



一种基于 CMAC 的自学习控制器

蒋志明 林廷圻

(西安交通大学机械电子工程系 西安 710049)

(E-mail: jzhm@mil.xjtu.edu.cn)

黄先祥

(西安市第二炮兵工程学院 202 室 西安 710025)

摘 要 现有的基于 CMAC 的自学习控制器能够有效地减小跟踪误差,但是在跟踪连续变化信号如正弦波时,由于累积误差的影响会产生过学习现象,进而导致系统的不稳定.为此,提出一种新的基于 CMAC 的自学习控制器,它以系统的动态误差作为 CMAC 的激励信号,从而避免了累积误差的影响.仿真结果表明,该控制器不仅是有效的,而且具有很强的鲁棒性.此外,它可以使用较高的学习速率,实时性强.

关键词 CMAC 神经网络,自学习控制,稳定性.

A NEW SELF-LEARNING CONTROLLER BASED ON CMAC NEURAL NETWORK

JIANG Zhiming LIN Tingqi

(Department of Mechatronic Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

HUANG Xianxiang

(The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025)

Abstract The conventional learning controller based on CMAC neural network can effectively reduce tracking error, but can also destabilize a control system which is otherwise stable due to the influence of accumulative errors when tracking continuous variable signals such as sinusoidal wave. Hence, a new self-learning controller based on CMAC neural network is proposed in this paper. It uses the dynamic errors of the system as input parameters to the CMAC neural network. This feature helps the controller to avoid the influence of the accumulative errors and then the stability of the system is ensured. The simulation results demonstrate that the proposed controller is not only effective but also of good robustness. Moreover, it has a high learning rate, which is important to online learning.

Key words CMAC neural network, self-learning control, stability.

1 引言

CMAC (Cerebellar Model Articulation Controller) 神经网络, 即小脑模型, 自 70 代 Albus 提出之后^[1], 由于它是基于局部学习的神经网络, 学习速度快, 适合作实时控制用, 因此引起了控制界的极大关注. 然而, 目前关于 CMAC 用于跟踪控制的报道并不多见. 目前基于 CMAC 的控制器结构基本上与 Miller 等人 1987 年所提出的^[2]类似. 基于这种结构的控制系统, 虽然在阶跃输入或跟踪方波信号时, 具有输出误差小、实时性好、鲁棒性强等特点, 但是, 在跟踪连续变化信号如正弦波时, 累积误差的影响使控制量产生微小振荡, 这些振荡会使 CAMC 产生过学习现象和大的振荡, 进而导致系统的不稳定^[3]. 其原因不在于 CMAC 本身, 而主要是由于控制结构的不合理所造成的. 为此, 本文提出一种新的基于 CMAC 的自学习控制器, 仿真结果证明了该控制器的有效性.

2 新型控制器的结构和算法

新型控制器结构如图 1 所示. 图中, e_d 为期望误差, r 为参考输入, y 为系统输出, U_c 为 CMAC 输出, U 为被控对象的总输入. 其基本思想来源于这样一个事实, 即: 当一个人 (甲) 跟踪另一个人 (乙) 时, 往往不是测量乙的方位, 而是大致估算两者之间的距离 (误差), 根据这个差值来确定自己的行动 (输入). 其结构与 Miller 等人所提出的控制器结构类似. 但是, 它改变了 CMAC 的激励信号, 即以系统的动态误差作为输入, 以 CMAC 的

