



基于自组织模糊 CMAC 网络的 非线性系统鲁棒自适应跟踪控制¹⁾

王 源 胡寿松

(南京航空航天大学自动化学院 南京 210016)

(E-mail: wyfmxxy@263.net)

摘 要 基于自组织模糊 CMAC(SOFCMAC)神经网络,提出了一种非线性模型参考神经网络增广逆系统鲁棒自适应跟踪控制方法.该方法的特点是通过 SOFCMAC 神经网络在线修正由于建模误差、不确定因素等引起的非线性系统逆误差,使得系统输出准确跟踪参考模型输出. SOFCMAC 的权值调整规律由 Lyapunov 稳定性理论导出.文中证明了非线性闭环系统的稳定性.仿真例子表明了本文方法的有效性.

关键词 动态逆,非线性,CMAC,自适应控制

中图分类号 TP277

ROBUST ADAPTIVE TRACKING CONTROL FOR NONLINEAR SYSTEMS BASED ON SELF-ORGANIZING FUZZY CMAC NEURAL NETWORKS

WANG Yuan HU Shou-Song

(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

(E-mail: wyfmxxy@263.net)

Abstract This paper presents a method of robust adaptive tracking control for nonlinear systems based on a self-organizing fuzzy CMAC neural network. The on-line learning while controlling neural network is used to adaptively regulate the error in the plant inversion which may be due to modeling uncertainties and disturbances in order to make the system outputs accurately track the outputs of the reference model. The updating rule of SOFCMAC weights is derived from Lyapunov stability theory. The stability of the designed system is proved. Simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words Dynamic inversion, nonlinear, CMAC, adaptive control

1) 国家自然科学基金重点基金、航空科学重点基金(98Z51002)和博士点基金(2000028704)资助

收稿日期 2000-12-12 收修改稿日期 2001-07-16

1 引言

神经网络具有对任意非线性系统逼近的能力,已被广泛地应用于非线性系统控制之中.文献[1]假设李导数 $L_g L_f^{n-1} h(x)$ 是常数,用神经网络来逼近李导数 $L_f h(x)$,进而得到自适应控制器.然而在实际系统中,文献[1]的假设很难满足.文献[2]用两个神经网络来逼近李导数 $L_g L_f^{n-1} h(x)$ 和 $L_g L_f^{n-1} h(x)$,采用系统输出误差来调整两个神经网络的权值,进行非线性系统的稳定自适应控制.但是即使输出误差很小时,两个神经网络也并不能满意地逼近 $L_g L_f^{n-1} h(x)$ 和 $L_g L_f^{n-1} h(x)$,使得系统控制效果并不理想.这是因为仅极小化输出误差,不能保证每个神经网络收敛到要逼近的非线性函数.文献[3]基于 RBF 网络引入变结构控制方法提出了一种稳定控制方法,但滑模的引入将导致控制信号抖动,并可激起高频的未建模动态.文献[4]提出一种非线性系统神经网络自适应控制方法,其神经网络参数的学习限于输出层的权值,寻优空间有限.本文基于 SOFCMAC 神经网络提出一种非线性模型参考神经网络增广逆系统鲁棒自适应控制方法,其中自组织模糊 CMAC 神经网络用来在线对消非线性系统逆误差,使得系统输出跟踪参考模型输出,而神经网络学习参数包括联想域个数、联想域中心及输出层权值,扩大了寻优空间,使其能更好地重构系统逆误差,实现了准确的鲁棒自适应跟踪控制.文中严格证明了系统的渐近稳定性.仿真例子表明了本文方法的有效性.

2 问题描述

考虑如下不确定非线性系统

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2, \quad \dot{x}_2 = \bar{f}_2(x_1, x_2, x_3, u) + \tilde{f}_2(x_1, x_2, x_3, u) \\ \dot{x}_3 &= \bar{f}_3(x_1, x_2, x_3, u) + \tilde{f}_3(x_1, x_2, x_3, u), \quad y = Cx = [x_1, x_3]^T \end{aligned} \quad (1)$$

