

短文

一种高阶模糊 CMAC 自适应控制及其应用¹⁾

刘 治

(清华大学自动化系 北京 100084 E-mail: lz0827@263.net)

王耀南

(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082 E-mail: yaonan@mail.hunu.edu.cn)

摘 要 提出了一种高阶模糊小脑模型神经网络控制器(HOF-CMAC),利用模糊子集对输入状态空间进行分割,同时采用多层的量化方式对输入状态进行量化,并利用代数积,代数和的方法综合各种量化方式的量化结果.由于多层量化方式的应用,这种控制器也比单纯基于广义基函数的模糊 CMAC 有更好的控制性能.复杂工业炉温控制试验结果证明这种方法的有效性.

关键词 高阶模糊 CMAC, 多层量化, 泛化, 复杂工业过程控制.

A HIGH-ORDER FUZZY CMAC ADAPTIVE CONTROL AND ITS APPLICATION

LIU Zhi

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084 E-mail: lz0827@263.net)

WANG Yao-Nan

(College of Electrical Engineering, Hunan University, Changsha 410082 E-mail: yaonan@mail.hunu.edu.cn)

Abstract This paper presents a High-Order Fuzzy CMAC adaptive control, using the fuzzy subset to partition input state spaces, employing the multi-layer quantification to quantify input states, and utilizing the algebraic product and algebraic sum to integrate the result of multi-layer quantification. The controller has better capability of generalization than the ordinary CMAC. Due to the use of multi-layer quantification, the controller has better control performance than that simply based on the generalized basic function fuzzy CMAC. Temperature control experiments on an industrial furnace prove the effectiveness of the proposed method.

Key words High-order fuzzy CMAC, multi-layer quantification, generalization, complex industrial process control.

1) 国家863计划资助项目(863511948002).

1 引言

小脑模型神经网络控制器 (Cerebellar Model Articulation Controller——CMAC) 自从被提出以来, 在控制界得到了广泛的应用, 尤其在机器人控制中有很好的应用前景. CMAC 与其他神经网络相比, 在学习收敛性和快速性上有相当的优势. 然而由于 CMAC 本身是一种基于查表的控制方法, 在感应区只有两种状态“0”, “1”来区分“属于”和“不属于”, 这使得它对复杂非线性对象的逼近效果受到影响, 而且普通的 CMAC 不能提供输出状态的微分形式, 这将在一些需要利用输出量微分进行学习的系统中受到影响. CMAC 和模糊控制算法之间有很多相似性, 都是基于查表的控制方法, 输出状态都是输入状态量化结果的线性组合, 而且都满足二分性原理. 在某种程度上 CMAC 可以看作是模糊控制的一个特殊子集. 因此本文将模糊控制和 CMAC 结合形成的高阶模糊 CMAC 可以提高 CMAC 的泛化能力及控制系统的控制质量.

2 高阶模糊 CMAC 的研究

由于在普通的 CMAC 中, 状态空间被映射的区域只有属于和不属于两种状态, 这直接影响了 CMAC 的泛化能力. 在高级模糊 CMAC 中, 利用隶属函数 $\mu_i(x)$ 将原来的二进制数“0”, “1”扩展到 $[0, 1]$ 的实数论域中, 提高了泛化能力. 同时这种高级模糊 CMAC 继承了普通 CMAC 多层量化的优势, 利用不同的模糊子集进行多层量化比单层模糊化的 CMAC 有更好的逼近效果, 高级模糊 CMAC 结构图见图1.