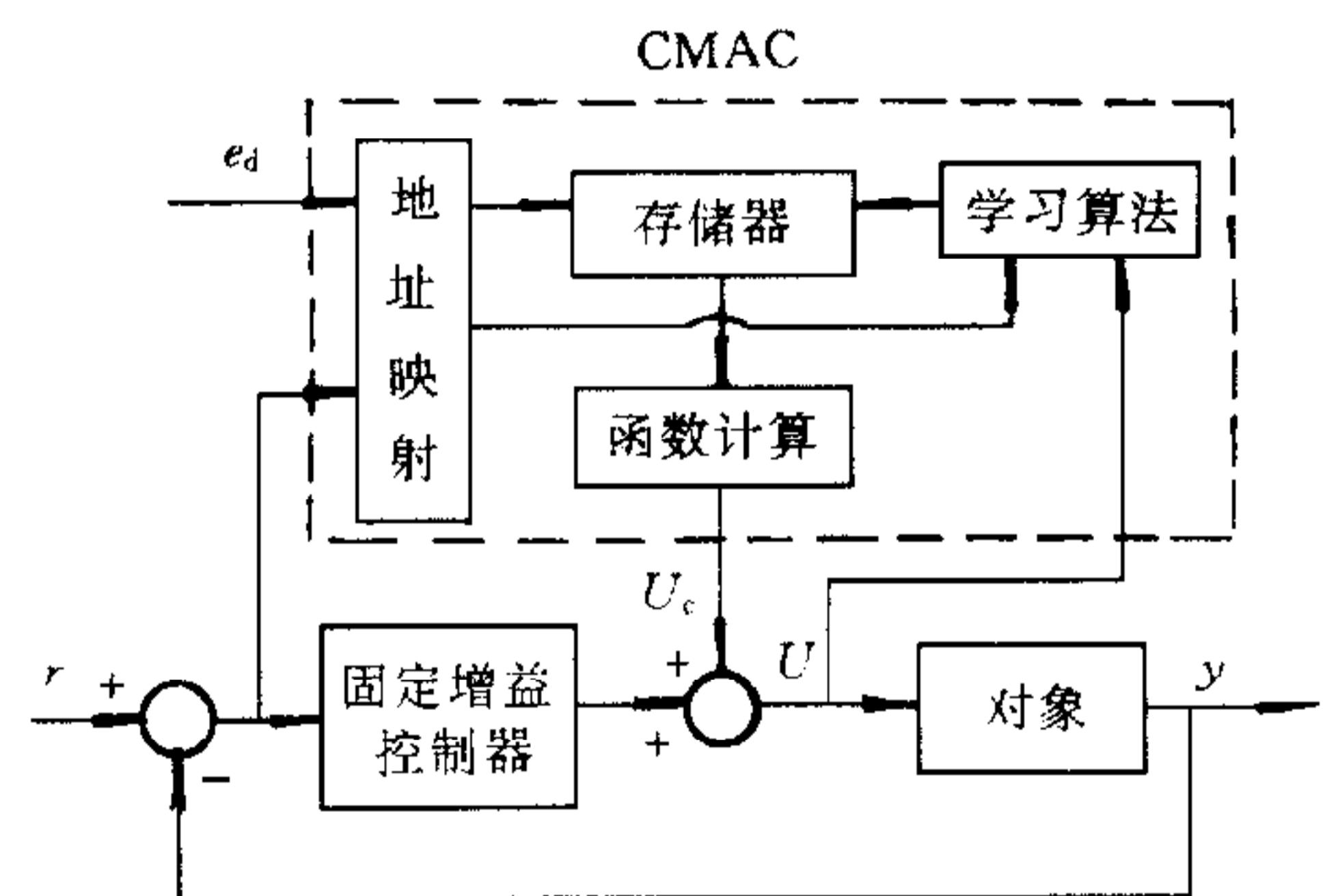


图 1 新型控制器结构

输出与总输入之差来调整权重. 这样 CMAC 学习的不仅仅是被控对象的动态逆过程, 而是整个系统包括 CMAC 本身的动态逆过程, 因此控制效果优于现有的控制方案. 其基本原理是: 初始状态 CMAC 的所有权重值为零. 控制时将下一步的误差期望值 $e_d(k+1)$ (通常为零) 与系统的当前误差 $e(k)$ 量化后作为地址输入到 CMAC, 在 CMAC 存储器中找到与之对应的 n_g 个地址, n_g 称为泛化尺寸, 并将这 n_g 个地址中的权重值相加得到 CMAC 的输出, 即

$$U_c(k) = \sum_{j=1}^{n_g} W_l(k), \quad (1)$$

式中, W_l 为存储于 CMAC 实际存储器中的权重值, l 为与 j 相对应的 CMAC 实际存储器中的地址. 然后与固定增益控制器 (取为 PD 控制器) 的输出 U_{PD} 相加得到被控对象的总控制输入, 即

