

文章编号: 1001-0920(2009)12-1846-05

基于递阶分解聚类的非线性系统递推模糊辨识

王广军, 王志杰, 陈红
(重庆大学 动力工程学院, 重庆 400044)

摘要: 提出一种基于递阶分解聚类的递推模糊辨识方法. 采用半模糊化方法对论域内的样本进行归类, 根据各子集“线性化”程度评判模糊聚类的有效性, 通过对性能最差的子集进行分解并辨识新增子模型的参数, 逐步完成整个样本空间的模糊划分和模型辨识过程. 在线辨识时采用递推最小二乘算法对模糊规则进行修正, 同时可根据建模精度的要求删除性能最差的规则, 并确立新模糊规则. 仿真研究表明了该方法的有效性.

关键词: 非线性系统; 模糊辨识; 递阶分解; 递推最小二乘算法

中图分类号: TK122 **文献标识码:** A

Recursive fuzzy identification of nonlinear systems based on hierarchical decomposing clustering

WANG Guang-jun, WANG Zhi-jie, CHEN Hong

(School of Power Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China. Correspondent: WANG Zhi-jie. E-mail: 20025306@163.com)

Abstract: A recursive fuzzy identification method based on hierarchical decomposing clustering is proposed. The samples of the region are classified by using a semi-fuzzy method, and then a judgment of the fuzzy clustering validity is made according to the linearizing level of each subset. Through decomposing the worst performance of subset and identifying these new models' parameters, the fuzzy partition of the entire sample space and the process of model identification are gradually achieved. In process of online identification, the fuzzy rules can be rectified by using recursive least square algorithm. At the same time, the worst rules are deleted and new fuzzy rules are established to meet the demand of modeling accuracy. Simulation results show the effectiveness of this method.

Key words: Nonlinear systems; Fuzzy identification; Hierarchical decomposing; Recursive least square algorithm

1 引言

对于许多非线性系统, 很难采用单一模型精确地描述其在大范围内的动态特性^[1,2]. 基于分解合成法则的多模型建模策略从原理上解决了上述问题, 其中 T-S 模型以局部线性化为基础, 通过模糊推理实现全局的非线性, 模型结构简单, 已被广泛地应用于非线性系统的模型辨识^[3-7]. 建立 T-S 模型前件的模糊聚类方案, 对模型质量有着重要影响.

文献[8]提出了一种基于满意聚类的模糊辨识方法, 根据隶属度矩阵将总体样本划分为 c 个确定子集(c 为聚类数), 建立相应的子模型, 全局系统视为各子模型的加权组合. [9] 中采用模糊 c 均值聚类算法评价系统输入变量的重要性, 以便构成合理的

递阶模型. [10] 提出了一种基于递阶 G-K 聚类的模糊辨识方法, 根据各子集的性能指标从大到小进行递阶聚类并辨识子模型参数, 在一定程度上降低了模型的计算量. 在 [8,10] 中, 对样本进行归类时只按其隶属度取最大值进行划分, 没有考虑隶属度相差不大的中间点对模型精度的影响. 模型后件辨识采用一般最小二乘算法, 对于时变系统, 必须重新辨识模型参数, 计算量大, 不适于在线辨识. [11,12] 提出的在线辨识算法中, 规则数是既定不变的, 辨识过程中只能修正模型参数, 在一定程度上限制了辨识精度的进一步提高.

本文提出一种基于递阶分解聚类的递推模糊辨识方法. 由密度函数法和模糊 c 均值聚类算法确定

收稿日期: 2009-01-08; 修回日期: 2009-04-01.

基金项目: 国家自然科学基金项目(50776103).

作者简介: 王广军(1963—), 男, 黑龙江双城人, 教授, 博士生导师, 从事系统仿真与控制等研究; 王志杰(1982—), 男, 河南新乡人, 博士生, 从事热力系统仿真与控制的研究.

模型前件参数,后件部分采用递推最小二乘算法辨识.当模型精度不满足要求时,对样本进行半模糊化归类,再对“线性化”程度最差的子集进行分解并辨识新增子模型参数,逐步完成模型辨识过程.在线辨识时采用递推最小二乘算法对模糊规则进行修正,同时根据建模精度的要求删除性能最差的规则,并确立新的模糊规则.

