

AVALIAÇÃO DO PROJETO DE UM CONTROLADOR FUZZY APLICADO A UMA PLANTA DE NÍVEL HART COM DINÂMICA ASSIMÉTRICA

LETÍCIA H. DE MOURA¹, MARLON J. DO CARMO¹.

1. Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG) Campus III
36700-000 Leopoldina, MG, BRASIL

E-mails: letismoura@gmail.com, marloncarmo@ieee.org

Abstract— This study is the result of a fuzzy control application in order to improve the fluid level control performance in a Didactic Plant located at CEFET-MG lab. Using the software MATLAB/SIMULINK, the method validation was done and the real curve process was approximated by Bröida's three parameter model. Finally, this paper also shows a computational effort analysis which is compared with the fuzzy logic efficiency.

Keywords— Advanced Control, Fuzzy, Didactic Plant, Fluid Level Control.

Resumo— Este trabalho é o resultado de uma aplicação de controle fuzzy com o objetivo de melhorar o desempenho de um sistema de nível em uma Planta Didática da SMAR presente no laboratório do CEFET-MG. Para validação do método foi feita a simulação utilizando o *software* MATLAB/SIMULINK onde a curva real foi aproximada através de um modelo a três parâmetros de Bröida. Ao final do trabalho é mostrada também uma análise do esforço computacional comparado com a eficiência da lógica nebulosa.

Palavras-chave— Controle Avançado, Fuzzy, Planta Didática, Controle de Nível.

1 Introdução

Devido aos seus benefícios econômicos, tais como projeto integrado, flexibilidade, melhor controle de qualidade e requerimentos da economia de energia, o número de aplicações do controle avançado cresce a cada dia. Dentre esses controles, destaca-se a partir da década de 80 sistemas que utilizam os conjuntos nebulosos, ou *fuzzy*. Isso se deve às vantagens da sua utilização, pois podem trabalhar com entradas contendo informações imprecisas; boa resposta mesmo a processos complexos, com comportamento não linear, ordem elevada e atraso de transporte; e possibilitam a inclusão da experiência de especialistas através das regras linguísticas (Coelho et al., 2003).

Ferreira Júnior (2009) apresenta a importância crescente desse tipo de controle e mostra como várias empresas utilizam seus benefícios para tecnologias presente no mercado atual. Bons exemplos são a prevenção de grandes variações da temperatura nos ar condicionados da Hitachi e Sharp, nos freios antibloqueio da Nissan, na transmissão dos carros da Honda e Nissan e até no ajuste da força e estratégia de cozinhar dos fornos de microondas da Hitachi, Sanyo, Sharp e Toshiba, dentre outras aplicações.

Este trabalho descreve a utilização da Planta Didática SMAR como meio de aplicação de novas técnicas de controle em um processo não linear e similar aos encontrados na indústria. Diferente das técnicas mais abordadas nas disciplinas de controle (Oliveira et al., 2011), onde é assumido o sistema como linear ou aproximadamente linear em torno de um ponto de operação, o controle inteligente busca novas alternativas para ir além dessa barreira e criar uma operação mais robusta e confiável.

O ensino de controle automático e instrumentação requerem práticas de laboratório nas quais é possível aproximar os conceitos estudados da sua aplicação na indústria. A Planta Didática SMAR permite demonstrar experimentalmente operações de diversas malhas de controle utilizando os mesmos equipamentos e ferramentas desenvolvidos para a aplicação em controle industrial. O uso da tecnologia OPC (<http://www.opcfoundation.org>) possibilitou integrar as operações da planta ao *software* MATLAB, onde a ação de controle é gerada.

A Planta Didática presente no laboratório do CEFET-MG Campus III é uma planta de processo contínuo composta por três tanques, cinco transdutores HART, duas bombas de partida direta, duas válvulas controladoras, uma resistência de imersão, um painel de operação local e um CLP modelo LC700 do fabricante SMAR. Nela, não há o objetivo do processo de produção de nenhum produto, possui caráter apenas experimental. A planta é mostrada na Figura 1.



