

Estudo Comparativo de Técnicas de Controle em um Processo de Nível

RESUMO

O controle do nível de tanques é um problema clássico e é considerado um assunto de grande importância e aplicabilidade industrial, principalmente na indústria química onde o controle preciso dos processos de mistura é essencial. Apresenta-se um estudo comparativo entre diferentes técnicas de controle aplicadas sobre um sistema não linear composto por dois tanques acoplados. O principal objetivo é a análise do desempenho de técnicas de controle inteligentes, controladores NARMA (Nonlinear Autoregressive-Moving Average) e ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System), e técnicas tradicionais, controladores proporcional-integral (PI), comparando-os com o resultado de um controlador de linearização exata (LE). O índice de desempenho utilizado foi a integral do quadrado do erro.

Palavras-Chave: Controle Não-Linear, Processo de Nível, NARMA-L2, ANFIS.

1. INTRODUÇÃO

O controle do nível de líquido em reservatórios e tanques é um tópico de grande interesse não apenas no âmbito acadêmico, mas também na área industrial, onde o controle preciso é essencial para a correta realização de diferentes tarefas e um erro pode levar a perdas financeiras ou até mesmo a acidentes e danos na planta industrial. Algumas das áreas onde o controle do nível de líquido é aplicado amplamente são a indústria farmacêutica, de bebidas, química, petrolífera e laboratórios de ensino e pesquisa entre outras.

Ao longo dos últimos anos, diversas abordagens têm sido utilizadas com o objetivo de melhorar o controle do nível de líquido. Na literatura, encontram-se modelos de controladores utilizando desde técnicas mais tradicionais, como o PID descrito por Grega e Maciejczyk (1994) e a linearização do sistema em torno de um ponto de operação, até técnicas mais avançadas, abordando desde controladores nebulosos (Korba, Babuska, Verbruggen e Frank, 2003) até modelos preditivos utilizando Redes Neurais Artificiais (RNAs), como o de Yahong (2002), passando por controladores híbridos propostos por Cordes (1992) e Tetsuji (1996).

RNAs são indicadas quando o modelo matemático da planta é complexo ou difícil de se obter, dada sua capacidade de aprendizado de mapeamento não-linear. Por outro lado, controladores nebulosos são utilizados para se controlar sistemas complexos onde uma base de regras e uma máquina de inferência refletem o conhecimento especialista sobre a planta.

O objetivo deste trabalho é avaliar algumas técnicas aplicadas ao controle de nível de líquido, desde técnicas clássicas, como o controle PI, o cancelamento estático e dinâmico de não-linearidades, até técnicas mais avançadas, como o controlador neural NARMA-L2 e o controlador neuro-fuzzy ANFIS. Cada técnica será avaliada em comparação ao resultado obtido com o cancelamento dinâmico de não-linearidades, também conhecido como linearização exata (LE).

As principais vantagens das técnicas inteligentes estão no fato do controlador NARMA-L2 dispensar a modelagem da planta, enquanto o ANFIS compensa erros na estimação da planta por meio de conhecimento especialista adquirido por meio de RNAs (Haykin, 1999).

2. SISTEMAS DE NÍVEL DE LÍQUIDO

O processo de nível de líquido utilizado consiste em dois tanques acoplados, conforme ilustrado na Fig. 1. Os sensores do sistema estão colocados de forma a se medir a altura do líquido em ambos os tanques e a atuação sobre o sistema é realizada por meio do controle do fluxo q_i . O sinal de saída é dado por h_2 .

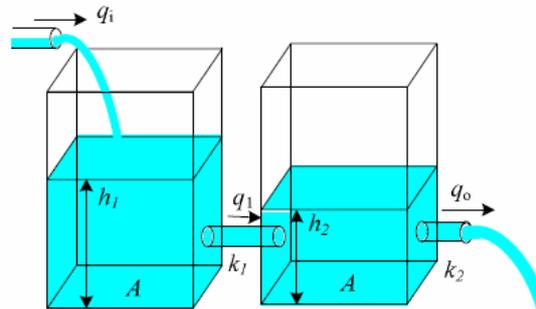


Figura 1. Sistema de Nível de Líquido.