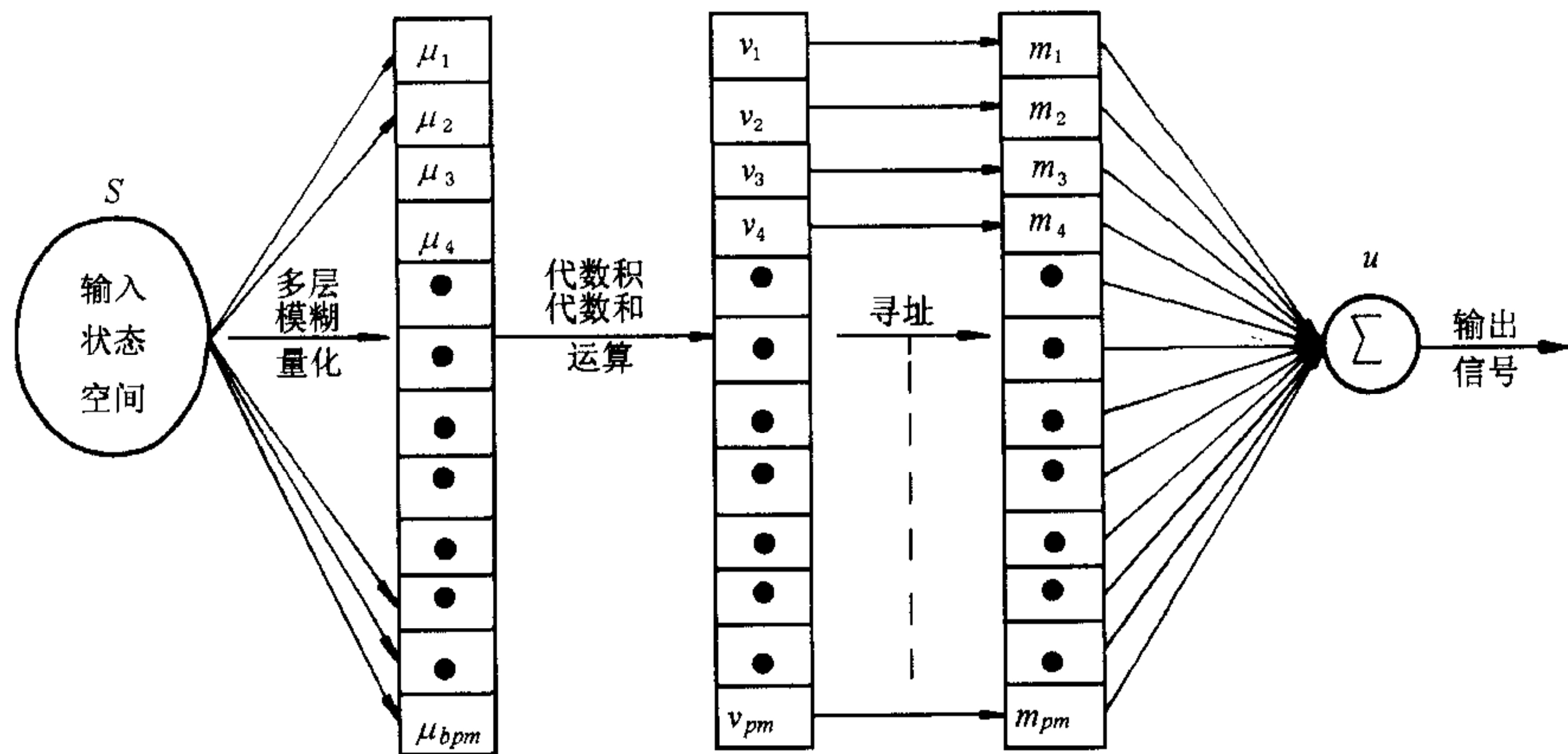


图1 高阶模糊 CMAC 结构图

将 CMAC 输入空间的各个子空间按不同的隶属函数定义模糊子集 C_j , 在高级模糊 CMAC 离线训练的初始状态, 可以将模糊子集的中心按欧氏范数均匀分布在输入状态子空间上, 这样就利用了模糊子集作为 CMAC 的量化子集. 例如对于输入状态 $s = [s_1, s_2, \dots, s_j, \dots, s_m]$, 对第 i 层的第 j 个状态变量定义了 C_{ij} 个模糊子集, 分成 p 层进行量化中. 在这 C_{ij} 个子集中分别定义相应的隶属函数 $\mu_{jk}^{(i)}(x)$, ($i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, C_{ij}$), 用它们来实现输入状态空间对 CMAC 离散区域的映射. 利用模糊子集对输入状

