

基于最差子空间分解聚类的热工过程模糊辨识

王志杰, 王广军

(重庆大学动力工程学院, 重庆市 沙坪坝区 400044)

Fuzzy Identification of Thermal Process Based on Decomposing Cluster of the Worst Subspace

WANG Zhi-jie, WANG Guang-jun

(School of Power Engineering, Chongqing University, Shapingba District, Chongqing 400044, China)

ABSTRACT: The ultimate purpose for fuzzy identification is to obtain satisfactory accuracy over the whole range by using less fuzzy rules. This paper proposed a fuzzy identification method for nonlinear systems which were based on decomposing clustering of the worst subspace. The first step was to make a judgment of the clustering validity according to the linearizing level of each subspace, and then decomposed the subspace of the worst efficiency again and identified these model's parameters of new subspaces. In this way, the fuzzy partition of the entire sample space and the process of model identification were gradually achieved until the model had met requirement. The paper displays the comparative results of the proposed fuzzy identification method with other relative methods and makes fuzzy identification to two typical thermal objects by using this method.

KEY WORDS: fuzzy rules; identification; decomposing cluster; thermal process

摘要: 以较少的模糊规则在全局范围内获得满意的辨识精度, 是模糊辨识追求的重要目标。该文提出了一种基于最差子空间分解聚类的非线性系统模糊辨识方法。根据各子空间的“可线性化”程度, 对聚类的有效性进行评判, 进一步对有效性最差的子集进行重新分解聚类, 并辨识新增子空间的模型参数, 以此逐步完成整个样本空间的模糊划分和模型辨识过程, 直至模型满足既定要求。文中给出了所提出的模糊辨识方法与其他相关模糊辨识方法的对比结果, 并利用该方法对2个典型热工对象进行了模糊辨识。

关键词: 模糊规则; 辨识; 分解聚类; 热工过程

0 引言

模糊规则模型可以以任意精度逼近非线性系

统^[1-2]。T-S模糊模型利用模糊聚类算法建立前件结构, 后件部分采用线性化形式, 模型结构简单, 已被成功应用于非线性系统的模型辨识^[3-11]。以尽可能少的模糊规则数在全局范围内获得满意的辨识精度, 是模糊辨识过程中所追求的核心目标, 模糊聚类方案对该目标具有十分明显的影响。

文献[8]提出了一种基于熵聚类和竞争学习算法的模糊建模方法。文献[9]采用样本的相近度作为决定聚类数目的指标, 使得在线辨识时规则数可以随样本而改变, 辨识的效果得以改善。文献[10]提出了一种动态聚类算法, 避免了聚类数目要人为给定的弊端。以上文献在聚类时只考虑了样本间的几何距离, 当模型精度不满足要求时, 一般通过简单增加样本空间聚类数 c 加以改善。在一定条件下, 简单增加 c , 可以适当提高模型的精度; 当 c 达到一定数值后, c 的简单增加只能导致模型的复杂程度的进一步加剧, 对于模型精度几乎没有改善作用, 文献[8]中的研究结果也证明了这一点。

本文提出了一种基于最差子空间分解聚类的模糊辨识方法, 根据各子空间的“可线性化”程度评判初始聚类的有效性, 进一步对有效性最差的一个子空间进行二次聚类, 以此逐步完成整个样本空间的模糊划分, 直至模型满足既定要求。上述方法在有效地兼顾了对模型精确程度和模型复杂程度综合要求的同时, 由于只需对最差子空间中的样本进行重新分解聚类和对新增子模型参数进行辨识, 明显减少了计算工作量并优化了模型结构。

1 模糊规则模型结构简介

对于多输入单输出系统, 其 T-S 模型可以表示成如下形式:

$$R^i : \text{if } \mathbf{v}_k \text{ is } (\bar{\mathbf{v}}_i, \mu_{ik}), \text{ then}$$

基金项目: 国家自然科学基金项目(50776103)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (50776103).