其中状态量 $x_1, x_2 \in R^n, x_3 \in R^m, x_1, x_3$ 通常为控制输出.控制输入 $u \in R^l$,输出 $y \in R^{n+m}, C$ 为适维矩阵, $\bar{f}_i (i=2,3)$ 为标称值, $\tilde{f}_i (i=2,3)$ 为不确定性项.记

$$\begin{aligned} x &= (x_1^T, x_2^T, x_3^T)^T, \quad \bar{f} = [\bar{f}_2^T, \bar{f}_3^T]^T, \quad \tilde{f} = [\tilde{f}_2^T, \tilde{f}_3^T]^T \\ f &= [f_2^T(x, u), f_3^T(x, u)]^T = \bar{f} + \tilde{f} \end{aligned} \quad (2)$$

渐近稳定参考模型

$$\begin{aligned} \dot{x}_{m1} &= x_{m2}, \quad \dot{x}_{m2} = -K_{m1}x_{m1} - K_{m2}x_{m2} + K_{m1}r_1 \\ \dot{x}_{m3} &= -K_{m3}x_{m3} + r_2, \quad y_m = C_m x_m = [x_{m1}^T, x_{m3}^T]^T \end{aligned} \quad (3)$$

式中 $x_{m1}, x_{m2} \in R^n, x_{m3} \in R^m, x_m = [x_{m1}^T, x_{m2}^T, x_{m3}^T]^T, r_1 \in R^n, r_2 \in R^m, r = [r_1^T, r_2^T]^T$ 为参考模型输入, $y_m \in R^{n+m}$ 为参考模型输出, $K_{mi} (i=1,2,3)$ 和 C_m 为适维系数矩阵.控制目标是设计鲁棒自适应控制律 u 使得闭环系统稳定,且输出 y 跟踪给定的参考信号 y_m .

3 鲁棒自适应控制律设计

本文鲁棒自适应控制律由三部分构成:基本控制律、性能控制律和自组织模糊 CMAC

神经网络自适应控制律. 基本控制律用以对消被控对象的非线性和时变特性, 自组织模糊CMAC神经网络自适应控制律用于对消由于建模不准及不确定因素引起的动态逆误差, 性能控制律使系统响应具有预期的品质. 系统控制原理图如图1所示.

