques acoplados através de diagrama de blocos em MatLab/Simulink.

Como pode ser notado por meio das Equações 2 e 3 e Figura 2 o modelo de tanques acoplados tem uma dinâmica não-linear. Este é o ponto chave deste trabalho, onde deseja-se realizar uma comparação entre os métodos de controle e sintonia tradicionais como os métodos que utilizam sistemas inteligentes.

3 Metodologia

O objetivo fundamental do controle implementado neste trabalho é manter a regulagem do nível do tanque 2 evitando transbordamento do tanque 1, garantindo o desempenho tanto no problema “servo” quanto no “regulatório”. Sabe-se que os controladores PI’s são lineares e portanto em uma planta não-linear podem ter seu desempenho afetado. Desta forma, devido a sua característica não-linear, propõe-se o uso de um controlador Fuzzy para o controle de nível de tanques acoplados. A Figura 3 apresenta a configuração do sistema constituído do modelo de tanque acoplados e do controlador Fuzzy.

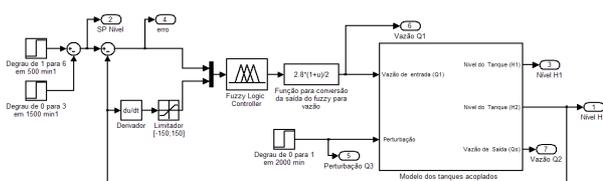


Figura 3: Sistema de controle usando lógica Fuzzy para controle de nível no tanque 2.

Neste trabalho a sintonia dos controladores Fuzzy é feita de forma automática usando AG de modo a otimizar os parâmetros de sintonia. Para tanto, duas abordagens foram utilizadas.

Na primeira, as regras do controlador Fuzzy foram mantidas fixas conforme será mostrado adiante. As variáveis linguísticas tem a mesma configuração do controlador Fuzzy manual em (Silva et al., 2007). Porém, as funções de pertinência são sintonizadas pelo AG utilizando funções Gaussianas devido a significativa redução de variáveis

para o problema (Silva et al., 2007). Este controlador será denominado aqui como “Fuzzy com regras fixas”.

Na segunda, utilizou-se o mesmo número de variáveis e variáveis linguísticas de (Seng et al., 1998), totalizando 25 possibilidades para determinação das regras do controlador. Porém difere de (Seng et al., 1998) no fato de que não é utilizada rede-neural para ajuste dos parâmetros do Fuzzy e também quanto à sintonia das regras e método de defuzzificação pelo AG. Também é utilizada uma Gaussiana redução do número de parâmetros de sintonia pelo AG. Este controlador será denominado “Fuzzy com regras sintonizáveis”.

O AG é também utilizado para sintonizar um controlador PI, denominado aqui de “PI AG”. Os controladores inteligentes, notadamente os controladores Fuzzy com regras fixas, Fuzzy com regras sintonizáveis, Fuzzy manual e o PI AG, são comparados com os controladores clássicos nos problemas servo e regulatórios usando o critério de desempenho $ITAE = \int t|e(t)|dt$. O erro, $e(t)$ é definido como sendo a diferença entre o *set-point* e o nível do tanque 2 para variações de $1m$ para $6m$ em $t = 500$ min, de $6m$ para $3m$ em $t = 1500$, no *set-point*, e adicionando-se um distúrbio de $0m$ para $1m$ no tanque 2 no instante $t = 2000$ min.

No AG utilizou-se uma codificação contínua com *crossover* aritmético, associado a um operador mutação uniforme com taxa de mutação de 5%. A função objetivo (*fitness*) foi definida como sendo o critério *ITAE* calculado usando o erro entre o *set-point* e o nível do tanque 2 para variações de $1m$ para $6m$ em $t = 500$ min, de $6m$ para $3m$ em $t = 1500$, no *set-point*, e distúrbio de $0m$ para $1m$ no tanque 2 no instante $t = 2000$ min. O método de seleção utilizado é o de “Classificação Geométrica Normalizada” com probabilidade de seleção fixa em 8% conforme (Houck et al., 1996). Toda a implementação do AG é feita utilizando o *toolbox* GAOT (Houck et al., 1996) para MatLab. As simulações foram feitas em ambiente MatLab 7 rodando em um notebook Intel® Celeron® M com 1,6GHz, 512MB (RAM).