$$U(k) = U_c(k) + U_{PD}(k). \quad (2)$$

在每一控制周期结束时, 采用实际误差 $e(k+1)$, $e(k)$ 作为地址输入到 CMAC 网络, 计算

出相应的 CMAC 输出 U' , 并与 U 相比较, 修正权重, 进入学习过程. 学习算法为

$$W_i(k+1) = W_i(k) + \beta \cdot \frac{U(k) - U'_c(k)}{n_g}, \quad (3)$$

式中, β 为学习速率.

在实际应用中, 通常设一允许误差极限 δ , 当 $|U(k) - U'_c(k)| \leq \delta$ 时权重值不变, 当 $|U(k) - U'_c(k)| > \delta$ 时, 按公式(3)修正权重.

输入状态的量化采用两种方式. 对于位移, 采用线性化量化函数

$$X_{iq} = \text{round} \left((X_i - X_{imin}) \times \frac{N_i}{X_{imax} - X_{imin}} \right), \quad (4)$$

式中, X_{iq} 为 CMAC 输入元素的量化值, X_{imax} 为输入元素的最大值, X_{imin} 为最小值, N_i 为 X_{imax} 量化后所对应的值, $\text{round}(\cdot)$ 为取整函数. 对于速度, 采用非线性量化函数, 即

$$X_{iq} = \begin{cases} \frac{N_i}{2} - \text{round} \left[\left[1 - \frac{1}{1 + \sqrt{X_i/X_{ic}}} \right] \times \frac{N_i}{2} \right], & X_i < 0; \\ \frac{N_i}{2} + \text{round} \left[\left[1 - \frac{1}{1 + \sqrt{X_i/X'_{ic}}} \right] \times \frac{N_i}{2} \right], & X_i \geq 0, \end{cases} \quad (5)$$

式中 X_{ic}, X'_{ic} 为需要在零点区域细化的界限值.

3 仿真结果

为了考查新型控制器的控制性能, 我们选择以下两个例子作为控制对象.

1) $Y(k+1) = 0.5Y(k) + \sin[Y(k)] + U(k),$

2) $Y(s) = \frac{175.64U(s)}{s \left(\frac{s^2}{500^2} + \frac{1.7}{500}s + 1 \right) \left(\frac{s^2}{523^2} + \frac{0.4}{523}s + 1 \right)} \frac{(4.32 + 0.021s) \times 10^{-4}F(s)}{s \left(\frac{s^2}{523^2} + \frac{0.4}{523}s + 1 \right)}.$

例 1 是文献[3]用来讨论 CMAC 控制系统中不稳定性的数学模型, 例 2 是带外扰动 F 的某电液位置伺服系统的数学模型. 对于例 1, 仍按文献[3]所采用的控制条件. 此外, 为了更好地观察其过学习现象, 减少计算量, 本文将线性增益和学习速率同时取至文献[3]的最高值, 而且学习速率比文献[3]的最高值大 0.1. 仿真曲线分别如图 2 和图 3 所示. 比较

