

IDENTIFICAÇÃO NÃO-LINEAR DE UM TROCADOR DE CALOR BASEADA EM UM MODELO NEBULOSO INTERPOLATIVO

Leandro dos Santos Coelho

Laboratório de Automação e Sistemas, LAS
Programa de Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, PPGEPS
Pontifícia Universidade Católica do Paraná – PUCPR
Rua Imaculada Conceição, 1155, CEP 80215-901, Curitiba, PR, Brasil
leandro.coelho@pucpr.br

Luciano Alves

Ford, Av. do Taboão, 899, CEP 0955-900, São Bernardo do Campo, SP, Brasil
la306@uol.com.br

Resumo. Os sistemas nebulosos são baseados em conceitos de codificação nebulosa da informação e operação com conjuntos nebulosos em vez de números. Os modelos nebulosos, especialmente os modelos nebulosos de Takagi-Sugeno (TS), têm recebido atenção particular na área de identificação de sistemas não-lineares devido a suas capacidades de aproximar comportamento não-linear. Neste artigo uma metodologia para identificação não-linear baseada em modelo nebuloso de TS com método de agrupamento de Gath-Geva é apresentada e validada. A eficiência do método de identificação proposto usando modelo de TS aliado a agrupamento de dado é ilustrada pela identificação de um sistema não-linear. Os resultados de identificação experimental de um trocador de calor confirmam a eficiência e característica de generalização do método de identificação baseado em modelo nebuloso de TS.

Palavras chave: trocador de calor, modelo nebuloso, identificação não-linear, agrupamento de dados.

1. Introdução

A identificação de sistemas, seja ela realizada de forma *on-line* ou *off-line*, é uma parte essencial no projeto de sistemas de controle. Em geral, a identificação de sistemas lineares é uma área bem estabelecida e através dos anos, muitas abordagens desenvolvidas já estão consolidadas na literatura (Foss *et al.*, 1998). Entretanto, em muitas situações práticas, a hipótese de linearidade não pode ser mantida devido à existência de não-linearidades ou elementos variantes no tempo. Em tais casos, é difícil aplicar os métodos quantitativos convencionais que descrevam adequadamente as características não-lineares e variantes no tempo de processos industriais.

A identificação de sistemas não-lineares, isto é, sistemas que mostram relações não-lineares entre a(s) entrada(s) e/ou saída(s), é geralmente uma tarefa difícil. Para este propósito, os sistemas nebulosos são uma alternativa para identificação de sistemas. Os sistemas nebulosos, também conhecidos como sistemas de inferência nebulosa, sistemas nebulosos baseados em regras, ou modelos nebulosos, representam a mais importante ferramenta de modelagem baseada na teoria dos conjuntos nebulosos. Um sistema de inferência nebulosa é um mapeamento ou função de um espaço de alternativas de entrada para um espaço de saída. A estrutura básica de um sistema nebuloso possui três componentes conceituais: uma base de regras que contém o conjunto de regras nebulosas, uma base de dados que define as funções de pertinência usadas nas regras nebulosas e um mecanismo de raciocínio que realiza um procedimento de inferência (raciocínio nebuloso) para obter a saída ou conclusão, baseado nas regras e fatos conhecidos (Almeida, 2005).

Neste contexto, destacam-se os sistemas nebulosos de Takagi-Sugeno (TS) (Takagi e Sugeno, 1985; Sugeno e Kang, 1988). O sistema nebuloso de TS tem sido investigado, principalmente por ser aproximador universal de funções com uma dada precisão e por apresentar características atrativas de interpolação e extrapolação numérica.

Neste artigo é proposto um procedimento de otimização de um modelo nebuloso do tipo TS que desacopla a identificação dos antecedentes (funções de pertinência dos antecedentes ou parâmetros da premissa das regras) da estimação da parte conseqüente (parâmetros do conseqüente) das regras nebulosas. O procedimento proposto é decomposto em duas abordagens.

Uma abordagem de agrupamento (*clustering*) usando o método de Gath-Geva (Gath e Geva, 1989) para o ajuste da parte antecedente das regras. A escolha do método de Gath-Geva é devido a suas potencialidades de boa divisão de agrupamentos em relação a outros métodos clássicos, tais como o método *k*-médias e *c*-médias. A outra abordagem emprega o método dos mínimos quadrados (Johansson, 1993) e visa a otimização dos parâmetros do conseqüente das regras nebulosas. Este procedimento de otimização é avaliado na identificação de um trocador de calor.

As próximas seções do artigo são organizadas da seguinte forma. Na seção 2 são descritos os fundamentos do modelo nebuloso de *TS* e o seu procedimento de otimização. A descrição do trocador de calor e a análise dos resultados da aplicação do modelo nebuloso são apresentados nas seções 4 e 5, respectivamente. Na seção 6, a conclusão e alguns comentários sobre pesquisa futura são apresentados.