Para determinar o modelo analítico do sistema da Fig. 1, aplicam-se as equações de Bernoulli e obtêm-se o modelo descritor em espaço de estados a partir do modelo apresentado em Ogata (2003).

$$\dot{\mathbf{E}}\mathbf{h} = \mathbf{F}f(\mathbf{h}) + \mathbf{G}u, \quad (1)$$

em que $f(\cdot)$ indica uma função não-linear das variáveis de estado. Para a planta da Fig. 1

$$\begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & A \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{h}_1 \\ \dot{h}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -k_1 & 0 \\ k_1 & k_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{|h_1 - h_2|} \\ \sqrt{h_2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} q_i, \quad (2)$$

onde h_n [cm] é a altura do tanque n , q_i [cm³/s] é a vazão de entrada no tanque 1, A [cm²] é a área da seção dos tanques e os coeficientes k_1 e k_2 [cm^{2.5}/s] dependem de diversos fatores, e.g., a aceleração da gravidade e a válvula de restrição. A não-linearidade do sistema é observada nos componentes de módulo e raiz nas variáveis de estado.

3. CONTROLE DE NÍVEL DE LÍQUIDO

3.1. CANCELAMENTO ESTÁTICO DE NÃO LINEARIDADES

Uma das formas mais simples de se linearizar estaticamente o sistema é realimentar a não-linearidade. O cancelamento estático de não-linearidades é realizado a partir da premissa de que as derivadas em (2) podem ser consideradas nulas. Assim, a não linearidade pode ser cancelada utilizando-se a lei de controle.

$$u = G_c e + k_2 \sqrt{h_2} \quad (3)$$

onde G_c representa a função de transferência do controlador e e denota o sinal de erro.

É importante observar o fato de que para se realizar o cancelamento estático das não-linearidades é necessário conhecer o modelo analítico da planta.

3.2. CANCELAMENTO DINÂMICO DE NÃO LINEARIDADES

O cancelamento dinâmico de não-linearidades, ou LE, é realizado a partir de (2), considerando-se a influência das derivadas das duas variáveis de estado. Observa-se que a não linearidade do sistema pode ser cancelada utilizando-se a lei de controle

$$u = G_c e + k_2 \sqrt{h_2} + \left(\frac{dh_1}{dt} + \frac{dh_2}{dt} \right), \quad (4)$$

onde G_c representa a função de transferência do controlador e e denota o sinal de erro.

Ressalta-se o fato de que, assim como no cancelamento estático, o cancelamento dinâmico das não-linearidades também necessita do modelo analítico do sistema.

Por promover o cancelamento dinâmico das não-linearidades do processo, esta técnica lineariza a resposta do sistema independentemente do ponto de operação. Na prática, há, porém, limitações para a LE, pois os parâmetros do processo nunca são exatamente conhecidos e o fluxo não é plenamente turbulento nem laminar. Além disso, para sistemas com válvulas de saída nos dois tanques, o sinal de controle se torna infinito quando os níveis nos tanques são iguais.

Neste trabalho, a LE será adotada como referência, i.e., o controlador mais adequado à aplicação prática será aquele que apresentar o resultado mais próximo ao obtido pela LE.

3.3. CONTROLE NEURAL

O controle de sistemas não-lineares por meio de redes neurais baseia-se principalmente na identificação do sistema, de forma que não existe a necessidade de um modelo analítico.

O controle aqui utilizado baseia-se no uso de sistemas NARMA, onde a linearização da planta é realizada por meio de realimentação. A primeira etapa a ser realizada é a identificação do sistema e sua representação é feita por meio de uma média móvel auto-regressiva e não linear. Uma vez identificado o sistema, é necessário construir-se uma função de controle G que irá minimizar o erro quadrático médio. Para isso, utilizam-se técnicas dinâmicas de *backpropagation*, o que constitui um procedimento lento. Para acelerar este processo, são utilizados modelos aproximados. Neste trabalho foi utilizada a aproximação NARMA-L2 proposta por Narendra e Mukhopadhyay (1997). Essa aproximação é obtida a partir das equações de saída do sistema

$$y_{k+d} = N(\mathbf{y}, \mathbf{u}), \quad (5)$$

onde d representa um atraso no tempo, $N(\cdot)$ é uma função conhecida, $\mathbf{y} = [y_k, y_{k-1}, \dots, y_{k-n+1}]$ e $\mathbf{u} = [u_k, u_{k-1}, \dots, u_{k-n+1}]$.

