DESENVOLVIMENTO DE CONTROLE NEUROFUZZY PARA PLANTAS NÃO LINEARES: APLICAÇÃO EM TANQUE ACOPLADOS

LUCAS MATTOS SPADINI¹, PYTER ELY DA SILVA¹, LUÍS FERNANDO FERREIRA DE CAMPOS¹, CELSO JOSÉ FARIA DE ARAÚJO¹, ADEMIR NIED¹.

1. Laboratório de Pesquisa em Sistemas de Controle - LAPESC, Departamento de Engenharia Elétrica Universidade do Estado de Santa Catarina - UDESC

Rua Paulo Malschitzki, s/numero - Campus Universitário Prof. Avelino Marcante - Bairro Zona Industrial Norte - Joinville-SC – Brasi - CEP 89219-710

E-mails: lucasspadini@gmail.com, pyter.ely@gmail.com, luisf_ferreira@gmailcom, celso@joinville.udesc.br, nied@joinville.udesc.br.

Abstract— This paper presents a controller based on Neurofuzzy control techniques. From the Neo fuzzy Neuron structure was proposed a simplification with complementary membership functions, which was optimized to a new cost function aiming minimize the error and penalize the synaptic weights behavior, to keep themselves bounded. This study was conducted through simulation and practical results analyzes obtained from the control of the liquid level of water coupled tanks, which by the end shows itself feasible against the performance requirements analyzed.

Keywords - Neurofuzzy systems, level control, computational intelligence, controls systems.

Resumo— Este artigo apresenta um controlador baseado em técnicas de controle neurofuzzy. A partir da estrutura *Neo Fuzzy Neuron* foi proposta uma simplificação com funções de pertinências complementares, a qual foi otimizada com uma nova função custo visando minimizar o erro e penalizar o comportamento característico dos pesos sinápticos, evitando que os mesmos sejam não limitados. Esse estudo foi conduzido através da análise de simulações e resultados práticos obtidos com o controle de níveis em planta de tanques acoplados, que por fim se mostrou factível perante aos requisitos de desempenho investigados.

Palavras-chave — Sistemas neurofuzzy, controle de nível, inteligência computacional, sistemas de controle.

1 Introdução

A teoria dos conjuntos fuzzy, ou conjuntos nebulosos, possibilita modelar e armazenar o conhecimento de especialistas de uma forma simples. Proposta em 1975, a primeira aplicação de controle baseada nos conjuntos dessa teoria foi utilizada para emular o comportamento de um operador humano em uma máquina a vapor, Jang (1997). As redes neurais, estruturas matemáticas baseadas na constituição física dos neurônios que possuem a capacidade de reconhecer padrões e reproduzi-los em suas saídas, sofreram um forte impacto na área de controle após o advento do algoritmo backpropagation em 1986 (Rumelhart et all, 1986). A necessidade de controle de sistemas complexos e não sujeitos a técnicas de clássicas, fez com que surgissem controle controladores híbridos baseados nas características dessas duas estratégias.

Utilizando um algoritmo baseado no método do gradiente descendente, com uma função custo utilizando apenas o sinal erro é possível obter um controlador com um bom desempenho, Gouvêa (2008), Marconi(2004), Araújo(2007) . Um bom exemplo disso é o controlador ONFC (Online Neurofuzzy Controller) Gouvêa (2008), que representa uma estrutura mínima com dois pesos sinápticos somente. Apesar das boas características de desempenho em relação ao erro, esse tipo de controlador ocasiona um incremento constante no módulo nos pesos. Controles para sistemas de níveis de tanques acoplados são recorrentes em diversas situações comuns. Indústrias químicas, petroquímicas, celulose, alimentos, entre outros, utilizam em larga escala esse tipo de processo. O sistema de nível que trata esse trabalho é uma planta do tipo não linear com múltiplas entradas e saídas, porém com uma fácil manipulação e obtenção dos parâmetros do mesmo. Assim essa planta se torna um excelente meio para o teste e avaliação do controlador.

Nesse trabalho, um controlador Neurofuzzy com uma estrutura que utiliza três pesos e visa simultaneamente às minimizações dos mesmos juntamente com sinal de erro, é apresentado e aplicado a um sistema de controle de nível de líquidos. Comparações são feitas para enfatizar as vantagens de sua utilização em relação ao ONFC com três pesos apenas.

2 Planta Utilizada

A avaliação do desempenho dos controladores neurofuzzy dá-se pelos resultados da aplicação em um sistema de nível de líquidos. O controle consiste em manter o nível de dois tanques, em uma determinada referência entre 13 e 27 cm, interligados por um terceiro.