2 T-S 模型结构

多输入多输出系统 $P(U, Y), U \in R^m, Y \in R^q$, 可分解成 q 个多输入单输出系统.多输入单输出系统的 T-S 模型可表示为

$$R^i: \text{if } \mathbf{v}_k \text{ is } (\bar{\mathbf{v}}_i, \mu_{ik}), \text{ then} \\ \mathbf{y}_{ik} = \boldsymbol{\theta}_i^T \mathbf{Z}_k, \quad i = 1, 2, \dots, c. \quad (1)$$

其中: R^i 代表 T-S 模型的第 i 条模糊规则; c 为 T-S 模型的模糊规则数,即样本空间的模糊聚类数; $\mathbf{v}_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km})^T \subset R^m$ 为模糊模型的第 k 次广义输入向量; $\bar{\mathbf{v}}_i = (\bar{x}_{i1}, \bar{x}_{i2}, \dots, \bar{x}_{im})^T$ 为第 i 个聚类子空间的中心向量; μ_{ik} 为 \mathbf{v}_k 在第 i 类里的隶属度, $\mu_{ik} \in [0, 1]$, 并满足 $\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1$; \mathbf{y}_{ik} 为第 k 次输入对于第 i 类规则的后件输出; $\boldsymbol{\theta}_i = (p_{i0}, p_{i1}, \dots, p_{im})^T$ 为第 i 类规则的后件参数向量; $\mathbf{Z}_k = (1, x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km})^T$ 为第 k 次后件部分的输入向量.系统输出由下列推理过程确定:

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \mathbf{y}_{ik}. \quad (2)$$

3 基于递阶分解聚类的递推模糊辨识

3.1 模糊规则前件参数辨识

为了以较少的规则达到较高的辨识精度,在模糊规则前件辨识过程中,采用二分法对待辨识的样本进行模糊聚类.

对于包含 N 个样本的论域 U , 取其初始模糊聚类数 $c = 2$, 基于密度函数法确定初始聚类中心 $\bar{\mathbf{v}}_i (i = 1, 2)^{[13]}$.

定义样本点 \mathbf{v}_i 处的密度函数为

$$D_i^{(0)} = \sum_{j=1}^N \frac{1}{1 + f_d \|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j\|^2}. \quad (3)$$

其中: $f_d = 4/r_d^2$, r_d 是邻域密度的有效半径,其选择与数据的几何分布特性有关.这里取 r_d 为 N 个样本的均方根距离的 $1/2$, 即

$$r_d = \frac{1}{2\sqrt{N(N-1)}} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N \|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j\|^2. \quad (4)$$

$D_i^{(0)}$ 表达了样本空间中样本点的密集程度, \mathbf{v}_i 周围样本点越密集, 则 $D_i^{(0)}$ 值越大. 令

$$D_1 = D_j^{(0)} = \max\{D_i^{(1)}, i = 1, 2, \dots, N\},$$

与 D_1 对应的 \mathbf{v}_j 取为第 1 个初始聚类中心, 即 $\bar{\mathbf{v}}_1 =$

\mathbf{v}_j .

后续初始聚类中心的密度函数调整关系式为

$$D_i^{(1)} = D_i^{(0)} - D_1 \frac{1}{1 + f_d \|\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}}_1\|^2}. \quad (5)$$

令

$$D_2 = D_i^{(1)} = \max\{D_i^{(1)}, i = 1, 2, \dots, N\},$$

与 D_2 对应的 \mathbf{v}_l 取为第 2 个初始聚类中心, 即 $\bar{\mathbf{v}}_2 = \mathbf{v}_l$.

采用模糊 c 均值(FCM)聚类算法计算样本隶属度, 并修正聚类中心, 聚类目标函数为

$$\min\{J_c(\mu_{ik}, \bar{\mathbf{v}}_i) = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m \|\mathbf{v}_k - \bar{\mathbf{v}}_i\|^2\}, \quad (6)$$

其中 m 为加权指数.

FCM 算法如下:

1) 设定迭代停止阈值 ϵ , ϵ 为任意小正数; 设置迭代次数 b , 记第 b 次聚类目标函数为 $J_c^{(b)}$, 初始时 $J_c^{(b)} = J_c^{(0)} = 0$.