4 Resultados

A seguir serão apresentados os principais aspectos e resultados dos controladores inteligentes implementados.

4.1 Controlador Fuzzy com Regras Fixas

Nesta abordagem o controlador Fuzzy possui uma configuração semelhante ao Fuzzy sintonizado manualmente em (Silva et al., 2007). A variável linguística de entrada *Erro* possui cinco funções de pertinência e a variável *Variação* possui duas. A variável de saída *Válvula* possui cinco funções de pertinência. A sintonia AG utiliza a mesma con-

figuração do controlador Fuzzy da Figura 3. Para a variável de entrada *Erro* define-se as seguintes funções de pertinência: $erro_A$, $erro_{AM}$, $erro_M$, $erro_{BM}$ e $erro_B$. Para a variável de entrada *Variação* as funções de pertinência são: $vari_A$ e $vari_B$. A variável de saída *Válvula* tem as funções de pertinência: $valv_A$, $valv_{AM}$, $valv_M$, $valv_{BM}$ e $valv_B$. Tais funções de pertinência são representadas por gaussianas devido à redução significativa de parâmetros de sintonia.

Neste método de sintonia fixou-se as regras produzidas manualmente de forma heurística, conforme (Silva et al., 2007) e Tabela 1, permitindo ao AG modificar os valores das funções de pertinência e o método de defuzzificação. A sintonia do método de defuzzificação foi feita introduzindo mais um parâmetro para compor o cromossomo do AG. Este parâmetro adicional, é um número inteiro que pode variar no intervalo $[1; 5]$, onde $bisector=1$, $mom=2$, $centroid=3$, $lom=4$, $som=5$.

Tabela 1: Regras implementadas manualmente para o controlador Fuzzy

Regras	
1	Se <Erro> é <Alto> então <Válvula> é <Abre-rápido>;
2	Se <Erro> é <Baixo> então <Válvula> é <Fecha-rápido>;
3	Se <Erro> é <Ideal> e <Variação> é <Incremento> então <Válvula> é <Abre-devagar>;
4	Se <Erro> é <Ideal> e <Variação> é <Decremento> então <Válvula> é <Fecha-devagar>;
5	Se <Erro> é <Baixo-ideal> e <Variação> é <Incremento> então <Válvula> é <Fecha-devagar>;
6	Se <Erro> é <Alto-ideal> e <Variação> é <Incremento> então <Válvula> é <Abre-rápido>;
7	Se <Erro> é <Baixo-ideal> e <Variação> é <Decremento> então <Válvula> é <Fecha-rápido>;
8	Se <Erro> é <Alto-ideal> e <Variação> é <Decremento> então <Válvula> é <Abre-devagar>.

O controlador Fuzzy com regras fixas possui um total de 12 parâmetros de sintonia. Desses parâmetros, 12 são provenientes das médias e desvios das funções de pertinência gaussianas, e 1 é proveniente da escolha do método de defuzzificação. Todos esses parâmetros, foram então concatenados em um único vetor de valores reais, formando assim o cromossomo de 13 parâmetros do algoritmo genético. Desta forma, a Figura 4 apresenta o resultado gráfico das funções de pertinência produzidas pelo algoritmo genético utilizando 500 gerações e uma população de 5000 indivíduos. Deve-se ressaltar também que o método de defuzzificação que mais se adequou foi o “lom”.