$$y_{ik} = \theta_i^T \mathbf{Z}_k, i=1,2,\dots,c \quad (1)$$

式中： \mathbf{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； $\mathbf{v}_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km})^T \subset \mathbf{R}^m$ 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} 为第*k*次输入向量在第*i*类里的隶属度， $\mu_{ik} \in [0,1]$ ，并满足 $\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1$ ； y_{ik} 为第*k*次输入对于第*i*类规则的后件输出； $\theta_i = (p_0^i, p_1^i, \dots, p_m^i)^T$ 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。系统输出由求(2)推理过程确定：

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

2 基于最小子空间分解聚类的模糊辨识方法

2.1 模糊规则前件参数的辨识

由式(1)可知，模糊规则模型的建立即为参数 $\bar{\mathbf{v}}_i$ 、 μ_{ik} 和 θ_i 的确定过程。

模糊模型前件参数的辨识包括确定初始聚类中心以及模型前件参数刷新等两部分内容。

对于包含*N*个样本的论域*U*，令*c*=*c_f*，这里的*c_f*为给定的初始聚类数。本文基于密度函数确定初始聚类中心 $\bar{\mathbf{v}}_i (i=1,2,\dots,c_f)$ [12]。

定义样本点 \mathbf{v}_i 处的密度函数为：

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

式中： $f_d = 4/r_d^2$ ， r_d 为邻域密度的有效半径，它的选择应该与数据几何的分布特性有关；这里取 r_d 为*N*个样本的均方根距离的1/2，即

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

$D_i^{(0)}$ 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

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

与 D_1 对应的 \mathbf{v}_j 取为第1个初始聚类中心。

后续初始聚类中心的密度函数调整关系式为：

$$D_i^{(k-1)} = D_i^{(k-2)} - D_{k-1} \frac{1}{1 + f_d \|\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}}_{k-1}\|^2}, k=(2,3,\dots,c_f) \quad (5)$$

式中： $D_k = D_j^{(k-1)} = \max\{D_i^{(k-1)}, i=1,2,\dots,N\}$ ，与 D_k 对应的 \mathbf{v}_j 取为第*k*个初始聚类中心。

采用式(6)模糊聚类目标函数实现样本聚类[13]：

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

式中：*m*为加权因子； f_{ik} 为后件输入向量的线性函数逼近实际输出的加权值，并满足 $\sum_{i=1}^c f_{ik} = 1$ ， $f_{ik} \in [0,1]$ ； y_k 为系统第*k*次输出的实际值。

式(6)的第1项中反映了输入向量与聚类中心的几何距离；第2项表达了在这个划分空间下，模糊模型的后件输出逼近实际输出的能力，有助于获得具有较高建模精度的聚类结果。

给定后件参数向量 θ_i 的初始值，根据模糊聚类目标函数，由拉格朗日乘法构造辅助函数：

$$H(\mu_{ik}, \bar{\mathbf{v}}_i, f_{ik}, \lambda, \beta) = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m \|\mathbf{v}_k - \bar{\mathbf{v}}_i\|^2 + \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c (f_{ik})^m (y_k - \theta_i^T \mathbf{Z}_k)^2 + \sum_{k=1}^N \lambda m [1 - \sum_{i=1}^c \mu_{ik}] + \sum_{i=1}^c \beta m [1 - \sum_{i=1}^c f_{ik}] \quad (7)$$

由于 μ_{ik} 之间相互独立，故 $H(\mu_{ik}, \bar{\mathbf{v}}_i, f_{ik}, \lambda, \beta)$ 关于 μ_{ik} 最小化等价于

$$\partial H / \partial \mu_{ik} = 0$$

由此得

$$\mu_{ik} = \frac{1}{[\sum_{j=1}^c \|\mathbf{v}_k - \bar{\mathbf{v}}_j\|^2]^{1/(m-1)}} \quad (8)$$

同理由 $H(\mu_{ik}, \bar{\mathbf{v}}_i, f_{ik}, \lambda, \beta)$ 关于 f_{ik} 和 $\bar{\mathbf{v}}_i$ 最小化得

$$f_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{|y_k - \theta_i^T \mathbf{Z}_k|}{|y_k - \theta_j^T \mathbf{Z}_k|} \right]^{1/(m-1)}} \quad (9)$$

$$\bar{\mathbf{v}}_i = \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m \mathbf{v}_k / \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m \quad (10)$$