Portanto, uma RNA multi-camada ou uma RNA de base radial podem ser utilizadas para identificar o sistema. Denotando o mapeamento neural por $H(\cdot)$, pode-se obter uma estimativa \hat{y}_{k+d} de y_{k+d}

$$\hat{y}_{k+d} = H(\mathbf{y}, \mathbf{u}). \quad (6)$$

A identificação é realizada a cada instante k , ajustando os parâmetros da RNA por meio do erro $e_k \hat{=} \hat{y}_k - y_k$ e das $2n$ entradas $y_{k-d}, \dots, y_{k-d-n+1}$ e $u_{k-d}, \dots, u_{k-d-n+1}$. Este treinamento é realizado estaticamente e apresenta baixo custo computacional.

Como $N(\cdot)$ é conhecida, assume-se que $y_{k+d} = y_{k+d}^*$, sendo y^* a referência. Considerando $d \neq 0$, i.e., o sistema é controlável, o sinal de controle é dado por

$$u_k = M(\mathbf{y}, \mathbf{y}^*, \bar{\mathbf{u}}), \tag{7}$$

onde $M: \mathbb{R}^{2n} \rightarrow \mathbb{R}^n$ e existe $M \in \mathbb{C}^\infty$, $\mathbf{y}^* = y_{k+d}^*$ e $\bar{\mathbf{u}} = [u_{k-1}, \dots, u_{k-m+1}]$. Uma vez que o controlador está na malha de realimentação de um sistema dinâmico, o ajuste de parâmetros não pode ser realizado usando um algoritmo estático de backpropagation. Portanto, métodos de gradiente dinâmicos, como o proposto por Werbos (1990), devem ser utilizados para a resolução deste problema.

A aproximação NARMA-L2 tem por objetivo realizar aproximações do modelo a fim de reduzir sua complexidade computacional. Seja o modelo aproximado dado por

$$\hat{y}_{k+d} = f(\mathbf{y}, \bar{\mathbf{u}}) + g(\mathbf{y}, \bar{\mathbf{u}})u_k, \tag{8}$$

em que o sinal u_k não está contido na não-linearidade. O controlador resultante tem a forma

$$u_k = \frac{y_{k+d}^* - f(\mathbf{y}, \bar{\mathbf{u}})}{g(\mathbf{y}, \bar{\mathbf{u}})}, \tag{9}$$

o qual apresenta problemas de realização. Para evitar tal problema, utiliza-se o modelo

$$y_{k+d} = f(\mathbf{y}, \mathbf{u}) + g(\mathbf{y}, \mathbf{u})u_{k+1}, \tag{10}$$

onde $d \geq 2$, sendo o sinal de controle dado por

$$u_{k+1} = \frac{y_{k+d}^* - f(\mathbf{y}, \mathbf{u})}{g(\mathbf{y}, \mathbf{u})}. \tag{11}$$

Este controlador pode então ser implementado conforme ilustrado na Fig. 2.

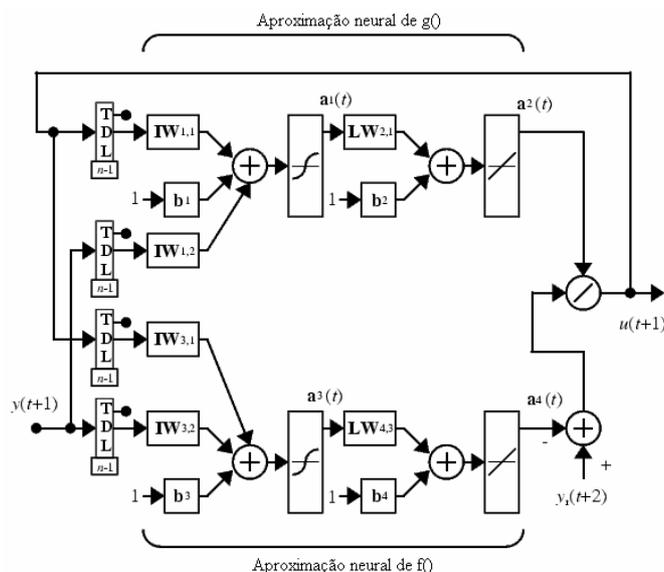


Figura 2. Sistema NARMA-L2. (figura adaptada da toolbox de redes neurais da MathWorks).

3.4. CONTROLE ANFIS

Outra técnica que se destaca no controle de sistemas não-lineares são os controladores nebulosos, e mais especificamente os ANFIS, que dispensam a necessidade de conhecimento especialista prévio.

