



ANÁLISE DE DESEMPENHO DE CONTROLES CLÁSSICO E INTELIGENTE PARA UM TROCADOR DE CALOR

João Pedro Quirino Filho – joaopqf@gmail.com

Gustavo Maia de Almeida – gmaia@ifes.edu.br

Marco Antônio de Souza Leite Cuadros – marcoantonio@ifes.edu.br

Rogério Passos Pereira Amaral – rogeriop@ifes.edu.br

Instituto Federal do Espírito Santo, Unidade Serra, Coordenadoria de Automação Industrial.

Rodovia ES-010 – Km 6,5 - Manguinhos

29173087 – Serra – Espírito Santo

Resumo: *O presente artigo apresenta um paralelo entre diferentes estratégias de controle inteligente. Controladores PID são tradicionalmente os mais utilizados em controle de processos. Para sintonia a literatura apresenta diversas tabelas, contudo estas opções não apresentam desempenho satisfatório em sistemas mais complexos, com ruído e não-linearidades. Surge a necessidade de explorar alternativas para o controle desses processos. Entre elas destacam-se o controle fuzzy, neuro-fuzzy e a utilização de algoritmos genéticos para sintonia de controladores PID.*

Palavras-chave: *Neuro-fuzzy, Fuzzy, Algoritmo genético, Controladores PID.*

1. INTRODUÇÃO

A indústria sempre buscou formas de reduzir custos e aumentar a produção. Neste contexto, surge o interesse em explorar a utilização de dispositivos de automação e controle de processos mais eficientes. Como regra geral, os gastos com planejamento e implementação de tais equipamentos são diretamente proporcionais à complexidade dos processos.

Na maioria dos processos pode-se utilizar sistemas simples de controle. Esta é a principal razão da expansão dos controladores PID na indústria. Segundo (ASTROM & HAGLLUND, 2001), 90% dos controladores de processos atuais são PID's. A implementação deste tipo de controlador exige a necessidade de se realizar algumas considerações com o intuito de simplificar o modelo, tais como a linearização do sistema a ser controlado em um ponto específico.

A utilização de controladores PID em sistemas mais complexos não é recomendada, sendo em alguns casos inviável, tais como sistemas instáveis em malha aberta e multivariáveis. Para contornar este problema, surgiram vários algoritmos de controle avançados, onde o principal objetivo dessa nova metodologia era atuar em sistemas que o PID não possuía uma boa resposta ou não possa ser aplicado. Como exemplo dessa metodologia, pode-se citar o controle fuzzy (ZADEH, 1965), controle neuro-fuzzy (JANG, 1993), entre

Realização:



Organização:



**O ENGENHEIRO
PROFESSOR E O
DESAFIO DE EDUCAR**



outros.

Este trabalho foi requisito para conclusão da disciplina “Controle Inteligente” do curso de Engenharia de Controle e Automação do Instituto Federal do Espírito Santo onde foi proposta a análise de desempenho de diferentes estratégias de controle inteligente para uma planta com alto grau de não-linearidades.

A planta utilizada neste trabalho foi um trocador de calor que consiste em um dispositivo que efetua a transferência de calor de um fluido para o outro. Trocadores de calor são equipamentos largamente empregados em indústrias em geral, servindo como um básico componente para muitos processos de engenharia. A crescente preocupação da indústria em melhorar processos, minimizar custos, e fazer uso racional de energia serve como motivação em especial para a otimização e controle desses equipamentos.

O presente trabalho está dividido em sete seções. Na seção 1 foi apresentada a introdução do trabalho, na seção 2 será mostrado um detalhamento do trocador de calor. Seção 3 será mostrado o controlador fuzzy, na seção 4 será mostrado o algoritmo neuro-fuzzy, na seção 5 será mostrado o algoritmo genético. Na seção 6 serão apresentados os resultados obtidos e na seção 7 serão mostradas as conclusões e proposta de trabalhos futuros.

