

基于遗传算法信息组合的自适应模糊控制

张旭东, 熊静琪, 王丛岭

(电子科技大学机械电子工程学院, 610054, 成都)

摘要: 利用模糊理论分别建立了与控制对象和控制知识信息相对应的控制系统, 应用遗传算法获取2个系统在不同时间段的最佳组合因子, 消除了对组合因子赋值的主观性和不准确性. 基于李雅普诺夫函数的方法推导了模糊控制系统中参数的自适应控制律, 并且证明了系统的稳定性和收敛性. 将遗传算法信息组合的自适应模糊控制方法应用在达芬混沌系统的控制中, 仿真结果对比表明, 虽然组合型自适应控制方法可以有效地控制达芬强迫震荡系统, 但文中提出的方法能使各控制状态有界, 并且能够迅速准确地跟踪目标.

关键词: 自适应模糊控制; 模糊理论; 遗传算法

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)07-0838-04

Adaptive Fuzzy Control Based on Genetic Algorithm Organizing Information

Zhang Xudong, Xiong Jingqi, Wang Congling

(School of Mechatronics Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 610054, China)

Abstract: Fuzzy theory is employed to establish the control systems based on the knowledge of object and controlling. Genetic algorithm is utilized to obtain the data of optimal combination mode of these two systems within different time interval to eliminate the subjectivity and uncertainty. Then the adaptive laws which adjust the free parameters of the fuzzy systems are developed with Lyapunov function, and the stability and convergence of the whole control system is proved. The proposed method is validated with the Duffing forced-oscillation system, and the simulation results illustrate that the proposed method enables every state variable to trace the object more quickly and accurately than the composed adaptive method.

Keywords: adaptive fuzzy control; fuzzy theory; genetic algorithm

由于控制系统越来越复杂, 传统的那种具有太多人类主观性的模糊控制需要进一步完善, 因此便产生了具有自适应的模糊控制. 通常自适应模糊控制有以下5种^[1]: ①量化因子和比例因子的自调整自适应控制; ②自组织模糊控制^[2-3]; ③自适应模糊PID控制^[4]; ④自适应递阶模糊控制; ⑤稳定的组合型自适应模糊控制^[5].

文献[5]提出的稳定的组合型自适应模糊控制, 是将控制信息与控制对象的信息通过线性组合生成最终的控制量, 基于李雅普诺夫函数的方法给出了

模糊系统中的参数自适应调节律, 并严格证明了系统的稳定性, 然后将这种控制器用来控制达芬强迫震荡系统, 因此取得了很好的控制效果.

由经验来判断2种控制器的可信程度, 以及通过加权平均得到最终的控制器, 都有太强的主观性和不准确性. 因此, 本文通过遗传算法全局搜索, 来获取不同时间划分段的2个控制系统最优的组合因子.

1 参数自适应调整模糊控制

考虑如下的 n 阶非线性系统

$$x^{(n)} = f(x, x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(n-1)}) + bu \quad (1)$$

$$y = x \quad (2)$$

式中: u 是由控制器按照状态变量值得出的控制量; b 是 u 的系数.

1.1 获得的系统信息

信息 1: 被控对象的一个近似模型 $\hat{f}$ 是式(1)中 f 的估计.

信息 2: 给定了一个“如果-则”集合, 用其描述在各种条件下 $f - \hat{f}$ 的值, 即如果 x_1 是 S_1^j , 且 $\dots$, 且 x_n 是 S_n^j , 则 $f - \hat{f}$ 是 E^j . 其中 S_i^j, E^j 是 $\mathbf{R}$ 中的模糊集, S_i^j 指在第 j 条模糊规则中 x_i 取定义在其变化范围内的某一个隶属函数, E^j 是指 $f - \hat{f}$ 的值在第 j 条模糊规则中取得的模糊隶属函数, $j = 1, 2, \dots, l_e$ (l_e 为模糊规则总数).

