

基于多维 ANFIS 的 T-S 模糊控制规则聚类获取方法

张吉礼^{*1}, 赵天怡¹, 刘 辉²

(1. 大连理工大学 建设工程学部 土木工程学院, 辽宁 大连 116024;
2. 北京西门子西伯乐斯电子有限公司, 北京 100085)

摘要: T-S 模糊模型与自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的结合便于描述多输入系统模糊控制规则. 为解决规则前件过多时传统 ANFIS 结构导致的维数灾难问题, 同时进一步提高 ANFIS 对于复杂系统 T-S 规则在线获取速度, 首先采用多维输入向量对 ANFIS 网络进行修正, 在此基础上提出了 T-S 模糊控制规则聚类获取方法; 其次, 利用所提出的方法分别对倒立摆和二阶滞后系统进行了控制仿真, 该方法同 Mamdani 规则自组织模糊控制的控制效果比较表明两者的最大超调量、振荡次数、过渡时间基本一致, 上升时间要较 Mamdani 模糊控制器缩短 3 个采样周期, 控制规则较 Mamdani 控制器减少了 45 条.

关键词: ANFIS; 多输入系统; T-S 模型; 聚类; 规则获取

中图分类号: TK323 **文献标志码:** A

0 引言

目前多数模糊控制的研究均是基于形为“ $If\ x\ is\ A\ then\ y\ is\ B$ ”的 Mamdani 型模糊规则^[1]而提出的. 1991 年, Tobi 等^[2]介绍的一个具有双输入(房间温度、湿度)及三输出(热水阀、冷水阀、加湿阀开度)的模糊控制器具有 22 条 Mamdani 控制规则. 1993 年, Pedrycz^[3]介绍了一套基于 Mamdani 模糊模型的模糊控制器, 并将其应用于三菱重工, 该系统在供热及空调状态下均需要 25 条控制规则, 读取原始的规则需要 3 d 时间, 确定隶属函数类型需要 1 个月的时间, 而完成控制器的调谐更需要长达 3 个月. 为改善这种规则膨胀而导致的推理速度慢的问题, 2001 年, 张吉礼等^[4]提出了基于作用模糊子集推理的 Mamdani 型模糊控制器, 有效地减小了模型规则的膨胀, 提高了模糊推理效率; 并进一步提出 Mamdani 型规则自组织方法并应用于实际系统中^[5,6]. 这些工作虽然提高了 Mamdani 型规则的适应范围和控制性能, 但并没有从本质上解决 Mamdani 规则应用于 MIMO 系统计算速度慢从而导致无法实现

在线应用的问题. 而 1985 年 Takagi 等提出的形如“ $if\ x_1\ is\ A_1, x_2\ is\ A_2, \dots, x_n\ is\ A_n\ then\ y=c_1x_1+c_2x_2+\dots+c_nx_n$ ”的多项式模糊模型(简称 T-S 模型)^[7]由于其规则后件为线性多项式, 可以用少量的模糊规则生成较复杂的非线性函数, 从而可以利用线性函数来描述系统局部特性, 诸多学者尝试着用各类智能手段对 T-S 模型进行不断优化. 2001 年, Ghiaus^[8]利用 C 均值聚类方法辨识出风机盘管的 T-S 模型, 对送风温度进行模糊控制. 结果表明该方法免去了经典 PID 控制中的自调谐过程, 具有稳定且迅速的控制性能. 2005 年, He 等^[9]提出了一种基于 T-S 模型的多模型预测控制模型, 并应用于空调机组送风温度控制, 显示了良好的控制性能. 1993 年, Jang 提出的自适应神经模糊推理系统(ANFIS)^[10], 直接利用神经网络的学习功能及映射能力, 来等效模糊系统中的各个模糊功能块, 采用 5 层神经网络, 实现了双输入单输出的 T-S 模糊模型的逻辑推理. 该自适应神经模糊推理系统实现了时间序列预测和系统辨识, 并成功解决了污水净化过程中的凝结剂加

收稿日期: 2008-06-05; 修回日期: 2010-04-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50578049).

作者简介: 张吉礼^{*}(1969-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, E-mail: zhangjili@hit.edu.cn.