O sistema ANFIS baseia-se no uso de RNA's para a construção de um conjunto de regras nebulosas e das funções de pertinência. Aqui se optou pelo uso do processo de inferência Sugeno (Sugeno & Takagi, 1985), necessitando de dados das entradas e saídas da planta. Os dados de treinamento foram obtidos a partir do processo com cancelamento dinâmico de não linearidade. Os sinais de entrada são a referência e o nível h_2 . A saída do bloco é o sinal de controle.

4. PROCEDIMENTOS E RESULTADOS

Para a obtenção de dados experimentais e para a realização da análise comparativa entre os sistemas de controle propostos, foi feita uma série de simulações. Inicialmente foram definidos os parâmetros que descrevem o sistema de nível de líquido. Em seguida, foi aplicada uma referência com amplitude pseudo-randômica sobre a planta. Cada uma das simulações pode ser observada juntamente com seus parâmetros de controle nas figuras que se seguem. O sistema de nível de líquido utilizado nas simulações é definido pelos parâmetros na Tabela 1.

Tabela 1. Parâmetros do Sistema de Tanques Acoplados.

Parâmetro	Valor
A	150 cm ²
k1	27 cm ^{2,5} /s
k2	13 cm ^{2,5} /s

A primeira simulação foi realizada com o controlador PI utilizando os parâmetros $K_i = 0.1$ e $K_p = 10$. Esses parâmetros foram obtidos por meio do método de Ziegler e Nichols descrito amplamente na literatura (Ogata, 2003) e um posterior ajuste foi realizado a partir das observações do comportamento do sistema.

Para todas as simulações, apresentam-se os resultados para um longo período de tempo, pois assim pode-se observar o comportamento do sistema em diversos pontos de operação. A Fig. 3 apresenta a atuação do controlador PI. A resposta do sistema e o sinal do atuador podem ser observados na Fig. 4.

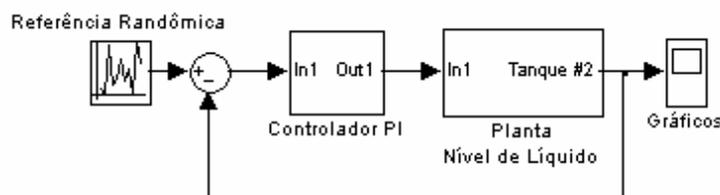


Figura 3. Controlador PI.

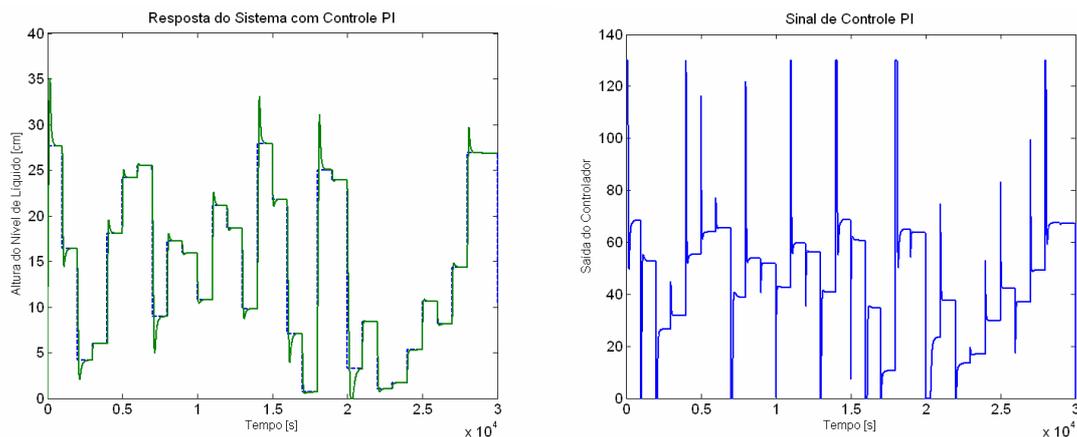


Figura 4. Resposta do Sistema com Controle PI

Para a simulação do sistema com cancelamento estático e dinâmico de não-linearidades optou-se pela utilização de um controlador P com constante de ganho $K_p = 10$. Os controladores estão ilustrados nas Fig. 5 e 6, respectivamente.