2.2 模糊规则后件参数辨识

根据式(6)的模糊聚类目标函数，构造辨识目标函数：

$$J_l = \sum_{k=1}^N (y_k - \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \cdot f_{ik} \cdot y_{ik})^2 \quad (11)$$

当输入向量 \mathbf{v}_k 隶属于第*i*个模糊子集 \tilde{A}_i 的程度较大时，前件部分的隶属度 μ_{ik} 趋于1， f_{ik} 的值也应该趋近于1；当 \mathbf{v}_k 隶属于第*i*个模糊子集 \tilde{A}_i 的程度较小时，前件部分的隶属度 μ_{ik} 趋近于0，那么 f_{ik} 也应该接近于0。基于此，式(11)可转化为

$$J'_i = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c (\mu_{ik} f_{ik})^2 (y_k - y_{ik})^2 \quad (12)$$

因为 μ_{ik} 和 f_{ik} 已知,关于 θ 使目标函数(12)最小化的问题实际上是最小二乘估计问题,则有

$$\theta_i = (\Phi^T U_i^2 F_i^2 \Phi)^{-1} (\Phi^T U_i^2 F_i^2 Y) \quad (13)$$

其中, $U_i = \text{diag}[\mu_{ik}]_{N \times N}$ ($i=1,2,\dots,c; k=1,2,\dots,N$); $F_i = \text{diag}[f_{ik}]_{N \times N}$ ($i=1,2,\dots,c; k=1,2,\dots,N$); $\Phi = [Z_1, Z_2, \dots, Z_N]^T$ 。

2.3 最小子空间分解聚类

预先给定模型满意度指标 J_{GD} ,采用式(8)~(10)和式(13)进行迭代运算,获得模型性能指标 J :

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

当 J 的相邻2次迭代值基本不变时,若 $J \leq J_{GD}$,则辨识过程结束;否则,按隶属度取最大值将样本分为 c_f 个确定子集 A_j ($j=1,2,\dots,c_f$),即对于 v_k ,如果满足条件 $\mu_{jk} = \max\{\mu_{ik}, i=1,2,\dots,c_f\}$,则认为 $v_k \in A_j$,并计算 A_j 的性能指标:

$$J_j = \sqrt{\frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (14)$$

式中 N_j 为 A_j 中的样本数。

若 $J_m = \max(J_j)$,则认为 A_m 所包含样本的“可线性化”程度最差,将其进行分解聚类。按2.1节和2.2节内容对新增子模型的结构和参数进行辨识并计算 J_m ,此时论域 U 替换为 A_m ,公式中的 N 替换为 N_m (N_m 为 A_m 所包含的样本数)。当相邻2次 J_m 基本不变时停止运算,然后计算总体样本的隶属度和模型性能指标 J ,如果 $J \leq J_{GD}$,则模型辨识结束;否则,再把样本分为 c 个确定子集(c 为当前的聚类个数),对其中“可线性化”程度最差的子集进行分解聚类。依此类推,直至模型满足既定的要求,这就是最小子空间分解聚类的思想。

由以分析上可知,在对子集进行逐个分解的过程中,每次只对建模精度最差的子集进行分解,子模型结构和参数辨识的计算量逐步减小,模型的计算效率较高。

2.4 模糊辨识的基本步骤

基于最小子空间分解聚类的模糊辨识的基本步骤包括:

1) 设置初始聚类个数 $c=c_f$ 、加权值 m 及后件参数向量 θ ,依据密度函数法确定初始聚类中心 \bar{v}_i , $i=1,2,\dots,c_f$ 。