Figura 1. Planta Didática SMAR

Essa planta é monitorada e operada através de um computador e um *software* de supervisão, que efetua a aquisição de dados dos equipamentos da planta, podendo também atuar nos seus valores internos e nos modos operacionais das malhas de controle. Ela possui três variáveis de processo que podem ser controladas: nível, vazão e temperatura; Possui três tipos de atuadores: bombas d'água, válvulas controladoras de vazão resistências de imersão. Este trabalho utiliza apenas o controle de nível.

O protocolo de comunicação utilizado é o HART que foi desenvolvido pela Fischer Rosemount na década de 80 para facilitar a comunicação com instrumentos de campo inteligentes. Esse protocolo possibilita a comunicação digital bidirecional em instrumentos inteligentes de campo sem interferir no sinal analógico de 4-20mA, estes podem ser transmitidos simultaneamente na mesma fiação e ao mesmo tempo.

Neste trabalho é utilizada a interface de comunicação OPC para realizar a comunicação entre o CLP SMAR LC700 e o *software* que realiza a identificação e o controle da planta. Neste caso, o cliente OPC é o *software* MATLAB/SIMULINK, que lê e escreve valores diretamente da saída e da entrada periférica do servidor OPC, que é a TAG List fornecida pela SMAR.

2 Obtenção da curva de reação e levantamento do modelo a três parâmetros

Para adquirir a curva de reação é necessário, antes de tudo, ajustar a válvula de saída do tanque de forma que alcance um equilíbrio e este não encha muito rápido ou o contrário, impossibilitando que se adquira a curva de nível. Isso é necessário, porque para que o sistema forme a curva e estabilize é preciso que a quantidade de água que entra iguale em certo nível com a quantidade de água que sai do tanque. À medida que a água no tanque sobe, aumenta a pressão de saída na parte de baixo no tanque. Essa pressão irá aumentar até equilibrar com a entrada do tanque. Este é o ponto considerado como ponto de equilíbrio do nível para dada abertura da válvula de entrada.

O MATLAB possui um toolbox chamado OPC, que permite que ele se conecte ao servidor OPC da planta HART. O SIMULINK tem a facilidade de já possuir os blocos funcionais da interface OPC, bastando somente configurá-lo para utilizá-lo na comunicação.

Neste trabalho, são utilizados 3 blocos da OPC toolbox:

- *OPC Configuration*: é utilizado para configurar o servidor OPC que será utilizado. No caso da planta HART é o "Smar.LC700Server".
- *OPC Read*: é utilizado para ler a variável de uma entrada analógica ou digital, como, por exemplo, um sensor de nível, de vazão, etc.

- *OPC Write*: é utilizado para escrever uma variável em uma saída analógica ou digital, como, por exemplo, uma válvula de controle, uma bomba, etc.

A malha mostrada na Figura 2 foi desenvolvida no SIMULINK e empregada para adquirir a curva de reação de nível da planta HART. Para isso foi utilizado o bloco *OPC Configuration*, onde foi selecionado o servidor da planta HART *Smar.LC700 Server*, o bloco *OPC Write*, onde foi selecionada a tag da válvula de controle da entrada do tanque que é SA010.00 e foi selecionado um bloco de constante ligada ao bloco *Write*, onde se escolhe o valor de abertura da válvula, que varia de 0 (0%) a 10.000 (100%), já que o valor é analógico. Além disso, foi utilizado também o bloco *OPC Read*, onde foi selecionada a tag do sensor de nível, que é EA003.02 e ligado a ele foi colocado um *Scope* para visualizar a curva e salvá-la. Dessa forma, ao iniciar a simulação da malha, escolhe-se o valor de abertura da válvula que se deseja (no caso, da simulação realizada o valor escolhido foi 10.000, ou seja, 100% da válvula foi aberta) e através o bloco *Write* esse valor é enviado para a válvula da planta. Inicia-se então o enchimento do tanque de aquecimento, e através do sensor de nível selecionado no bloco *Read* é possível acompanhar a curva de reação pelo *Scope* até o nível alcançar a estabilidade.

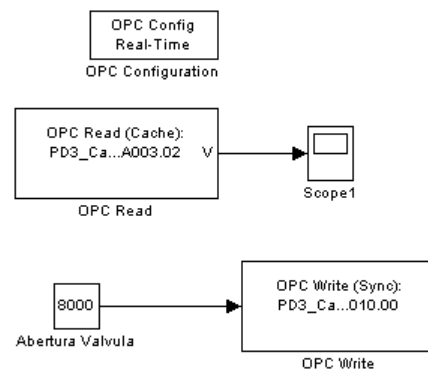


Figura 2. Disposição dos blocos no SIMULINK para obter a curva de reação a malha aberta.

