

文章编号: 1001-0920(2001)01-0083-04

## 非线性系统模糊辨识的新方法

邵青, 冯汝鹏

(哈尔滨工业大学 控制工程系, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:** 提出一种新的基于 T-S 模型的模糊辨识方法, 其特点是考虑了样本距离和“可线性化程度”两个因素, 对模型的前后件参数同时辨识, 提高了辨识精度, 并提出规则“置信度”的概念, 实现了辨识的结构自适应。将该辨识器用于一类非线性系统的模糊辨识, 仿真结果验证了所提出方法的有效性。

**关键词:** T-S 模型; 模糊辨识; 模糊聚类

**中图分类号:** TP 13      **文献标识码:** A

## New Method of Fuzzy Identification of Nonlinear Systems

SHAO Qing, FENG Ru-peng

(Department of Control Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** A new method of fuzzy identification based on T-S model is presented. Sample interval and linearizable degree are specially considered. To improve the precision of identification, parameters of premise and conclusion of each fuzzy rule are identified together. Moreover, adaptive structure identification is implemented according to conception of credence of the rule. The identifier is applied to the fuzzy identification for a class of nonlinear systems, and the simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed identification methods.

**Key words:** T-S model; fuzzy identification; fuzzy clustering

### 1 引言

在非线性系统的辨识与控制中, 模糊系统表现出对非线性系统的良好逼近特性, 因而模糊辨识越来越受到人们的重视。文献[1]建立的 T-S 模型以系统局部线性化为出发点, 具有结构简单、逼近能力强的特点, 已成为模糊辨识中的常用模型<sup>[2~4]</sup>。文献[3]利用模糊似然函数定义聚类标准对样本数据进行聚类, 从而实现模糊模型的辨识。文献[4]则提出对该模型的改进方案, 给出简化的模糊规则表示方

法及相应的模糊推理方案, 但此辨识方法必须预先设定规则的数目, 因而限制了它的应用范围。

在上述方法中, 通常把 T-S 模型的前件和后件分开辨识, 即先用模糊聚类的方法辨识前件结构及参数, 然后通过线性拟合或梯度算法得到后件参数。在辨识中一般要求预先指定规则数, 且规则数在辨识过程中不变, 可见当系统具有过渡性时, 所得模型难以实现对旧数据信息的遗忘, 因而无法适应系统结构和参数的变化。

本文在文献[4]的基础上提出一种新的 T-S 模

收稿日期: 1999-12-21; 修回日期: 2000-05-08

基金项目: 航天预研基金项目(9.5.3/A 96000-17)

作者简介: 邵青(1972—), 男, 山东莱芜人, 博士生, 从事模糊控制和工业过程控制的研究; 冯汝鹏(1938—), 男, 北京顺义人, 教授, 博士生导师, 从事导航、制导与控制技术的研究。

型辨识方法。该方法考虑了样本距离和“可线性化程度”两方面因素,定义综合聚类标准来划分输入模糊空间;并引入结构自适应的思想,定义每一聚类点的“置信度”,以一定规则对聚类点进行增减。这样既可保证所得模型具有合适的规则数,又能适合过渡性系统的辨识。

## 2 改进的 T-S 模型

本文采用的简化 T-S 模型<sup>[4]</sup>由以下  $L$  条模糊规则组成。

$$\text{if } x \text{ is } W_l, R_l \text{ then } y_l = p_l^T z$$

$$l = 1, 2, \dots, L \quad (1)$$

其中,  $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$  是系统的输入,  $z = [1, x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ ,  $W_l$  是第  $l$  条规则对应的输入划分区域的中心,  $R_l$  为相应的区域半径,  $p_l = [p_0^l, p_1^l, \dots, p_m^l]^T$  是第  $l$  条规则的后件参数,  $y_l$  是规则  $l$  的输出,  $L$  表示模糊规则个数。

在对输入区域按各规则用超球划分之后,对任意一个输入  $x$  将有两种情况: 1)  $x$  至少属于一个超球空间,即存在  $l$ , 使得  $x - W_l \leq R_l$ ; 2)  $x$  不属于任何超球空间,即超球空间的并集没有覆盖整个输入空间。

对于情况 2), 文献[4]定义了相应的规则隶属度及自适应模糊推理法,当新样本不属于已有规则的输入区域时,采用扩大划分区域的办法进行模糊推理,算法复杂,推理结果只能保证一定的准确性。另外,在新样本推理完成之后,新样本提供的信息只用于对现有规则的修改,而不允许由此产生新的规则,这样势必影响辨识的精度。对于有过渡性的系统,也会因此忽略了新样本所携带的系统信息,处理方法并不合理。