2. Modelos nebulosos

A utilização de conjuntos nebulosos e de um tipo de computação baseado na regra composicional de inferência com seus operadores associados, resulta em sistemas de decisão estruturados no formato de uma base de regras nebulosas, adequados para a implementação de processos dedutivos. Esses sistemas, conhecidos como sistemas de inferência nebulosa ou simplesmente sistemas nebulosos, dependem da especificação de uma série de elementos. Estes elementos incluem a quantidade e o tipo de regras nebulosas, os parâmetros das funções de pertinência, a semântica das regras que participam do raciocínio aproximado e os operadores do mecanismo de inferência utilizado para obter uma saída a partir dos dados de entrada. A utilização de sistemas nebulosos na forma de raciocínio aproximado pode expressar a ambigüidade e a subjetividade presentes no raciocínio humano (Gomide e Pedrycz, 1998).

O uso de sistemas nebulosos é indicado quando (Lin e Lee, 1996): (i) o modelo matemático do sistema não existe, ou quando existe, é de difícil codificação (não temos um modelo matemático *a priori* do processo de incineração); (ii) o modelo matemático é muito complexo para ser rapidamente avaliado em tempo real ou requer muita memória; (iii) no ambiente existe alto nível de ruído e/ou os sensores de medição poucos precisos no sistema; (iv) o processo envolve a interação com um operador humano, ou especialista, preparado para especificar os parâmetros do conjunto de regras a ser utilizado no sistema nebuloso.

Um modelo nebuloso é um conjunto de regras de produção SE-ENTÃO que mapeia entradas em saídas. A estrutura básica de um modelo nebuloso consiste de três componentes conceituais: a *base de regras*, que contém um conjunto de regras nebulosas, a *base de dados* (ou dicionário), que define as funções de pertinência (e seus fatores de escala) vinculadas às regras nebulosas, e o *mecanismo de inferência*, que executa o procedimento de inferência sobre as regras e uma dada condição para derivar uma saída razoável ou conclusão.

2.1 Modelo nebuloso de Takagi-Sugeno

A concepção de um modelo nebuloso é baseada em um mecanismo de “dividir para conquistar”, onde os antecedentes das regras nebulosas dividem o espaço de entrada em uma determinada quantidade de regiões nebulosas locais, enquanto os conseqüentes descrevem o comportamento de uma dada região através de vários parâmetros constituintes.

Existem vários modelos de sistemas nebulosos, onde na maioria dos casos, o antecedente é formado por proposições lingüísticas e a distinção entre os modelos se dá no conseqüente das regras nebulosas. Entre os modelos mais conhecidos pode-se destacar: modelo de Mamdani e o modelo *TS*.

O sistema de inferência nebulosa de Mamdani emergiu como uma primeira tentativa de se controlar a caldeira de uma máquina a vapor, através de um conjunto de regras de controle baseadas em variáveis lingüísticas, regras estas obtidas de operadores humanos especializados (Mamdani e Assilian, 1975). A característica básica do modelo de Mamdani é o fato de utilizar conjuntos nebulosos nos conseqüentes das regras nebulosas.

O modelo *TS* foi proposto como resultado de um esforço para se desenvolver de forma sistemática, uma abordagem para a geração de regras nebulosas a partir de dados de entrada-saída (Takagi e Sugeno, 1985). O modelo nebuloso *TS* é composto de uma base de regras nebulosas que particiona o espaço de entrada, denominado de universo de discurso, em regiões nebulosas descritas pelos antecedentes da regra nas quais as funções do conseqüente são válidas (Almeida, 2005).

Diferentes constituintes dos conseqüentes resultam em diferentes tipos de sistemas nebulosos, mas seus antecedentes são sempre os mesmos. Neste artigo, o modelo nebuloso de *TS* é adotado com funções lineares como conseqüentes. As regras do modelo de *TS* apresentam boas características de interpolação e extrapolação com um número reduzido de regras de produção.

O modelo nebuloso de *TS* trata-se de um equivalente funcional da rede neural de base radial. Neste caso, quando a rede neural apresenta o mesmo número de funções de ativação na camada oculta que o número de regras do modelo nebuloso *TS* de ordem zero (Wu e Tam, 1999). Um aspecto relevante do sistema de *TS* é o seu poder de representação, especialmente para a descrição de sistemas complexos. Este modelo nebuloso permite a decomposição de um sistema complexo em subsistemas simples.