4.2 Controlador Fuzzy com Regras Sintonizáveis

Neste caso, também utilizou-se da mesma configuração do controlador Fuzzy, como mostra a Figura 3. Isto significa que, como no caso da sintonia do controlador Fuzzy manual e com regras fixas, tem-se como entrada as variáveis *Erro* e *Variação*, e saída a variável *Válvula*. Porém, para a variável de entrada *Erro* define-se as seguintes funções de pertinência: $erro_A$, $erro_{AM}$, $erro_M$, $erro_{BM}$ e $erro_B$. Para a variável de entrada

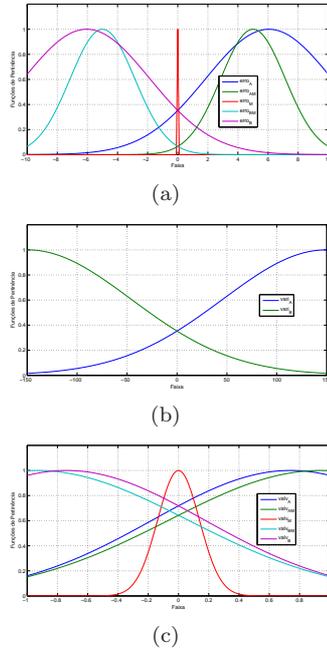


Figura 4: Funções de pertinência e variáveis linguísticas de entrada, *Erro* (a) e *Variação* (b), de saída, *Válvula* (c), para o controlador fuzzy com regras fixas geradas pelo AG.

Variação as funções de pertinência são: $vari_A$, $vari_{AM}$, $vari_M$, $vari_{BM}$ e $vari_B$. A variável de saída *Válvula* tem as funções de pertinência: $valv_A$, $valv_{AM}$, $valv_M$, $valv_{BM}$ e $valv_B$. Tais funções de pertinência, por sua vez, são representadas por funções gaussianas pela mesma justificativa anterior. O AG implementado para sintonizar o controlador fuzzy também permite a sintonia do método de defuzzificação da mesma forma descrita para o caso anterior.

Diferentemente de (Seng et al., 1998), as regras do controlador fuzzy também foram sintonizadas pelo AG. Como cada variável de entrada possui 5 funções de pertinência associadas, tem-se que o número de combinações possíveis entre tais funções é igual a 25. Isto implica que para cada combinação entre as variáveis de entrada (*Erro* e *Variação*) pode-se introduzir um parâmetro adicional para determinar qual o efeito na variável de saída (*Válvula*). Esse efeito é determinado pelas funções de pertinência da variável *Válvula*: A , AM , M , BM e B . Para implementação atribui-se um valor inteiro no intervalo [1; 5], onde $A=1$, $AM=2$, $M=3$, $BM=4$, $B=5$.

Usando esta abordagem, o controlador Fuzzy com regras sintonizáveis possui um total de 41 parâmetros de sintonia. Desses parâmetros, 15 são provenientes das médias e desvios das funções de pertinência, 1 é proveniente da escolha do método de defuzzificação e 25 são provenientes das regras. Todos esses parâmetros, foram então concatenados em um único vetor de valores reais, formando

assim o cromossomo de 41 parâmetros do AG.

Assim, a Figura 5 apresenta o resultado gráfico das funções de pertinência produzidas pelo algoritmo genético para 500 gerações e 5000 indivíduos. Deve-se ressaltar também que o método de defuzzificação que melhor se adaptou foi o “lom”.

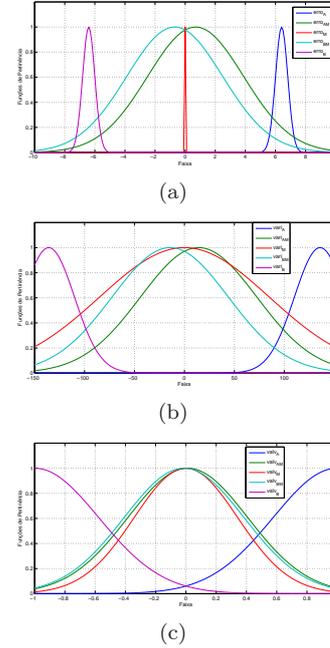


Figura 5: Funções de pertinência e variáveis linguísticas de entrada, *Erro* (a) e *Variação* (b), de saída, *Válvula* (c), para o controlador fuzzy com regras sintonizáveis geradas pelo AG.