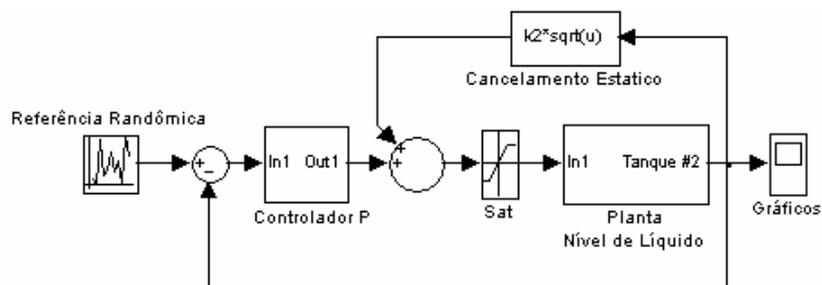


Figura 5. Cancelamento Estático de Não-Linearidades.

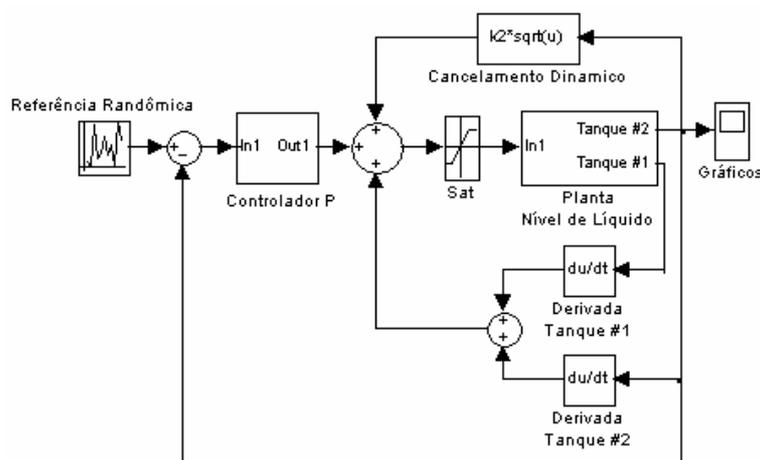


Figura 6. Cancelamento Dinâmico de Não-Linearidades.

A resposta do sistema e a atuação do controlador para cada um dos modos de cancelamento de não-linearidades podem ser observados nas Fig. 7 e 8.

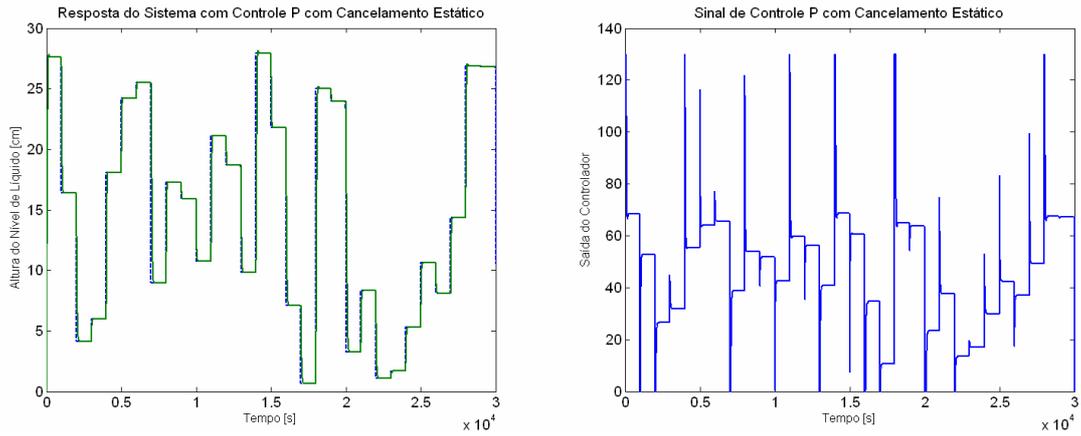


Figura 7. Resposta do Sistema com Cancelamento Estático.