2. DESCRIÇÃO DO PROCESSO

Trocadores de calor são equipamentos utilizados para a alteração da temperatura de um fluido de um determinado processo. Em geral são formados por um conjunto de tubos no interior de um duto por onde escoam o fluido do processo. No interior dos tubos escoam o fluido de temperatura manipulada. Através da troca de calor entre os dois fluidos é possível controlar a temperatura do processo. A Figura 1 mostra um exemplo de trocador de calor.



Figura 1: Trocador de Calor Tipo Tubo.

2.1. Modelo da Planta

O experimento proposto é formado por um circuito fechado de tubos com um tanque de acumulação de fluido. Uma bomba é responsável por impor o fluxo do fluido de processo no loop. As trocas de calor são realizadas no interior do tanque. Para isto, um banho térmico controla a temperatura do fluido manipulado, e este circula através de uma serpentina no interior do tanque.

A planta de temperatura possui característica não linear. O reservatório do fluido manipulado e a planta são abastecidos com água. Isto limita a faixa de temperatura entre um



valor mínimo que não permita o congelamento da água (aproximadamente 10 °C) e o valor máximo que evite a cavitação após a bomba (aproximadamente 90 °C).

O procedimento de operação padrão consiste em controlar a temperatura do fluido de processo em valores em torno de 40 °C. Os valores iniciais de temperatura são condizentes com a temperatura ambiente no início de operação, isto é, o fluido aquecedor e o fluido aquecido estão à temperatura ambiente. A partir do início de operação, o banho térmico atua na temperatura do fluido manipulado alterando por consequência a temperatura do fluido de processo. O esquemático da planta utilizada pode ser visto na Figura 2.

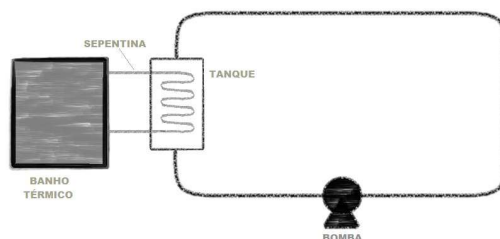


Figura2: Esquemático da Planta

A temperatura ambiente é controlada grosseiramente por um sistema de refrigeração, podendo variar entre 17 e 27°C.

2.2. Modelo Matemático

Em sistema térmico, a quantidade de energia transferida pode ser estimada a partir do coeficiente de transferência térmica global (INCROPERA, 2006). Consideramos aqui que a serpentina é um tubo de paredes com espessura desprezível e é feita de material com elevada condutividade térmica, ou seja, não influencia na troca de calor. Além disto, o fluxo em seu interior tem perfil turbulento. Nestas condições, pode-se encontrar o coeficiente de transferência de calor pela Equação 1:

$$h = \frac{k_w}{D_H} Nu \quad (1)$$

k_w é a condutividade térmica do fluido e D_H o diâmetro hidráulico e Nu é dado pela correlação de Dittus-Boelter (DITTUS, 1966), Equação 2.

$$Nu = 0.023 * Re^{0.8} * Nu^{0.4} \quad (2)$$

Sendo Re o número de Reynolds, calculado pelos valores de densidade e viscosidade do fluido, diâmetro característico da tubulação e velocidade de escoamento Equação 3.

$$Re = \frac{\rho v D}{\mu} \quad (3)$$

A taxa de transferência de calor pode ser calculada pela Equação 4:



$$Q = hA(T_{i1} - T_{i2}) \quad (4)$$

Onde: A é a superfície de troca térmica e T_i a temperatura de entrada dos fluidos.

Com estes valores é possível estimar a temperatura do fluido de processo na saída do trocador de calor pela relação de transferência térmica global Equação 5.

$$T_o = T_i + \frac{Q}{mc_p} - P \quad (5)$$

onde, m é a vazão mássica do fluido, c_p o calor específico do fluido e P a perda de calor para o ambiente externo.

2.3. Implementação Computacional

Com as equações de modelagem foi possível simular o sistema em ambiente computacional. A Figura 3 apresenta os blocos do sistema.