药量预测^[11]、空调冷冻水输送系统优化控制^[12]等问题。但当规则前件过多时,传统的 ANFIS 结构仍将不可避免地带来维数灾难问题。为进一步提高 ANFIS 对于复杂系统的 T-S 规则在线获取速度,本文首先提出一种新型的多维 ANFIS 结构,从知识发掘的角度提出一种 T-S 模糊控制规则聚类获取方法。

1 自适应神经模糊推理系统及其改进

图 1 说明了具有如下 2 条规则的 T-S 模糊控制器的模糊推理过程。

R_1 : If x_1 is A_1 and x_2 is B_1
Then $u = p_1x_1 + q_1x_2 + r_1$

R_2 : If x_1 is A_2 and x_2 is B_2
Then $u = p_2x_1 + q_2x_2 + r_2$

将前件变量的三角形隶属函数改为高斯型隶属函数后, Jang^[10] 采用图 2 所示的 5 层 ANFIS 来描述图 1 中的 T-S 模糊控制器。

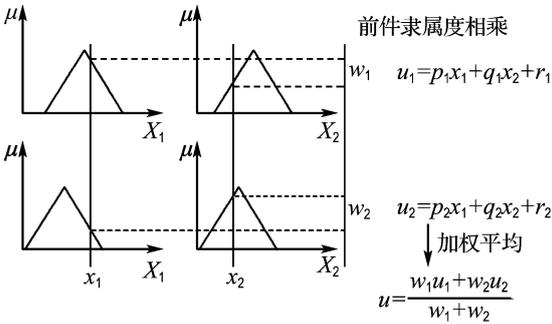


图 1 具有 2 条规则的 T-S 控制器推理过程

Fig. 1 Inference processes of T-S controller with two rules

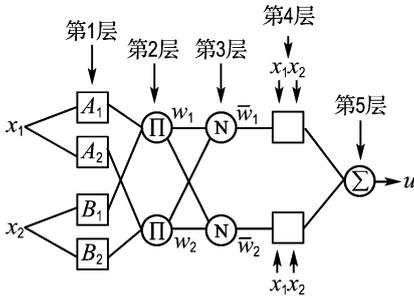


图 2 ANFIS 结构

Fig. 2 Structure of ANFIS

第 1 层: 输入为 $x_i, i = 1, 2$; 输出为 $O_{1,i} = \mu_{A_i}(x_1), i = 1, 2$ 或 $O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(x_2), i = 3, 4$ 。这里

A (或 B) 是规则前件变量的模糊子集。 A 的高斯型隶属函数如式(1)所示,第 1 层节点输出就是各前件变量的隶属度。

$$\mu_A(x_1) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1 - c}{a}\right)^2\right) \quad (1)$$

式中: c 为隶属函数的中心, a 称为隶属函数的宽度, 参数集 $\{(a_i, c_i)\}$ 称为前件参数集。

第 2 层: 输入为 μ_{A_i} 和 $\mu_{B_i}, i = 1, 2$; 输出为 $O_{2,i} = \mu_{A_i}(x_1)\mu_{B_i}(x_2), i = 1, 2$ 。每个节点的输出表示一条规则的激励强度。

第 3 层: 输入为 $w_i, i = 1, 2$; 输出为 $O_{3,i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2$ 。这一层的每个节点是一个标以 N 的固定节点, 输出为该条规则的激励强度与所有规则的激励强度之和的比值。

第 4 层: 输入为 x_i 和 $\bar{w}_i, i = 1, 2$; 输出为 $O_{4,i} = \bar{w}_i u_i = \bar{w}_i(p_i x_1 + q_i x_2)$ 。参数集 $\{(p_i, q_i)\}$ 称为后件参数集。

第 5 层: 输入为 $O_{4,i}, i = 1, 2$; 输出为 $O_{5,1} = u = \sum \bar{w}_i u_i = \sum w_i u_i / \sum w_i$ 。第 5 层的节点是一个标以 Σ 的固定节点, 它计算所有传来信号之和作为总输出。

从本质上看, ANFIS 的原型结构是采用网格划分输入空间, 若规则前件包含两个变量, 每个变量划分为 5 个模糊等级, 则规则总数为 25, 这样当输入较多时这种结构会不可避免地带来维数灾难问题。本文将输入变量作为向量来看, 用一个多维隶属函数代替原先的多个一维隶属函数, 将多个输入 x_1, x_2, \dots, x_n 作为一个多维向量 X , 这样就避免了维数灾难问题, 改进后的自适应神经网络如图 3 所示, 其中 Ω 表示多维隶属函数。