A curva de reação obtida está representada pela Figura 3.

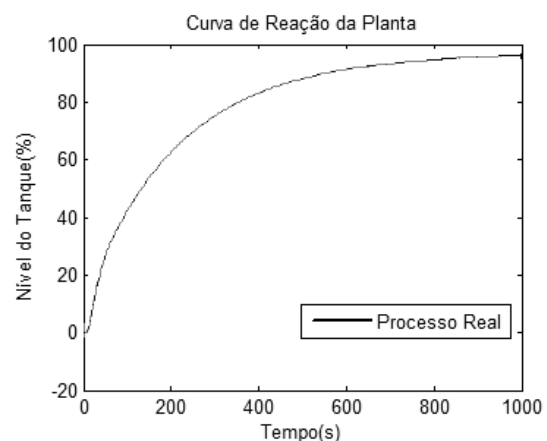


Figura 3. Curva de reação da planta a malha aberta

Através da Figura 3 observa-se que o processo apresenta características dinâmicas assimétricas, ou seja, um crescimento rápido no início e mais lento na medida em que se aproxima do estado estacionário. Este processo com característica dinâmica assimétrica é previsto pela academia e proposto por Kheir (1996). Além disso, outra não linearidade presente é o atraso de transporte.

O método de identificação utilizado aplicado à curva de reação da planta de nível foi o método de Bröida. Com a utilização do método, foi obtido um modelo a três parâmetros (θ , τ e K). O atraso de transporte (θ) será obtido através de análise visual da curva de reação da planta de nível, e o ganho (K) e a constante de tempo (τ) serão obtidos através das simulações realizadas. O método de identificação foi modificado para que fosse possível realizar a identificação da Planta Didática. O atraso de transporte utilizado foi igual a 2,5, pois o valor de θ simulado é negativo, devido a característica do processo de ter uma subida inicial rápida e um tempo mais lento para estabilizar.

No método de Bröida (Bouamama, 1998), os parâmetros θ , τ e K de sistema de primeira ordem com atraso de transporte são determinados utilizando-se dois pontos da curva de reação conforme gráfico da Figura 4:

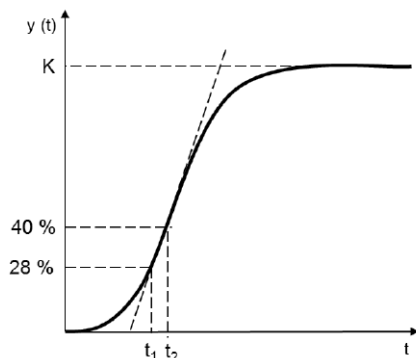


Figura 4. Curva de Reação com os parâmetros para o Método de Bröida

Sendo que:

$$\tau = 5,5(t_2 - t_1) \quad (1)$$

e

$$\theta = 2,8t_1 - 1,8t_2 \quad (2)$$

Os três parâmetros obtidos para o sistema de primeira ordem com atraso de transporte foram: $\theta = 2,5$; $K = 96$ e $\tau = 198$.

Resultando na função de transferência:

$$G(s) = \frac{96e^{-2,5s}}{198s + 1} \quad (3)$$

Na Figura 5, observa-se sua resposta a uma entrada degrau comparada a do processo real (curva de reação da planta de nível).

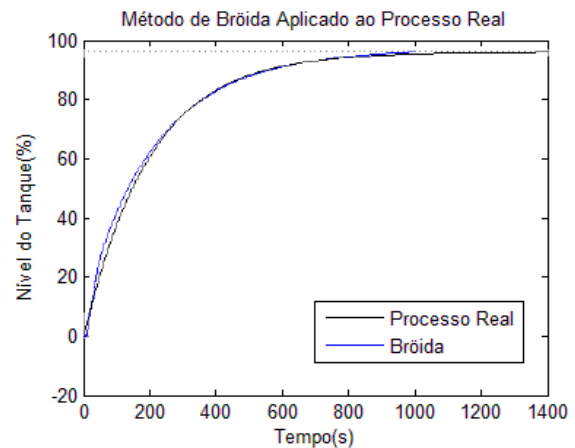


Figura 5. Resposta do método de Bröida aplicado a um processo real

O modelo obtido é adequado para o projeto de controladores PID convencionais, baseados em métodos tais como Ziegler e Nichols. Porém, testes realizados em trabalhos anteriores, utilizando tais regras, na mesma planta, produziram respostas muito lentas e com oscilações em regime permanente e sobrelevação acima de 20%.