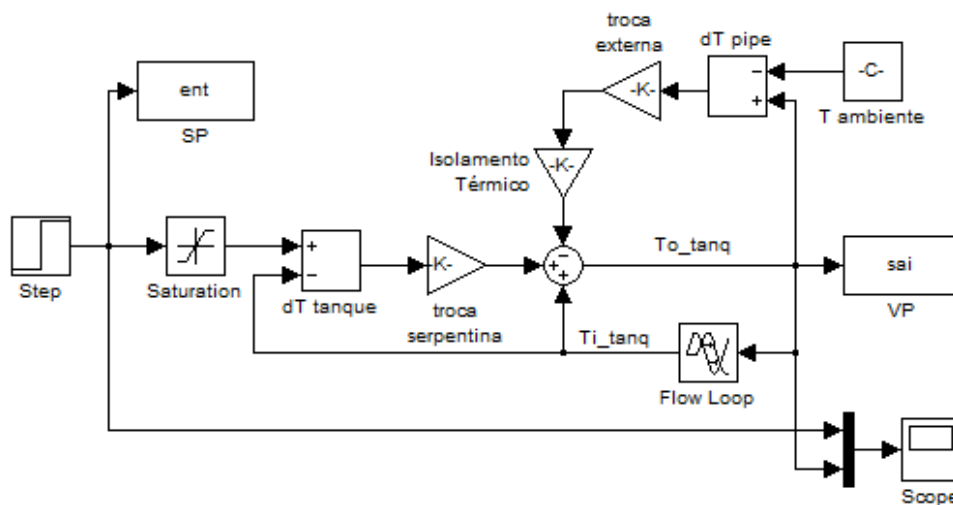


Figura 3: Diagrama em Blocos do Modelo Analítico Apresentado

A entrada do sistema é a temperatura desejada. As perdas de calor para o ambiente externo a tubulação também são calculadas. Ao aplicar uma entrada degrau em malha aberta pode-se notar a contribuição negativa das perdas de energia térmica para o ambiente (Figura 4).

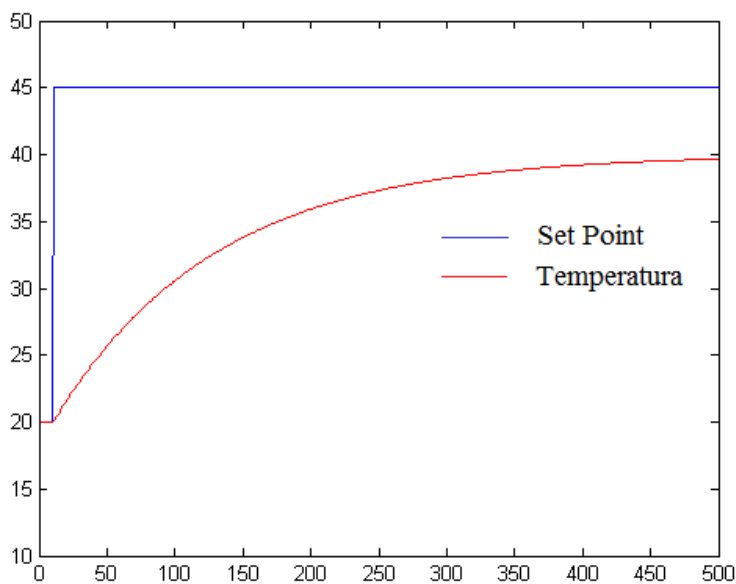


Figura 4: Degrau em Malha Aberta

3. CONTROLE FUZZY

O controle fuzzy não necessita de um modelo analítico completo do processo. Ele calcula as suas ações em função de uma base de conhecimento heurística de como se deve controlar este processo, que por sua vez pode ser complexo, mal conhecido (modelos imprecisos) e incerto (BERENJI, 1993).