信息 3: 给出了一个“如果-则”规则集合, 用来描述控制知识, 如果 x_1 是 P_1^r , 且 $\dots$, 且 x_n 是 P_n^r , 则 u 是 Q^r . 其中, P_i^r, Q^r 是 $\mathbf{R}$ 中的模糊集, $r = 1, 2, \dots, l_u$ [5].

1.2 模糊控制器设计

式(1)的最优控制为

$$u^* = \frac{1}{b} [-f(\mathbf{X}) + y_m^{(n)} + \mathbf{k}^T \mathbf{e}]$$

式中: $\mathbf{X} = [x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}]^T$; $\mathbf{k} = [k_n, k_{(n-1)}, \dots, k_1]^T$, 且满足 $s^n + k_1 s^{(n-1)} + k_2 s^{(n-2)} + \dots + k_n = 0$ 的所有根均在复平面的左半平面上; $\mathbf{e} = (\dot{e}', \ddot{e}', \dots, e'^{(n-1)})^T$, $e'^{(i)}$ 为 e' 的第 i 阶导数, $e' = y_m - y$, y_m 为期望输出, y 为实际输出.

1.2.1 利用已知信息建立控制系统 由于 $f(\mathbf{X})$ 未知, 根据信息 1、信息 2 可以得到 $f(\mathbf{X})$ 的最优估计为 $\hat{f}(\mathbf{X}) + \bar{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_f)$. 利用信息 2、信息 3, 采用的控制器

$$u_1 = \frac{1}{b} [-\hat{f}(\mathbf{X}) - \bar{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_f) + y_m^{(n)} + \mathbf{k}^T \mathbf{e}]$$

$$u_2 = u_c(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_c)$$

式中: $\bar{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_f)$ 是一个包含信息 2 中规则集合构造的模糊系统; $u_c(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_c)$ 是一个包含信息 3 中规则集合构造的模糊系统 [5].

1.2.2 构造控制器 在构造的控制器中, u_1 的可靠性概率为 A , u_2 的可靠性概率为 B , 且 $0 \leq A \leq 1$, $0 \leq B \leq 1$. A, B 在整个构造过程中是时变的, 即

$$u = Au_1 + Bu_2 \quad (3)$$

1.3 自适应控制律的推导

对变量 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 定义 p_i 个模糊集合

$A_i^{l_i} (l_i = 1, 2, \dots, p_i)$, 信息 2 中的模糊集合 $S_i^j, j = 1,$

$2, \dots, l_e$ 作为特例包含在其中. 根据 $\prod_{i=1}^n p_i$ 条规则:

若规则中的“如果”部分与信息 2 规则中的“如果”部分相同, 则规则的“则”部分与信息 2 中规则的“则”部分相同, 否则取任意某个模糊集. 采用单值模糊化、乘积推理和中心反模糊化得

$$\bar{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_f) = \frac{\sum_{l_1=1}^{p_1} \sum_{l_2=1}^{p_2} \dots \sum_{l_n=1}^{p_n} \bar{y}_f^{l_1 l_2 \dots l_n} (\prod_{i=1}^n u_{A_i}^{l_i}(x_i))}{\sum_{l_1=1}^{p_1} \sum_{l_2=1}^{p_2} \dots \sum_{l_n=1}^{p_n} (\prod_{i=1}^n u_{A_i}^{l_i}(x_i))}$$

令

$$\xi(\mathbf{X}) = \frac{\prod_{i=1}^n u_{A_i}^{l_i}(x_i)}{\sum_{l_1=1}^{p_1} \sum_{l_2=1}^{p_2} \dots \sum_{l_n=1}^{p_n} (\prod_{i=1}^n u_{A_i}^{l_i}(x_i))}$$

式中: $p_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为模糊集合数; $\boldsymbol{\theta}_f \in \mathbf{R}^{\prod_{i=1}^n p_i}$; $\bar{y}_f^{l_1 l_2 \dots l_n}$ 是属于集合 $\boldsymbol{\theta}_f$ 的自由参数. 可得

$$\bar{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_f) = \boldsymbol{\theta}_f^T \xi(\mathbf{X})$$