3 Controle fuzzy

Na metodologia convencional de controle o processo a ser controlado é modelado através da identificação de sistemas onde é mesmo tido como linear ou aproximadamente linear. É então obtido um conjunto de equações diferenciais cuja solução fornece os parâmetros necessários ao controlador como sobre-sinal, tempo de acomodação e amortecimento. Para processos com características altamente não lineares, como o proposto por este trabalho, o projeto de controladores pode não fornecer respostas satisfatória.

O controle inteligente *fuzzy* foca-se no comportamento do ser humano ao lidar com um conjunto de circunstâncias e é então o operador que é identificado enquanto ele controla o sistema (Simões et al., 2007). Desta forma não é preciso ter o modelo matemático do sistema a ser controlado, isso facilita porque sistemas não-lineares não possuem uma regra ideal para soluções analíticas e precisam ser linearizados em torno de um ponto de operação. Outra grande restrição aplicada a modelos matemáticos é que as variáveis são assumidas como invariante no tempo e na realidade a maioria dos processos se alteram ao se modificar a temperatura e pressão, por exemplo, além de poder ocorrer deterioração dos componentes envolvidos. Em contrapartida se fossem incluídas todas as variáveis relevantes ao processo, o modelo matemático se tornaria extremamente complexo para ser elaborado e compreendido.

O princípio da incompatibilidade descrito por Zadeh diz que “Conforme a complexidade de um sistema aumenta, nossa habilidade de fazer afirmações precisas e significativas sobre seu comporta-

mento diminui, até um limiar em que a precisão e relevância tornam-se praticamente características mutuamente exclusivas”. Ou seja, para processos de alta complexidade a precisão matemática perde seu significado.

Existe um grande descompasso entre a capacidade de uma máquina solucionar um problema e a forma criativa dos seres humanos de pensar. Máquinas lidam com informações precisas, binária enquanto pessoas raciocinam de forma incerta e imprecisa. A possibilidade de fazer com que sistemas possam também pensar de forma difusa e imprecisa o tornaria mais inteligente. Baseado nessa teoria foi criada na década de 1960 por Lofti A. Zadeh a lógica nebulosa ou *fuzzy*. Seu primeiro trabalho (Zadeh, 1965) foi motivado pelo fato de que os recursos tecnológicos eram incapazes de solucionar situações ambíguas nas quais a lógica booleana não podia ser aplicada. Esses processos muitas vezes se definem melhor por palavras ou expressões humanas do que pela matemática.

O conhecimento humano é utilizado através de regras do tipo SE <condição>, ENTÃO <controle> e a estrutura do sistema nebuloso é mostrado na Figura 6.

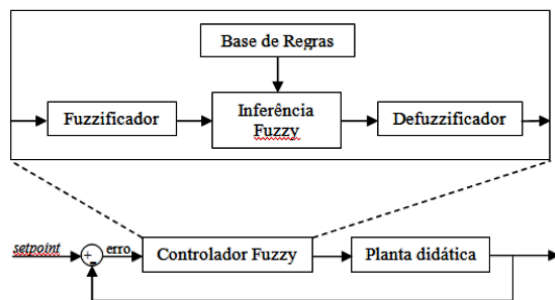


Figura 6. Sistema de controle fuzzy.

O controlador *fuzzy* foi projetado com o auxílio do software MATLAB que já possui um *toolbox* sobre o assunto, é o *FIS Editor*. Através dessa ferramenta é possível editar as funções de pertinência, adicionar e remover entradas e saídas e determinar a base de regras que é constituída de regras de inferência estabelecidas a partir da operação do processo de nível.