态空间的分割,把输入状态空间通过模糊映射关系 FR 映射到 $\Omega_{N_e}^*$,定义量化结果空间 U_{PM} ,则得到最后的量化结果 $v(s)=[v_1(s),v_2(s),\dots,v_i(s),\dots,v_{pm}(s)]$, $v \subset U_{PM}$. 并且定义 $M=[m_1,m_2,\dots,m_{pm}]$ 为物理存储区域中的存储单位,利用 $v(s)$, M 的线性组合得到高阶模糊 CMAC 的输出

$$u(s) = M \cdot v(s) = \sum_{i=1}^{pm} m_i \cdot v_i(s). \quad (1)$$

高阶模糊 CMAC 同样采用 Albus 的 CMAC 算法^[1]. 基于梯度法,采用 LMS 算法得到的设有 P 个训练样本,则对于其中第 i 个训练样本,高阶模糊 CMAC 的输出为

$$u^{(i)}(s) = M^{(i)} \cdot v^{(i)}(s) = \sum_{i=1}^{pm} m_i^{(i)} \cdot v_i^{(i)}(s), \quad (2)$$

物理存储器存储修正值为

$$\Delta M_i = \frac{\beta \delta_i v^{(i)}(s)}{N_e}, \quad (3)$$

其中 $\delta_i = u^{*(i)} - u^{(i)}$,其收敛条件为 $0 < \beta < \min_{s \in S} \left\{ \frac{2N_e}{[u^{(i)}(s)]^2} \right\}$, $u^{*(i)}$ 为期望输出量, $u^{(i)}$ 为网络实际输出, $v^{(i)}(s)$ 为第 i 个训练样本所得的量化结果.

类似于普通的 CMAC,在每层模糊量化方式中对输入向量的每个分量的量化结果用代数积操作映射到量化结果空间为

$$v_{k_1 k_2 \dots k_m}^{(i)} = \prod_{j=1}^m \mu_{jk_j}^{(i)}, \quad (0 < k_j < C_{ij}). \quad (4)$$

如果在某一个区域存在 m 个不同的隶属 $\mu_i (i=1,2,\dots,m)$,则模糊量化结果为

$$v = \sum_{i=1}^m \mu_i - \sum_{i_1 \neq i_2} \prod \mu_{i_1} \cdot \mu_{i_2} + \dots + (-1)^{n-1} \prod_{i=1}^m \mu_i. \quad (5)$$

3 高阶模糊 CMAC 的自适应控制系统

3.1 控制系统结构

图2给出了一种高阶模糊 CMAC 的自适应控制系统,其中 $r(t)$ 为给定值, $y(t)$ 为系统输出,控制器输入分别为 $e(t)=r(t)-y(t)$, $\Delta e(t)=e(t)-e(t-1)$,控制器输出为 $u(t)$,自适应控制的学习性能指标为 $J = \frac{1}{2}(r(t)-y(t))^2$. 当对象发生变化时,系统可在线调整物理存储器的存储值 m_i ,以实现自适应控制.

网络输入与输出关系式如下:

$$u = \sum_{i=1}^{49} m_i v_i, \quad (6)$$

对于任意的 $i \in R, 1 \leq i \leq 49$,有 $i = 7(j-1) + k, (j=1,2,\dots,7) (k=1,2,\dots,7)$,则

$$v_i = \sum_{l=1}^3 v_i^{(l)} - v_i^{(1)} \cdot v_i^{(2)} - v_i^{(2)} \cdot v_i^{(3)} - v_i^{(1)} \cdot v_i^{(3)} + \prod_{l=1}^3 v_i^{(l)}, \quad (7)$$

其中

$$v_i^{(l)} = \mu_{1j}^{(l)} \cdot \mu_{2k}^{(l)}, \quad l = 1,2,3. \quad (8)$$

三种模糊量化方式分别取如下菱形、三角形和矩形的隶属函数. 三种量化方式同时采用式(7),(8)所示的代数和、代数积方法进行量化结果的合成. 论域为 $\{-6,-5,-4,-3,$