由信息 2 可知, $\boldsymbol{\theta}_f$ 中一些参数可根据规则选取, 其余随机选取. 同理对变量 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 定义 m_i 个模糊集合 $B_i^{l_i} (l_i = 1, 2, \dots, m_i)$, 信息 3 中的模糊集合 $P_i^r (r = 1, 2, \dots, l_u)$ 作为特例包含在其中. 根据 $\prod_{i=1}^n m_i$ 条规则, 采用单值模糊化、乘积推理、中心反模糊化, 可得

$$u_c(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_c) = \frac{\sum_{l_1=1}^{m_1} \sum_{l_2=1}^{m_2} \dots \sum_{l_n=1}^{m_n} \bar{y}_c^{l_1 l_2 \dots l_n} (\prod_{i=1}^n u_{B_i}^{l_i}(x_i))}{\sum_{l_1=1}^{m_1} \sum_{l_2=1}^{m_2} \dots \sum_{l_n=1}^{m_n} (\prod_{i=1}^n u_{B_i}^{l_i}(x_i))}$$

令

$$\eta(\mathbf{X}) = \frac{\prod_{i=1}^n u_{B_i}^{l_i}(x_i)}{\sum_{l_1=1}^{m_1} \sum_{l_2=1}^{m_2} \dots \sum_{l_n=1}^{m_n} (\prod_{i=1}^n u_{B_i}^{l_i}(x_i))}$$

式中: $\boldsymbol{\theta}_c \in \mathbf{R}^{\prod_{i=1}^n m_i}$; $\bar{y}_c^{l_1 l_2 \dots l_n}$ 是属于 $\boldsymbol{\theta}_c$ 的自由参数. 可得

$$u_c(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_c) = \boldsymbol{\theta}_c^T \eta(\mathbf{X})$$

由信息 3 可知, $\boldsymbol{\theta}_c$ 中的一些参数可根据规则选取, 其余随机选取 [5]. 为方便推导, 在以下过程中, 将 $f(\mathbf{X})$ 、 $\hat{f}(\mathbf{X})$ 和 $\bar{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_f)$ 分别简写为 f 、 $\hat{f}$ 、 $\bar{f}$. 将式

(3)代入式(1)得

$$\dot{y}_m^{(n)} - x^{(n)} = e^{(n)} = -\mathbf{k}^T \mathbf{e} + A[\hat{f} + \bar{f} - f] + (1-A)bu^* - Bbu_2$$

写成矩阵形式

$$\dot{\mathbf{e}} = \mathbf{A}\mathbf{e} + \mathbf{S}\{A[\hat{f} + \bar{f} - f] + (1-A)u^*b - Bbu_2\}$$

式中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -k_n & -k_{n-1} & -k_{n-2} & \cdots & -k_1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{S} = (0, 0, \cdots, 1)^T$$

$$\theta_f^* = \operatorname{argmin}_{\theta_f \in \mathbf{R}^{n_f}} [\sup_{i=1}^n | \hat{f} + \bar{f}(\mathbf{X}, \theta_f) - f(\mathbf{X}) |]$$

$$\theta_c^* = \operatorname{argmin}_{\theta_c \in \mathbf{R}^{m_c}} [\sup_{i=1}^n | (1-A)u^* - Bu_c(\mathbf{X}, \theta_c) |]$$

令最小误差

$$w = A[\hat{f} + \bar{f}(\mathbf{X}, \theta_f^*) - f] + (1-A)u^*b - Bbu_c(\mathbf{X}, \theta_c^*)$$

则 \$\dot{\mathbf{e}}\$ 化简为

$$\dot{\mathbf{e}} = \mathbf{A}\mathbf{e} + \mathbf{S}\{A(\theta_f - \theta_f^*)^T \xi(\mathbf{X}) + Bb(\theta_c^* - \theta_c)^T \eta(\mathbf{X}) + w\} \quad (4)$$

考虑以下的李雅普诺夫函数

$$V = \frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{e} + \frac{A}{2\gamma_1} (\theta_f - \theta_f^*)^T (\theta_f - \theta_f^*) + \frac{B}{2\gamma_2} (\theta_c - \theta_c^*)^T (\theta_c - \theta_c^*)$$