A Tabela 2 mostra o resultado obtido pelo AG para as regras do controlador Fuzzy.

Tabela 2: Melhores regras determinadas pelo AG para o controlador Fuzzy.

Regras	
1	Se <Erro> é <A> e <Variação> é <A> então <Válvula> é <AM>;
2	Se <Erro> é <A> e <Variação> é <AM> então <Válvula> é ;
3	Se <Erro> é <A> e <Variação> é <M> então <Válvula> é <AM>;
4	Se <Erro> é <A> e <Variação> é <BM> então <Válvula> é <M>;
5	Se <Erro> é <A> e <Variação> é então <Válvula> é ;
6	Se <Erro> é <AM> e <Variação> é <A> então <Válvula> é <BM>;
7	Se <Erro> é <AM> e <Variação> é <AM> então <Válvula> é <M>;
8	Se <Erro> é <AM> e <Variação> é <M> então <Válvula> é <A>;
9	Se <Erro> é <AM> e <Variação> é <BM> então <Válvula> é <M>;
10	Se <Erro> é <AM> e <Variação> é então <Válvula> é <AM>;
11	Se <Erro> é <M> e <Variação> é <A> então <Válvula> é <A>;
12	Se <Erro> é <M> e <Variação> é <AM> então <Válvula> é ;
13	Se <Erro> é <M> e <Variação> é <M> então <Válvula> é <AM>;
14	Se <Erro> é <M> e <Variação> é <BM> então <Válvula> é <A>;
15	Se <Erro> é <M> e <Variação> é então <Válvula> é <A>;
16	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é <A> então <Válvula> é ;
17	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é <AM> então <Válvula> é <M>;
18	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é <M> então <Válvula> é ;
19	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é <BM> então <Válvula> é <A>;
20	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é então <Válvula> é ;
21	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é <A> então <Válvula> é <A>;
22	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é <AM> então <Válvula> é <BM>;
23	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é <M> então <Válvula> é <A>;
24	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é <BM> então <Válvula> é <BM>;
25	Se <Erro> é <BM> e <Variação> é então <Válvula> é <M>;

4.3 Comparação de Desempenho

A Figura 6 ilustra uma comparação dos diversos controladores implementados quanto a variações no *set-point* e distúrbio na entrada do tanque 2. Da Figura 6 (a) percebe-se que o controlador PI sintonizado utilizando o método ITAE (Campos and Teixeira, 2006) tem um sobre-sinal elevado. Todos os controladores conseguiram rastrear o *set-point* e rejeitar a perturbação na entrada do tanque 2 eficientemente. A Figura 6 (b) ilustra a variação de nível do tanque 1 para a mesma variação de *set-point*.

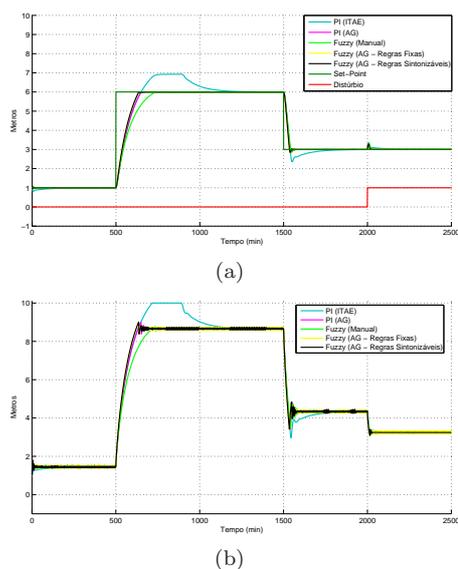


Figura 6: Diagrama comparativo dos diversos controladores implementados observando-se a resposta do tanque 2 à variação do *set-point* (a), a resposta do tanque 1 a mesma variação do *set-point* (b).

A Figura 7 mostra a atuação dos controladores na variável manipulada. Nota-se que os controladores Fuzzy produzem muitas oscilações na vazão de entrada do tanque 1. Os controladores PI usando métodos clássico e sintonizados usando AG tem uma atuação mais suave do que os controladores Fuzzy.