Um modelo nebuloso consiste de múltiplas regras, cada regra contendo uma parte premissa (antecedente) e uma parte conseqüente. A parte da premissa é responsável pela especificação de um certo subespaço de entrada pela conjunção de cláusulas nebulosas que contém as variáveis de entrada. A parte conseqüente é um modelo de regressão linear. Os modelos nebulosos de *TS* consistem de regras de produção — *SE* <condição> *ENTÃO* <ação> — que podem ser representadas na forma geral:

$$R_i : SE \ x_1 \acute{E} \ A_{i1} \ E \dots \ E \ x_n \acute{E} \ A_{in} \ ENT\tilde{A}O \ \hat{y}_i = a_i x + b_i, \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

onde o antecedente *SE* define a parte antecedente (premissa) enquanto as funões da regra *ENT* \tilde{A} *O* constituem-se na parte conseqüente do modelo nebuloso; R_i é a i -ésima regra, $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]^T \in \mathcal{X}$ é o vetor das variáveis de entrada das regras (antecedentes), A_{i1}, \dots, A_{in} são conjunto nebulosos definidas no espaço dos antecedentes, e y_i é a saída da regra. A variável K denota o número de regras na base de regras, e a saída agregada do modelo $\hat{y} \in \mathfrak{S}$ é calculada pela média ponderada dos conseqüentes da regra

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i(\mathbf{x}) \hat{y}_i}{\sum_{i=1}^K \beta_i(\mathbf{x})} \quad (2)$$

onde $\beta_i(\mathbf{x})$ é o grau de ativaão da i -ésima regra

$$\beta_i(\mathbf{x}) = \prod_{j=1}^n \mu_{A_{ij}}(x_j), \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (3)$$

onde $\mu_{A_{ij}}(x_j) : \mathfrak{R} \rightarrow [0, 1]$ é a funão de pertinência do conjunto nebuloso A_{ij} no antecedente de R_i . A cada conjunto nebuloso do antecedente A_{ij} é associada uma funão de pertinência $\mu_{A_{ij}}(x_i)$ descrita por

$$\mu_{A_{ij}}(x_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right] \quad (4)$$

onde m_{ij} e σ_{ij} são o centro e a largura funão de pertinência do tipo Gaussiana, respectivamente. A união de todos estes parâmetros define o conjunto de parâmetros da premissa.

A construção de um modelo nebuloso de *TS* a partir dos dados medidos do processo (ou sistema) a ser identificado envolve duas tarefas, a identificação da estrutura e a identificação de parâmetros. As duas etapas importantes da identificação da estrutura são: (i) a determinação do número de regras SE-ENT \tilde{A} O e (ii) a partião do espaço de entrada para um dado conjunto de conjuntos nebulosos com funões de pertinência. A identificação de parâmetros envolve a identificação dos parâmetros das funões de pertinência e os parâmetros dos conseqüentes funcionais (coeficientes de equações lineares).

Neste artigo, a análise de *cluster* (grupo) é a metodologia empregada na procura de *clusters* correspondentes às classes presentes em dados; um método de agrupamento divide todos as amostras em pequenos sub-grupos e os classifica de acordo com a similaridade entre eles. Uma análise de *cluster* reconstrói a probabilidade de densidade de dados das amostras e então extrai a informação encapsulada nos dados pela extrapolaão da pertinência às classes.

Os algoritmos de agrupamento nebulosos permitem um grau de associaão para cada elemento em cada grupo. Um elemento pertence a diferentes grupos, com diferentes graus de associaão, fornecendo informaões mais detalhadas sobre a estrutura de dados. As maiores dificuldades encontradas durante o agrupamento nebuloso de dados são (Gath e Geva, 1989a): (i) o número de grupos nem sempre pode ser definido *a priori*; (ii) as características e as localizaões dos centros dos grupos também não são necessariamente conhecidas *a priori*; e (iii) grande variabilidade de formas, densidade, e número de dados em cada grupo. Existem diversas técnicas de agrupamento entre os métodos não-supervisionados, tais como agrupamento nebuloso adaptativo, k -médias, decomposião de mistura Gaussiana e c -médias (Yen e Langari, 1999).

Uma alternativa a estes métodos é o algoritmo de Gath-Geva (Gath e Geva, 1989a, 1989b), utilizado em sistemas nebulosos (Abonyi *et al.*, 2005, Abonyi *et al.*, 2002), que emprega uma distância da norma baseado em estimativas nebulosas de probabilidade máxima (FMLE – *Fuzzy Maximum Likelihood Estimates*), proposta por Bezdek e Dunn (1975).