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + \frac{A}{\gamma_1} (\theta_f - \theta_f^*)^T [\dot{\theta}_f + \gamma_1 \mathbf{e}^T \mathbf{P} \xi(\mathbf{X})] +$$

$$\frac{B}{\gamma_2} (\theta_c^* - \theta_c)^T [-\dot{\theta}_c + \gamma_2 \mathbf{e}^T \mathbf{P} b \eta(\mathbf{X})] + \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{S} w$$

式中:矩阵 \$\mathbf{P}\$ 是 \$\mathbf{A}^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A} = -\mathbf{Q}\$ 的解; \$\mathbf{Q}\$ 为已知正定矩阵; \$\gamma_1, \gamma_2\$ 为正常数. 选择自适应律为

$$\dot{\theta}_f = -\gamma_1 \mathbf{e}^T \mathbf{P} \xi(\mathbf{X})$$

$$\dot{\theta}_c = \gamma_2 \mathbf{e}^T \mathbf{P} b \eta(\mathbf{X})$$

则可得

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{S} w \quad (5)$$

因为 \$w\$ 是最小逼近误差,所以式(5)能得到最好的结果.

1.4 稳定性分析

假设状态变量 \$\mathbf{X}, \theta_f, \theta_c\$ 有界, \$w\$ 有界且平方可积, \$\lambda_{\min}\$ 为 \$\mathbf{Q}\$ 的最小特征根且大于 1 时,得到

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{S} w = -\frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + \\ &\frac{1}{2} | \mathbf{e} |^2 - \frac{1}{2} | \mathbf{e} |^2 + \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{S} w - \frac{1}{2} | \mathbf{P} \mathbf{S} w |^2 + \\ &\frac{1}{2} | \mathbf{P} \mathbf{S} w |^2 \leq -\frac{\lambda_{\min} - 1}{2} | \mathbf{e} |^2 - \\ &\frac{1}{2} (| \mathbf{e} |^2 - 2 \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{S} w + | \mathbf{P} \mathbf{S} w |^2) + \frac{1}{2} | \mathbf{P} \mathbf{S} w |^2 \leq \\ &-\frac{\lambda_{\min} - 1}{2} | \mathbf{e} |^2 + \frac{1}{2} | \mathbf{P} \mathbf{S} w |^2 \int_0^t | \mathbf{e}(\tau) |^2 d\tau \leq \\ &\frac{2}{\lambda_{\min} - 1} (V(0) - V(t)) + \\ &\frac{1}{\lambda_{\min} - 1} | \mathbf{P} \mathbf{S} |^2 \int_0^t | w(\tau) |^2 d\tau \leq \\ &\frac{2}{\lambda_{\min} - 1} (V(0)) + \frac{1}{\lambda_{\min} - 1} | \mathbf{P} \mathbf{S} |^2 \int_0^t | w(\tau) |^2 d\tau \end{aligned} \quad (6)$$

由式(6)可知 \$\mathbf{e}\$ 平方可积,且根据假设可知式(4)右端全部变量有界,所以 \$\dot{\mathbf{e}}\$ 有界. 根据 Barbalet 引理可得

$$\lim_{t \rightarrow \infty} | \mathbf{e}(t) | = 0$$

2 用遗传算法优化信息组合因子

在由被控对象信息和控制信息分别建立起来的控制系统中,专家根据经验分别给予其可靠性概率,这种方法带有很强的主观性,而且在实际控制过程中 2 个控制系统的可靠性概率并不是定常数. 因此,本文通过遗传算法进行全局搜索,以获取不同的时间划分段,两控制系统组合的最优可靠性概率为 \$A\$ 和 \$B\$.