Para os controladores sintonizados usando algoritmo genético, pode-se realizar uma comparação observando-se a evolução da função objetivo nos melhores parâmetros de sintonia em cada geração. Tal comparação é ilustrada na Figura 8.

Nota-se da Figura 8 que os controladores ao longo das gerações conseguiram melhorar consideravelmente os seus desempenhos. Constata-se também que o controlador PI sintonizado com AG (PI AG) nas primeiras gerações é o melhor para realizar o controle, porém, no final da evolução, é superado pelo controlador Fuzzy com regras sintonizáveis. Mais uma vez, como dito anteriormente, a Figura 8 mostra apenas a evolução para uma única realização do algoritmo genético. Caso

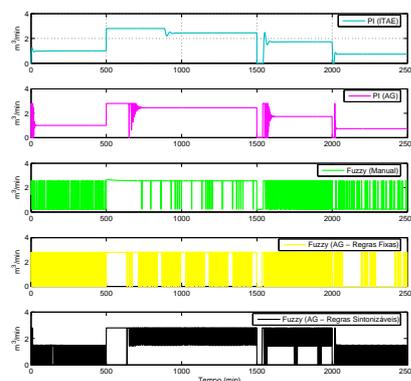


Figura 7: Variável manipulada dos diversos controladores (de cima p/ baixo): PI (ITAE), PI AG, Fuzzy manual, Fuzzy regras fixas e Fuzzy regras sintonizáveis.

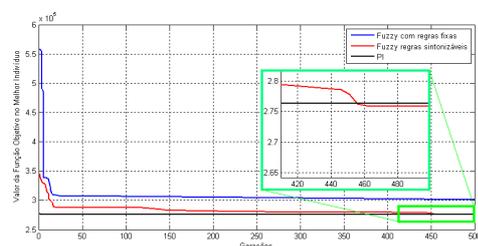


Figura 8: Comparação da evolução da função objetivo tomada nos indivíduos mais adaptados de cada geração para os controladores Fuzzy e PI.

se deseje mostrar que a convergência é garantida deve-se realizar um grande número de testes e assim calcular sua média e desvio-padrão ao longo das gerações.

Finalmente, deve-se ressaltar que o desempenho dos controladores considerando o critério *ITAE* em ordem do melhor para o pior foram: Fuzzy com regras sintonizáveis, $ITAE=275930,00$; PI sintonizado com AG, $ITAE=276320,00$; Fuzzy com regras fixas, $ITAE=301550,00$; Fuzzy manual, $ITAE=320260,00$; PI sintonizado com método ITAE, $ITAE=615770,00$.

5 Conclusões

A partir da observação dos resultados gráficos e pelo critério de desempenho *ITAE* pôde-se constatar que os controladores sintonizados com algoritmo genético se apresentaram mais aptos para solucionar o problema de controle em um sistema não-linear representado por tanques acoplados. Especificamente, o controlador Fuzzy com regras sintonizáveis foi o mais bem sucedido na tarefa de controle. Na seqüência, os controladores PI AG e Fuzzy com regras fixas apresentaram bons desempenhos. Como foi visto na Figura 6, o controlador clássico sintonizado usando o método *ITAE* permitiu um sobre sinal elevado o que produziria em

uma situação real o transbordamento do tanque 1.

Os controladores Fuzzy, em geral, introduziram oscilações bruscas na variável manipulada. Tal fato se constitui em uma desvantagem dos controladores usando lógica Fuzzy pois pode provocar um desgaste excessivo no elemento final de controle, a válvula. Propõe-se como trabalho futuro a investigação de tais oscilações levando em consideração o número de funções de pertinência dos controladores Fuzzy. Os controladores PI's clássicos e o controlador PI AG não apresentaram oscilações tão severas quanto os controladores Fuzzy devido à característica passa-baixas dos mesmos.