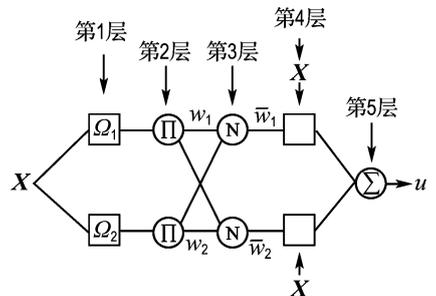


图 3 改进的 ANFIS 结构

Fig. 3 Improved structure of ANFIS

假设规则有 2 个前件变量,则规则的激励程度为

$$\mu = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1 - c_1}{a_1}\right)^2\right) \times \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_2 - c_2}{a_2}\right)^2\right) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{X}_i\|^2}{\sigma^2}\right)\right) \quad (2)$$

式中: $\sigma = a_1 a_2$, $\mathbf{X} = (x_1 \ x_2)$. 这样多个一维隶属函数就可以由一个多维隶属函数代替. 多维高斯型隶属函数中心 \mathbf{X}_i 的个数就是规则数目,可事先给出. 而 \mathbf{X}_i 的具体取值可以用聚类的方法确定,然后再确定隶属函数的宽度,一旦这些参数确定后,则 ANFIS 的其余参数即后件参数集可通过神经网络训练算法计算得到. ANFIS 的结构与参数完全确定后,则等价的 T-S 型模糊控制器就可以得到了.

2 T-S 型模糊控制规则聚类获取过程

T-S 型模糊控制规则包括规则前件和规则后件两个部分,其聚类获取过程包括前件高斯型隶属函数中心、宽度和后件参数确定 3 个步骤.

(1) 聚类确定隶属函数的中心

聚类就是把 n 个向量 $\mathbf{X}_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 分成 m 组,并求每组的聚类中心使得相似性指标的价值函数最大,这里使用减法聚类算法^[13]. 不失一般性,这里假设向量已经归一化. 定义数据点 \mathbf{X}_i 处的相似性指标为

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|^2}{(\gamma_a/2)^2}\right); \gamma_a > 0 \quad (3)$$

如果一个数据点有多个邻近的数据点,则该数据点具有高相似性,半径 γ_a 定义了该点的一个邻域. 在计算每一个数据点的相似性指标后,选择具有最高相似性指标的数据点为第一个隶属函数的中心,令 \mathbf{X}_{c1} 为选中的点, D_{c1} 为其相似性指标. 则用下式对各数据点的相似性指标进行修正:

$$D_i = D_i - D_{c1} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_{c1}\|^2}{(\gamma_b/2)^2}\right); \gamma_b > 0 \quad (4)$$

经过修正后,靠近第一个聚类中心的数据点的相似性指标将会显著减小,使得这些点不大可能被选为下一个隶属函数中心. 常数 γ_b 定义了一

个相似性指标显著减小的邻域. 修正每个数据点的相似性指标后,选出下一个隶属函数中心 \mathbf{X}_{c2} . 重复上述过程,直到产生预定数目的中心.

(2) 确定高斯型隶属函数的宽度

当隶属函数中心确定后,则需要进一步确定隶属函数的宽度,才能确定隶属函数. 设定各隶属函数具有同样的宽度 σ ,先按式(5)计算数据点与各聚类中心的平均距离 \bar{d}_i ,再按式(6)计算 σ .

$$\bar{d}_i = \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_{ci}\|^2\right)^{1/2}; i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

$$\sigma = \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \bar{d}_i^2\right)^{1/2} \quad (6)$$

式中 m 为聚类数目. 综上所述,聚类算法框图如图 4 所示.