O sistema de tanques acoplados proposto consiste em três tanques, conectados entre si com canos PVC e válvulas que permanecem totalmente abertas. A água dos tanques em que o nível está sendo controlado é escoada para um reservatório localizado abaixo dos mesmos. Para um melhor entendimento veja a Figura 1. A água retorna ao tanque impulsionado por duas bombas conectadas ao um módulo de potência, o qual amplifica o sinal proveniente de uma placa de aquisição de dados (DAQ). Os sensores que detectam as alturas dos níveis de água são do tipo ultrassônico que passam por um microcontrolador e um filtro para adequarem aos níveis referidos a DAQ. Por fim, um computador pessoal padrão onde está sendo executado o controle em software MATLAB®, se conecta a DAQ.

Os tanques são da forma de um paralelepípedo e construídos a partir de chapas de acrílico, tendo as seguintes dimensões: 35cm de altura por 25cm de largura por 6cm de profundidade, portanto uma seção transversal de 150 cm^2 e com uma capacidade total de 5,25 litros.

Os sensores de níveis ultrassônicos utilizados são do modelo HCSR04, que respondem com um sinal lógico de alto nível em 5V, com o tempo proporcional a distância que estão medindo. Como a DAQ não lê esse tipo de dado fez-se necessário adicionar um microcontrolador que faça a leitura de tempo e converta para uma tensão equivalente proporcional. Por fim, um filtro foi adicionado para converter o sinal PWM proveniente do microcontrolador para uma tensão CC que a DAQ possa ler.

Para o circuito de potência do acionamento das bombas, é utilizado um circuito básico com amplificadores operacionais e transistores. As bombas são do mesmo tipo que as utilizadas nos automóveis para bombear água ao para-brisa.

Para a aquisição dos dados, foi utilizada a placa NI-6009, fabricada pela National Instruments®. Essa DAQ possui quatro canais de entrada analógica que possibilitam a leitura de -10V à 10V, e dois canais de saída variando de 0V á 5V. Além de 12 portas digitais, com 4 saídas e 8 entradas.

2.1 Modelo da Planta Utilizada

São apresentadas uma série de variáveis na Figura 1 que irão nos auxiliar na elaboração do modelo matemático da planta anteriormente descrita.



Figura 1-Representação dos Tanques Acoplados

As variáveis vistas na Figura 1 são descritas como:

• T1, T2 e T3: tanques 1, 2 e 3, respectivamente.

- B1 e B2 representam as bombas 1 e 2, respectivamente.
- $q_{il} e q_{i2}$: vazão de entrada dos tanques 1 e 2 fornecidas pela bombas, [cm³/s];
- q₁₃ e q₂₃: vazões do tanque 1 para o 3, e do 2 para o 3 [cm³/s];
- q_{o1} e q_{o2}: vazões dos tanques 1 e 2 para o reservatório [cm³/s];
- h_1 , $h_2 \in h_3$: níveis dos tanques 1, 2 e 3 [cm];
- *u*₁ e *u*₂: tensões de controle aplicados nas bombas 1 e 2 [V].

Conforme descrito em Luna Filho (2002), podese partir do princípio dos balanços das massas para retirar as seguintes equações:

$$A\frac{dh_1}{dt} = q_{i1} - q_{o1} - q_{13} \tag{1}$$

$$A\frac{dh_2}{dt} = q_{i2} - q_{o2} - q_{23}$$
(2)

$$A\frac{dh_3}{dt} = q_{13} + q_{23} \tag{3}$$

onde a constante A representa a área da seção transversal dos tanques.

Considerando um fluxo turbulento nas vazões, é possível relacionar as seguintes equações:

$$q_{o1} = a_{o1}\sqrt{h_1} \tag{4}$$

$$q_{o2} = a_{o2}\sqrt{h_2} \tag{5}$$

$$q_{13} = a_{13} \sqrt{|h_1 - h_3|} \operatorname{sgn}(h_1 - h_3)$$
 (6)

$$q_{23} = a_{23} \sqrt{|h_2 - h_3|} \operatorname{sgn}(h_2 - h_3)$$
 (7)

onde *a* é a constante de vazão dos tanques e sng() é uma função que retorna 1 para valores positivos, -1 para negativos e 0 quando zero. As constantes de vazão foram calculadas teoricamente pelas equações de Bernoulli e ajustadas através de ensaios realizados.

Por fim, é possível modelar as vazões provenientes das bombas. As bombas trabalham em uma região linear, portanto seu modelo é simplesmente:

$$q_{i1} = k_1 u_1 + c_1 \tag{8}$$

$$q_{i2} = k_2 u_2 + c_2 \tag{9}$$

sendo que os parâmetros $k \in c$ foram obtidos experimentalmente.