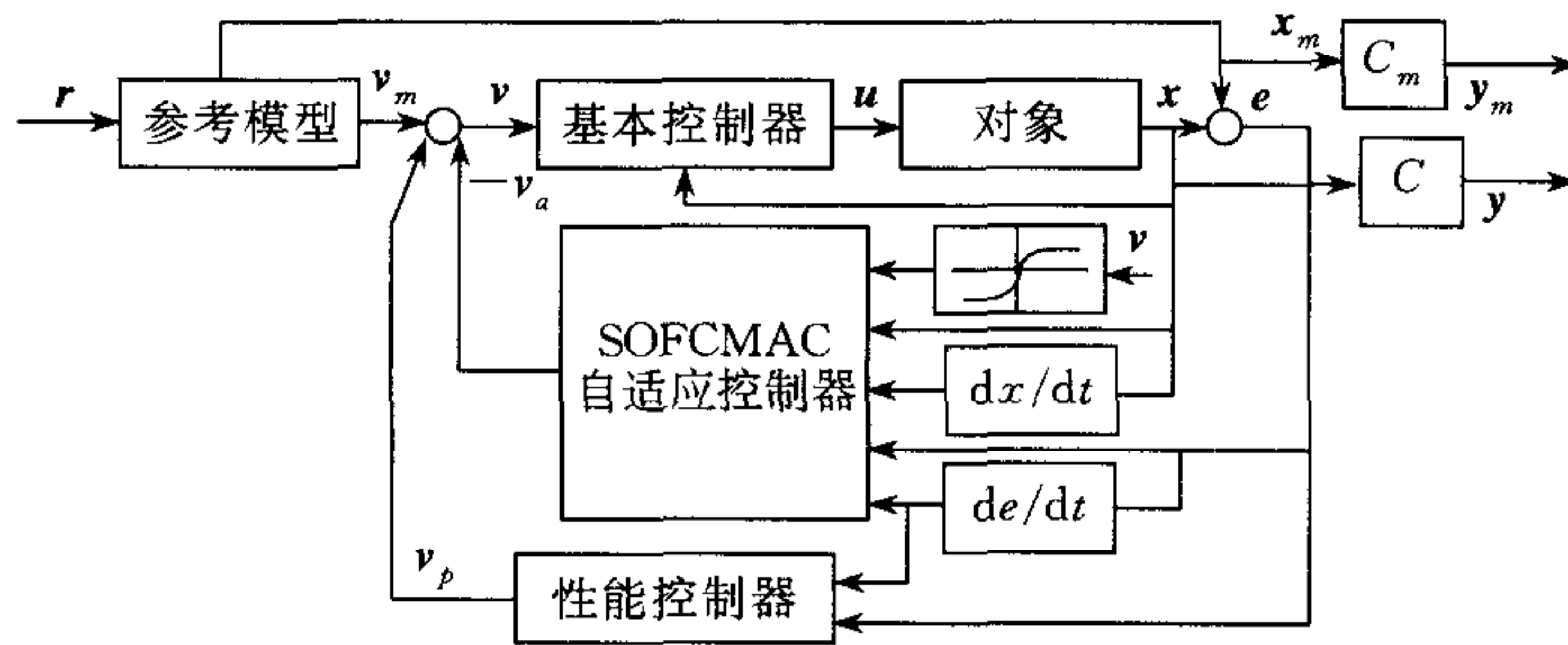


图 1 系统控制原理图

3.1 基本控制律设计

令

$$\bar{f}(x, u) = v \tag{4}$$

其中 $v = [v_2^T, v_3^T]^T$ 为伪控制向量. 对式(4)求逆, 得到系统(1)的基本控制律

$$u = \bar{f}^{-1}(x, v) \tag{5}$$

必须指出: 基本控制律不要求是系统的精确动态逆. 如果 $\bar{f}(x, u)$ 的动态逆不存在, 可适当修改 $\bar{f}(x, u)$ 为 $\hat{f}(x, u)$ 以保证近似动态逆控制律的存在, 即近似动态逆控制律就可作为系统的基本控制律, 由此引入的模型逆误差将由神经网络补偿.

由于建模不准、不确定因素、干扰甚至系统故障, 基本控制律往往不能完全对消对象的非线性, 从而存在动态逆误差. 记逆误差为

$$\tilde{f} = f(x, u) - \bar{f}(x, u) \tag{6}$$

按上述定义, 式(1)可表示为

$$\dot{x}_1 = v_2 + \tilde{f}_2, \quad \dot{x}_3 = v_3 + \tilde{f}_3 \tag{7}$$

3.2 性能控制律设计

设伪控制向量

$$v = v_p + v_m - v_a \tag{8}$$

其中

$$v_p = [v_{p2}^T, v_{p3}^T]^T = [K_1(x_{m1} - x_1)^T + K_2(\dot{x}_{m1} - \dot{x}_1)^T, K_3(x_{m3} - x_3)^T]^T, \\ v_m = [v_{m2}^T, v_{m3}^T]^T = [\ddot{x}_{m1}^T, \ddot{x}_{m3}^T]^T, v_a = [v_{a2}^T, v_{a3}^T]^T,$$

这里 K_1, K_2, K_3 为适维矩阵, v_p 为性能控制器输出, v_m 是从参考模型引出的信号, v_a 为自适应信号, 用于抵消逆误差 \tilde{f} , x_{mi} 为参考模型状态信号.

由式(7), (8), 可得

$$\dot{e} = Ae + B(v_a - \tilde{f}) \tag{9}$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & I & 0 \\ -K_1 & -K_2 & 0 \\ 0 & 0 & -K_3 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}, e = \begin{bmatrix} x_{m1} - x_1 \\ x_{m2} - x_2 \\ x_{m3} - x_3 \end{bmatrix}$$

适当选择 K_1, K_2, K_3 可使系统阵 A 稳定. 若 K_1, K_2, K_3 为对角阵, Lyapunov 方程

$$A^T P + P A = -2I \quad (10)$$

有如下解析解

$$P = \begin{bmatrix} P_1 & 0 \\ 0 & P_2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中

$$P_1 = \begin{bmatrix} (K_1 + I)K_2^{-1} + K_1^{-1}K_2 & K_1^{-1} \\ K_1^{-1} & K_2^{-1}(I + K_1^{-1}) \end{bmatrix}, P_2 = K_3^{-1} \quad (12)$$

定理 1. 对于给定的渐近稳定参考模型(3), 当 $K_1 = K_{m1}, K_2 = K_{m2}, K_3 = K_{m3}$, 可使得当不存在逆误差或逆误差被自组织模糊 CMAC 神经网络完全对消时, 系统状态完全跟踪参考模型输出.