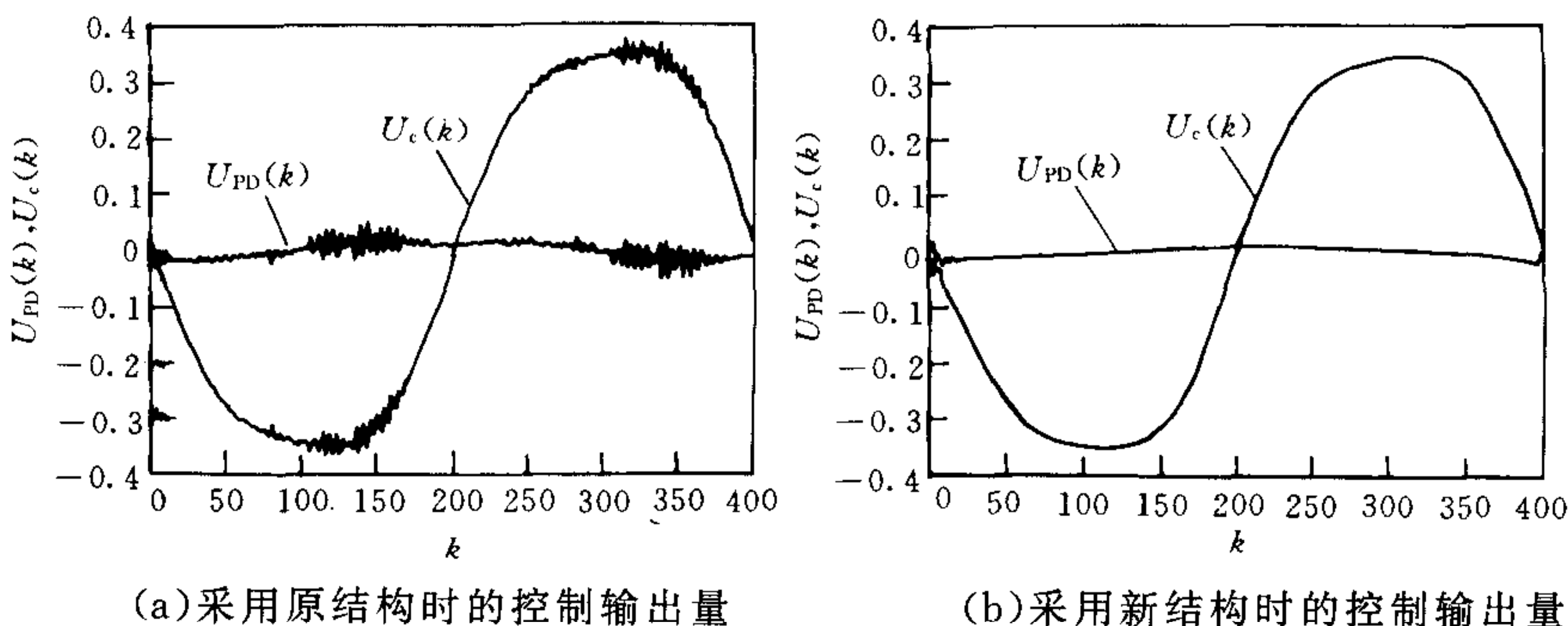


图 2 第一个周期的控制量对比图

图 2 中的(a),(b)可以看出,新控制器能很好地消除控制量的振荡现象.从图 3 则可以看出,虽然采用原结构的控制器一开始也能将系统的最大误差降至很低,远低于 PID 控制时的最大误差,但是,在经过一定的周期之后,系统开始出现比较明显的过学习现象,误差呈增大的趋势,直至导致文献[3]所说的不稳定现象.而采用新结构的控制器却无此现象.