3 Controlador ONFC com Três Pesos

O controlador utilizado é obtido através de uma simplificação da estrutura NFN (Neo Fuzzy Neuron), o qual foi reduzido para somente três funções pertinências complementares. Com essas considerações sua estrutura pode ser descrita pela representação da Figura 2.



Figura 2-Estrutura do Controlador ONFC com 3 Pesos

Onde a entrada e pode ser interpretada com e(k), que significa o erro no instante k.

Assim sua saída u é constituída pela seguinte expressão:

$$u(k) = \mu_{p}(k)w_{p}(k) + \mu_{z}(k)w_{z}(k) + \mu_{n}(k)w_{n}(k).$$
(10)

No controlador são consideradas três funções complementares. Para o universo do discurso, no máximo três funções estarão ativas.

$$\mu_p + \mu_z + \mu_n = 1.$$
 (11)

As funções de pertinências positiva μ_p , zero

 μ_z e negativa μ_n estão representadas na Figura 3 em vermelho, preto e azul respectivamente.



Figura 3-Funções Pertinências da Adaptação do Controlador Proposto

Obtidas as pertinências, o processo de aprendizagem dá-se pelo algoritmo *gradiente descendente*, em que é especificada uma taxa de aprendizagem α de acordo com as características da planta estudada:

$$w_i(k) = w_i(k-1) - \alpha \frac{\partial J(k)}{\partial w_i} \qquad (12)$$

sendo J uma função custo a qual se deseja minimizar e i diz respeito a qualquer uma das partições p, z e n do universo do discurso. Em um controlador deseja-se minimizar o erro para que o mesmo convirja para uma referência aplicada em sua entrada. Assim, pode-se utilizar o erro médio quadrático como função custo:

$$J = \frac{1}{2} (ref(k) - y(k))^2 = \frac{1}{2} e(k)^2 .$$
(13)

Para realizar a derivada relativa à última parcela da expressão (12), é necessário recorrer a regra da cadeia para obter a expressão que efetua o ajuste dos pesos em tempo real.

$$\frac{\partial J}{\partial w_n} = \frac{\partial J}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial w_n}$$
(14)

$$\frac{\partial u}{\partial w_n} = \mu_n \tag{15}$$

$$\frac{\partial J}{\partial y} = -e(k). \tag{16}$$

A derivada $\partial y/\partial u$ é dependente da planta e desconhecida, denominando-a K, (12) é rescrita co-mo:

$$w_n(k) = w_n(k-1) + \alpha \kappa e(k) \mu_n(k).$$
 (17)

Para simplificar, faz-se uma mudança de modo com que κ esteja implícito na nova variável α_o , e a expressão (17) torna-se:

$$w_n(k) = w_n(k-1) + \alpha_o \cdot e(k) \cdot \mu_n(k). \quad (18)$$

Pode-se estender a dedução da expressão (18) para os pesos W_z e W_p similarmente a encontrada para W_n .

Através da função de pertinência μ_z da Figura 3, verifica-se que se trata de uma função de pertinência simétrica em relação ao erro zero. Se o erro for limitado e com média zero como esperado, o peso W_{τ} se manterá também limitado naturalmente através da função custo (13). O mesmo não acontece com os pesos W_n e W_p , que poderão se tornar ilimitados para um sinal de ruído presente no erro ou mesmo para variações intermitentes de referência. Em simulações e experimentos em laboratório esse fato não acarreta problemas, pois raramente são feitos testes longos o suficiente para os valores das variáveis de ponderação aumentarem a ponto de chegarem ao limite computacional do hardware em que o controlador está implementado, deixando o fato menos evidente. No problema descrito por Carvalho (2010), em aplicações reais, especialmente as que requeiram uma mudança constante em sua referência, a limitação torna-se notória.

Propondo-se uma nova função de custo, na qual aparece uma nova parcela composta por $W_p \, e \, W_n$ busca-se não somente a minimização do erro, mas também do comportamento dos pesos:

$$J = \frac{1}{2} [(e(k))^2 + w_p^2 + w_n^2].$$
(19)

Ao observar a expressão (19) nota-se que W_z não foi incluída explicitamente nessa função.