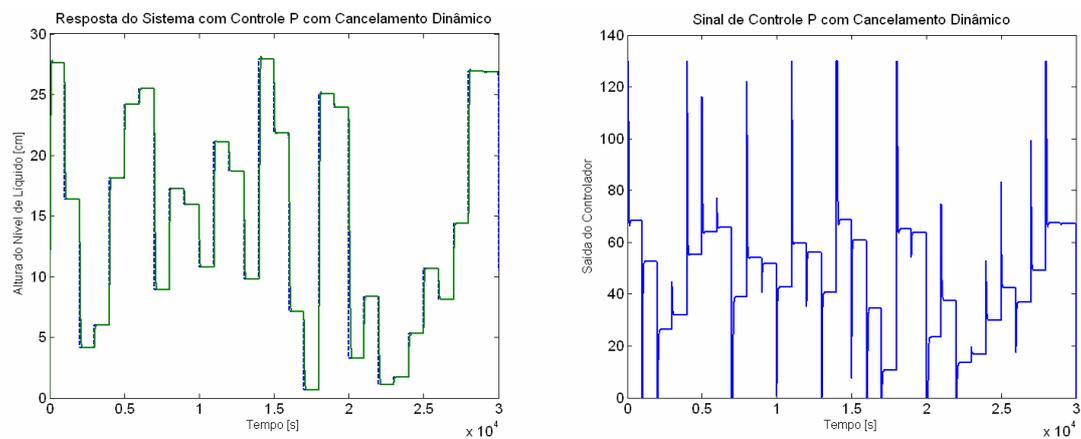


Figura 8. Resposta do Sistema com Cancelamento Dinâmico.

A planta com o controlador neural NARMA-L2 é mostrada na Fig. 9. A simulação e os resultados obtidos com o controle NARMA-L2 estão ilustrados na Fig. 10.

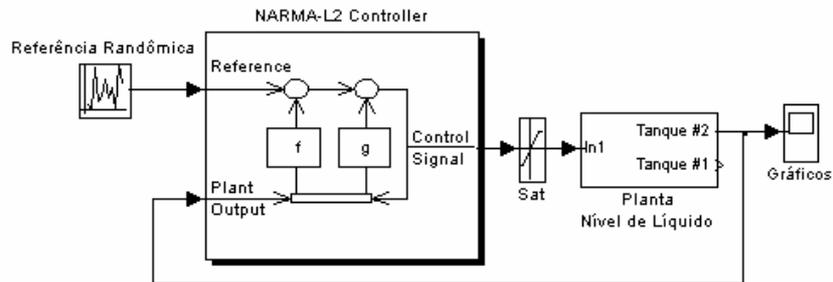


Figura 9. Controlador Neural NARMA-L2.

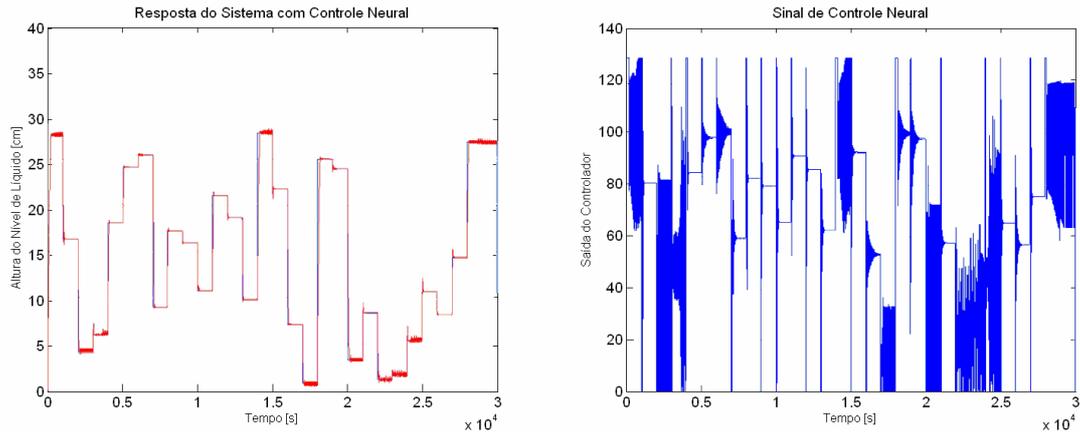


Figura 10. Resposta do Sistema com Controlador Neural.

A planta com o controlador ANFIS é mostrada na Fig. 9. O último controlador simulado foi o ANFIS. A simulação e os resultados estão na Fig. 12.