2) 由初始聚类中心按下式确定输入向量的隶属度:

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{\|\mathbf{v}_k - \bar{\mathbf{v}}_i\|^2}{\|\mathbf{v}_k - \bar{\mathbf{v}}_j\|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}. \quad (7)$$

3) 按下式修正聚类中心向量 $\bar{\mathbf{v}}_i$:

$$\bar{\mathbf{v}}_i = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m \mathbf{v}_k}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m}. \quad (8)$$

4) 如果 $|J_c^{(b+1)} - J_c^{(b)}| < \epsilon$, 则停止迭代运算; 否则, $b = b + 1$, 转向 2)。

3.2 模糊规则后件参数辨识

将式(2)写成如下形式:

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \mathbf{y}_{ik} = \mathbf{X}_k \cdot \boldsymbol{\Phi}_k. \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{X}_k = (\mu_{1k}, \mu_{1k}x_{1k}, \dots, \mu_{1k}x_{mk}, \dots, \\ \mu_{ck}, \mu_{ck}x_{1k}, \dots, \mu_{ck}x_{mk}), \\ \boldsymbol{\Phi}_k = (p_{10}^k, p_{11}^k, \dots, p_{1m}^k, \dots, \\ p_{c0}^k, p_{c1}^k, \dots, p_{cm}^k)^T,$$

$\boldsymbol{\Phi}_k$ 为模型后件参数向量, 用带遗忘因子的递推最小二乘算法求得. 具体方法为

$$\boldsymbol{\Phi}_{k+1} = \boldsymbol{\Phi}_k + \frac{\mathbf{P}_k \mathbf{X}_{k+1}^T (\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{X}_{k+1} \boldsymbol{\Phi}_k)}{\lambda + \mathbf{X}_{k+1} \mathbf{P}_k \mathbf{X}_{k+1}^T}, \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = \frac{1}{\lambda} \left(\mathbf{P}_k - \frac{\mathbf{P}_k \mathbf{X}_{k+1}^T \mathbf{X}_{k+1} \mathbf{P}_k}{\lambda + \mathbf{X}_{k+1} \mathbf{P}_k \mathbf{X}_{k+1}^T} \right). \quad (11)$$

这里: \mathbf{y}_{k+1} 为系统第 $k+1$ 次的实际输出值; \mathbf{P}_k 为 $[(m+1) \times c] \times [(m+1) \times c]$ 维矩阵; $\mathbf{P}_0 = \alpha I$, α 为一足够大正数, I 为单位矩阵; $\boldsymbol{\Phi}_0$ 为零向量; λ 为遗忘因子, $0 < \lambda \leq 1$.

3.3 基于半模糊化的递阶分解聚类算法

预先给定模型的满意度指标 J_{GD} . 计算模型当前性能指标

$$J_M = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}.$$

若 $J_M \leq J_{GD}$, 则辨识结束; 否则, 按隶属度进行半模糊化划分.

定义确定性子集 $A_i (i = 1, \dots, c)$, 对于 v_k , 记

$$\mu_k^{\max} = \mu_{jk} = \max\{\mu_{ik}, i = 1, \dots, c\}.$$

若 $\mu_k^{\max} - \mu_{ik} \leq \delta_{sf}$, 则 $v_k \in A_j$ 且 $v_k \in A_i$. 其中 δ_{sf} 称为半模糊化因子, $0 < \delta_{sf} < 1$.

计算子集 A_i 的性能指标

$$J_M^i = \sqrt{\frac{1}{N_i} \sum_{i=1}^{N_i} (y_i - \hat{y}_i)^2},$$

其中 N_i 为 A_i 中的样本数. 若 $J_M^m = \max(J_M^i)$, 则认为 A_m 所包含样本的“线性化”程度最差, 将其进行分解聚类, 并辨识新增子模型的结构和参数. 此时论域 U 替换为 A_m , 式(3)~(8)中的 N 替换为 N_m (N_m 为 A_m 所包含的样本数). 然后计算总体样本的隶属度和模型性能指标 J_M . 如果 $J_M \leq J_{GD}$, 则模型辨识结束; 否则, 再次把总体样本进行半模糊化划分归为 c 个确定子集 (c 为当前的聚类数), 对“线性化”程度最差的子集进行聚类 and 子模型辨识. 依此类推, 直至模型满足既定要求, 这就是基于半模糊化的递阶分解聚类的思想.

在线辨识的目的是根据不断得到的输入输出数据调整 \bar{v}_i, μ_{ik} 和 Φ_k .

对于输入样本 v_k , 确定与其距离最近的 \bar{v}_i , 并按下式进行修正:

$$\bar{v}_i(k+1) = \bar{v}_i(k) + \eta S_{ki} [v_k - \bar{v}_i(k)]. \quad (12)$$

其中: η 为学习系数; S_{ki} 为样本 v_k 与聚类中心 $\bar{v}_i(k)$ 之间的贴进度, 即

$$S_{ki} = S(v_k, \bar{v}_i(k)) = e^{-\beta \|v_k - \bar{v}_i(k)\|}, \quad (13)$$

β 为贴进度修正系数.