证明. 由式(7), (8)可得

$$\ddot{x}_1 = K_1 x_{m1} - K_1 x_1 + K_2 \dot{x}_{m1} - K_2 \dot{x}_1 + \ddot{x}_{m1}, \quad \dot{x}_3 = \dot{x}_{m3} + K_3(x_{m3} - x_3) \quad (13)$$

将式(3)代入式(13)并取 $K_1 = K_{m1}, K_2 = K_{m2}, K_3 = K_{m3}$ 可得

$$\dot{x}_1 = x, \quad \dot{x}_2 = -K_{m1}x_1 - K_{m2}x_2 + K_{m1}r_1, \quad \dot{x}_3 = -K_{m3}x_3 + r_2.$$

由此可见系统状态响应即为参考模型状态响应.

3.3 自组织模糊 CMAC 神经网络及其自适应算法

定义 1. CMAC 中某个输入 x_c 激活的 N_L 个联想单元可以看作中心为 $\sigma_i (i=1, \dots, N)$, 半径为 δ 的一个邻域 $\varphi_i (i=1, \dots, N)$, 称 φ_i 为联想域.

联想域 φ_i 相互有交叠. 适当选择中心 σ_i , 可使 $a(x_c) = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$ 中只有 C_L 个 1, 即若 $x_c \in \varphi_i$, 则 $a_i(\sigma_j, x_c) = 1$; 否则 $a_i(\sigma_j, x_c) = 0$. 显然 $a(x_c)$ 为二进制联想向量.

定义 2. 设 SOFCMAC 输入为 $x_c \in R^{m_1}$, 联想域 $\varphi_i (i=1, \dots, N)$ 的中心为 σ_i , 联想域 φ_i 的半径为 δ , 则联想度

$$a_{fi} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|\sigma_i - x_c\|^2}{2(\delta/3)^2}\right), & \text{if } \|\sigma_i - x_c\| \leq \delta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

联想度定义表明越靠近联想中心, 联想度越大; 越远离联想中心, 联想度越小.

基于联想度的概念, 可获得模糊化的联想向量 $a_f(x_c) = (a_{f1}, \dots, a_{fN})^T$, 进而得到 SOFCMAC 输出

$$y_{ci} = \sum_{j=1}^N w_{ij} a_{fj}(x_c), \quad i = 1, \dots, m_2 \quad (15)$$

显然, 若 $a_{fi} > 0$, 令 $a_i = 1$, 其它情况令 $a_i = 0$, 则 $a_f(x_c)$ 退化为二进制向量 $a(x_c)$, 使得 CMAC 成为 SOFCMAC 的特殊情况, 同时由于引入联想度的概念, 也省去了 CMAC 的离散、量化、编码、hash 映射等一系列复杂运算.

算法 1. 联想域个数 N 和联想域 $\varphi_i (i=1, \dots, N)$ 的中心 σ_i 的学习采用自组织算法进行, 即采用联想度来决定竞争获胜者, 以及对每个联想域 φ_i 用不同的学习率, 完成输入空间的

自组织分割. 权值 w 在线调整. $N, \sigma_i (i=1, \dots, N), w$ 自组织学习算法步骤如下, 其中 N^l 表示学习第 l 个样本点 x_c^l 时的联想域个数, a_0 为联想度竞争阈值, n_j^l 表示学习第 l 个样本点 x_c^l 时, 按联想度竞争获胜的第 J 个联想域中心 σ_j^l 的调整因子, δ 为联想域 φ_i 的半径.

1) 初始化. 取定 $N^0=1, 0 \leq a_0 < 1, \delta > 0, \sigma_i^0 (i=1, \dots, N^0), n_i^0=1 (i=1, \dots, N^0), w^0$ 随机取值, $l=1$.

2) 按式(14)计算 $a_f(x_c^l) = (a_{f_1}, a_{f_2}, \dots, a_{f_{N^l}})^T$.

3) 取 $a_J = \max_{j=1, N^l} a_{f_j}$.