Este controle é na realidade não linear entre as variáveis de entrada e de saída, que reflete os conhecimentos que os operadores e/ou engenheiros possuem da operação deste processo. Portanto, esta tecnologia pode tirar proveito e valorizar a experiência de uma companhia na operação de um determinado processo, automatizando esta operação.

Uma arquitetura geral para um controlador fuzzy é mostrado na Figura 5. Os principais elementos são a fuzificação, a base de regras e a defuzificação.

A *fuzzification* é o processo de designar ou calcular um valor para representar o grau de pertinência de uma entrada, em um ou mais grupos qualitativos, chamados conjuntos fuzzy. Um exemplo de entrada do sistema é a Temperatura sendo o conjunto fuzzy definido por: fria, fresca, morna e quente.

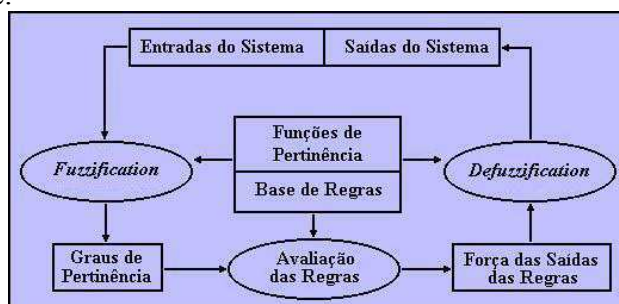


Figura 5: Arquitetura Básica de um Controle Fuzzy

A base de regras serve para governar o comportamento do sistema, o engenheiro desenvolve um conjunto de regras que têm a forma de declarações Se-Então. A parte Se,



contém uma ou mais condições chamadas antecedentes; a parte Então contém uma ou mais ações chamadas consequentes. Os antecedentes das regras correspondem, diretamente, aos graus de pertinência calculados durante o processo de *fuzzification*.

A avaliação das regras são computadas baseando-se nos valores dos antecedentes e então designadas às saídas difusas das regras.

A *defuzzification* é a conversão de um número fuzzy para um valor escalar que será aplicado ao processo.

4. CONTROLE NEURO-FUZZY

Pode-se definir um sistema neuro-fuzzy como um sistema fuzzy que utiliza um algoritmo de aprendizado derivado ou inspirado na teoria das redes neurais para determinar seus parâmetros (subconjunto e regras fuzzy). Através do processamento de amostras de dados.

Uma estrutura neuro-fuzzy pode ser visto como uma rede neural de várias camadas. Por exemplo, uma camada representa as variáveis de entrada, a camada intermediária representa as regras fuzzy e uma terceira camada representa a camada de saída.

Assim, os controladores neuro-fuzzy combinam a capacidade de aprendizagem das redes neurais com a capacidade de raciocínio dos sistemas fuzzy. Dessa forma, elas formam uma estrutura que atualiza seus parâmetros em função de uma relação entrada-saída desejada.

A estrutura do controlador neuro-fuzzy utilizada é mostrada na Figura 6. Ela é dividida em 3 partes: premissa, consequente e decodificação.

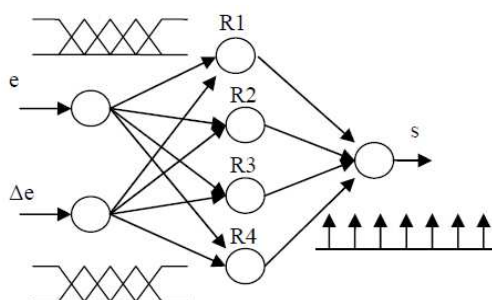


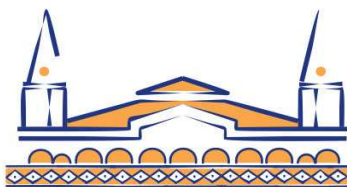
Figura 6: Paralelo entre Controladores Fuzzy e Redes Neurais (Neuro-Fuzzy)

5. ALGORITMOS GENÉTICOS

O algoritmo genético (AG) foi introduzido por (HOLLAND, 1992) e é um algoritmo de busca e otimização baseado no mecanismo da seleção natural de Darwin e na genética de Mendel. O AG realiza procedimentos de busca no espaço das soluções viáveis, utilizando regras probabilísticas para combinar soluções a fim de obter melhorias de qualidade.