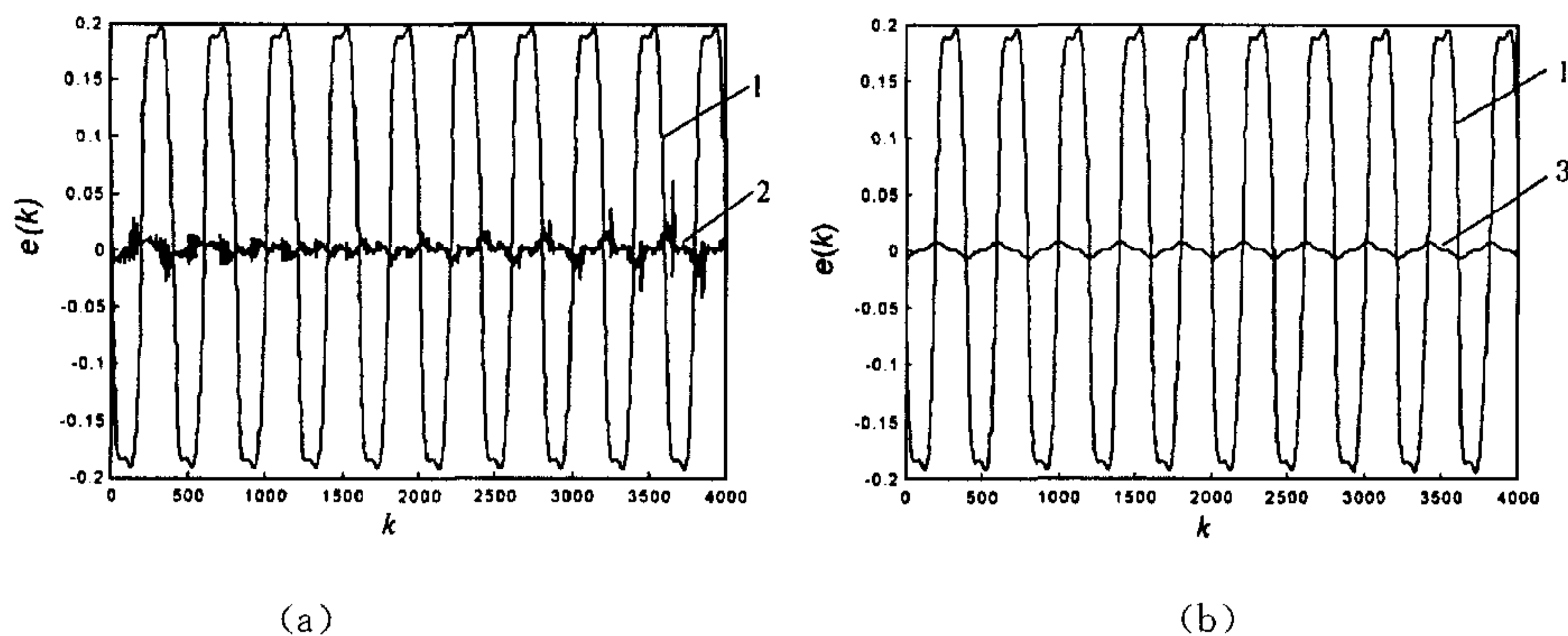


图 3 误差曲线对比图

1. PID 控制; 2. 原控制结构; 3. 新控制结构

对于例 2,系统的输入信号 $r=0.5\sin(2\pi t)$ cm,采样周期 $T=0.001$ s.对于原控制结构,本例采用位移和速度作为 CMAC 的输入.系统仿真曲线与图 3 类似,在此从略.图 4 还示出了当外扰动 $F=5000$ N 时采用新结构的 CMAC 控制与 PID 控制时的误差对比曲线,可见,采用新结构的 CMAC 控制器具有很强的鲁棒性.