Este algoritmo é derivado pela combinaão entre o algoritmo k -means nebuloso e o algoritmo FMLE. Este método também pode ser denominado de UFP-ONC (*Unsupervised Fuzzy Partition-Optimal Number of Classes*); ele foi desenvolvido com o propósito de classificar os conjuntos nebulosos sem supor um número *a priori* de grupos, podendo detectar vários formatos e agrupamento, densidades e números de pontos em cada grupo (Gath e Geva, 1989a).

Este algoritmo interpreta os dados como variáveis aleatórias, supõe uma distribuião Gaussiana com uma probabilidade *a priori* pertencente a cada grupo. Os métodos para determinar o número de grupos e a partião mais adequada, são utilizados quando o algoritmo não considera um critério de validaão específico (Almeida, 2005). Estes

métodos utilizam funções de validação como indicadores da qualidade do resultado da partição, pois fornecem índices de validação (Silva, 2005). O algoritmo Gath-Geva, nos fornece o índice de hipervolume nebuloso e o índice de partição por densidade média.

Neste algoritmo, o cálculo da distância como medida de similaridade entre o dado, x , e o centro do grupo, v , tal que:

$$D_{ik}(x_k, v_i) = \frac{\sqrt{\det(F_{wi})}}{\alpha_i} \exp\left(\frac{1}{2}(x_k - v_i^{(l)})^T F_{wi}^{-1}(x_k - v_i^{(l)})\right) \quad (5)$$

Esta distância da norma envolve um termo exponencial e diminui mais rapidamente do que a norma do produto interno. F_{wi} é a matriz de covariância nebulosa do i -ésimo grupo é dada por:

$$F_{wi} = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^w (x_k - v_i)(x_k - v_i)^T}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^w}, \quad 1 \leq i \leq c \quad (6)$$

onde $w=1$ no algoritmo original FMLE, mas neste caso utilizá-se $w = 2$, para que o agrupamento compense o termo exponencial da distância da norma. A probabilidade de seleção de cada grupo é dada por:

$$\alpha_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mu_{ik} \quad (7)$$

Os graus do conjunto são interpretados como as probabilidades posteriores para selecionar o i -ésimo grupo dos dados, obtido o x_k do conjunto de dados de entrada do modelo nebuloso.

Neste contexto, o algoritmo Gath-Geva pode ser resumido pelas seguintes etapas:

Dado um conjunto de dados X , escolher um número de grupos $1 < c < N$, o expoente $w > 1$ e determinar a tolerância $\varepsilon > 0$.

- (i) Iniciar aleatoriamente a matriz de pertinência, U , composta dos elementos u_{ik} ;
- (ii) Calcular os centros dos grupos, v , com a equação:

$$v_i^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^w x_k}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^w}, \quad 1 \leq i \leq c$$

- (iii) Calcular a matriz de covariância:

$$F_i^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^w (x_k - v_i^{(l)})(x_k - v_i^{(l)})^T}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^w}, \quad 1 \leq i \leq c$$

- (iv) Calcular a distância como medida de similaridade entre o dado e o centro do grupo:

$$D_{ik}^2(x_k, v_i) = \frac{(2\pi)^{n/2} \sqrt{\det(F_i)}}{\alpha_i} \exp\left(\frac{1}{2}(x_k - v_i^{(l)})^T F_i^{-1}(x_k - v_i^{(l)})\right)$$

com a probabilidade *a priori* dos dados pertencentes ao grupo i ,

$$\alpha_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mu_{ik}$$

- (v) Atualizar a matriz de pertinência:

$$\mu_{ik}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (D_{ikA_i}(x_i, v_i) / D_{jk}(x_k, v_j))^{2/(w-1)}}, \quad 1 \leq i \leq c, \quad 1 \leq k \leq N$$

- (vi) Repetir até $\|U^{(l+1)} - U^{(l)}\| \leq \varepsilon$, senão voltar para a etapa (ii).

Neste trabalho, o método de ajuste linear para os parâmetros de saída do modelo nebuloso de *TS* é a pseudo-inversa.

3. Descrição do trocador de calor

O trocador de calor ou permutador de calor é um equipamento onde dois fluidos com temperaturas diferentes trocam calor através de uma interface metálica. Portanto, um fluido cede calor, sob forma de calor sensível ou calor latente, a outro, mais frio. As aplicações dos trocadores de calor vão desde os aparelhos domésticos até os equipamentos de grande porte nas indústrias químicas e siderúrgicas (Macintyre, 1997).

Os trocadores de calor nem sempre precisam de controle especial da temperatura. Uma vez que os objetivos dos trocadores num processo é possibilitar a recuperação de calor máxima, na existe qualquer razão para restringir seus desempenhos com o uso de controladores. Normalmente basta usar válvulas manuais que devem permanecer bem abertas. Os controles principais são realizados normalmente para o resfriador e para o aquecedor que são adjacentes ao trocador (Kern, 1980).