2) 根据式(8)~(10)和式(13)进行迭代运算求取

μ_{ik} 、 f_{ik} 、 \bar{v}_i 和 θ 。

3) 计算总体性能指标 J 。若 J 相邻两次迭代值基本不变时转向步骤4);否则,转向步骤2)。

4) 如果 J 满足精度要求,则辨识算法结束;否则,按2.3节内容对“可线性化”程度最差的子空间进行分解聚类并辨识新增子模型的参数。

5) 计算总体样本的隶属度和模型的总体性能指标 J ,转向步骤4)。

3 仿真实例

3.1 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]。

模型输入向量 $v_k = [u(k-3), u(k-4), y(k-1), y(k-2)]^T$ 。初始聚类数 $c_f=2$,加权因子 $m=2$, $J_{GD}=0.25$ 。经2次分解聚类辨识得到的聚类中心和子模型为:

$$\bar{v}_1 = [0.8969 \ 1.0277 \ 49.6931 \ 49.7358]^T$$

$$\bar{v}_2 = [0.2306 \ 0.2958 \ 52.2136 \ 52.2939]^T$$

$$\bar{v}_3 = [-0.6351 \ -0.6727 \ 55.5217 \ 55.4771]^T$$

$$\bar{v}_4 = [-0.9560 \ -1.1577 \ 57.9685 \ 57.9585]^T$$

$$M_1: y(k) = 14.2673 - 0.6955u(k-3) - 0.1275u(k-4) + 1.0326y(k-1) - 0.3020y(k-2)$$

$$M_2: y(k) = 2.5121 - 0.7892u(k-3) + 0.6252u(k-4) + 1.6786y(k-1) - 0.7239y(k-2)$$

$$M_3: y(k) = 10.2057 - 0.5764u(k-3) - 0.1460u(k-4) + 1.2162y(k-1) - 0.4092y(k-2)$$

$$M_4: y(k) = 2.3078 - 0.6795u(k-3) + 0.5951u(k-4) + 1.6507y(k-1) - 0.6943y(k-2)$$

图1和图2为系统辨识结果和模型误差。表1为本文方法与其他辨识方法的对比结果。其中:

$$\Delta y(k) = y(k) - \hat{y}(k)$$

$$P_{ER} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2$$

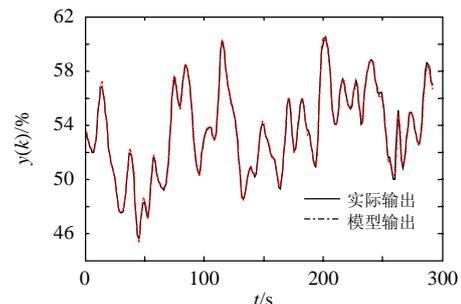


图1 模型输出与实际输出的比较

Fig. 1 Result of identification model and output of system

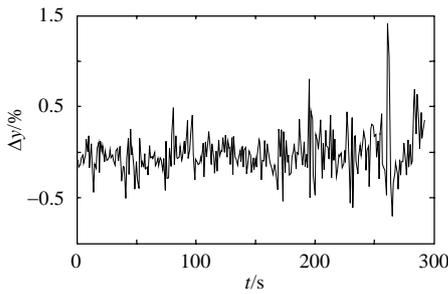


图 2 模型在不同时刻的误差

Fig. 2 Error of model at different time

表 1 本文模型与其他模型比较

Tab. 1 Models comparison of Box-Jenkins gas furnace modeling methods

模型名称	输入变量个数	规则数	P_{ER}
Tong模型 ^[15]	2	19	0.469 0
Pedrycz模型 ^[16]	2	81	0.320 0
Xu模型 ^[17]	2	25	0.166 0
Sugeno模型 ^[18]	3	6	0.190 0
Yoshinari模型 ^[19]	2	6	0.290 0
参考文献[8]	4	5	0.248 0
本文方法	4	4	0.057 2