Para realizar a derivada da nova função custo, segue-se o procedimento utilizando derivadas parciais com já realizado anteriormente, porém ocorre o surgimento de uma nova parcela ao final da expressão de ajuste dos pesos. Ela irá ocasionar a penalização do aumento excessivo dos pesos das funções de pertinência das extremidades da Figura 3. Realizando a derivada em relação a W_n

$$w_{n}(k) = w_{n}(k-1) + \alpha \kappa e(k) \mu_{n}(k) - \alpha w_{n}(k).$$
(20)

Para simplificar, como feito na expressão (18), $\alpha\kappa$ é substituído por α_o , e também α por γ para melhor entendimento, assim:

$$w_n(k) = w_n(k-1) + \alpha_0 \mu_n(k) e(k) - \gamma w_n(k)$$
(21)

da mesma maneira são determinadas as expressões para w_p e w_z :

$$w_{z}(k) = w_{z}(k-1) + \alpha_{0}\mu_{z}(k)e(k)$$
 (22)

 $w_p(k) = w_p(k-1) + \alpha_0 \mu_p(k) e(k) - \gamma w_p(k)$ (23)

O novo fator γ , compreendido entre zero e um, irá determinar a taxa de decaimento dos pesos e deverá ser ajustado de acordo com a planta utilizada. Devido ao fato de α_o ser escolhido muito maior do que γ , quando um distúrbio ou uma nova referência atuar sobre o sistema, os valores dos pesos alterarão para compensar o erro e posteriormente $w_{p,n}$ irão gradualmente diminuir. A redução desses valores é possível pelo segundo ramo do controlador, o qual o diagrama está apresentado na Figura 2, irá compensar na saída o comportamento desses pesos no momento em que for alcançado o regime permanente.

Devido ao acréscimo do novo termo na função de custo foi percebido um declive no desempenho do controlador observado nas simulações realizadas em laboratório apresentadas na seção seguinte. Porém novos ajustes nos parâmetros $\alpha \in \gamma$ deverão ser feitos para obter-se o mesmo desempenho. Para plantas em que a referência sofra variações frequentes, o valor de γ deverá ser aumentado. Este fato poderá diminuir o desempenho, mas em contrapartida garantirá a estabilidade dos pesos. Por essa razão os parâmetros $\alpha \in \gamma$ devem ser criteriosamente ajustados com o intuito de satisfazer as condições a serem impostas pela estratégia implementada.

Não somente a constante mudança de referencias ocasiona o comportamento dos pesos sinápticos descritos, mas também ruídos inerentes em sistemas reais. Como ocorre o constante aumento do módulo dos pesos do controlador sem a compensação proposta pela nova função custo, a aplicação do controle em plantas reais seria inviável

4 Resultados Obtidos em Simulações e Aplicações Reais no Controle de Nível de Líquidos

Os gráficos mostrados a seguir fazem referência aos resultados obtidos a partir do controlador *Neurofuzzy* estudado. A Seção 4.1 traz resultados obtidos por meio de simulações, já Seção 4.2 mostra resultados a partir de experimentos realizados em laboratório.

As medições das alturas sofrem influência da margem de erro dos sensores utilizados, bem como a perturbação proveniente da constante injeção de fluido aos tanques, as quais acarretam variações ondulares na lâmina superficial do líquido.

4.1- Resultados simulados

Através do modelo desenvolvido na Seção 2, foram obtidos resultados de simulações que posteriormente mostraram-se fiéis a dinâmica real da planta física quando comparados. Sendo assim as simulações tornam-se muito úteis para a análise do comportamento e desempenho dos controladores propostos.

4.1.1- Simulações sem o parâmetro γ

Com base em trabalhos anteriores, Carvalho (2010), a constante mudança da referência ocasiona um constante incremento dos módulos dos pesos. Em simulações foram aplicados diversos degraus sucessivos a planta com o controlador simples de três pesos e seu comportamento foi analisado, (Figura 4).



Figura 4-Simulação da Resposta a Diversos Degraus Aplicados a Planta

Como esperado foi obtido um bom desempenho do controlador em relação ao sinal erro, já que a função custo proposta busca a minimização do mesmo.

A cada mudança positiva de referência existirá um acréscimo em W_p e um decréscimo em W_n a cada mudança negativa e, por fim, W_z oscilará em torno de um valor constante, conforme visto na Figura 5.



Figura 5-Simulação do Comportamento dos Pesos do Controlador Durante as Diversas Referências Aplicadas

Para comprovar a inviabilidade do controlador durante longos períodos, foi adicionado um ruído pseudorrandômico. Na Figura 6 é constatado o constante aumento dos pesos $w_p e w_n$ após 200s, período em que o ruído foi adicionado.



Figura 6-Comportamento dos Pesos Sinápticos com a Adição de Ruído na Malha de Realimentação

4.1.2- Simulações com γ

Para o controlador com a nova função custo foi aplicada a mesma referencia utilizada anteriormente, (Figura7).