O AG difere dos procedimentos de busca tradicionais principalmente por não trabalhar com apenas um ponto, mas com um conjunto destes, e por utilizar a função de otimização isoladamente, sem a necessidade de derivadas ou outros cálculos auxiliares (GOLDBERG, 1989).

O AG avalia um conjunto de soluções e, posteriormente combina mecanismos de valorização das soluções mais adaptadas ao objetivo em questão, com estruturas de



combinação e reprodução. Assim, um novo conjunto de soluções são criadas utilizando informações das soluções avaliadas anteriormente.

A literatura de engenharia de controle apresenta aplicações do AG em uma extensa faixa adaptativo e robusto (JIN et al, 2005; GOLDBERG & DAS, 1988).

A configuração básica de um AG pode ser visto na Figura 7.

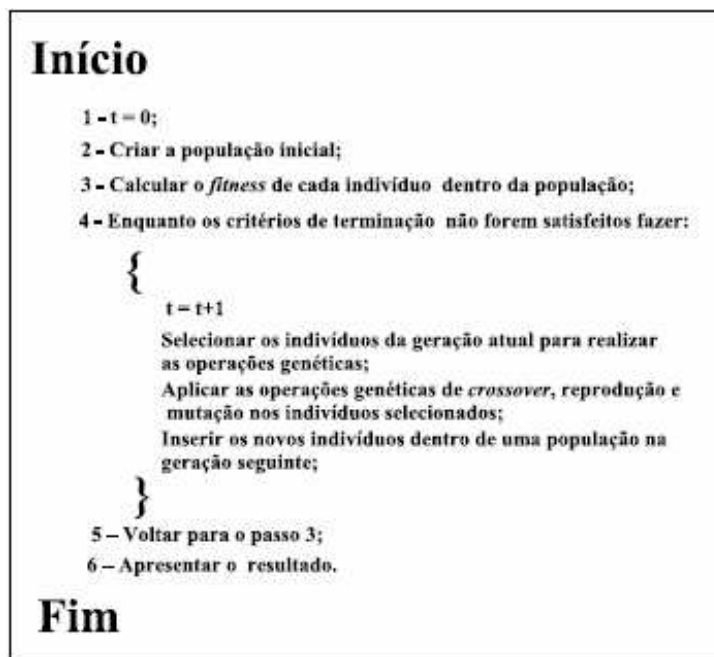


Figura 7: Configuração Básica de um AG

5.1. AG Sintonizando um Controlador PID

Os controladores PID são os mais utilizados na indústria devido a sua simplicidade e eficiência quando aplicados em processos lineares ou não lineares em uma determinada faixa (ASTROM & HAGLLUND, 2001). Sua Equação característica pode ser vista na Equação 6.

$$MV(t) = K_p \left(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \frac{d}{dt} PV(t) \right) \quad (6)$$

Onde: K_p é o ganho proporcional, K_d o ganho derivativo e K_i o ganho integral. O desempenho dos controladores PID, depende dos valores desses parâmetros, onde se encontra na literatura, vários métodos de sintonia de controladores PID (MASSA, 2006). Neste trabalho, será usado AG para a sintonia dos controladores PID.

A aplicação do AG para a sintonia do PID é feita da seguinte maneira: primeiramente, deve-se fornecer o modelo do processo. Em seguida definem-se os parâmetros necessários para a execução do AG tais como: tamanho da população, número de gerações, taxa de crossover e a taxa de mutação, o tipo de função fitness considerada e o critério de seleção. Feito isto, serão criados 100 indivíduos aleatoriamente por AG, sendo que cada indivíduo terá o formato: [$K_p K_i K_d$].