Simões (2007) sugere duas entradas para serem feitas o controle: o erro e a variação do erro. Foi realizado então o projeto de um controlador *fuzzy* utilizando essas duas entradas e a saída enviado um valor para modificar a abertura da válvula.

Na prática o controlador utilizou funções de pertinência triangulares e o método de defuzzificação por centroide. Após várias simulações e alterações nas funções de pertinência e nas regras não se obteve um resultado satisfatório. O principal motivo observado para a falha do projeto é a dinâmica assimétrica da malha de nível, essa não simetria ocorre porque conforme a quantidade de água no tanque aumenta, o peso da coluna de líquido faz com que a vazão de saída acresça. Tendo observado isso, foi proposto um segundo projeto modificando uma das entradas. Em

vez de se utilizar a variação do erro, a segunda entrada do controlador foi definida como a própria altura desejada para a coluna de água no tanque. Isso permitiu que as ações de controle variassem de acordo com o *setpoint*.

Seguindo essa ultima abordagem, foi realizado o controle *fuzzy* utilizando duas variáveis de entrada: erro e *setpoint*. A variável de saída utilizada é o valor de abertura da válvula. Funções de pertinência são funções numéricas gráficas ou tabuladas que atribuem valores de pertinência *fuzzy* para valores discretos de uma variável, em seu universo de discurso. As funções de pertinência utilizadas nesse controle são mostradas na Figura 7 abaixo. Nela, as variáveis linguísticas utilizadas dentro da faixa de valores mostrada são, para o erro, negativo muito grande (NMG), negativo grande (NG), negativo médio (NM), negativo pequeno (NP), zero (ZE), positivo pequeno (PP), positivo médio (PM), positivo grande (PG) e positivo muito grande (PMG); para a entrada (ou *setpoint*), muito pequena (MP), pequena (PE), média (ME), grande (GR), muito grande (MG); e, para a válvula, negativa grande (NG), negativa média (NM), negativa pequena (NP), zero (ZE), positiva pequena (PP), positiva média (PM) e positiva grande (PG).

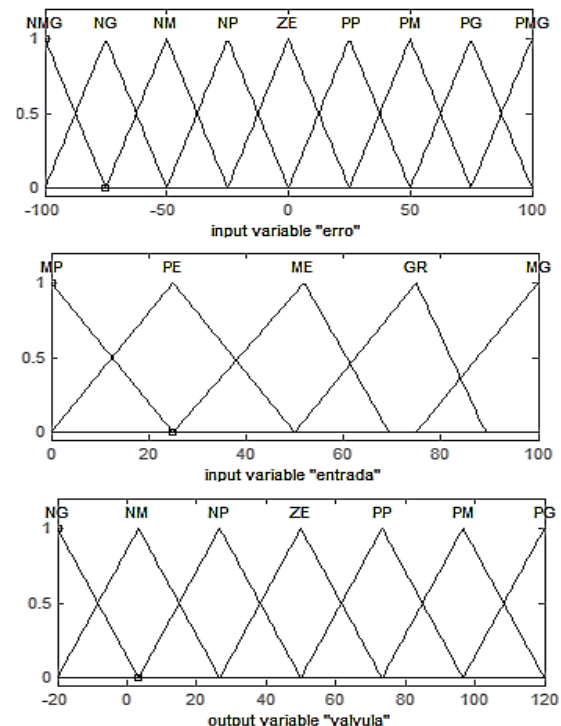


Figura 7. Funções de pertinência

O objetivo inicial para a resposta de controle era que ele respondesse com erro menor do que 2% para quaisquer valores de *setpoint* testados. A resposta obtida com o controlador *fuzzy* pode ser vista na Figura 8, nela observa-se que o controle respondeu conforme o esperado com erros em regime estacionário de -0,44%, -0,20% e 1,13% para *setpoints* de 30%, 70% e %50, respectivamente.

