

# CONTROLE NEURO-FUZZY DE PROCESSO DE NÍVEL MULTIVARIÁVEL

ALFREDO A. FREITAS, ADOLFO BAUCHSPIESS

*Grupo de Robótica, Automação e Visão Computacional*  
*Departamento de Engenharia Elétrica - Universidade de Brasília*  
*E-mails: alfredoamerico@freitas.eng.br, adolfobs@unb.br*

**Abstract**— The efficient control of non-linear systems is based on the usage of a process model or using intelligent systems techniques like neural networks and fuzz logic, particularly when different operation points are demanded or when a trajectory is given for the reference signal (servocontrol). The process parameters may change during the operation (e.g., valve opening) and it is then necessary to estimate the parameters in real time, which is a difficult task. In this paper we use ANFIS – adaptive neural fuzzy inference system - to control a 3<sup>rd</sup> order multivariable non-linear liquid level process. With the use of fuzzy controller we do not need to estimate the four valve coefficients (load loss). Simulations, implementation aspects and a detailed analysis of the obtained results for the fuzzy logic control and a comparison with state-space adaptive control using extended Kalman filter are presented. In this paper the fuzzy controllers is also applied on a singular process point and near singular points where the adaptive state-space technique can not control the process. The fuzzy controller is robust for different valve positions and also to different section areas.

**Keywords**— Fuzzy Control, State-Space Adaptive Control, Singular Systems, Level Process, Non-Linear Systems.

**Resumo**— O controle eficiente de sistemas não-lineares pressupõem a utilização de um modelo ou a utilização de técnicas de inteligentes como redes neurais e lógica *fuzzy*, em particular quando diferentes pontos de operação são utilizados ou quando se utiliza uma trajetória para o sinal de referência (servocontrole). Quando o processo tem seus parâmetros alterados ao longo do tempo (e.g., abertura de válvulas) faz-se necessário estimar os parâmetros em tempo real, o que pode ser oneroso computacionalmente e impreciso. Neste artigo apresenta-se a utilização de um controlador ANFIS - *adaptive neural fuzzy inference system* - para controlar um processo de nível de líquidos multivariável não-linear de 3<sup>a</sup> ordem. Com o uso do controlador fuzzy não existe a necessidade da estimação dos coeficientes das válvulas (perdas de carga) em tempo real. Simulações, aspectos da implementação e uma detalhada análise dos resultados para o controlador fuzzy e uma comparação com um controle no espaço-de-estados adaptativo que utiliza um filtro de Kalman estendido na estimação de parâmetros e estados do processo é mostrada. O controlador fuzzy é também testado em pontos singulares do processo, na proximidade destes o controle no espaço-de-estados adaptativo não apresenta bons resultados. A robustez do controlador fuzzy é ilustrada ao controlar o sistema com variações nas válvulas e na secção transversal dos tanques.

**Palavras-chave**— Controle Fuzzy, Controle Espaço-de-Estados Adaptativo, Processo de Nível, Sistemas Não-Lineares.

## 1. Introdução

Técnicas mais sofisticadas de controle utilizam no projeto um modelo do processo, e.g.: espaço-de-estados com observador, controle preditivo (Bauchspiess, 1996), linearização exata (Gosmann, 2002). Este modelo matemático do processo pode ter diferentes representações, tais como: equações diferenciais, função de transferência e resposta em frequência (Ljung, 1999). O modelo pode ser obtido a partir da aplicação de leis físicas (continuidade, Newton, Ohm etc.), o que pressupõem que o sistema seja plenamente conhecido, condição dificilmente satisfeita para um processo do mundo real. Uma alternativa ao uso de modelos matemáticos é a utilização de técnicas inteligentes de controle, como as redes neurais artificiais e a lógica fuzzy como mostrado, e.g., em Lee, 1990, Wang et al, 1996 entre outros. As redes neurais artificiais são utilizadas quando se possui dados do processo em análise em grande quantidade e variedade. A lógica fuzzy é baseada em inferência, funções linguísticas de pertinências e conhecimento especialista.