μ_{ik} 按式(7)计算, Φ_k 按式(10)和(11)进行修正.

3.4 模糊辨识的基本步骤

基于递阶分解聚类的递推模糊辨识基本步骤如下:

- 1) 设置初始聚类数 $c = 2$, 依据密度函数法确定初始聚类中心 \bar{v}_i .
- 2) 依据式(7)和(8)刷新 μ_{ik}, \bar{v}_i .
- 3) 依据式(10)和(11)计算后件参数向量 Φ_k .
- 4) 计算模型性能指标 J_M . 如果 J_M 满足建模精度要求, 则辨识算法结束; 否则, 对总体样本进行半

模糊化划分, 对“线性化”程度最差的子集进行分解, 并辨识新增子模型的参数.

5) 计算总体样本的隶属度矩阵, 转向 4).

4 仿真实例

4.1 煤气炉辨识实例

Box-Jenkins 煤气炉实验数据包括 296 组输入、输出观测值, 其输入 u 为进入煤气炉的煤气流量, 输出 y 为排烟中的 CO_2 浓度^[14].

辨识时取 $\delta_{sf} = 0.15, \lambda = 1, J_{GD} = 6.0 \times 10^{-2}$. 模型输入向量 $v_k = [u(k-3), u(k-4), y(k-1), y(k-2)]^T$.

经过 1 次分解聚类辨识得到的聚类中心和子模型为

$$\bar{v}_1 = [0.6067 \quad 0.6954 \quad 50.7911 \quad 50.8180]^T,$$

$$\bar{v}_2 =$$

$$[-0.9401 \quad -1.1405 \quad 57.7343 \quad 57.7033]^T,$$

$$\bar{v}_3 = [-0.3912 \quad 0.3877 \quad 54.5239 \quad 54.5087]^T;$$

$$M_1: y(k) = 8.9932 - 0.7058u(k-3) +$$

$$0.1658u(k-4) + 1.3243y(k-1) -$$

$$0.4929y(k-2),$$

$$M_2: y(k) = 3.1763 - 0.4333u(k-3) +$$

$$0.3843u(k-4) + 1.6366y(k-1) -$$

$$0.6946y(k-2),$$

$$M_3: y(k) = 13.9616 - 0.6670u(k-3) -$$

$$0.1224u(k-4) + 1.1904y(k-1) -$$

$$0.4525y(k-2).$$

图 1 和图 2 为模型的辨识结果和辨识误差. 表 1 为本文方法与其他辨识方法的对比结果. 其中

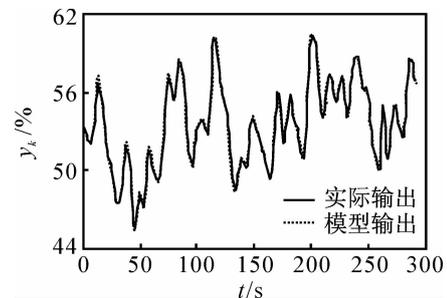


图 1 模型输出与实际输出的比较

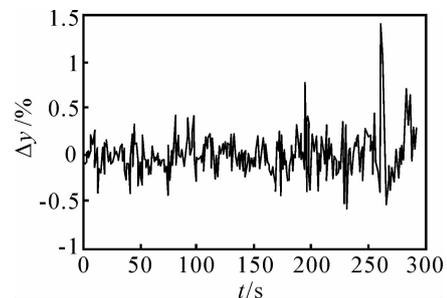


图 2 模型在不同时刻的误差

$$\Delta y_k = y_k - \hat{y}_k,$$

$$PER = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y_k - \hat{y}_k]^2.$$

表 1 本文模型与其他模型比较

模型	输入变量个数	规则数	PER
Tong ^[15]	2	19	0.4690
Pedrycz ^[16]	2	81	0.3200
Xu ^[17]	2	25	0.1660
Sugeno ^[18]	3	6	0.1900
Yoshinari ^[19]	2	6	0.2900
文献[4]	4	5	0.2480
本文方法	4	3	0.0573

4.2 非线性对象辨识实验

本文选用以下非线性系统^[20]：

$$y(t+1) = \frac{[y(t)y(t-1)y(t-2)x(t-1)(y(t-2)-1) + x(t)]}{[1 + y^2(t-1) + y^2(t-2)]},$$