基于以上分析,本文对其推理方法改进如下

$$\begin{cases} \mu_l = \exp\left[-\frac{x - W_l}{R_l}\right] \\ y = \frac{\mu_l y_l}{\sum_l \mu_l}, \quad l = 1, 2, \dots, L \end{cases} \quad (2)$$

其中

$$\frac{x - W_l}{R_l} = \frac{\sqrt{(x_1 - w_{1l})^2 + \dots + (x_m - w_{ml})^2}}{R_l} \quad (3)$$

$\mu_l$  为输入数据向量  $x$  与规则  $l$  前提条件的符合程度,即规则  $l$  对应超球的隶属度;  $\gamma$  为灵敏参数,反映输入样本远离超球球心时隶属度降低的速度;  $y$  为系统输出。可见当新样本不属于任何规则超球时,由式(2)给出的隶属度并不为零,而是根据与聚类中心

距离衰减的一个较小的值,对属于情况 2) 的新样本以现有系统信息近似推理得出。在由式(2)计算新样本输出时,并不需要另外考虑调整划分区域的大小来包含该新样本,从而简化了推理过程。

本文引入结构自适应的思想,对于现有模型超球空间中不包含的样本,利用该样本数据对来增加一个聚类中心,建立新的模糊规则。这样使辨识所得模型能够更加完整地体现系统的特性。

## 3 改进 T-S 模型的在线辨识

在以往的辨识方法中,对样本输入空间的模糊划分标准只考虑了样本间的距离,而未考虑所划分区域内样本的可线性化程度,即这样一组样本的线性拟合误差的大小。可见,基于这一标准的分类方法只能将几何意义上相近的样本聚为一类,所得聚类数据在模型后件参数的线性拟合误差不受控制,导致辨识误差加大。为此,本文在对输入空间的模糊划分中定义如下聚类特征参数——广义样本距离

$$d(x, W_l) = |x - W_l| + |y - \hat{y}| \quad (4)$$

其中,  $y$  为系统输入  $x$  时的实际输出,  $\hat{y}$  为输入  $x$  在规则  $l$  下的推理输出。这样,在聚类特征中加入了线性化误差的约束,从而使辨识结果更加准确。

另外,基于结构自适应的考虑,给出各所得规则的“置信度”的概念,在规则置信度低于某一阈值  $Q_{min}$  时,动态地剔除过时规则。第  $l$  条规则的“置信度”定义如下

$$Q(l) = (1 - \sigma) \frac{\min_{i,j} \ln D(W_i, W_j)}{\max_{i,j} \ln D(W_i, W_j)} + \sigma \frac{n_l}{T}$$

$$i, j = 1, 2, \dots, L \quad (5)$$

其中  $D(W_i, W_j)$  为聚类中心  $W_i$  与  $W_j$  之间的距离,定义为

$$D(W_i, W_j) = \sqrt{(w_{i1} - w_{j1})^2 + \dots + (w_{im} - w_{jm})^2} \quad (6)$$

$T$  为一定的辨识步数,  $n_l$  为在最近  $T$  步辨识中第  $l$  类被选为最近聚类的次数,  $\sigma \in (0, 1)$  为两部分的权重,用来调整它们在置信度中的作用程度。

在式(5)中考虑了两个因素: 1) 距离较近的聚类点,由于其作用的重复性给以较低的“置信度”,以便在其低于某一阈值时剔除其中之一; 2) 久未选为最近聚类点的给以较低“置信度”,当系统的结构或参数变化时,增加新的聚类点,剔除旧的聚类点。

在聚类过程中假设已存在  $L$  个聚类中心,现考虑第  $k$  个样本  $x_k$ 。首先求取该样本与各聚类中心的



广义样本距离  $d(x_k, W_j)$  ( $j = 1, 2, \dots, L$ )。设  $d(x_k, W_l)$  为样本距离中的最小值, 当  $d(x_k, W_j) > d_{\max}$  时 ( $d_{\max}$  为设定的最大广义样本距离), 则认为样本  $x_k$  属于第  $l$  类。考虑调整该类中心向样本  $x_k$  方向移动, 并使该类超球空间包含样本  $x_k$ , 按下式修改该类的中心及半径。

$$R_l^{\text{new}} = \frac{1}{2} (x_k - W_l^{\text{old}} + R_l^{\text{old}}) \quad (7)$$

$$W_l^{\text{new}} = W_l^{\text{old}} + \frac{R_l^{\text{new}} - R_l^{\text{old}}}{x_k - W_l^{\text{old}}} (x_k - W_l^{\text{old}}) \quad (8)$$