根据第 1 节建立的仿真系统,设定仿真初始值、循环次数 \$N\$ (时间段划分数)和遗传代数 \$M\$,过程如下:① \$i=0\$;② 对 \$A, B\$ 进行编码(本文采用实数编码);③ 产生初始种群 \$G(j)\$;④ \$j=1\$ 将每一个体赋给 \$A\$ 和 \$B\$ 进行仿真,计算各个个体的适应度值后保存其结果;⑤ 对各个体的适应度值进行排序;⑥ 选择,交叉,变异;⑦ 组成新的群体,并保持群体的个数不变得得到下一代 \$G(j+1)\$;⑧ 若代数 \$j \leq M\$,则保存该代中最小适应度值及其对应的染色体, \$j=j+1\$,转④,否则继续;⑨ 将上一次仿真的终点坐标值作为起始点;⑩ 若循环次数 \$i \leq N, i=i+1\$,则转②,否则停止. 本文中选择的适应度函数为

$$J = [(X_1^2 + X_2^2 + \cdots + X_n^2)]^{1/2}$$

式中: \$\mathbf{X}_i\$ 为在设定的仿真时间中所有第 \$i\$ 个坐标按仿真时间先后组成的一系列向量.

3 仿真分析

为了与文献[5]中的结果相比较,将上述方法仍用于控制达芬强迫震荡系统

$$\dot{x}_1 = x_2; \dot{x}_2 = -0.1x_2 - x_1^3 + 12\cos(t) + u(t)$$

当 $u(t)=0, x_1(0)=2, x_2(0)=2$, 仿真时间为 60 s 时,系统的相平面图如图 1 所示。

采用文献[5]介绍的组合型自适应模糊控制来控制系统状态 x_1 , 追踪参考轨迹 $y_m = \sin(t), x_1(0)=2, x_2(0)=2, x_1 \in [-3, 3], \dot{x}_1 \in [-5, 5]$. 在相平面中, 参考轨迹为单位圆 $y_m^2 + \dot{y}_m^2 = 1$. 仿真中 $k_1=2, k_2=1, \gamma_1=\gamma_2=2, Q=\text{diag}(10, 10)$, 在 x_1 的取值范围 $[-3, 3]$ 上定义 6 个模糊集合, 分别记作 N_3, N_2, N_1, P_1, P_2 和 P_3 , 相应的隶属函数分别为

$$\begin{aligned} u_{N_1} &= e^{-(x+0.5)^2}; & u_{N_2} &= e^{-(x+1.5)^2} \\ u_{N_3} &= \frac{1}{1+e^{5(x+2)}}; & u_{P_1} &= e^{-(x-0.5)^2} \\ u_{P_2} &= e^{-(x-1.5)^2}; & u_{P_3} &= \frac{1}{1+e^{-5(x-2)}} \end{aligned}$$

如图 2 所示, 假设不存在任何模糊控制规则, 线性加权算子为 $\alpha=0.1(1-\alpha=0.9)$, 仿真时间为 60 s, 组合型自适应模糊控制的仿真结果见图 3。