采用如下输入信号驱动模型：

$$x(t) = \begin{cases} 0.8\sin(2\pi t/200) + 0.2\cos(2\pi t/40), & 0 < t \leq 500; \\ 0.8\sin(2\pi t/250) + 0.2\sin(2\pi t/25), & 500 < t \leq 1000. \end{cases}$$

采样时间为 1s, 获得 1000 组样本数据. 模型辨识时取 $\delta_{sf} = 0.1, \lambda = 0.982, J_{GD} = 1.0 \times 10^{-2}$. 输入向量选为 $v_k = [x(t-1), x(t-2), y(t-1), y(t-2), y(t-3)]^T$.

利用前 200 组数据进行离线辨识, 得到初始模糊规则模型为

$$\bar{v}_1 = [0.5431 \quad 0.5432 \quad 0.3737 \quad 0.3741 \quad 0.3736]^T,$$

$$\bar{v}_2 = [-0.5504 \quad -0.5505 \quad -0.4504 \quad -0.4507 \quad -0.4501]^T;$$

$$M_1: y(t) = -0.0005 + 0.0281x(t-1) - 0.0296x(t-2) + 2.7944y(t-1) - 2.6398y(t-2) + 0.8484y(t-3),$$

$$M_2: y(t) = 0.0003 + 0.0821x(t-1) - 0.0861x(t-2) + 2.8783y(t-1) - 2.8695y(t-2) + 0.9964y(t-3).$$

对后 800 组数据进行在线辨识, 选取 $(k-1)$ 到 $(k-200)$ 系统时刻的输入输出数据, 利用文中方法在线调整模糊规则, 最终模糊规则数为 3. 图 3 和图 4 分别给出了模型的辨识结果和辨识误差.

从图可知, 由于输入信号的切换, 辨识误差在 500s 处出现了较大的波动, 但此后模型能迅速跟踪系统参数的变化, 并保持较高的辨识精度.

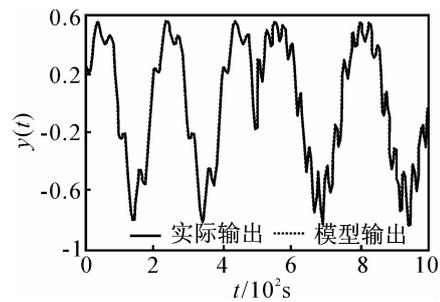


图 3 模型输出与实际输出的比较

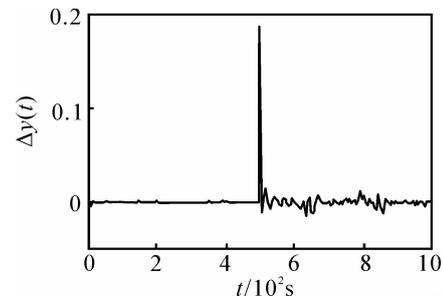


图 4 模型在不同时刻的误差

5 结 论

本文通过对隶属度阈值化, 采用一种半模糊化方法对总体样本进行归类, 再对“线性化”程度最差的子集进行分解, 并辨识新增子模型参数, 以此来完成模型辨识过程. 在线辨识时采用递推最小二乘算法对模糊规则进行修正, 同时可根据建模精度的要求删除性能最差的规则, 并确立新模糊规则. 仿真实验表明, 该方法能有效地辨识非线性系统, 具有辨识精度高、模糊规则数少等优点.

参考文献 (References)

[1] Wang Hongwei, Ma Guangfu. Nonlinear systems modeling via fuzzy logic rules[J]. Control Theory and Applications, 2000, 17(3): 419-422.

[2] 李佳宁, 易建强, 赵冬斌, 等. 一种新的基于神经模糊推理网络的复杂系统模糊辨识方法[J]. 自动化学报, 2006, 32(5): 695-703.

(Li J N, Yi J Q, Zhao D B, et al. A new fuzzy identification approach for complex systems based on neural-fuzzy inference network [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(5): 695-703.)

[3] 王宏伟, 詹容开, 贺汉根. 基于模糊聚类的改进模糊辨识方法[J]. 电子学报, 2001, 29(4): 436-438.

(Wang H W, Zhan R K, He H G. Improving fuzzy identifying method based on fuzzy clustering [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(4): 436-438.)

[4] 吕剑虹, 陈建勤, 刘志远, 等. 基于模糊规则的热工过程非线性模型的研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(11): 132-137.