Estes indivíduos serão colocados dentro da equação do PID e, após executar a simulação, são classificados de acordo com a integral do quadrado do erro.

O AG irá separar os melhores e os piores indivíduos, de acordo com o valor apresentado pela função *fitness* de cada um.

Seguindo, o AG irá fazer a evolução da espécie através da realização das operações de crossover e mutação. O AG irá executar um loop de 30 gerações, onde ao final deste, irá apresentar o melhor indivíduo.

6. RESULTADOS

Nesta parte do trabalho, serão apresentados alguns resultados da aplicação das técnicas de controle apresentadas anteriormente em um trocador de calor, onde o controle será feito na faixa de 35° e 45° que é a região de interesse.

6.1. Controle Fuzzy

O controlador fuzzy escolhido possui duas entradas (valor desejado e erro) com 5 funções de pertinência cada e a saída (temperatura do banho térmico) também com 5 funções de pertinência. Foi criado um conjunto de 25 regras. As Figuras 8 e 9 apresentam as funções de pertinência (MF's) do controlador fuzzy.

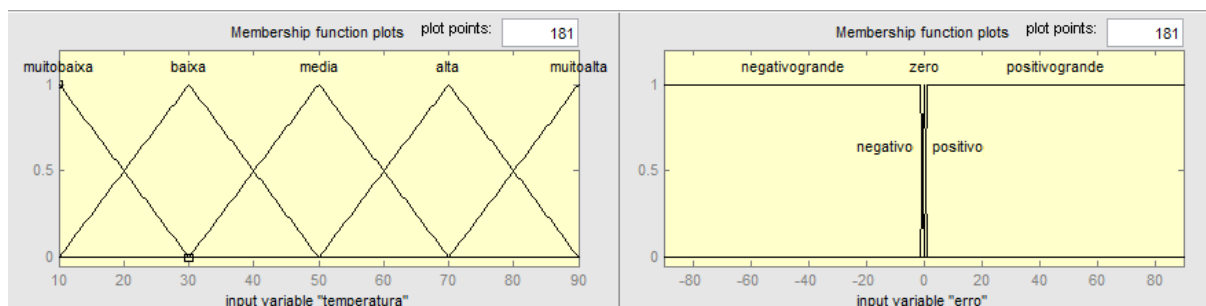


Figura 8 - MF's de entrada – temperatura e erro.

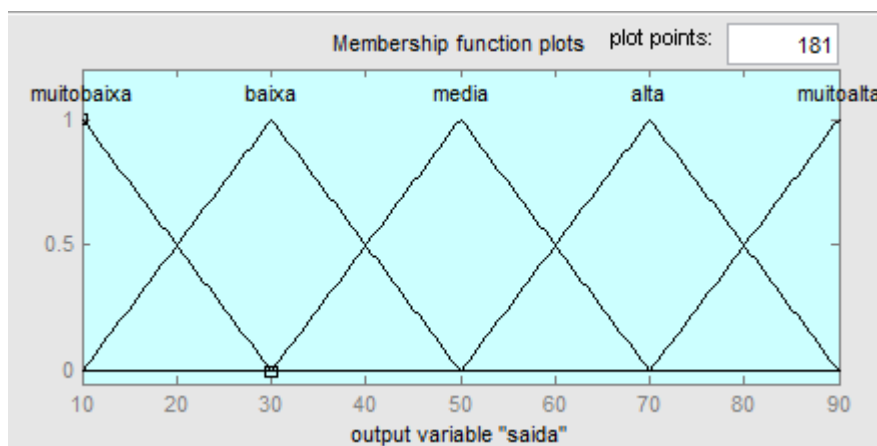


Figura 9: MF de saída.

A resposta apresentada pelo controle fuzzy pode ser vista na Figura 10.