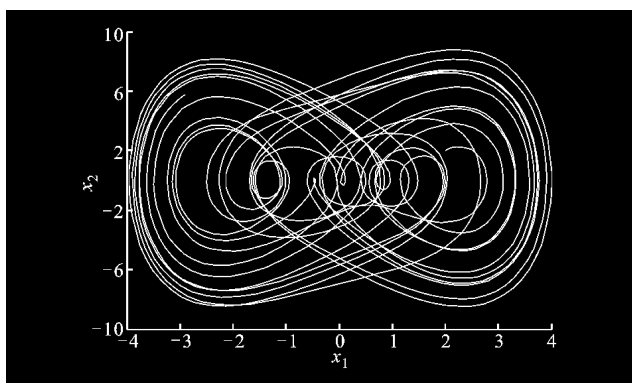


图 1 达芬强迫震荡系统的相平面图

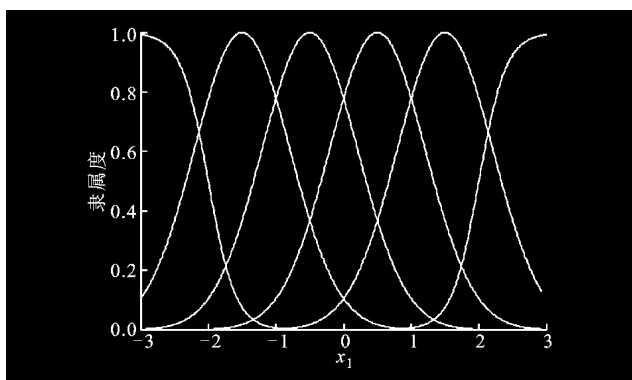


图 2 定义在 x_1 上的隶属函数

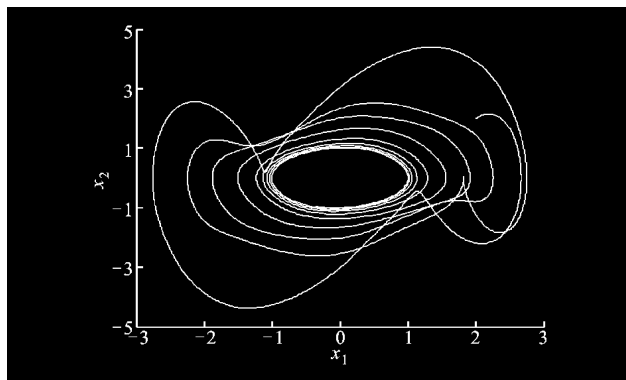


图 3 组合型控制相平面图

采用本文第 2 节所述的自适应控制模糊控制方法, 并用于控制系统状态, 其追踪参考轨迹 $y_m = \sin(t), x_1(0)=2, x_2(0)=2, x_1 \in [-3, 3], \dot{x}_1 \in [-5, 5]$, 仿真时 $k_1=2, k_2=1, \gamma_1=\gamma_2=2, Q=\text{diag}(10, 10)$. 假设不存在任何模糊控制规则, 仿真时间为 60 s, 其自适应控制仿真结果如图 4 所示。

从图 1 和图 3 中可以看出, 组合型自适应控制方法可以有效地控制达芬强迫震荡系统, 但从图 3 与图 4 的仿真结果比较中可看出, 本文提出的方法取得的结果更好, 状态变量可迅速并且准确地跟踪目标。

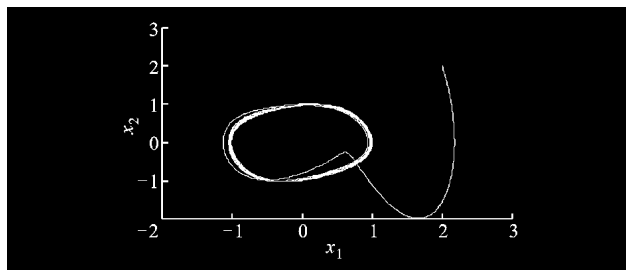


图 4 由信息组合控制的相平面图

4 结束语

本文提出了基于遗传算法信息组合的自适应模糊控制方法, 采用李雅普诺夫函数的方法, 推导出模糊控制系统中参数的自适应控制律, 并且证明了系统的稳定性和收敛性. 采用遗传算法获取在不同时间段中的最优组合因子值, 然后进行仿真, 从仿真结果的比较中可以看出, 本文提出的方法可使状态变量迅速并且准确地跟踪目标. 另外, 由于本文通过采用遗传算法来获取 2 种模糊控制器组合的最佳因子, 采取状态平方和方根最小的策略, 因此使各状态有界, 保证了各控制状态能够迅速而准确地跟踪目标。

参考文献:

- [1] 佟绍成. 非线性系统的自适应模糊控制[M]. 北京: 科学出版社, 2006:3-5.
- [2] Procky T J, Mamdani E H. A linguistic self-organizing process controller [J]. Automatics, 1979, 15(1): 15-30.
- [3] Maeda M, Murakami S. A self-turning fuzzy controller [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1992, 51(1): 29-40.
- [4] Misir D, Malki H A, Chen Guanrong. Design and analysis of a fuzzy proportional-integral-derivative controller [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 79(3): 297-314.
- [5] 王立新, 王迎军. 模糊系统与模糊控制教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003:244-261.

(编辑 管咏梅)