(Lv J H, Chen J Q, Liu Z Y, et al. A study of fuzzy rules based on nonlinear models for thermal processes

- modeling[J]. Proc of the CSEE, 2002, 22(11): 132-137.)
- [5] 王广军, 邓良才, 陈红, 等. 锅炉汽温对象逆动力学过程模糊辨识[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(20): 76-80.
(Wang G J, Deng L C, Chen H, et al. Fuzzy identification on inverse dynamic process of steam temperature object of boiler[J]. Proc of the CSEE, 2007, 27(20): 76-80.)
- [6] 陈红, 邓良才, 王广军. 基于逆动力学模糊规则的单元机组协调控制[J]. 控制与决策, 2008, 23(6): 705-708.
(Chen H, Deng L C, Wang G J. Coordinated control based on inverse dynamic fuzzy rules for power unit [J]. Control and Decision, 2008, 23(6): 705-708.)
- [7] Du Haiping, Zhang Nong. Application of evolving Takagi-Sugeno fuzzy model to nonlinear system identification[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 676-686.
- [8] 李柠, 李少远, 席裕庚. 基于满意聚类的多模型建模方法[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(5): 783-787.
(Li N, Li S Y, Xi Y G. Multi-model modelling method based on satisfactory clustering[J]. Control Theory and Applications, 2003, 20(5): 783-787.)
- [9] 张平安, 李人厚, 张金明. 复杂系统的递阶模糊辨识[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(1): 99-102.
(Zhang P A, Li R H, Zhang J M. Hierarchical fuzzy identification for complex systems[J]. Control Theory and Applications, 2002, 19(1): 99-102.)
- [10] 林金星, 沈炯, 李益国. 基于递阶 G-K 聚类的热工过程多模型建模方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(11): 23-28.
(Lin J X, Shen J, Li Y G. Multi-model modelling method based on hierarchical G-K clustering for thermal process[J]. Proc of the CSEE, 2006, 26(11): 23-28.)
- [11] 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.
(Chen J Q, Xi Y G, Zhang Z J. On-line identification of nonlinear systems using fuzzy model [J]. Acta Automatica Sinica, 1998, 24(1): 90-94.)
- [12] 静大海, 刘晓平. 一种非线性模型的在线辨识方法[J]. 控制工程, 2007, 14(5): 482-484.
(Jing D H, Liu X P. Online identification method for nonlinear models[J]. Control Engineering of China, 2007, 14(5): 482-484.)
- [13] 宋清昆, 郝敏. 一类改进的模糊 c 均值聚类算法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2007, 12(4): 8-10.
(Song Q K, Hao M. Improved fuzzy c -means clustering algorithm[J]. J of Harbin University of Science and Technology, 2007, 12(4): 8-10.)
- [14] Kim Euntai, Park Minkee, Ji Seunghwan, et al. A new approach to fuzzy modeling[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1997, 5(3): 328-337.
- [15] Tong R M. Synthesis of fuzzy models for industrial processes[J]. Int J of General Systems, 1978, 4(1): 143-162.
- [16] Pedrycz W. An identification of fuzzy relational systems [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1984, 13(2): 153-167.
- [17] Xu C W, Lu Y Z. Fuzzy modeling identification and self-learning for dynamic systems[J]. IEEE Trans on SMC, 1987, 17(4): 683-689.
- [18] Sugeno M, Takahiro Y. A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1993, 1(1): 7-31.
- [19] Yoshinari Y, Pedrycz W, Hirota K. Construction of fuzzy models through clustering techniques[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1993, 54(2): 157-165.
- [20] Chen Jianqin, Xi Yugeng, Zhang Zhongjun. A clustering algorithm for fuzzy model identification[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1998, 98(3): 319-329.

下 期 要 目

- 基于单目视觉的移动机器人导航算法研究进展 夏庭锴, 等
- 不确定关联网系统分散 H_∞ 量化控制 陈 宁, 等
- 含正负项目的基于位串频繁项集挖掘算法研究 张玉芳, 等
- 区间直觉模糊动态规划方法 刘成斌, 等
- 基于 Bagging 的组合 k -NN 预测模型与方法 何 亮, 等
- 一种适用于局部特征的混合视觉伺服方法 谷 雨, 等
- 交互式遗传算法基于用户认知不确定性的定向变异 巩敦卫, 等
- 基于节点失效的弹性供应链应急管理策略 闫 妍, 等