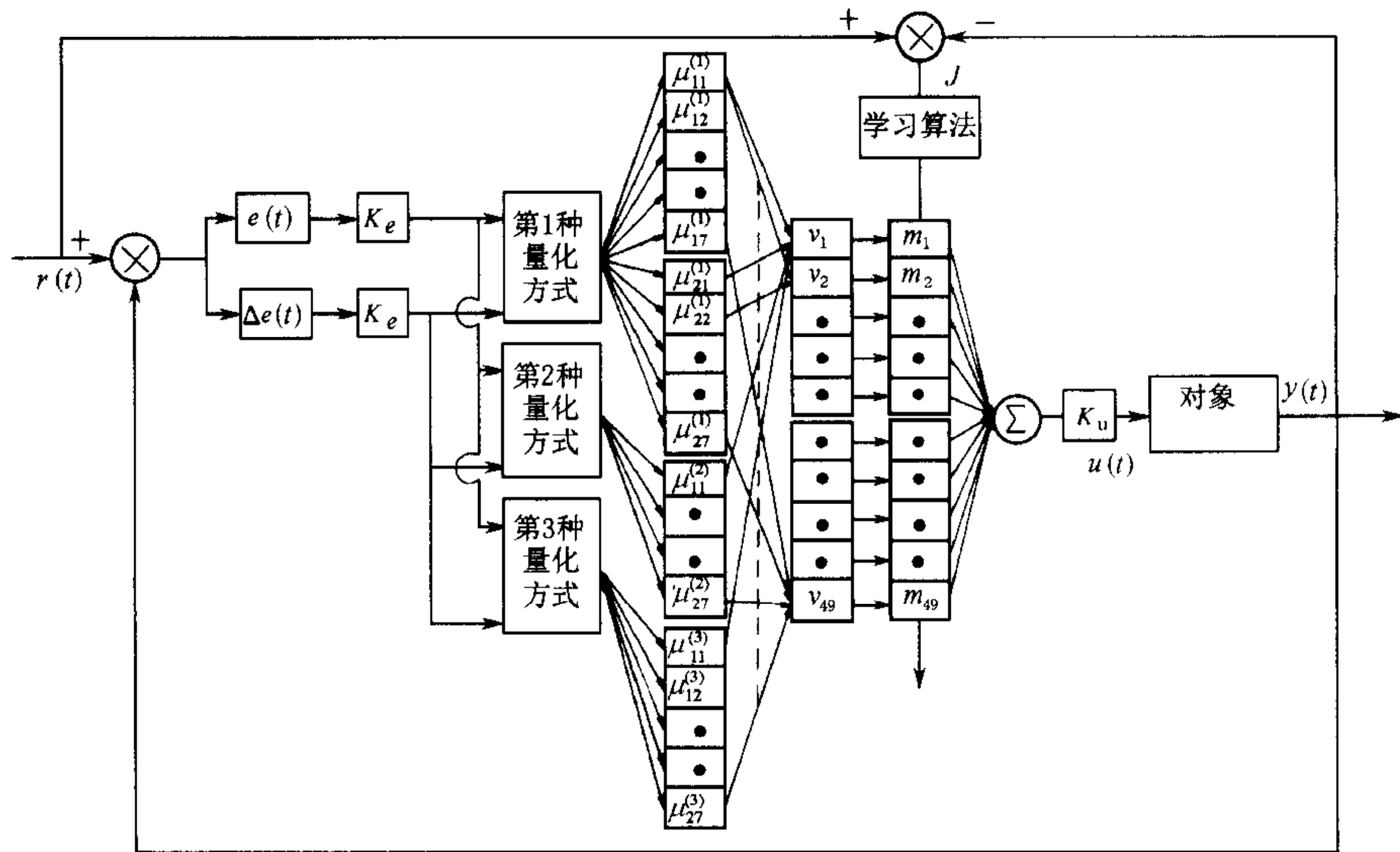


图2 高阶模糊 CMAC 的自适应控制系统

$\{-2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$.