Este trabalho se propõe a apresentar um controlador fuzzy com regras treinadas por redes neurais artificiais (sistema neuro-fuzzy) para o controle de um processo não-linear multivariável de nível e comparar os resultados com um controlador espaço-de-estados adaptativo, que utiliza o filtro de

Kalman estendido para estimar os parâmetros das quatro válvulas e as três alturas da água nos reservatórios. Em Freitas et al., 2004a, apresenta-se a utilização do FKE para estimação conjunta de parâmetros e estados e em Freitas et al., 2004b apresenta-se a utilização de um controle espaço-de-estados para o processo em questão. Luna Filho et al., 2002, utiliza um controle fuzzy-PI para o processo, ou seja um controlador PI não-linear, porém as regras foram criadas usando conhecimento especialista e não ajustadas como neste trabalho, por redes neurais artificiais. Apresenta-se também uma análise da robustez do controlador fuzzy com a variação dos parâmetros do processo, constante das válvulas e área da secção transversal dos tanques.

## 2. Processo de Nível de Líquidos

O processo de nível de líquidos do LAVSI, (Figura-1), é composto por três tanques acoplados e duas bombas, conforme esquematizado na (Figura-1). Pode-se observar que o tanque 1 possui alimentação de líquido através da bomba 1 e está acoplado ao tanque 3 por uma válvula regulável. O tanque 2 possui alimentação de líquido através da bomba 2 e está acoplado ao tanque 3 por uma válvula regulável. A saída de líquido para o reservatório ocorre através das válvulas de saída dos tanques 1 e 2.

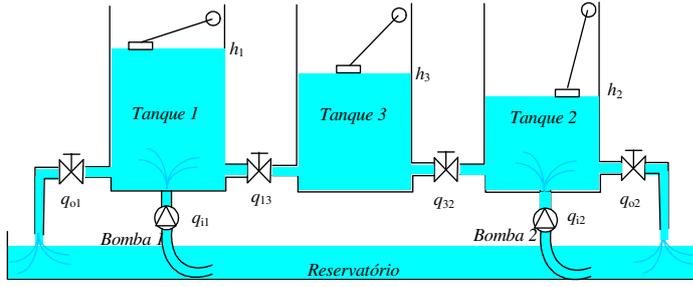


Figura-1 Esquemático e Imagem do sistema multivariável de nível de líquidos.

As variáveis controladas são os níveis dos tanques 1 e 2,  $h_1$  e  $h_2$ . As variáveis de atuação são as vazões das bombas 1 e 2,  $q_{i1}$  e  $q_{i2}$ . Nesta configuração tem-se um sistema de 3ª ordem com duas entradas e duas saídas.

### 2.1. Modelo a partir das leis físicas

Considerando o processo da (Figura-1) as seguintes variáveis podem ser definidas:

$q_{i1}$  e  $q_{i2}$ , vazões de entrada [ $cm^3/s$ ] nos tanque 1 e 2;

$q_{13}$ ,  $q_{32}$ , vazões [ $cm^3/s$ ] entre tanques;

$q_{o1}$  e  $q_{o2}$ , vazão de saída [ $cm^3/s$ ] dos reservatório 1 e 2;

$h_1, h_2, h_3$ , nível de líquido [cm] nos reservatórios 1, 2 e 3;

A - seção do reservatório [ $cm^2$ ].

Os níveis  $h_1, h_2, h_3$  são as variáveis de estado.

Pelo balanço de massa nos reservatórios temos o seguinte modelo não-linear do processo, como mostrado em Gosmann (2002):

$$A \frac{dh_1}{dt} = q_{i1} + \text{signal}(h_1 - h_3)k_{13}\sqrt{|h_1 - h_3|} - k_1\sqrt{h_1}$$

$$A \frac{dh_2}{dt} = q_{i2} + \text{signal}(h_3 - h_2)k_{32}\sqrt{|h_3 - h_2|} - k_2\sqrt{h_2} \quad (1)$$

$$A \frac{dh_3}{dt} = \text{signal}(h_1 - h_3)k_{13}\sqrt{|h_1 - h_3|} - \text{signal}(h_3 - h_2)k_{32}\sqrt{|h_3 - h_2|}$$