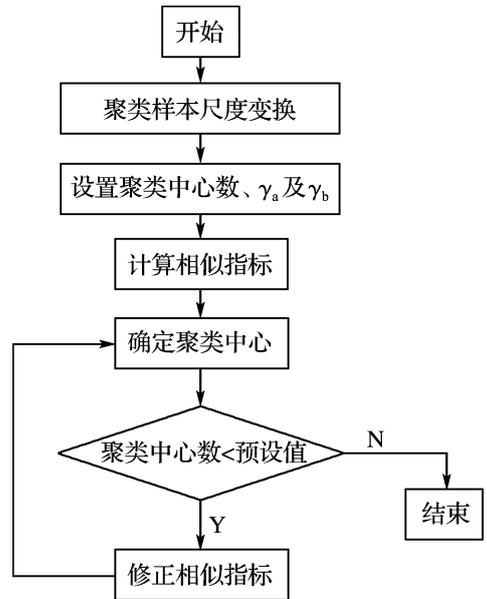


图 4 聚类算法框图

Fig. 4 Block diagram of clustering algorithm

(3) 计算规则后件参数

设定规则数目及聚类得到规则前件隶属函数的宽度和中心值后,则 ANFIS 的结构可以确定下来,且网络模型中只有后件参数尚待确定,而后件参数可通过神经网络训练算法由历史数据(即训练样本)计算得到.

3 倒立摆聚类获取与控制仿真

3.1 历史数据的获得

T-S 模糊控制规则聚类获取方法的首要条件是

拥有蕴含如何控制系统的知识经验的输入输出数据集即历史数据,本例中通过仿真得到历史数据.

倒立摆原理图如图 5 所示,其运动方程^[11]如下:

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= \frac{g \sin x_1 - (amlx_2^2 \sin 2x_1)/2 - a \cos x_1 \cdot u}{4l/3 - aml \cos^2 x_1} \end{aligned} \quad (7)$$

式中: x_1 为摆离开垂直位置的角度,rad; x_2 为角速度,rad/s; g 为重力加速度, m/s^2 ; m 为摆的质量,kg; l 为杆长的一半,m; u 指施加在小车上的力,N; $a=l/(m+M)$, M 为小车的质量,kg.

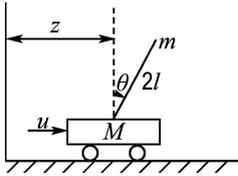


图 5 倒立摆系统

Fig. 5 Inverted pendulum system

考虑到控制目标是使 $x_1 = 0$, 因此取 $\bar{x}_1 = 0$, $\bar{x}_2 = 0, \bar{u} = 0$ 为工作点, 取 $m = 2, M = 8, l = 0.5$, 设

$$f(x_1, x_2, u) = [g \sin x_1 - (amlx_2^2 \sin 2x_1)/2 - a \cos x_1 \cdot u] / [4l/3 - aml \cos^2 x_1] \quad (8)$$

对式(8)进行泰勒级数展开,略去高阶项,则有

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2, u) - 0 &= \left. \frac{\partial f}{\partial x_1} \right|_{x_1=0, x_2=0, u=0} (x_1 - \bar{x}_1) + \\ &\left. \frac{\partial f}{\partial x_2} \right|_{x_1=0, x_2=0, u=0} (x_2 - \bar{x}_2) + \\ &\left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{x_1=0, x_2=0, u=0} (u - \bar{u}) \end{aligned} \quad (9)$$

将工作点代入,则最终得到的线性模型为

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 17.29 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -0.1765 \end{pmatrix} u \quad (10)$$

选取性能指标 $J = \int_0^{\infty} (\mathbf{X}'\mathbf{Q}\mathbf{X} + u'Ru)dt$, 其

中 $\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, R = 1$, 若控制量无幅值限定, 则可确定最佳反馈增益矩阵

$$\mathbf{K} = (-195.9258 \quad -47.1288)$$

控制量为

$$u = -\mathbf{K}\mathbf{X} = 195.9258x_1 + 47.1288x_2 \quad (11)$$

用式(11)所示的二次型最优控制器对倒立摆进行控制仿真, 仿真中的倒立摆模型为式(7)描述的非线性模型, 初始值取 $x_1 = 1.36, x_2 = 0$, 控制曲线如图 6 所示.