3.2 锅炉过热汽温对象的辨识

表 2 为某 600 MW 超临界压力锅炉高温过热器在不同负荷时的传递函数^[20]，其输入 $u(t)$ 为减温器喷水流量的变化，kg/s；输出 $y(t)$ 为锅炉主蒸汽温度的变化， $^{\circ}\text{C}$ 。采用输入：

$$u(t) = \sin(\pi t / 80) + \cos(\pi t / 100) + 1.5 \sin(\pi t / 120)$$

驱动汽温对象模型， $0 \leq t \leq 800\text{s}$ 的 $u(t)$ 驱动模型 1， $800 \leq t \leq 1600\text{s}$ 的 $u(t)$ 驱动模型 2，辨识时对象输出选为 $y^*(t) = y(t) + 0.35\Delta$ ，其中 Δ 是取值为 $[-1, 1]$ 的随机量。采样时间为 2s，获得 801 组数据样本。辨识模型时输入向量选为： $v_k = [u(k), u(k-1), y^*(k-1), y^*(k-2)]^T$ 。

表 2 不同负荷时汽温对象模型

Tab. 2 Transfer functions of superheated temperature

模型	导前区	惰性区
模型 1(75% 负荷)	$-\frac{1.657}{(1+20s)^2}$	$\frac{1.202}{(1+27.1s)^7}$
模型 2(100% 负荷)	$-\frac{0.815}{(1+18s)^2}$	$\frac{1.276}{(1+18.4s)^6}$

取初始聚类数 $c_f=2$ ，加权因子 $m=2$ 。利用前 100 组样本数据进行离线辨识，此时 $J=0.31$ 。经 1 次分解聚类后 $J=0.24$ ，得到聚类中心和子模型：

$$\bar{v}_1 = [-1.0615 \quad -1.0625 \quad -0.4108 \quad -0.3903]^T$$

$$\bar{v}_2 = [2.3248 \quad 2.3242 \quad -0.0386 \quad -0.0359]^T$$

$$\bar{v}_3 = [1.0861 \quad 1.1225 \quad -0.2108 \quad -0.2091]^T$$

$$M_1: y(k) = -0.5342 - 1.6564u(k) + 1.5102u(k-1) + 0.2438y(k-1) + 0.0765y(k-2)$$

$$M_2: y(k) = -0.9271 - 0.6823u(k) + 1.0372u(k-1) + 0.2733y(k-1) - 0.0584y(k-2)$$

$$M_3: y(k) = -0.0769 + 0.1878u(k) - 0.0302u(k-1) + 0.5307y(k-1) + 0.4117y(k-2)$$

对后 701 组样本数据进行在线辨识，选取 $(k-1)$ 到 $(k-100)$ 系统时刻的输入输出数据，采用文中的辨识方法进行在线模糊规则的调整。图 3 和图 4 分别给出了系统辨识结果和模型误差。

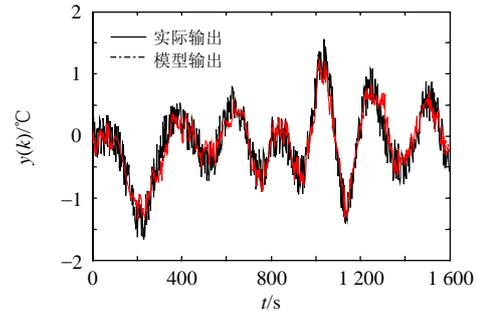


图 3 模型输出与实际输出的比较

Fig. 3 Result of identification model and output of system

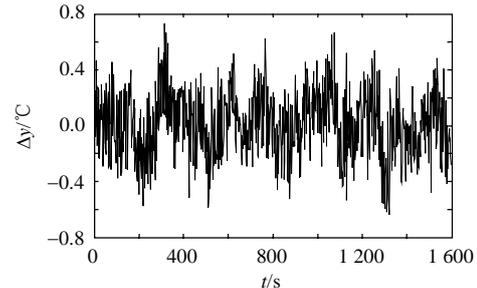


图 4 模型在不同时刻的误差

Fig. 4 Error of model at different time

4 结论

本文从模糊辨识的最终目标出发，提出了一种只对局部线性化拟合最差的子空间进行分解聚类，以此逐步完成整个样本空间的模糊辨识的方法。辨识过程中只对新增子模型的结构和参数进行辨识，在一定程度上降低了模型的计算量。通过对典型的热工过程进行的仿真实验表明，该方法能够有效地辨识非线性系统，具有辨识精度高，模糊规则数少和计算量小等优点。