### 2.2. Modelo linearizado no ponto de operação

Para efeito do projeto do controlador, lineariza-se o processo em torno do ponto de operação ( $H_1, H_2, H_3$ ). Fazendo uma analogia com um sistema elétrico, a resistência (R) é calculada como a diferença de nível para gerar uma vazão unitária, dada por:

$$R_i = \frac{dH_i}{dQ_i} \text{ e } R_{ij} = \frac{dH_i - dH_j}{dQ_{ij}} \quad (2)$$

A capacitância (C) pode ser definida como sendo a variação na quantidade de líquido necessária para causar uma variação unitária no potencial (nível do líquido), logo é calculada como:

$$C_i = \frac{dV_i}{dH_i} \quad (3)$$

A capacitância (C) representa a área do tanque e a resistência (R), a perda de carga que o fluido sofre até chegar ao reservatório. Este valor de resistência é também usado para determinação da influência de um tanque sobre o outro, através de seus respectivos dutos de comunicação, logo se pode chegar ao seguinte modelo linearizado na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{C} \frac{R_1 + R_{13}}{R_1 R_{13}} & 0 & \frac{1}{C R_{13}} \\ 0 & -\frac{1}{C} \frac{R_2 + R_{32}}{R_2 R_{32}} & \frac{1}{C R_{32}} \\ -\frac{1}{C R_{13}} & \frac{1}{C R_{32}} & -\frac{1}{C} \frac{R_{13} + R_{32}}{R_{13} R_{32}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C} & 0 \\ 0 & \frac{1}{C} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

## 3. Estratégia de Controle

O sistema de nível de líquidos do LAVSI é um sistema não-linear multivariável. Entre as dificuldades de controle podemos destacar a variação do modelo com o ponto de operação. Note a dependência da altura no nível em (1), isso pode ser minimizado utilizando controle linear por pontos de operação para pequenos sinais, como o controle espaço-de-estados apresentado por Freitas et al., 2004b. A utilização de controle por linearização exata, Gosmann, 2002. e controle adaptativo elimina o problema do ponto de operação e do controle para pequenos sinais, porém nessa estratégia, pode-se obter um modelo singular nos pontos onde os níveis são próximos, conforme equações (2) e (4), nessa condição o sistema é não-controlável por tais técnicas.

A proposta deste trabalho é projetar um compensador neuro-fuzzy capaz de controlar o sistema, independente do ponto de operação, em grandes sinais e que não sofra influência de pontos onde o modelo é singular.

### 3.1. Controle Espaço-de-Estados Adaptativo

Em Freitas (et al. 2004b) apresenta-se um controlador para ponto de operação por alocação de pólos para o sistema de nível de líquidos do LAVSI. Neste trabalho este controlador foi implementado de forma adaptativa para eliminar a dependência do ponto de operação e ser comparado com o controlador neuro-fuzzy.

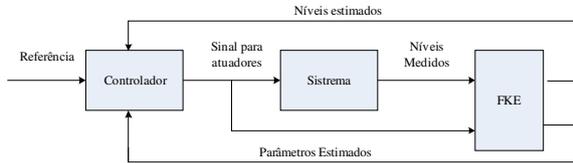


Figura-2 Estrutura do Controlador Apresentado em (Freitas, 2004b).

Os pólos do sistema em malha fechada foram alocados em  $[-1/30 \ -1/31 \ -1/32]$ . Utilizando a fórmula de Ackermann e as matrizes do processo, equação (4), e os pólos em malha fechada para cada mudança de referência faz a adaptação do controlador.

### 3.2. Controle Fuzzy

Os sistemas fuzzy são baseados em conhecimento de especialistas. Neste caso, um especialista em determinado sistema cria um conjunto de regras (construções se então) associadas a determinados fatos. Através de uma máquina de inferência, os fatos são tratados, comparados com a base de regras e gera-se conclusões.