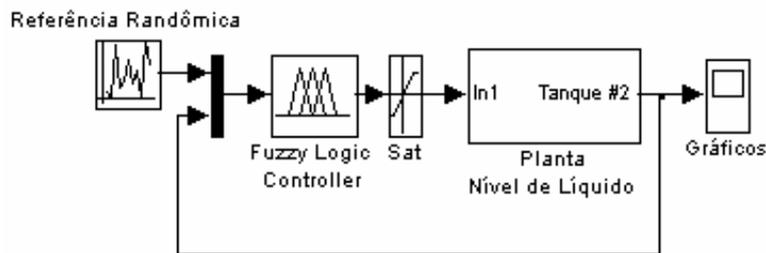


Figura 11. Controlador ANFIS.

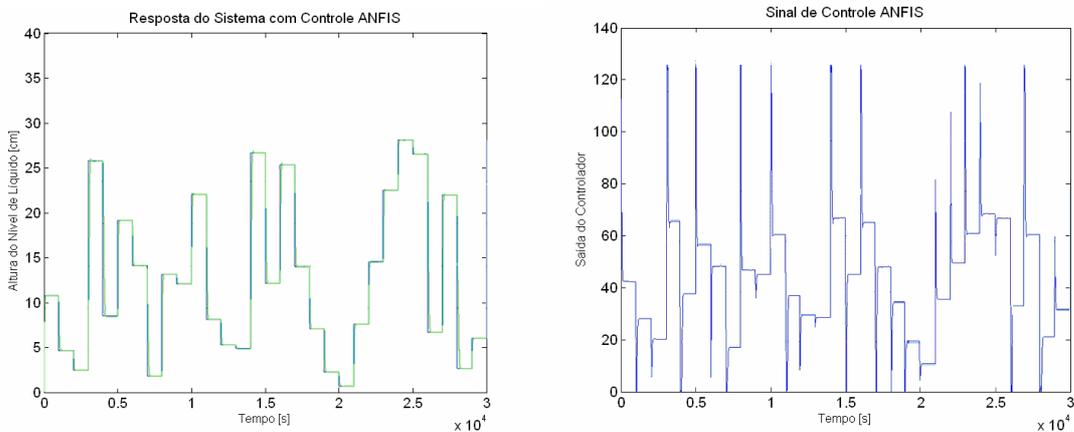


Figura 12. Resposta do Sistema com Controlador ANFIS.

5. ANÁLISE COMPARATIVA

De acordo com a Fig. 4, a resposta do sistema utilizando o controlador PI apresentou variações de acordo com o ponto de operação, observando-se diferentes sobre-sinais para pontos de operação distintos. De fato, nota-se que a resposta do sistema depende fortemente do ponto de operação. O desempenho do controlador ficou bastante prejudicado para a faixa em que o controlador não foi projetado.

Observando a Fig. 7, nota-se que o cancelamento estático de não linearidade apresentou um resultado próximo ao do obtido por meio da LE.

O controlador neural NARMA-L2, entretanto, apresentou um pequeno sobre-sinal e pequenas oscilações em torno da referência, como mostrado na Fig. 10. Ainda é interessante notar que este controlador possui o sinal de controle com maiores oscilações dentre os controladores propostos, como se pode depreender das Fig. 4, 7, 8, 10 e 12. Tal comportamento não é desejável por causa do desgaste do atuador e maior consumo médio de potência.

Já o sistema ANFIS, apresentou um resultado significativamente melhor do que o obtido com o controlador PI, conforme Fig. 12. No entanto, o sistema ANFIS representa tão somente uma aproximação do controlador dinâmico, uma vez que os dados utilizados para treinar a rede neural responsável pela construção das regras de pertinência foram retirados da planta da Fig. 6. Desta forma, sua resposta é bem próxima da obtida com o cancelamento dinâmico de não-linearidades, como se observa nas Fig. 8 e 12.

Uma análise quantitativa foi realizada calculando-se a integral do quadrado do erro (em inglês, *Integral Squared Error*, ISE) entre a saída da planta e a referência para cada um dos sistemas simulados. O ISE foi escolhido como critério de desempenho por avaliar o desempenho dos controladores para os diversos pontos de operação. O desempenho de cada controlador é comparado com o desempenho obtido com o controlador com LE, i.e., o controlador com cancelamento dinâmico de não-linearidades.

Tabela 2. Erro Quadrático dos Sistemas Simulados.

Controlador	ISE [cm ²]	Diferença [%]
Dinâmico	10.55	0.0
Estático	10.56	0.1
ANFIS	10.61	0.6
NARMA-L2	13.09	24.1
PI	13.77	30.5

A Tabela 2 ilustra o desempenho de cada método em relação ao obtido por meio da LE. Conforme já observado visualmente, o controlador que apresentou a maior degradação de desempenho em relação à LE foi o controlador PI.