$$\mu_{1k}^{(1)}(x) = \mu_{2k}^{(1)}(x) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{(x - (2k - 8))^2}{5}\right), & \text{if } |x| \leq 6, \\ 0, \text{when } (k \neq 1) & \text{OR } 1, \text{when } (k = 1), \quad x < -6, \\ 0, \text{when } (k \neq 7) & \text{OR } 1, \text{when } (k = 7), \quad x > 6, \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu_{1k}^{(2)}(x) = \mu_{2k}^{(2)}(x) = \begin{cases} \frac{2 - |x - (2k - 8)|}{2}, & |x - (2k - 8)| \leq 2 \text{ and } |x| \leq 6, \\ 0, & |x - (2k - 8)| > 2 \text{ and } |x| \leq 6, \\ 1, \text{when } (k = 1), & 0, \text{when } (k \neq 1) \quad x < -6, \\ 1, \text{when } (k = 7), & 0, \text{when } (k \neq 7) \quad x > 6, \end{cases} \quad (10)$$

$$\mu_{1k}^{(3)} = \mu_{2k}^{(3)} = \begin{cases} 1, |x - (2k - 8)| \leq 2 \text{ and } |x| \leq 6, \\ 0, |x - (2k - 8)| > 2 \text{ and } |x| \leq 6, \\ 1, \text{when } (k = 1) & 0, \text{when } (k \neq 1), \quad x < -6, \\ 1, \text{when } (k = 7) & 0, \text{when } (k \neq 7), \quad x > 6. \end{cases} \quad (11)$$

3.2 控制算法步骤

1) 首先给定初值 M, K_e, K_c 以及 $K_u, r(0), y(0), \beta$;

2) 取输入状态为 (e, \dot{e}) , 采用三层量化方式, 并且都选择7个模糊子集 [NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB]. 经过量化输入状态可以由若干各隶属度表示

$$\mu_{jk}^{(i)}, (i = 1, 2, 3; j = 1, 2; k = 1, 2, \dots, 7);$$

3) 在同一种量化方式的不同输入状态之间的各个隶属度采用代数积运算. 则产生 3×49 个量化结果, 这 3×49 个量化结果经过(7)式的代数和运算转化成49个模糊量化结果. 由(6)式得到控制器输出;

4) 利用模糊控制器对高阶模糊 CMAC 进行离线训练, 算法见(3)式;

5) 离线训练满意后, 网络可以进行控制, 并且在对象有变化时可以进行在线调整, 物理存储器存储修正值变为

$$\Delta M_i = \frac{\beta(r(t) - y(t))v_i(s)}{N_e}, \quad (i = 1, 2, 3, \dots, 49), \quad (12)$$

其中 $N_e = 49$.

4 在复杂工业过程中的应用

本文经过数字仿真后, 把整个控制系统应用于复杂工业炉温度控制中. 在生产过程中, 烧结带的温度直接影响烧结过程和熟料的质量. 生产指标要求: 生产的烧结温度保持在1200度. 本文提出的控制方案经离线训练高阶模糊 CMAC, 并且在线实时调整, 取得满意的控制效果. 图3给出了一组炉温实时控制响应试验曲线.

本文提出的高阶模糊 CMAC 利用模糊子集对输入状态空间进行量化, 这种多层量化方法提高了泛化性能, 其网络的特点是参数易调整、训练速度快、易在微机上实时控制, 温控实验证明了这种方法的有效性.