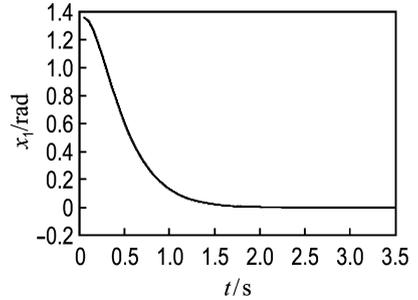


图 6 二次型最优控制结果

Fig. 6 Results of quadratic optimal control

3.2 控制仿真结果

本例中,为简化说明,只选择式(7)的倒立摆模型中的角度 x_1 作为规则的前件变量,这样规则前件变量由多维简化为一维,其算法和推理过程与多维相同.将上述最优控制仿真数据作为训练数据,得到的控制规则如下:

- R_1 : If x_1 is A_1 Then $u = 170.8x_1 + 40.79x_2$
- R_2 : If x_1 is A_2 Then $u = 176.5x_1 + 42.53x_2$
- R_3 : If x_1 is A_3 Then $u = 176.83x_1 + 42.74x_2$

A_1, A_2, A_3 的隶属函数分别为

$$\begin{aligned} \mu_{A_1}(x_1) &= \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1/1.5}{0.1926}\right)^2\right), \\ \mu_{A_2}(x_1) &= \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1/1.5 - 0.4536}{0.1926}\right)^2\right), \\ \mu_{A_3}(x_1) &= \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1/1.5 - 0.9071}{0.1926}\right)^2\right) \end{aligned}$$

采用由上述 3 条控制规则所构成的 T-S 模糊控制器进行仿真, x_1 的初始值取 45° 和 78° (0.785 rad 和 1.361 rad) 进行仿真, 结果如图 7 所示.

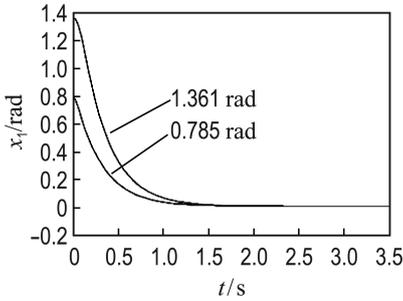


图7 模糊规则聚类提取控制结果
Fig. 7 Control results under fuzzy rule extraction by cluster

4 二阶时滞系统规则聚类获取与控制仿真

$$G(s) = \frac{\exp(-10s)}{(20s+1)(s+1)} \quad (12)$$

以式(12)所示的二阶滞后系统作为被控对象,以偏差 e 及偏差变化 Δe 作为T-S规则的前件变量,控制量 u 作为规则后件变量,将规则自组织过程的仿真数据作为获取规则的历史数据,聚类训练得到4条T-S规则如下:

R_1 : If e is A_1 and Δe is B_1

Then $u = 0.9602e + 0.5824\Delta e + 0.7651$

R_2 : If e is A_1 and Δe is B_2

Then $u = 5.458e - 2.654\Delta e + 1.903$

R_3 : If e is A_2 and Δe is B_1

Then $u = -0.9836e + 12.12\Delta e + 3.53$

R_4 : If e is A_2 and Δe is B_2

Then $u = 9.978e + 10.23\Delta e - 10.41$

其中 A_1 、 A_2 、 B_1 、 B_2 的隶属函数分别为

$$\mu_{A_1}(e) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{e+0.0481}{0.1192}\right)^2\right),$$

$$\mu_{A_2}(e) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{e-1.086}{0.1192}\right)^2\right),$$

$$\mu_{B_1}(\Delta e) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\Delta e+0.10021}{0.0148}\right)^2\right),$$

$$\mu_{B_2}(\Delta e) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\Delta e-0.059511}{0.0148}\right)^2\right)$$

采用由上述4条控制规则构成的T-S模糊控制器进行仿真,控制结果如图8所示,为进行比较,图中也列出了Mamdani规则自组织模糊控制的结果。从图中可以看出,该二阶时滞系统在两种

控制方法控制下的动态响应曲线比较接近,表明已将历史数据中蕴涵的控制信息储存在聚类得到的控制规则中。从图8中不难看出,两种控制方法的最大超调量、振荡次数、过渡时间基本一致,但T-S模糊控制器的上升时间要较Mamdani模糊控制器缩短3个采样周期,而相比于Mamdani控制器的49条规则,T-S模糊控制器仅用4条规则就实现了上述效果。