Figura-3 Esquema de controle fuzzy.

Usando conhecimento de um especialista, o monitoramento e o controle de processos em geral podem ser realizados por um sistema fuzzy, fazendo com que o sistema se comporte como o especialista deseja, como em Luna Filho (et. al. 2002). O processo de conversão de variáveis contínuas em variáveis lingüísticas é denominado fuzzificação e o inverso, defuzzificação, como mostrado na Figura 3.

### 3.3. ANFIS – Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

A falta de um método padrão para transformação do conhecimento especialista em regras fuzzy e de um método eficiente para adequar as funções de pertinência de forma a maximizar o desempenho do sistema como um todo dificulta a aplicação do controle fuzzy em sistemas complexos. O Sistema ANFIS permite criar um conjunto de regras que são treinadas com os dados da aplicação. Tem-se assim a componente de explicação dos sistemas especialistas combinada com a característica de aprendizagem dos sistemas neurais (Jang, 1993).

No método ANFIS (Jang, 1995), os parâmetros das premissas são fixados e a saída é uma combinação linear dos parâmetros das conseqüências. Procede-se então para uma identificação dos parâmetros das conseqüências pelo método dos mínimos quadrados. Após, usa-se o método do gradiente descendente para adaptar os parâmetros das premissas com os das conseqüências fixos como na (Figura 4 – Arquitetura ANFIS para o modelo Sugeno).

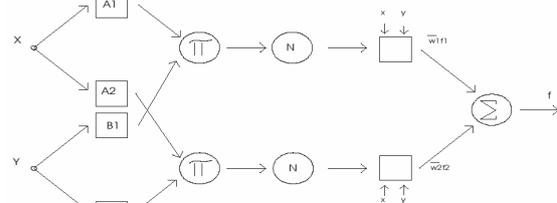


Figura 4 – Arquitetura ANFIS para o modelo Sugeno. - nós treinados, O – nós fixos.

Atualmente, diversos trabalhos apresentam controladores para sistemas não-lineares com estrutura neuro-fuzzy como mostra (Quadrelli et. al, 2002; Melin et al, 2001; Trebi-Ollennu et al, 1997).

### 3.4. ANFIS aplicado ao processo de nível

A aplicação de técnicas de controle neuro-fuzzy em sistema de nível é assunto recente como mostrado em (Kayacan e Kaynak, 2006; Engin et. al, 2004). Ambos os trabalhos utilizam neuro-fuzzy em conjunto com PID para controlar sistema em diferentes pontos de operação, neste trabalho utiliza-se apenas o controle neuro-fuzzy.

Baseado em Jang (1996) como entrada do controlador utiliza-se os valores de referências e os valores dos níveis dos tanques 1 e 2,  $ref_1, ref_2, h_1$  e  $h_2$ . Os valores do modelo apresentado em (2) e (4), são  $A = 150, k_1=12, k_2=12.6, k_{13}=12.7, k_{23}=12.4$ .

As funções de pertinências utilizadas foram três funções gaussianas para cada entrada o que resulta em oitenta e uma regras fuzzy do tipo Takagi e Sugeno (1985) de primeira ordem. Os números do treinamento são mostrados na (Tabela-1).

Para realizar o treinamento do ANFIS necessita-se de vetores de pares entrada/saída. Para gerar os pontos de treinamento foi utilizado um compensador com fator de ajuste de ganho, o mesmo utilizado pelo controlador espaço-de-estados, e com um ganho proporcional variável, que depende do erro dinâmico. A (Figura-5) mostra os gráficos dos dados utilizados para treinamento.

Como foram gerados sessenta e quatro mil pares entrada/saída, o sistema não pode ser treinado. Então, os dados foram re-amostrados a uma taxa de 0.2hz, o que gerou poucos dados e possibilitou o treinamento do sistema neuro-fuzzy.