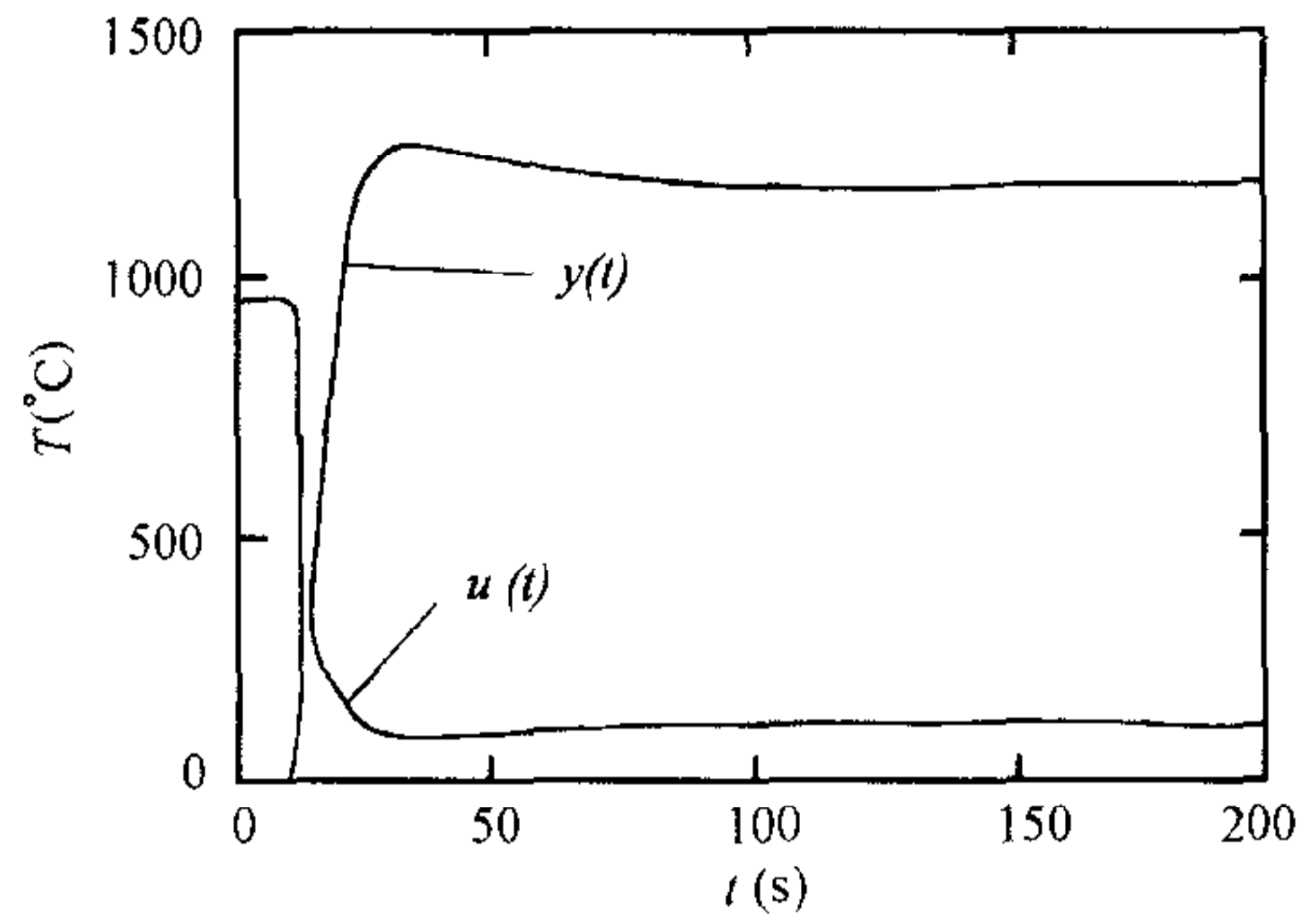


图3 温度实时控制响应曲线

参 考 文 献

- 1 Huang K S. Smooth trajectory tracking of three-link robot: a self-organizing CMAC approach. *IEEE Trans. Syst., Man & Cybern.*, 1998, **28**(2): 680~692
- 2 Lin C S. Selection of learning parameters for CMAC-based adaptive critic learning. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1995, **6**(3): 642~647
- 3 Lin C S. Learning convergence of CMAC technique. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1997, **8**(5): 1281~1292
- 4 王耀南. 智能控制系统—模糊逻辑、专家系统、神经网络控制. 长沙: 湖南大学出版社, 1996

刘 治 1977年生, 2000年获湖南大学控制理论与工程硕士学位, 现为清华大学自动化系博士研究生. 研究兴趣为: 神经网络、非线性控制.

王耀南 1957年生, 湖南大学电气与信息工程学院教授、博士生导师. 研究兴趣为: 智能控制理论与应用、图像识别、智能机器人视觉系统、智能信息处理等.