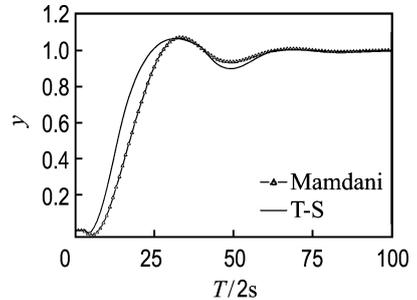


图8 二阶滞后系统模糊规则聚类控制结果
Fig. 8 Control result of the second order delay system under fuzzy rule extraction by cluster

5 结语

本文针对多输入系统模糊控制规则获取和调整问题,以T-S型模糊规则为基础,对ANFIS网络进行修正,在此基础上提出了T-S模糊控制规则聚类获取方法,以实现从蕴含控制信息的输入输出数据集中提取控制规则。倒立摆和二阶滞后系统的控制仿真表明,该方法有效且便捷,本文的工作为实时控制过程的规则获取提供了一种新思路。

参考文献:

- [1] MAMDANI E H. Application of fuzzy algorithm for simple dynamic plant [J]. **Proceedings of IEEE**, 1974, **121**(12):1585-1588
- [2] TOBI T, HANAFUSA T. A practical application of fuzzy control for an air-conditioning system [J]. **International Journal of Approximate Reasoning**, 1991, **5**(3):331-348
- [3] PEDRYCZ W. **Fuzzy Control and Fuzzy Systems** [M]. 2nd Ed. New York: Wiley, 1993

- [4] 张吉礼, 欧进萍, 孙德兴. 基于作用模糊子集推理的单片机模糊控制实现原理及其应用[J]. 控制理论与应用, 2001, **18**(4):576-580
- [5] 刘 辉, 张吉礼, 孙德兴. 规则双阶段提取自组织模糊控制方法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, **37**(9):1189-1191
- [6] 刘 辉, 张吉礼, 孙德兴. 实验台送风温度规则自校正模糊控制研究 [J]. 暖通空调, 2005, **35**(7):97-99
- [7] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control [J]. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, 1985, **15**(1):116-132
- [8] GHIAUS C. Fuzzy model and control of a fan-coil [J]. **Energy and Buildings**, 2001, **33**(6):545-551
- [9] HE Ming, CAI Wen-jian, LI Shao-yuan. Multiple fuzzy model-based temperature predictive control for HVAC systems [J]. **Information Sciences**, 2005, **169**:155-174
- [10] JANG J R. ANFIS adaptive-network-based fuzzy inference system [J]. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, 1993, **23**(3):665-685
- [11] CHUN Myung-geun, KWAK Keun-chang, RYU Jeong-woong. Application of ANFIS for coagulant dosing process in a water purification plant [C] // **IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings**. Seoul:IEEE, 1999:1743-1748
- [12] LU Lu, CAI Wen-jian, LI Shu-jiang, *et al.* Application of ANFIS in chilled water distribution process for energy savings [C] // **The 2002 International Conference on Control and Automation, ICCA Final Program and Book of Abstracts**. Xiamen: IEEE, 2002:98
- [13] SARIMVEIS H, ALEXANDRIDIS A, BAFAS G. A fast training algorithm for RBF networks based on subtractive clustering [J]. **Neurocomputing**, 2003, **51**(5):501-505

Clustering obtainment method of T-S fuzzy control rules based on multi-dimensional ANFIS

ZHANG Ji-li^{*1}, ZHAO Tian-yi¹, LIU Hui²

(1. School of Civil Engineering, Faculty of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2. Beijing Siemens Cerberus Electronics Ltd., Beijing 100085, China)

Abstract: The combination of T-S fuzzy model and adaptive-network-based fuzzy inference system(ANFIS) is convenient for description of multi-input fuzzy control rules. In order to solve dimension explosion problem of conventional ANFIS structure under large amount of rule antecedent and improve online extraction speed for complex systems, ANFIS network is firstly modified adopting multi-input vector, then a clustering obtainment method of T-S control rules is presented. Simulation work towards inverted pendulum and the second-order delay system is conducted, and comparative results of the presented method and Mamdani-type controller show similar control performances such as maximum overshoot, fluctuation times and transition time. Meanwhile, the presented method has 3 sampling periods shorter rise time and 45 decreased control rules than Mamdani-type controller.

Key words: ANFIS; multi-input system; T-S model; clustering; rule extraction