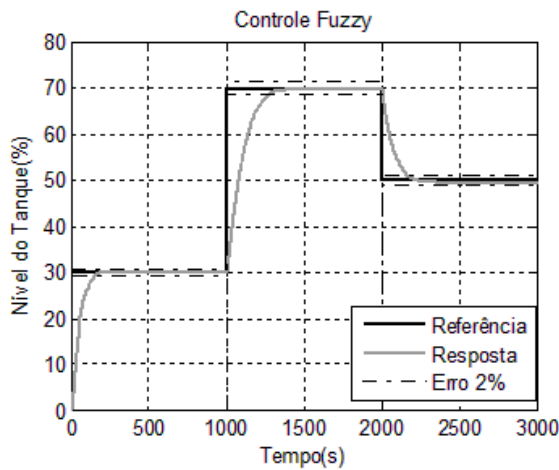


Figura 8. Resposta do controlador *fuzzy*

4 Esforço computacional

Outra característica do controle fuzzy que foi analisada por este trabalho foi o esforço computacional durante as simulações considerando o número de regras utilizadas. Foram feitas então duas simulações, a primeira utilizando 45 regras e a segunda, 17 regras. As bases de regras podem ser vistas pelas Tabelas 1 e 2.

Tabela 1. Base de regras maior

| Erro | Referência | | | | |
|------|------------|----|----|----|----|
| | MP | PE | ME | GR | MG |
| NMG | NG | NG | NG | NG | NM |
| NG | NG | NG | NG | NM | NP |
| NM | NG | NG | NM | NP | ZE |
| NP | NG | NM | NP | ZE | PP |
| ZE | NM | NP | ZE | PP | PM |
| PP | NP | ZE | PP | PM | PG |
| PM | ZE | PP | PM | PG | PG |
| PG | PP | PM | PG | PG | PG |
| PMG | PM | PG | PG | PG | PG |

Tabela 2. Base de regras menor

| Erro | Referência | | | | |
|------|------------|----|----|----|----|
| | MP | PE | ME | GR | MG |
| NMG | | | NG | | |
| NG | | | NG | | |
| NM | | | NM | | |
| NP | | NM | NP | ZE | |
| ZE | NM | NP | ZE | PP | PM |
| PP | | ZE | PP | PM | |
| PM | | | PM | | |
| PG | | | PG | | |
| PMG | | | PG | | |

Visualmente, a superfície em três dimensões que relaciona as duas variáveis de entrada e a saída mostra a grande diferença que a diminuição de regras

causa ao resultado de controle. Essas superfícies são mostradas abaixo pelas Figuras 9 e 10.

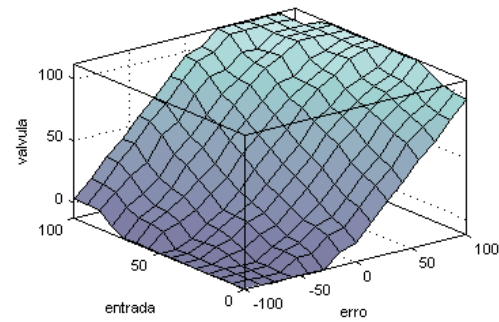


Figura 9. Superfície com duas variáveis de entrada e a variável de saída do controlador *fuzzy* com maior número de regras

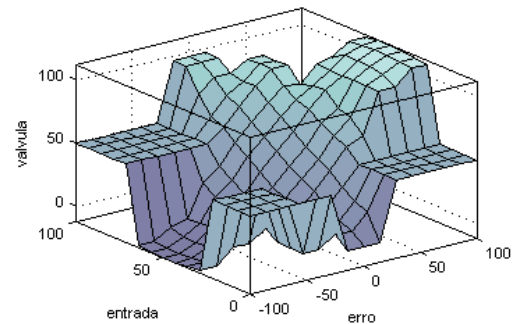


Figura 10. Superfície com duas variáveis de entrada e a variável de saída do controlador *fuzzy* com menor número de regras

Repetindo a mesma simulação já mostrada pela Figura 8, a Figura 11 mostra que o tempo de subida foi perturbado mais visivelmente quando foi feito o *setpoint* a 70%. O esforço computacional foi quantificado fazendo três vezes, no mesmo computador, as duas simulações e medindo o tempo gasto de cada uma. Utilizou-se as funções do MATLAB tic e toc para ter uma medida de tempo precisa. A média das três simulações forneceu então o tempo médio de 415,75s e 199,25s para mais e menos regras, respectivamente. Ou seja, o esforço causado pela simulação com mais regras é mais que o dobro. Um meio tempo pode ainda ser feito otimizando o número de regras para balancear esforço computacional e desempenho. Não houve alteração no erro em regime estacionário.