A diferença de desempenho entre os dois diferentes sistemas de cancelamento de não-linearidade é relativamente pequena. A diferença do ISE entre estes controladores é de aproximadamente 0.1%. Quando comparado com o aumento de complexidade introduzido devido à adição de funções de derivação, esse ganho de desempenho torna-se insignificante. Neste estudo, o cancelamento estático de não-linearidades apresenta-se mais recomendável.

O controle com o sistema NARMA-L2 apresentou um desempenho superior somente em relação ao controlador PI. De fato, as RNA's são aproximadores universais de funções. Todavia, não se tem como saber se a topologia de rede foi adequada, nem se o treinamento da rede foi correto. O treinamento da rede também demanda um tempo maior: a rede é treinada várias vezes com diferentes dados até se obter um resultado satisfatório. Por outro lado, a maior vantagem desta técnica é o fato de que ela não necessitar de um modelo analítico do sistema, ao contrário das outras técnicas aqui propostas, inclusive para o treinamento do ANFIS.

O sistema ANFIS utilizado, assim como era esperado, obteve um desempenho inferior aos sistemas de cancelamento de não-linearidades. Isso se deve ao fato de que os dados utilizados na construção das regras de pertinência foram retirados da planta de cancelamento dinâmico. Assim, o sistema ANFIS aproxima o comportamento desse sistema, e, teoricamente, teria como melhor desempenho possível o mesmo da planta de cancelamento dinâmico.

Considerando-se a aplicação prática é importante ressaltar que tanto o controlador NARMA como o ANFIS podem ser treinados com dados do processo real, podendo apresentar, em situações reais, resultados melhores que os demais controladores.

6. CONCLUSÕES

Apresentou-se um estudo comparativo de algumas estratégias para o controle de um sistema acoplado de nível de líquidos. A análise levou em consideração aspectos como implementação, ISE e sinal de controle. Utilizando o cancelamento estático, obteve-se um aumento do ISE em torno de 0.1%. O controlador PI apresentou o pior desempenho, com um aumento de cerca de 30% do ISE. Empregando-se a técnica NARMA-L2 também foi possível realizar o controle do sistema. Contudo, o treinamento da rede mostrou-se demorado e complexo em termos de implementação e o sinal de controle apresentou bastantes oscilações. A vantagem do NARMA-L2 é dispensar um modelo analítico do sistema. O controle realizado por meio do sistema ANFIS apresentou um resultado satisfatório, mas inferior ao cancelamento estático.

A técnica que mostrou a melhor relação entre complexidade e resultados obtidos foi o método de controle por meio do cancelamento estático de não-linearidades. Mostrou-se um método simples e de rápida implementação, bem como obteve um bom resultado nos sinais de saída e de controle, tornando-o uma boa alternativa ao se considerar sistemas reais.

7. REFERÊNCIAS

TETSUJI, T., MURAKOSHI, S. e MOTOHIDE, U. Neuro-Fuzzy Hybrid Control System of Tank Level in Petroleum Plant. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 4, no. 3, 1996.

GREGA, W. e MACIEJCZYK A. Digital Control of a Tank System. *IEEE Transactions on Education*, vol. 31, no. 3, 1994.

KORBA, P., BABUSKA R., VERBRUGGEN, H. B. e FRANK, P. M. Fuzzy Gain Scheduling: Controller and Observer Design Based on Lyapunov Method and Convex Optimization. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 11, no. 3, 2003.

YANHONG, X. e HONGJUNG, H. A Adaptive Control Based Neural Network For Liquide Level of Molten Steel Smelting Noncrystalloid Flimsy Alloy Line. *Proc. 4' World Congress on Intelligent Control and Automation*, 2002.

OGATA, K. *Engenharia de Controle Moderno*. Prentice Hall. 4a edição, 2003.

TAKAGI, T. e SUGENO, M. (1985). Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control, *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, SMC-15, pp.116-132.

NARENDRA, K.S. e MUKHOPADHYAY, S. (1997). Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 8, pp 475-485.

HAYKIN, S. *Redes Neurais - Princípios e Prática*. Bookman. 2a Edição, 1999.

WERBOS, P. J. Backpropagation through time: What it does and how to do it. *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 10, pp. 1550–1560, 1990.