O trocador de calor analisado neste trabalho consiste de um trocador de calor de fluxo de vapor líquido saturado, onde a água é aquecida por vapor de fluxo saturado pressurizado em um tubo de cobre. A variável de saída é a temperatura do líquido de saída. As variáveis de entrada são: a taxa de transferência de calor do líquido, a temperatura de vapor e a temperatura do líquido de entrada. Neste contexto, a temperatura do vapor e a temperatura do líquido de entrada são mantidas constantes em seus valores nominais (Daisy, 2006). O período de amostragem dos dados é de 1 segundo e o procedimento de identificação, adotado neste trabalho, utiliza como entrada a taxa de transferência de calor do líquido e como variável de saída é adotada a temperatura do líquido de saída. Uma representação do trocador de calor é apresentada na figura 3 (Bittanti e Piroddi, 1996).

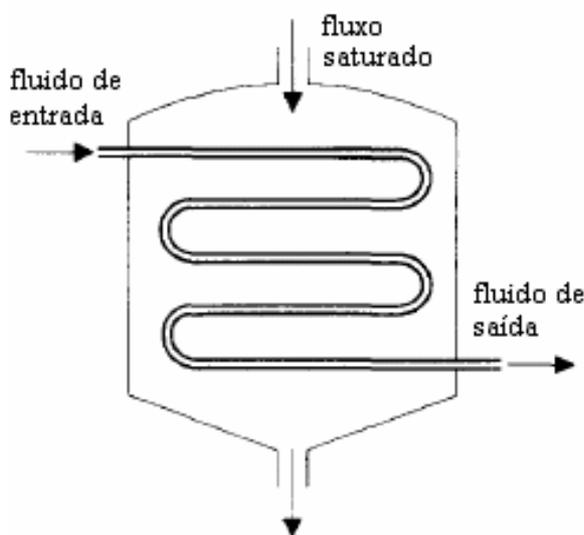


Figura 3 - Representação do trocador de calor.

O experimento foi configurado para utilizar as amostras 1 a 1200 ($N=1200$) para a fase de estimação e as amostras 1201 a 1600, para a fase de validação do modelo nebuloso de *TS*.

Para identificação foi escolhido um modelo matemático para a representação do processo. A estrutura de modelo testada é o modelo multivariável *NARX* (*Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs*) em concepção série-paralela com 3 entradas e 1 saída, isto é, as entradas $[u(t-1); y(t-2); y(t-1)]$ e a saída é $\hat{y}(t)$, conforme apresentado na figura 4.

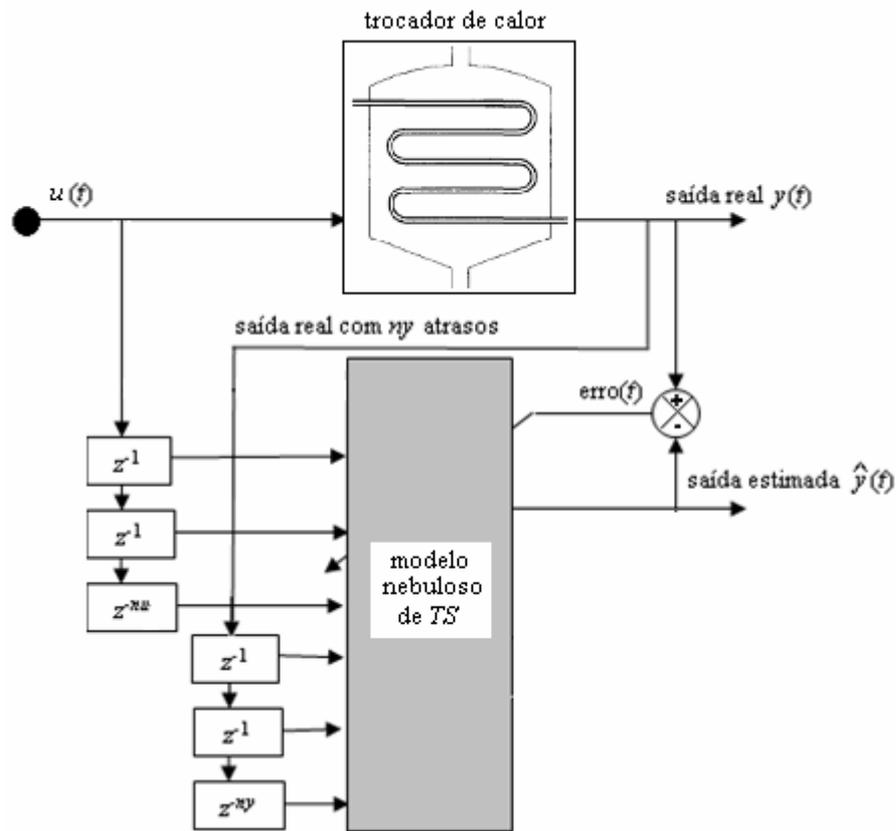


Figura 4 - Identificação usando um modelo nebuloso com estrutura série-paralela.