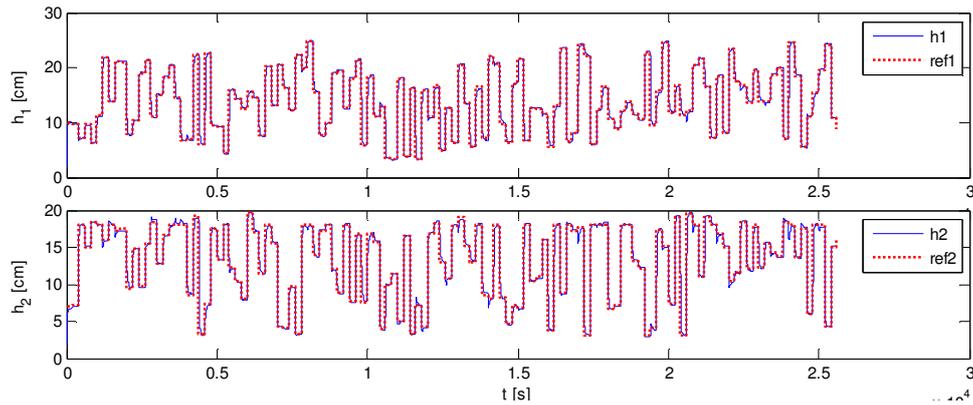


Figura-5 Dados utilizados para treinamento pelo ANFIS

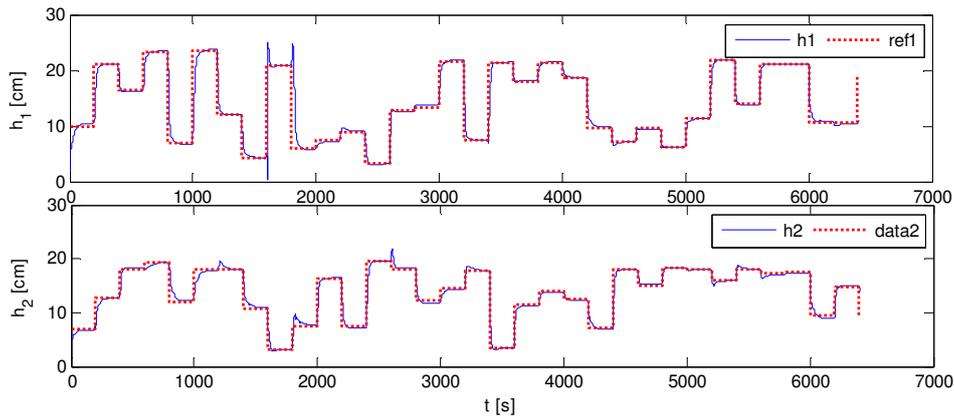


Figura-6 Resultado do controle Fuzzy para trinta e dois pontos de referências diferentes

Tabela-1 Parâmetros utilizados no treinamento.

Nós	193
Parâmetros Lineares	405
Parâmetros Não-lineares	48
Total de Parâmetros	453
Vetores de Treinamento	10236
Regras Fuzzy	81
Vetores de Teste	799
Vetores de Validação	799

A (Figura-7) mostra a superfície de controle para as entradas  $h_1$  e  $ref_1$  e para a saída  $q_1$ , e das entradas  $h_2$  e  $ref_2$  e para a saída  $q_2$ .

#### 4. Resultados

Apresenta-se nesta seção a verificação da metodologia fuzzy aplicada ao processo de nível de líquidos e uma comparação com um controlador espaço-de-estados adaptativo.

A (Figura-6) mostra o resultado do controle fuzzy do sistema de nível de líquidos multivariável em trinta e dois valores diferentes para referencia, onde nota-se um baixos erros em regime permanente e baixos sobrepassos.

A (Figura 11) mostra o resultado de controle espaço-de-estados adaptativo do sistema multivariável, já a (Figura 12) mostra o resultado do

controle fuzzy para o mesmo conjunto de pontos de referências. Note que o controle fuzzy produz melhores resultados quando as referências são próximas. Este fato é devido a altos valores da matriz do processo para valores próximos de referências, um centímetro de diferença.