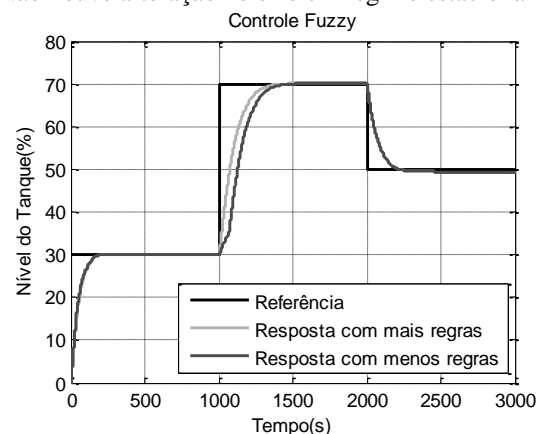


Figura 11. Comparação da resposta do controlador utilizando 45 e 17 regras

5 Conclusão

Os resultados obtidos através dessa pesquisa mostraram um resultado satisfatório com uma resposta mais rápida e estável. O tempo de subida encontrado foi consideravelmente menor do que os obtidos por projetos anteriores realizados na planta que não utilizavam controle inteligente. Apesar de o controle *fuzzy* possuir um esforço computacional maior do que um simples PID, ele compensa com resultados melhores e um projeto simplificando sem a necessidade de modelos matemáticos da planta.

O controle inteligente *fuzzy* possui uma vasta área de aplicação desde a industrial até diagnósticos médicos. Mas é preciso difundir mais esta técnica de controle ainda pouco ensinada nos cursos de controle, pois o mesmo possui uma aplicação simples e eficiente. Combinação muito importante para manter o mercado competitivo e com bons resultados.

Uma restrição encontrada pela aplicação da lógica nebulosa é a falta de um procedimento sistemático para sua análise e projeto. É necessária a observação da forma como o operador executa a função e avaliação do resultado esperado para gerar as regras e funções de pertinência que, posteriormente, serão sintonizadas por tentativa e erro.

A técnica pode ser ainda aperfeiçoada combinando o controle *fuzzy* com redes neurais, o chamado *neuro-fuzzy*.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao CEFET-MG pelo apoio fornecido para este trabalho.

Referências Bibliográficas

- Bouamama, B.O (1998); “La régulation automatique”, Ecole Universitaire D’Ingénieurs de Lille (ECUDIL), França.
- Coelho, L. S.; Almeida, O. M.; Antonio Augusto R. Coelho, A. A. (2003). Projeto e estudo de caso da implementação de um sistema de controle nebuloso. Sba Controle & Automação, vol.14 no.1 Campinas. DOI: [10.1590/S0103-17592003000100003](https://doi.org/10.1590/S0103-17592003000100003)
- Ferreira Júnior, P. A. (2009). Eficiência energética em ambientes prediais utilizando rede sem fio Zigbee e Controle Fuzzy. xiv, 97 f., il. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)- Universidade de Brasília, Brasília.
- Kheir, N. A.; Aström, K. J.; Auslander, D.; Cheok, K. C.; Franklin, G. F.; Masten, M.; Rabins, M (1996). Control systems engineering education, Automatica 32, 147 166. DOI: [10.1016/0005-1098\(96\)85546-4](https://doi.org/10.1016/0005-1098(96)85546-4)
- Luiz, C. C., Silva, A. C., Coelho, A. A. R., Bruciapaglia, A. H (1997). Controle Adaptativo Versus Controle Fuzzy: Um Estudo de Caso em um Processo de Nível. Brasil: SBA Controle & Automação.
- Oliveira, A. M.; Silva, P. G.; Carmo, M. J.; Oliveira, A. R.; Araújo Jr, L. O (2011). Diagnóstico do Ensino de Controle em Cursos de Engenharia Elétrica e Engenharia de Controle e Automação. Brasil: COBENGE.
- OPC Foundation. Disponível em:<www.opcfoundation.org>. Acesso em: 28 mar. 2013.
- Simões, M. G; Shaw I. S (2007). Controle e Modelagem Fuzzy. São Paulo: Blucher: FAPESP.
- Zadeh, L. A (1965). Fuzzy sets. Information and Control, vol. 8, pp. 338-353. DOI: [10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)