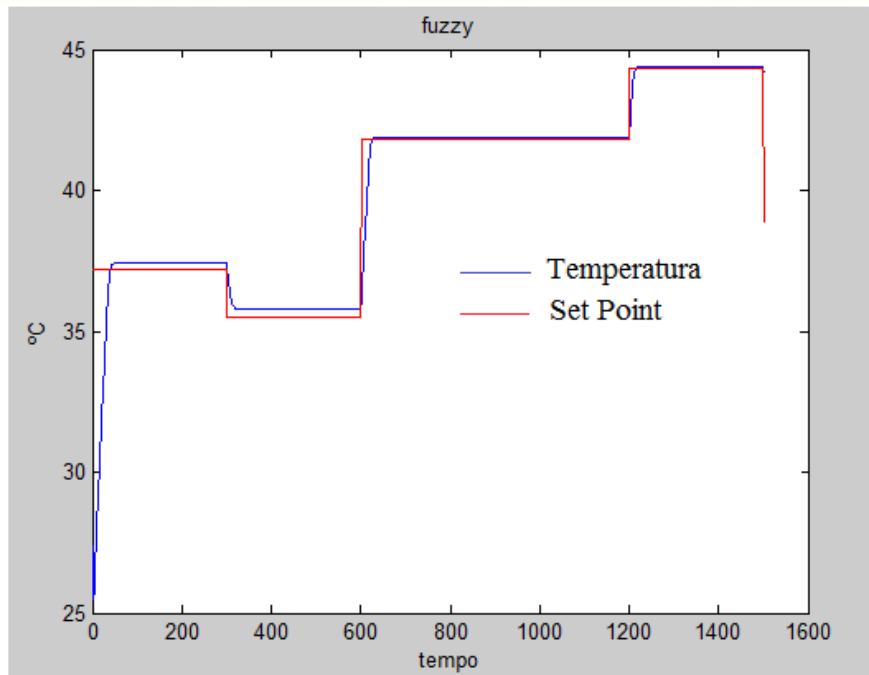


Figura 10: Resposta do Controlador Fuzzy

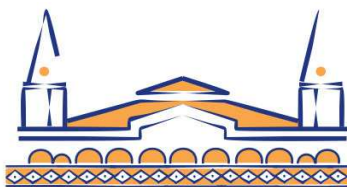
6.2. Controle Neuro-Fuzzy

Para o controle da planta foi escolhida a configuração com duas entradas, a saber, o erro e a variação do erro. Feito um modelo com 5 funções de pertinência triangulares para cada entrada, e saída linear. A Figura 11 apresenta os dados de validação do treinamento do controle neuro-fuzzy.



Figura 11: Dados de Validação do Controle Fuzzy

O editor Anfis recebeu uma amostra de 7500 valores (entrada, erro, variação do erro). Estes valores foram gerados aleatoriamente formando uma sequência de 25 degraus. Metade



dos valores foram utilizados para treino e a outra metade para checking. Foram testadas diferentes estratégias de parametrização.

6.3. PID Genético

A sintonia do controlador PID por AG apresentou os seguintes valores: $K_p=91.7194$, $K_i=0.3183$ e $K_d=2.7692$. A Figura 12 apresenta a resposta apresentada pelo controlador PID sintonizado por AG na faixa de temperatura de interesse.