A viabilidade de implementação dos controladores depende fortemente do tempo gasto para sua sintonia. Os controladores clássicos são relativamente fáceis de serem sintonizados, bastando, por exemplo, realizar testes de resposta ao degrau para determinação de uma função de transferência que represente a planta a ser controlada. O tempo despendido para tal teste depende basicamente da dinâmica do processo. O controlador Fuzzy com sintonia manual, devido a sua dependência do conhecimento do especialistas, requer um tempo relativamente elevado para a sua concepção e sintonia. Nesta trabalho, gastou-se mais de 48 horas para sintonia manual do controlador Fuzzy. Os controladores sintonizados com algoritmo genético, notadamente o PI AG, o Fuzzy com regras fixas e Fuzzy com regras sintonizáveis, levaram respectivamente, 1 hora e 4 minutos, 8 horas e 5 minutos e 17 horas e 58 minutos para sintonia. Isto por si só já é uma vantagem da sintonia usando algoritmos genéticos quando comparado com o Fuzzy manual.

Os controladores clássicos possuem parâmetros de sintonia dados por relações matemáticas simples, relacionadas, por exemplo, à função de transferência obtida por testes de resposta ao degrau. A configuração de tais parâmetros pode ser feita por qualquer pessoa familiarizada com o processo e com noções básicas de controle. Já a sintonia e configuração de controladores usando métodos inteligentes requer um modelo que represente com a maior fidelidade possível a planta e que possa ser implementado em um ambiente de simulação. Isto se justifica pelo fato de que o algoritmo genético, antes da convergência, pode conduzir a planta para a instabilidade devido aos testes de parâmetros pouco adaptados. Desta forma, pode-se então partir para o ajuste *off-line* dos parâmetros do controlador inteligente e, a seguir, colocá-lo em operação garantindo a segurança e estabilidade para o processo não-linear. Assim, o pessoal responsável pela sintonia de tais controladores deve ter conhecimentos sobre modelagem e ambientes de simulação para o seu desenvolvimento e posterior aplicação.

Finalmente, pode-se concluir neste trabalho

que os sistemas inteligentes são mais adequados para o controle da planta não-linear implementada por meio de tanques acoplados do que controladores clássicos.

Agradecimentos

Este trabalho foi parcialmente financiado pela Universidade Petrobras e UERJ.

Referências

- Campos, M. C. M. M. and Saito, K. (2004). *Sistemas Inteligentes em Controle e Automação de Processos*, Editora Ciência Moderna Ltda., Rio de Janeiro, Brasil.
- Campos, M. C. M. M. and Teixeira, H. C. G. (2006). *Controles Típicos de Equipamentos de Processos*, Editora Edgard Blücher Ltda., São Paulo, Brasil.
- Holland, J. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, USA.
- Houck, C. R., Joines, J. A. and Kay, M. G. (1996). A genetic algorithm for function optimization: A matlab implementation, *ACM Transactions on Mathematical Software* pp. 1–14.
- Jabuonski, R. E. J., Ferreira, L. V., Guimarães, B. and Bauchspiess, A. (2003). Sistema de experimentação remota configurável de controle de nível de líquidos multivariável, *VI Simp. Brasileiro de Automação Industrial*.
- Nascimento, C. L. and Yoneyama, T. (2000). *Inteligência Artificial em Controle e Automação*, Edgard Blücher Ltda., São Paulo, SP, Brasil.
- Seng, T. L., Khalid, M. and Yusof, R. (1998). Tuning of a neuro-fuzzy controller by genetic algorithms with an application to a coupled-tank liquid-level control system, *International Journal of Engineering Applications on Artificial Intelligence*, Pergamon Press **11**: 517–529.
- Silva, P. R. A., Souza, A. V. and Henriques, L. F. (2007). *Lógica Fuzzy e Algoritmo Genético para o Controle de Nível em Tanques Acoplados*, Monografia de Especialização em Automação Industrial, FEN-UERJ e Universidade Petrobras.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets, *Information and Control* **8**: 338–353.
- Zuben, F. J. V. (2006). Computação evolutiva, *Technical Report CS-93-103*, DCA/FEEC/Unicamp - Caixa Postal 6101 - 13083-970.