4) 若 $a_J \geq a_0$, 则取 $n_J^l = n_J^{l-1} + 1, N^l = N^{l-1}, \sigma_J^l = \sigma_J^{l-1} + \frac{1}{n_J^l} [x_c^l - \sigma_J^{l-1}]$; 否则, 建立新单元 $N^l = N^{l-1} + 1, n_{N^l} = 1, \sigma_{N^l} = x_c^l, a_{N^l} = 1$.

5) $\dot{w} = -\gamma \|e^T P B\| F w - F a_f e^T P B$ (16)

其中 P 为 Lyapunov 方程(10)的解, $\gamma > 0, F > 0$.

6) $y_{ci}^l = \sum_{j=1}^{N^l} w_{ij}^l a_{f_j}(x_c^l)$.

4 非线性闭环系统稳定性

定理 2. 设自组织模糊 CMAC 神经网络的输入 $x_c = [x^T, \dot{x}^T, e^T, \dot{e}^T, \bar{v}^T]^T$, 其中 x 为系统状态, e 为系统状态与期望响应的误差, v_a 为 SOFCMAC 的输出, 则由式(5), (8)和如下神经网络自适应控制律

$$v_{ai} = \sum_{j=1}^N w_{ij} a_{f_j}, \quad v_a = w^T a_f \tag{17}$$

构成的鲁棒自适应控制律使非线性系统(1)闭环稳定, 且输出 y 跟踪给定的参考信号 y_m . 其中 N, σ, w 按算法 1 进行学习和更新, \bar{v} 为伪控制向量 v 经过饱和非线性处理得到的信号, 以保证至少有一个固定点解存在^[4].

证明 (略).

5 仿真算例

考虑一个长度为 l_δ 的简单钟摆系统^[5]

$$\dot{x}_1 = x_2, \quad \dot{x}_2 = -m \sin x_1(t) + u(t) - d(t) \cos x_1(t) / l_\delta$$

其中 m, l_δ 为已知常数, $d(t)$ 为有界干扰. 设初始值 $x_1(0) = 0, x_2(0) = 0$, 令 $d(t) = 5 \sin(t)$. 为简洁起见, 不失一般性, 设 $m=1, l_\delta=1$. 设参考模型

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -16 & -8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 16 \end{bmatrix} r(t)$$

其中, $r(t)$ 为方波信号, $x_1(0) = 0, x_2(0) = 0$. 由式(5)求得基本控制律 $u = v$. 由定理 1 求得性能控制器 $K_1 = 16, K_2 = 8$. 取 SOFCMAC 神经网络的输入 $x_c = [x, \dot{x}, e, \dot{e}, \bar{v}]$, 输出为 v_a , 按算法 1 设计自组织模糊 CMAC 神经网络自适应控制律.

只采用基本控制器和性能控制器时, 控制效果如图 2, 加上 SOFCMAC 网络控制效果

如图 3. 由图可见 SOFCMAC 极大地改进了系统性能, 表明本文方法是有效的.