A identificação do sistema térmico é apropriada se um critério de erro definido previamente pelo projetista está entre valores admissíveis às necessidades do projeto. O critério escolhido neste estudo (função custo a ser maximizada) foi o coeficiente de correlação múltipla regido pela equação

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{Na} (y(t) - \hat{y}(t))^2}{\sum_{t=1}^{Na} (y(t) - \bar{y})^2}, \quad (8)$$

onde Na é o número de amostras avaliado (2500 amostras na fase de estimação e 1500 amostras na fase de validação), $y(t)$ é saída real do processo, $\hat{y}(t)$ é a saída estimada pelo modelo nebuloso de TS, \bar{y} é a média das medidas do sistema térmico. Quando o valor de R^2 é igual a 1,0 indica uma aproximação exata do modelo aos dados medidos do processo. O valor de R^2 entre 0,9 e 1,0 é considerado suficiente para aplicações práticas, principalmente em projetos de identificação e sistemas de controle baseados em modelo (Schaible *et al.*, 1997).

4. Análise dos resultados de identificação do trocador de calor

Após a identificação, um modelo do processo em análise é obtido e deve-se verificar se ele é válido ou não. O conhecimento da finalidade do modelo se faz necessário, para poder julgar se ele incorpora ou não as características requeridas. O modelo será considerado válido se ele incorporar aquelas características do sistema que são fundamentais para a aplicação em questão.

Na tabela 1 são apresentados de forma resumida os resultados das simulações de previsão um passo à frente para a saída do trocador de calor na fase de estimação e validação. Os resultados apresentados nesta tabela mostram os resultados usando o método de agrupamento de Gath-Geva, sendo que também são apresentados os resultados usando o método clássico de agrupamento k -médias. Detalhes relativos ao método k -médias são apresentados em Duda e Hart (1973) e Jain e Dubes (1988).

Tabela 1. Resultados das simulações do modelo nebuloso de *TS* na identificação do trocador de calor.

método de agrupamento	funções de pertinência Gaussianas para cada entrada do modelo nebuloso de <i>TS</i>	R^2 (estimação)	R^2 (validação)	R^2 (média harmônica)
Gath-Geva	2	0,8486	0,0205	0,0400
Gath-Geva	3	0,8900	0,7465	0,8120
Gath-Geva	4	0,9589	0,7510	0,8423
Gath-Geva	5	0,9632	0,8398	0,8973
Gath-Geva	6	0,9631	0,8287	0,8909
Gath-Geva	7	0,9630	0,8424	0,8987
Gath-Geva	8	0,9645	0,8369	0,8962
<i>k</i> -médias	2	0,8400	0,0000	0,0000
<i>k</i> -médias	3	0,9101	0,1630	0,2765
<i>k</i> -médias	4	0,9381	0,6454	0,7647
<i>k</i> -médias	5	0,9420	0,7216	0,8172
<i>k</i> -médias	6	0,9434	0,7345	0,8259
<i>k</i> -médias	7	0,9440	0,7396	0,8294
<i>k</i> -médias	8	0,9445	0,7471	0,8343

Nota-se pelos resultados da tabela 1, que os resultados obtidos (analisando-se a medida harmônica de R^2) com modelo nebuloso de *TS* aliado ao método de agrupamento de Gath-Geva são superiores aos resultados usando o método clássico de agrupamento *k*-médias.

Nas figuras 5 e 6 são apresentados os melhores resultados (conforme a tabela 1) de identificação do trocador de calor. Neste contexto, o melhor resultado usando o método de agrupamento de Gath-Geva foi com 7 funções de pertinência Gaussianas para entrada do modelo nebuloso com R^2 (média harmônica) = 0,8997. E o melhor resultado do modelo nebuloso de *TS* usando *k*-médias foi R^2 (média harmônica) = 0,8343 com 8 funções de pertinência.