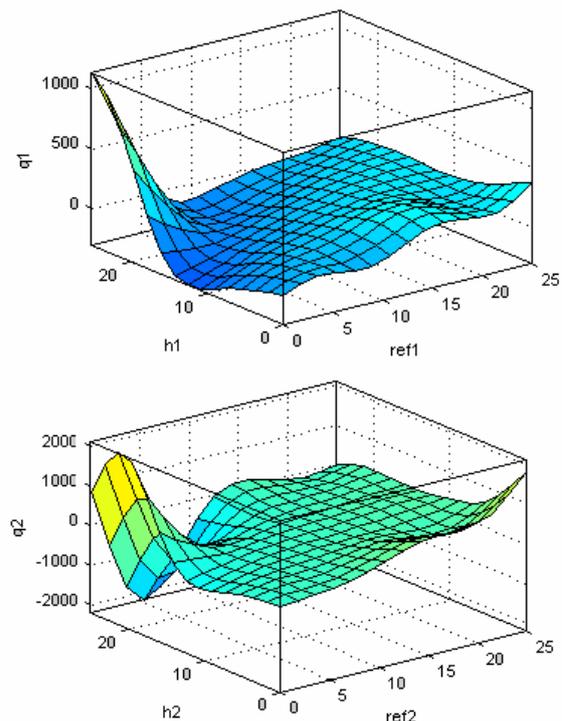


Figura-7 Superfícies de controle para  $ref_1 \times h_1$  e para  $ref_2 \times h_2$ .

O controlador fuzzy é indiferente a pontos singulares do processo, o que não acontece com técnicas de controle baseadas em modelo, pois neste caso, não existe um modelo linearizado do processo, o modelo da equação (4) assumirá valores infinitos em todas as células, exceto nas que são nulas.

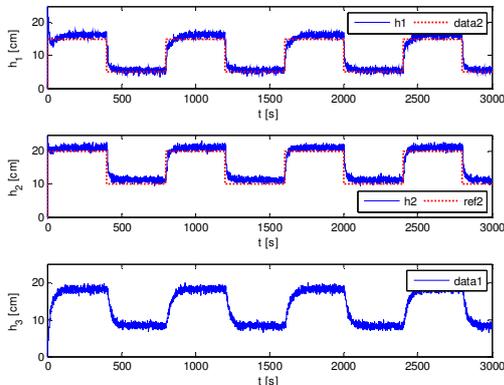


Figura-8 Controle fuzzy com alterações nas válvulas e ruídos.

A (Figura-8) mostra o controle fuzzy com sinal de sensores ruidosos e alteração nas posições de todas as válvulas entre vinte e vinte e cinco por cento dos valores utilizados para treinamento.

A (Figura-9) mostra a alteração tanto nas válvulas quanto na área (dois terços do valor original utilizado para treinamento). A (Figura-10) mostra o resultado do controle espaço-de-estados adaptativo para os mesmos valores do processo. Veja a degradação do resultado para o caso controlador adaptativo.

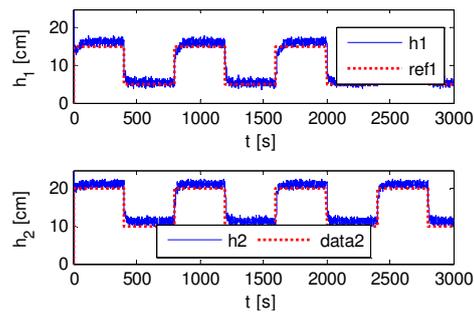


Figura-9 Resultado fuzzy com alterações nas válvulas e na área da secção transversal dos tanques e ruídos dos sensores