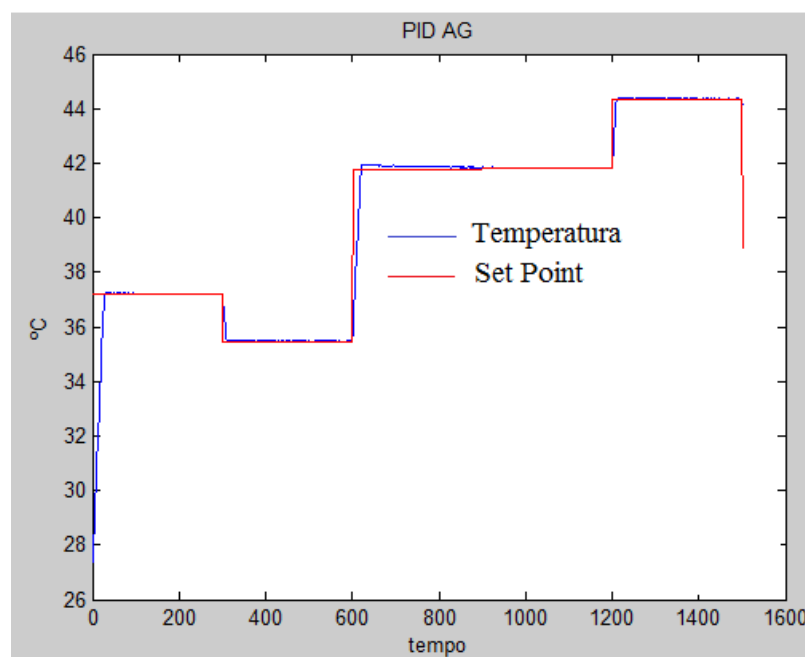


Figura 12: Resposta Apresentada por PID Genético

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A sintonia proposta de controlador PID via AG apresenta resposta satisfatória para valores de temperatura na faixa de 32 a 43° C sob condição padrão de funcionamento. Contudo, devido às não-linearidades da planta, constatamos não ser a melhor estratégia em outras regiões, apresentando valores significativos de *off-set* e tempo de assentamento. Também não é consistente a variações de parâmetros secundários (temperatura ambiente, reologia dos fluidos, etc).

O controlador fuzzy necessita de um conjunto mais complexo de regras para a operação da planta em toda a faixa de controle. Contudo a implementação de tal controlador requer hardware com maior poder de processamento. O controlador neuro-fuzzy se tornou inviável devido à demasiada dificuldade de parametrização para este caso.

7. REFERÊNCIAS / CITAÇÕES

ASTROM, K. J.; HAGGLUND, T. "The future of pid control". Control engineering practice, 2001



BERENJI, H.R., Neural Networks for Fuzzy Logic Inference. Second IEEE International conference on Fuzzy Systems, San Francisco, CA, 1993.

DITTUS, S.S. Kutateladze, BORISHANSKII, V.M., A Concise Encyclopedia of Heat Transfer, Pergamon Press, 1966

INCROPERA, DeWitt, Bergman e Lavine. Fundamentos de Transferência de calor e massa, 6ª ed., 2006.

GOLDGERB, Davi E; Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Adison Wesley. Ann Arbor 1989.

GOLDBERG, D. E., DAS, R.; Discrete Time Parameters Estimation with Genetic Algorithm. In Proceedings of the 19th Annual Pittsburg Conference on Modeling and Simulation, California USA, 1988.

HOLLAND, John Henry; Adaptation in Natural and Artificial Systems. MIT Press, Boston MA, 1992.

JANG, J. S. Roger, ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system, Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on 23 (3), 665-685, 1993.

JIN, Y., WEI, W., MAN, K.F., WANG, H., KWONG, S.; Multi-Objective hierarchical Genetic Algorithm for Interpretable Fuzzy Rule based knowledge extraction. Fuzzy Sets and Systems, 2005.

MASSA, Mario Cesar M.; TEIXEIRA, Herbert Campos Gonçalves. Controles Típicos de Equipamentos e Processos Industriais. Editora Edigard Blucher, 416 p. 2006.

ZADEH, Lotfi A. ("Fuzzy Sets", Information and Control, Vol. 8, pp. 338-353), 1965



PERFORMANCE ANALYSIS OF CLASSIC AND INTELLIGENT CONTROLS FOR A HEAT EXCHANGER

Abstract: *This paper presents a comparison between different strategies of intelligent control. PID controllers are traditionally the most widely used in process control. The literature contains several tables to tune the control, but these options do not show satisfactory performance in more complex systems with noise and nonlinearities, arising the need to explore alternative ways to control these processes. Among them are fuzzy control, neuro-fuzzy and use of genetic algorithms for tuning PID controllers.*

Key-words: *Neuro-fuzzy, fuzzy, genetic algorithm, PID controllers.*