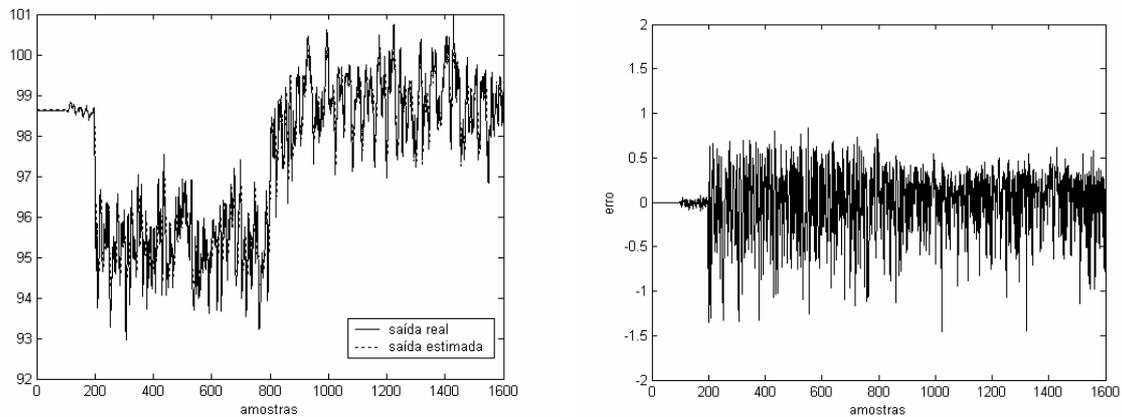


Figura 5 - Saída real e estimada usando modelo nebuloso de *TS* e método de agrupamento de Gath-Geva.

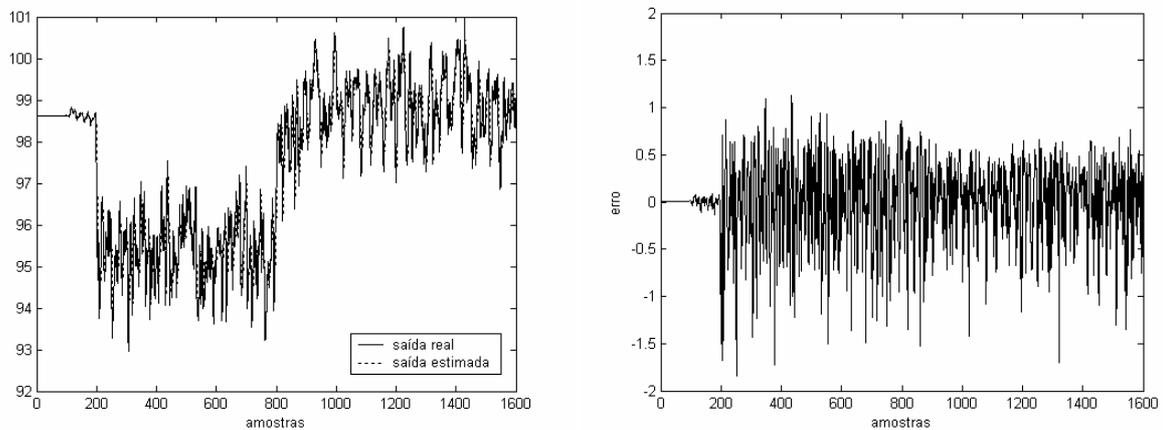


Figura 6 - Saída real e estimada usando modelo nebuloso de *TS* e método de agrupamento *k*-médias.

Pode-se verificar pelas figuras 5 e 6 que o modelo nebuloso de *TS* obtido, representa o comportamento dinâmico da saída do trocador de calor de forma eficiente. Contudo vale salientar que quando trata-se de eficiência, é conveniente levar em conta outros algoritmos que não foram utilizados e também outros aspectos como tempo de processamento do algoritmo e a aplicabilidade do modelo obtido.

5. Conclusão e futura pesquisa

Neste artigo é proposto um procedimento de otimização de um modelo nebuloso do tipo *TS* usando método de agrupamento de dados de Gath-Geva para identificação dos antecedentes (premissa das regras do modelo nebuloso) aliado ao método dos mínimos quadrados para o ajuste dos consequentes (problema linear nos parâmetros) das regras nebulosas.

Os resultados obtidos foram satisfatórios. Neste contexto, porém, alguns trabalhos serão realizados para complementar esta pesquisa. Como por exemplo, a utilização de outros algoritmos de otimização e também algoritmos para otimizar os centros dos grupos encontrados pelo algoritmo de agrupamento de Gath-Geva. Uma outra extensão desta pesquisa será, não só a identificação um passo à frente, mas também infinitos passos à frente.