并以最小二乘法求取模型后件参数  $p_0$ 。当  $d(x_k, W_j) > d_{\max}$  时, 建立新的聚类, 并设定其中心和半径为

$$W_{L+1} = x_k, \quad R_{L+1} = R_0 \quad (9)$$

其中  $R_0$  是各聚类半径的初值, 可设定为一较小的正数。然后以最小二乘法求取模型后件参数  $P_{L+1}$ 。

现将完整的辨识步骤归纳如下:

- 1) 设置参数  $Q_{\min}, d_{\max}, \mathcal{Y}, \sigma$  和  $R_0$ , 取第一个样本作为初始聚类中心, 半径为  $R_0$ , 置信度为“1”;
- 2) 假设已存在  $L$  个聚类中心, 对第  $k$  对样本数据  $(x_k, y_k)$ , 按式 (3) 和 (4) 求取每一聚类中心的广义距离;
- 3) 当  $\min_l d(x_k, W_l) > d_{\max}$  时, 按式 (7) 和 (8) 修改  $W_l$  和  $R_l$ , 以最小二乘法估计后件参数  $p_l$ , 按式 (5)

和 (6) 刷新各规则的置信度  $Q$ ; 当  $\min_l d(x_k, W_l) > d_{\max}$  时, 按式 (9) 初始化新类的中心  $W_{L+1}$  和半径  $R_{L+1}$ , 以最小二乘法估计后件参数  $p_{L+1}$ , 令  $Q(L+1) = 1$ ;

4) 比较  $Q(l)$  和  $Q_{\min}$ , 将置信度小于阈值的规则剔除;

5) 辨识步数  $k = k + 1$ , 达到辨识步数则辨识过程结束, 否则转步骤 2)。

### 4 仿真研究

本文采用如下模型进行仿真<sup>[2]</sup>。

$$y(k+1) = g[y(k), y(k-1)] + u(k) \quad (10)$$

其中

$$g[y(k), y(k-1)] = \frac{y(k)y(k-1)[y(k)+2.5]}{1+y^2(k)+y^2(k-1)}$$

并取  $u(k) = \sin(2\pi k/25)$ 。假设方程中  $g[y(k), y(k-1)]$  未知, 仿真过程中用简化 T-S 模型代替  $g[y(k), y(k-1)]$ , 并以本文提出的方法对其实现辨识。由式 (10) 产生 100 个样本数据对, 并选取  $Q_{\min} = 0.01, d_{\max} = 1, \mathcal{Y} = 3, \sigma = 0.5, R_0 = 0.01$ 。

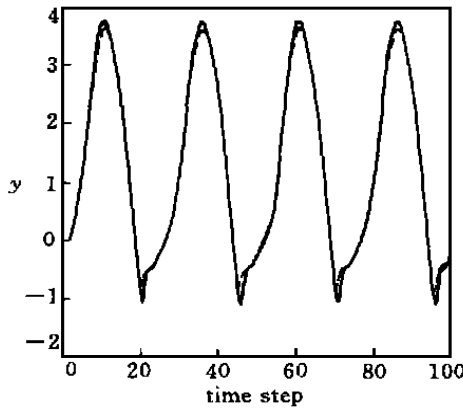


图 1 情况 1 辨识结果

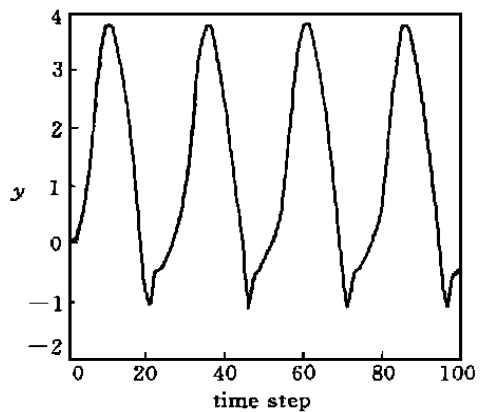


图 2 情况 2 辨识结果

表 1 T-S 模糊模型参数

模糊规则 ( $l$ )	模糊超球区域中心( $W$ )		模糊超球 半径( $R$ )	后件参数( $P$ )		
	$w_1$	$w_2$		$p_0$	$p_1$	$p_2$
1	0.984 4	0.828 5	0.785 6	- 0.173 0	0.364 8	0.773 7
2	2.370 5	2.811 6	0.917 8	0.636 6	0.128 0	0.551 0
3	0.025 7	- 0.594 4	0.554 0	- 0.009 9	- 0.469 6	- 0.029 3

(下转第 89 页)