Figura 7-Resposta a Diversos Degraus Aplicados a Planta com a Nova Função de Custo Obida em Simulação

O comportamento do erro sofreu alterações em relação ao controlador anterior, e por essa razão foi necessário, além da inclusão do novo parâmetro, o reajuste de α_o e Δ para que seu desempenho continuasse adequado.

A principal e mais positiva característica do controlador pode ser observada na Figura 8, quando o regime permanente é alcançado pelo sistema ocorre um decaimento no módulo dos pesos do controlador.



Figura 8-Comportamento dos Pesos do Controlador com a Nova Função Custos Obtidos em Simulação

4.2 – Resultados práticos

Para a real validação do controlador e da hipótese formulada, o controle foi aplicado ao sistema real de controle de nível de líquidos em tanques acoplados.

4.2.1-Controlador sem γ

Como na simulação ocorre um constante incremento dos pesos, como observado na Figura 9, porém com um ótimo desempenho como mostrado na Figura 10. Além do resultado real, foi também comprovado que a dinâmica do sistema é representada fidedignamente pelo modelo e constantes utilizados.



Figura 9-comportamento dos pesos do controlador ONFC sem a variável.

4.2.2 Controlador com γ

A adição do novo termo provou ser eficaz, pois mesmo com ruído e a constante mudança de referências, o seu desempenho foi adequado, (figura 11), seus pesos $w_p e w_n$ tenderam a diminuir quando foi alcançado o regime permanente, (Figura 12).



Figura 12 - comportamento dos pesos do controlador ONFC com a variável γ .

5 Conclusão

O desempenho obtido pela técnica de controle apresentadas neste trabalho se mostrou bastante eficiente. O controlador ONFC sem a variável γ mostra

uma resposta satisfatória para controlar processos dos quais não necessitam de uma continuidade, ou seja, o controlador se limita a processos que possuem curto período de duração sem que os pesos do controlador sejam reiniciados a valores pré-definidos.

Já a técnica que utiliza a variável γ pondera os incrementos dos pesos do controlador, visando mantê-los em valores menores, porém aceitáveis para um bom desempenho. Tal comportamento se mostra eficiente, principalmente em processos de longa duração nos quais, independente do tempo de execução do processo, os pesos do controlador não tendem a gerar erros numéricos no hardware. Em outras palavras, a variável γ impede que os valores dos pesos tendam ao infinito.

O uso de controladores ONFC é desejável, principalmente em plantas nas quais a modelagem matemática é complexa. Para seu uso, é necessário apenas ajustar poucos parâmetros, como: taxa de aprendizagem α , abertura da função pertinência Δ e a variável de ponderação dos pesos γ . Esta última versão do controlador, por estabilizar os valores dos pesos do controlador mostra a grande eficiência da técnica estudada.

Dessa forma, os controladores ONFC podem ser utilizados em vários processos sem conhecimento matemático prévio do sistema, sendo este projetado apenas de forma intuitiva e empírica.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC, CAPES/CNPQ pelas bolsas disponibilizadas bem como as dependências do laboratório LAPESC pela infraestrutura fornecida.

Referências Bibliográficas

- Araújo, C. F. J. (2007), Online Neurofuzzy Controller: Aplicação em Tanques Acoplados. In: Simpósio de Inteligência Computacional, Florianópolis.
- Carvalho, M. E. T. (2010), Controlador Neuro-fuzzy Aplicado a Industria do Petróleo. Congresso de Instrumentação, Controle e Automação da Petrobras, Rio de Janeiro.
- Gouvêa, M. R (2008), Controle Neurofuzzy de Motor de Indução com Estimação de Parâmetros e Fluxo de Estator. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- Jang, J. R. & Sun, C. & Mizutani ,E. (1997), Neuro-Fuzzy and Soft Computing: a computational approach to learning and machine intelligence. Prentice Hall, 1^aedição, Upper Saddle River.
- Luna Filho, M. F. (2002), Controle fuzzy para sistemas de nível de líquidos. In: Congresso Brasileiro de Automática, 14, 2002, Natal. Anais, p. 3017-3022.
- Marconi, C. R. & Maitelli, A. L. & Araújo, F. M. U. (2004), Controle Neuro-fuzzy com Treinamento em Tempo Real Aplicado a um Sistema Ball and Beam. Congresso Brasileiro de Automática, Gramado.
- Rumelhart, D.E & Hinton, G.E & Williams, R.J. (1986). Learning internal representation by error propagation, Vol.1 of Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition, MIT Press, Cambridge, MA, pp 318-362