6. Referências

- Abonyi, J., Babuska, R., Szeifert, F., 2002, "Modified Gath-Geva Fuzzy Clustering for Identification of Takagi-Sugeno Fuzzy Models", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B*, Vol. 32, No. 5, pp. 612-621.
- Abonyi, J., Feil, B., Nemeth, S., Arva, P., 2005, "Modified Gath-Geva Clustering for Fuzzy Segmentation of Multivariable Time-Series", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 149, No. 1, pp. 39-56.
- Almeida, F. M., 2005, "Identificação Multivariável de um Processo de Incineração de Resíduos Líquidos Utilizando Modelos Nebulosos Takagi-Sugeno", Dissertação de mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP.
- Bezdek, J. C., Dunn, J. C., 1975, "Optimal Fuzzy Partitions: a Heuristic for Estimating the Parameters in a Mixture of Normal Distributions", *IEEE Transactions on Computers*, pp. 835-838.
- Bittanti, S., Piroddi, L., 1996, "Nonlinear Identification and Control of a Heat Exchanger: a Neural Network Approach", *Journal of the Franklin Institute*, Vol. 334B, No. 1, pp. 135-153.
- Daisy, Database for the Identification of Systems, <http://www.esat.kuleuven.ac.be/sista/daisy/> [Acesso 16/02/2006], 2006.
- Duda, R. O., Hart, P. E., 1973, "Pattern Classification and Scene Analysis", John Wiley, & Sons, New York, NY.
- Foss, B. A., Lohmann, B., Marquardt, W. A., 1998, "A Field Study of the Industrial Modeling Process", *Journal of Process Control*, Vol. 8, Nos. 5-6, pp. 325-338.
- Gath, I., Geva, A. B., 1989a, "Unsupervised Optimal Fuzzy Clustering", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 7, pp. 773-780.
- Gath, I., Geva, A. B., 1989b, "Fuzzy Clustering for the Estimation of the Parameters of the Components of Mixtures of Normal Distributions", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 9, No. 2, pp. 77-86.
- Gomide, F., Pedrycz, W., 1998, "An Introduction to Fuzzy Sets, Analysis and Design", The MIT Press, Cambridge.
- Jain, A.K., Dubes, R.C., 1988, "Algorithms for Clustering Data", Prentice Hall, Englewood Cliffs, USA.
- Johansson, R., 1993, "System Modeling and Identification", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, USA.
- Kern, D. Q., 1980, "Processos de Transmissão de Calor", Editora Guanabara Koogan, Rio de Janeiro, RJ.
- Lin, C. T., Lee, C. S. G., 1996, "Neural Fuzzy Systems", Prentice Hall, Englewood Cliffs, USA.
- Macintyre, A. J., 1997, "Equipamentos Industriais e de Processo", Editora LTC, Rio de Janeiro, RJ.
- Mamdani, E.H., Assilian, S., 1975, "An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller", *International Journal of Man-Machine Studies*, Vol. 7, No. 1, pp. 1-13.
- Schaible, B., Xie, H., Le, Y. C. Lee, 1997, "Fuzzy Logic Models for Ranking Process Effects", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 5, No. 4, pp. 545-556.
- Silva, L. R. S., 2005, "Aprendizagem Participativa em Agrupamento Nebuloso de Dados", Dissertação de mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP.
- Sugeno, M., Kang, G. T., 1988, "Structure Identification of Fuzzy Model", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 28, p. 15-33.
- Takagi, T., Sugeno, M., 1985, "Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 15, No. 1, pp. 116-132.
- Wu, A., Tam, P. K. S., 1999, "A Simplified Model of Fuzzy Inference System Constructed by Using RBF Neurons", *Proceedings of IEEE International on Fuzzy Systems Conference*, Vol. 1, Seoul, Korea, pp. 50-54.

NONLINEAR IDENTIFICATION OF A HEAT EXCHANGER BASED ON AN INTERPOLATIVE FUZZY MODEL

Leandro dos Santos Coelho
Laboratório de Automação e Sistemas, LAS
Programa de Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, PPGEPS
Pontifícia Universidade Católica do Paraná – PUCPR
Rua Imaculada Conceição, 1155, CEP 80215-901, Curitiba, PR, Brasil
leandro.coelho@pucpr.br

Luciano Alves
Ford, Av. do Taboão, 899, CEP 0955-900, São Bernardo do Campo, SP, Brasil
la306@uol.com.br

Abstract

Fuzzy systems are based on the concept of fuzzy coding of information and operating with fuzzy sets instead of numbers. Fuzzy models, especially Takagi-Sugeno (TS) fuzzy models, have received particular attention in the area of nonlinear identification due to their capability to approximate any nonlinear behavior. In this paper a methodology for nonlinear identification based on TS fuzzy model with Gath-Geva clustering is presented and validated. The efficiency of the proposed identification method using TS fuzzy model with Gath-Geva clustering is illustrated by identification of a nonlinear system. The experimental identification results of a heat exchanger system have confirmed good efficiency and generalization characteristic of the proposed identification method based on TS fuzzy model.

Keywords: heat exchanger, fuzzy model, nonlinear identification, clustering.