,  $A_{analyst7}$ ,  $A_{analyst8}$  的决策权结构对决策效率有明显的影 响。特别是决策人  $A_{analyst6}$  的决策权力增加时, 决策正确率、决策平均周期、决策成本都随之明显增加, 而看不出  $A_{analyst7}$  和  $A_{analyst8}$  的决策权力变化对决策效率有明显的影 响。这表明在以颜色为目标的局部多人决策中, 决策人  $A_{analyst6}$  的决策权力大小至关重要, 最终的决策效率对它的变化很敏感。另外还考察了个人偏好、决策方法、决策目标数、备选方案数等对决策效率的影响, 由于篇幅所限此处不再给出。

## 4 结 论

随机有色 Petri 网为组织决策过程提供了良好的描述框架和分析手段, 计算机图形建模仿真工具为研究决策人之间的协调结构、决策人偏好、采用的决策方法、任务环境、信息失真等对组织决策效率的影响提供了方便。进一步的工作是系统地研究上述组织设计变量对组织有效性的影响。

### 参考文献:

- [1] A Mehrez, M Muzumdar, W Acar *et al.* A Petri net model view of decision making: An operational management analysis[J]. *Omega*, 1995, 23(1): 63-78
- [2] W M P Van der Aalst, K M Van Hee. Business process redesign: A Petri-net-based approach[J]. *Computers in Industry*, 1996, 29(1/2): 15-26
- [3] 袁崇义. Petri 网原理[M]. 北京: 电子工业出版社, 1998 88-95.
- [4] 李文波, 吴冲锋, 王意冈. Petri 网分析企业组织效率的探讨[J]. *管理科学学报*, 1999, 2(2): 49-56
- [5] Zhiang Lin, Kathleen M Carley. Organizational response: The cost performance tradeoff[J]. *Management Science*, 1997, 43(2): 217-234
- [6] Kathleen M Carley, Zhiang Lin. Organizational designs suited to high performance under stress[J]. *IEEE Trans on SMC*, 1995, 25(2): 221-230
- [7] Krishnan S A Naand, Ham Mendelson. Information and organization for horizontal multimarket coordination[J]. *Management Science*, 1997, 43(12): 1609-1627.
- [8] John W Payne, Eric J Johnson, James R Betman *et al.* Understanding contingent choice: A computer simulation approach[J]. *IEEE Trans on SMC*, 1990, 20(2): 296-309
- [9] Keith W Hipel, K Jim Radford, Liping Fang. Multiple participant multiple criteria decision making[J]. *IEEE Trans on SMC*, 1993, 23(4): 1184-1188
- [10] 张俊星, 张纪会, 张宏勋. 基于规则专家系统的广义随机 Petri 网仿真分析模型[J]. *系统仿真学报*, 1999, 10(2): 41-46
- [11] 陈永凤, 费奇. DSPN 仿真器的设计及其冲突消解规则[J]. *系统仿真学报*, 1999, 11(1): 58-62

(上接第 85 页)

仿真中考虑两种情况:

1) 首先用已知 100 个样本数据对模型进行辨识, 然后以所得 T-S 模型代替  $g[y(k), y(k-1)]$ , 产生一组输出与原系统方程输出相比较, 结果如图 1 所示(实线为系统方程输出, 虚线为 T-S 模型输出)。

2) 从第一个数据样本开始, T-S 模型的辨识与模型输出的计算同时进行, 同样进行 100 步, 辨识系统输出与原系统方程输出对比如图 2 所示。辨识后的 T-S 模糊模型由 3 条模糊规则构成, 具体参数如表 1 所示。

仿真过程中以  $\xi = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left| \frac{y_k - \hat{y}_k}{y_k} \right|$  ( $K$  为仿真总步数) 分别考核两种情况的辨识精度, 得到  $\xi_1 = 0.82\%$ ,  $\xi_2 = 0.55\%$ 。可见结果是令人满意的。

## 5 结 论

针对非线性系统辨识问题, 本文基于简化 T-S

模型<sup>[4]</sup>提出一种新的辨识方法。其主要优点在于: 1) 定义综合聚类特征, 在输入空间的模糊划分中同时考虑样本距离和样本可线性化程度两个因素, 提高了辨识精度; 2) 定义规则置信度, 在辨识过程中通过对小置信度规则的剔除, 优化了聚类点的分布, 降低了模糊系统的阶次。以上结论在仿真中得到了证实。

### 参考文献:

- [1] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control[J]. *IEEE Trans on Syst, Man and Cybern*, 1985, 15(1): 116-132
- [2] 王立新. 自适应模糊系统与控制——设计与稳定性分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 1995
- [3] 曾凡锋, 蔡自兴, 马润津. 基于模糊似然函数的模糊辨识法[J]. *控制与决策*, 1998, 13(5): 581-584
- [4] 陈建勤, 席裕庚, 张钟俊. 用模糊模型在线辨识非线性系统[J]. *自动化学报*, 1998, 24(1): 90-94