参考文献

- [1] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1985, 15(1): 116-132.
- [2] Chakraborty D, Pal N R. Integrated feature analysis and fuzzy rule-based system identification in a neuro-fuzzy paradigm systems [J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, Part B, 2001, 31(3): W391-400.
- [3] Gomez-Skarmeta A F, Delgado M, Yla M A. A bout the use of fuzzy clustering techniques for fuzzy model idenitficaiton[J]. Fuzzy Sets

- and Systems, 1999, 106(2): 180-188.
- [4] Yao J, Dash M, Tan S T, et al. Entropy-based fuzzy clustering and fuzzy modeling[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 113(3): 381-388.
- [5] 刘福彩, 关新平, 裴润. 一种基于模糊规则的非线性系统快速模糊辨识方法[J]. 系统仿真学报, 2002, 14(5): 547-550.
Liu Fucui, Guan Xinping, Pei Run. A fast fuzzy identification method in nonlinear system based on fuzzy logic rules[J]. Journal of System Simulation, 2002, 14(5): 547-550(in Chinese).
- [6] 岳玉芳, 毛剑琴. 一种基于 T-S 模型的快速自适应建模方法[J]. 控制与决策, 2002, 17(2): 155-158.
Yue Yufang, Mao Jianqin. Fast adaptive modeling based on T-S model[J]. Control and Decision, 2002, 17(2): 155-158(in Chinese).
- [7] 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 Ning, Li Shaoyuan, Xi Yugeng. Multi-model modeling method based on satisfactory clustering[J]. Control Theory & Applications, 2003, 20(5): 783-787(in Chinese).
- [8] 吕剑虹, 陈建勤, 刘志远. 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.
Lü Jianhong, Chen Jianqin, Liu Zhiyuan, et al. A study of fuzzy rules based on nonlinear models for thermal processes modeling [J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(11): 132-137(in Chinese).
- [9] 邓良才, 王广军, 陈红. 锅炉汽温对象的在线模糊辨识[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(12): 71-75.
Deng Lingcai, Wang Guangjun, Chen Hong. On-line fuzzy identification of the steam temperature object of boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(12): 71-75(in Chinese).
- [10] 朱红霞, 沈炯, 李益国. 一种新的动态聚类算法及其在热工过程模糊建模中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(7): 34-39.
Zhu Hongxia, Shen Jiong, Li Yiguo. A novel dynamic clustering algorithm and its application in fuzzy modeling for thermal processes [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(7): 34-39(in Chinese).
- [11] Du Haiping, Zhang Nong. Application of evolving Takagi-Sugeno fuzzy model to nonlinear system identification[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 676-686.
- [12] 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 Qingkun, Hao Min. Improved fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2007, 12(4): 8-10(in Chinese).
- [13] 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 Hongwei, Zhan Rongkai, He Hangan. Improving fuzzy identifying method based on fuzzy clustering[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(4): 436-438(in Chinese).
- [14] Kim E, Park M, Ji S. A new approach to fuzzy modeling[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1997, 5(3): 328-337.
- [15] Tong R M. Synthesis of fuzzy models for industrial processes [J]. IntGen. Syst, 1978, 4(1): 143-162
- [16] Pedrycz W. An identification of fuzzy relational systems[J]. Fuzzy Sets Syst, 1984, 13(2): 153-167.
- [17] Xu CW, Lu YZ. 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] 范永胜, 徐治皋, 陈来久. 基于动态特性基理分析的锅炉过热汽温自适应模糊控制系统研究[J]. 中国电机工程学报, 1997, 17(1): 23-28.
Fan Yongsheng, Xu Zhigao, Chen Laijiu. Study of adaptive fuzzy control of boiler superheated steam temperature based on dynamic mechanism analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 1997, 17(1): 23-28(in Chinese).



王志杰

收稿日期: 2008-06-25。

作者简介:

王志杰(1982—), 男, 博士研究生, 研究方向为热力系统仿真与控制, 20025306@163.com;

王广军(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事热力系统仿真与控制等方面的教学和科研工作。

(责任编辑 王庆霞)