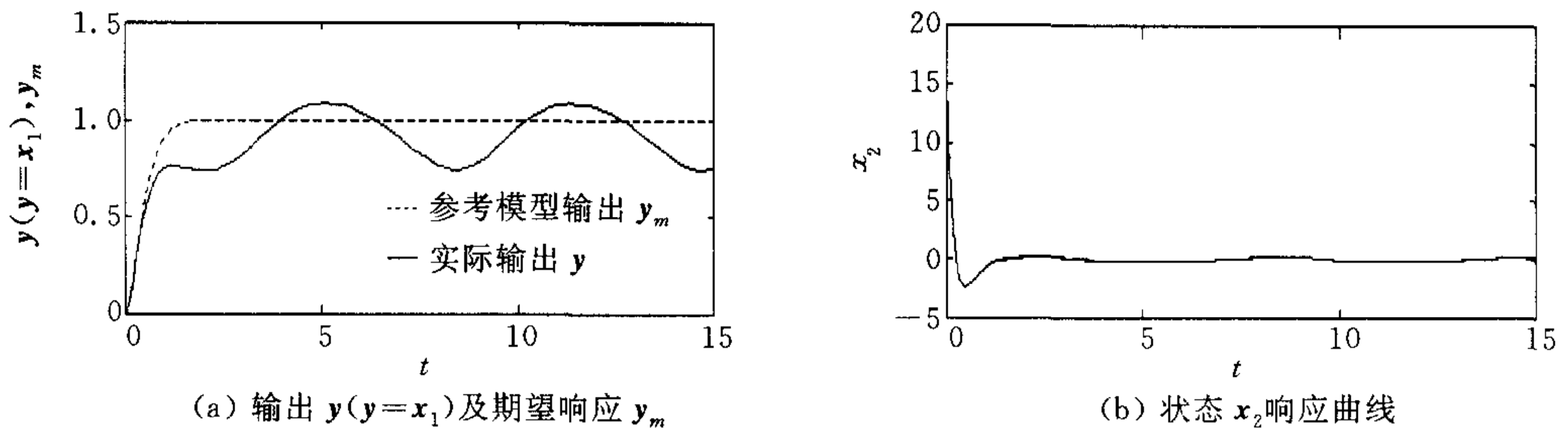


图 2 无 SOFCMAC 时的情形

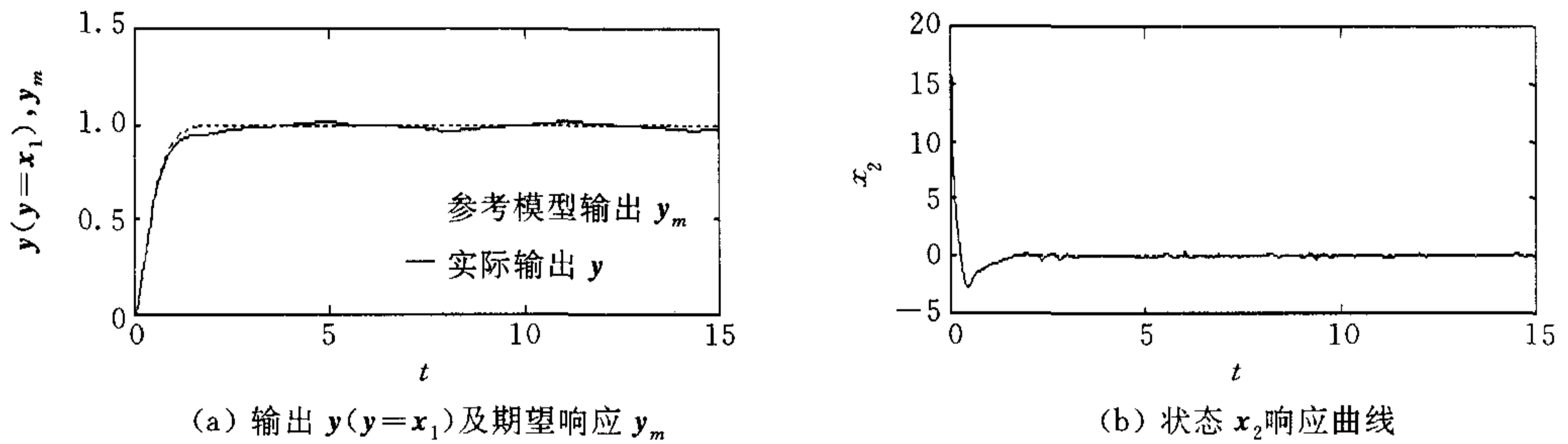


图 3 有 SOFCMAC 时的情形

参 考 文 献

- 1 Sanner R M, Slotine J E. Gaussian networks for direct adaptive control. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1992, 3(6):837~863
- 2 Fabri S, Kadiramanathan V. Dynamic structure neural networks for stable adaptive control of nonlinear systems. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1996, 7(8):1151~1167
- 3 Man Z H, Wu H R, Palaniswami M. An adaptive tracking controller using neural networks for a class of nonlinear systems. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1998, 9(5):947~955
- 4 Calise A J, Rysdyk R T. Nonlinear adaptive flight control using neural networks. *IEEE Control Systems Magazine*, 1998, 18(6):14~25
- 5 Tan F D, Vollin J L, Cak S M. A practical approach for magnetic core loss characterization. *IEEE Trans. on Practice Engineering*, 1995, 10(2):124~130

王 源 工程师, 现为南京航空航天大学自动化学院博士生. 研究方向为智能自修复控制.

胡寿松 1960年毕业于北京航空航天大学自动控制专业, 现为南京航空航天大学首席教授、博士生导师, 中国自动化学会理事. 近期主要研究方向为故障诊断、鲁棒控制及智能自修复控制.