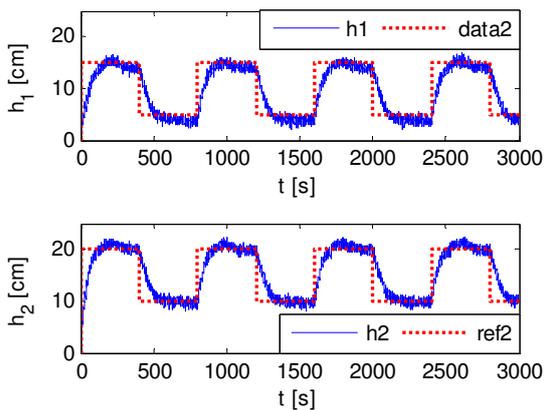


Figura-10 Resultado espaço-de-estados para o mesmo modelo da Figura-9

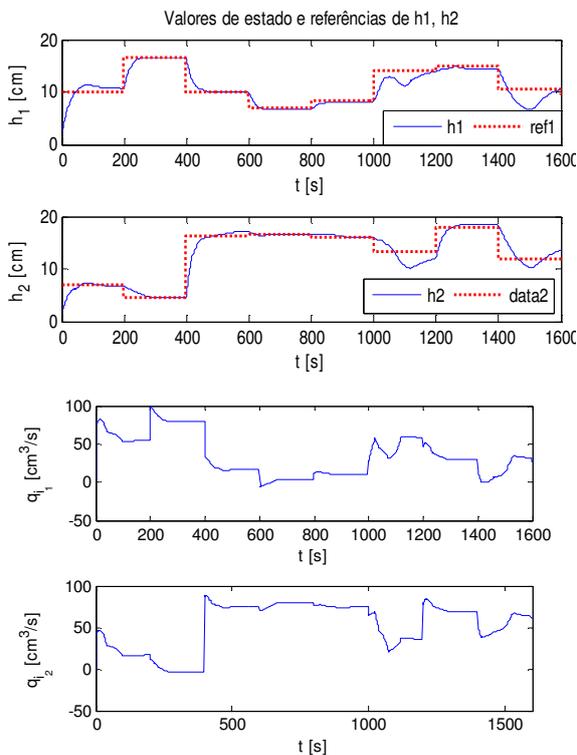


Figura 11 - Resultados de controle espaço-de-estados adaptativo

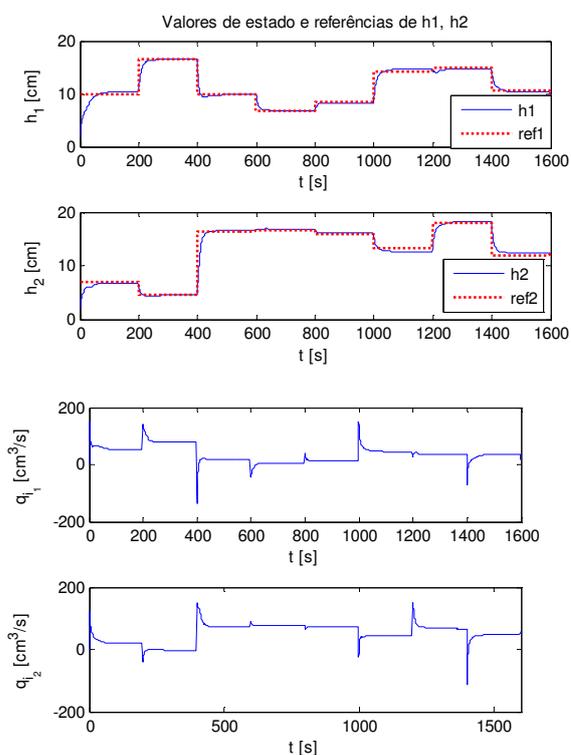


Figura 12 - Resultados de controle Fuzzy, mesmo conjunto de ref.

## 5. Conclusão e Perspectivas

Constatou-se neste trabalho que o controle de processos não-lineares multivariáveis utilizando controladores neuro-fuzzy produz bons resultados com robustez à variações nos parâmetros do processo. Isto mostra uma grande probabilidade de sucesso para aplicações em processos reais. Além da operação bem sucedida do controle em grandes sinais e independente do ponto de operação, conseguimos controlar o processo num ponto onde o sistema se torna não-controlável e não-observável por técnicas de controle espaço-de-estados adaptativas e por linearização exata.

Verificou-se neste trabalho que o controlador neuro-fuzzy aplicado ao processo de nível de líquidos multivariável apresenta bons resultados em diversas configurações do processo e em diversas situações que ocorrem na prática, como a imprecisão dos valores das constantes das válvulas e variações na secção transversal dos tanques. Mesmo nestes casos, o controlador neuro-fuzzy apresentou excelentes resultados.

Para trabalhos posteriores pode-se utilizar o controlador neuro-fuzzy no sistema do LAVSI de quatro tanques e realizar os testes do controlador num sistema onde a área da secção transversal do tanque é variável com a altura do reservatório.

### Agradecimentos

Os autores agradecem ao Departamento de Engenharia Elétrica a CAPES e ao CNPq.

### Bibliográficas

- Bauchspiess, A. (1996) *Servocontrole preditivo de manipuladores guiados por sensores*. Congresso Brasileiro de Automática. 1996, pp. 1715-1720
- Lee, C. C. (1990) *Fuzzy Logic in Control Systems: fuzzy logic controller – part 1*. IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics.
- Lee, C. C. (1990) *Fuzzy Logic in Control Systems: fuzzy logic controller – part 2*. IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics.
- Engin, N.;Kuvulmaz,J.; Ömurlü, E. (2004). *Fuzzy control of an ANFIS model representing a nonlinear liquid-level system*. Neural Computing and Applications.
- Freitas, Alfredo Américo, Borges, Geovany Araújo, Bauchspiess,(2004a) A. *Avaliação Do Filtro De Kalman Estendido Para Estimção De Parâmetros De Processo De Nível De Líquidos* In: Congresso Brasileiro de Automática. 2004. Gramado.
- Freitas, Alfredo Américo, Borges, Geovany Araujo, Bauchspiess, A. (2004b) *State Space Control and Extended Kalman Filter Estimation Applied to a 3rd Order Liquid Level Process*. In: INDUSCON2004, 2004, Joinville.
- Gosmann, Hugo L. (2002). *Um Sistema Multivariável de Tanques Acoplados para Avaliação de Técnicas de Controle*. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília (2002).
- Jang, J.-S.R (1993) *ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics.
- Jang, J.-S.R.; Gulley, N. (1995). *The Fuzzy Logic ToolBox for use with MatLab*. The MathWorks, Inc., Natick Massachusetts.
- Jang, J.-S.R (1996). *Input selection for ANFIS learning*. Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Fuzzy Systems.
- Kayacan, E.; Kaynak, O. (2006); *Grey Prediction Based Control of a Non-Linear Liquid Level System Using PID Type Fuzzy Controller*. IEEE 3rd International Conference on Mechatronics.
- Ljung, L (1999) *System Identification: Theory for the User*. Prentice Hall, Second Edition., 1999.
- Luna Filho, F. M.; Bauchspiess, A., A; Gosmann, H.L. (2002) *Controle Fuzzy para Sistema de Nível de Líquidos*. Congresso Brasileiro de Automática. 2002 - Natal-RN.
- Melin, P.; Castillo, O. (2001) *Intelligent control of nonlinear dynamical systems with a neuro-fuzzy-genetic approach*. Neural Networks, 2001. Proceedings. IJCNN apos;01. International Joint Conference.
- Melin, P.; Castillo, O. (2001) *Intelligent control of nonlinear dynamical systems with aneuro-fuzzy-genetic approach*. Neural Networks .
- Wang, HO; Tanaka, K ; Griffin, MF. (1996) *An approach to fuzzy control of nonlinear systems: stability and Design Issues*. Fuzzy Systems, IEEE Transactions on.
- Quadrelli, G. ; Tanscheit, R. ; Vellasco, Marley M. (2002). *Neuro-fuzzy modelling and control of nonlinear dynamic systems*. Learning And Nonlinear Models, v. 1, n. 1, p. 1-10, 2002.
- Takagi , T.; Sugeno, M.. *Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control*. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics.
- Trebi-Ollennu, A.; White, B.A.; (1997) *Robust output tracking for MIMO nonlinear systems: an adaptive fuzzy systems approach*. Control Theory and Applications, IEE Proceedings.