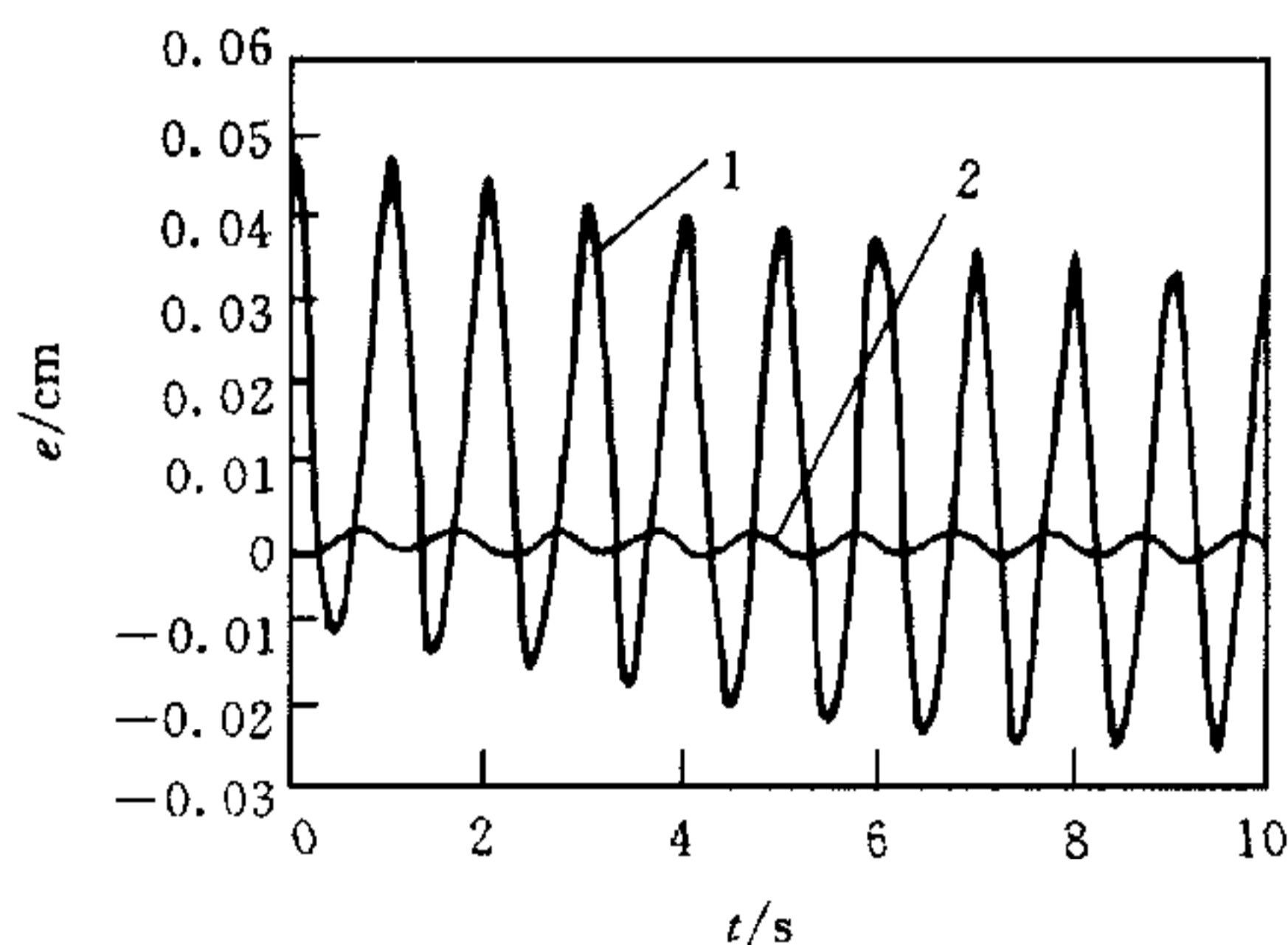


图 4 抗力干扰误差曲线对比图

1. PID 控制; 2. 新型控制器

4 结束语

本文针对现有的基于 CMAC 的自学习控制器的缺陷,提出了一种新的基于 CMAC 的自学习控制器,并给出具体的控制结构和算法.仿真结果表明,新控制器能很好地消除现有的 CMAC 控制器在跟踪连续变化信号时由于过学习而导致的不稳定现象,具有很强的鲁棒性.而且,由于新算法无过学习现象而可以使用较高的学习速率,实时性强.

参 考 文 献

- 1 Albus J S. A new approach to manipulator control; the cerebellar model articulation controller (CMAC). *Trans. ASME, J. Dyn. Syst. Meas. Contr.*, 1975, **97**(3): 220~227
- 2 Miller W T, Glanz F H, Kraft L G. Application of a general learning algorithm to the control of robotic manipulators. *Int. J. Robotics Res.*, 1987, **6**(2): 84~98
- 3 Chen F C, Chang C H. Practical stability issues in CMAC neural network control systems. *IEEE Trans. Contr. Syst. Techn.*, 1996, **4**(1): 86~91

蒋志明 1966年生,二炮工程学院,讲师.现在在西安交通大学机械电子工程系攻读博士学位.目前主要研究领域为模糊控制、神经网络、鲁棒控制、故障诊断等.

林廷圻 1934年生.西安交通大学,教授,博士生导师.主要研究方向为机液伺服系统的计算机控制、鲁棒控制等.

黄先祥 1940年生.二炮工程学院,教授,博士生导师.主要研究方向为机电系统的智能控制、系统仿真、光电检测等.

(上接第 498 页)

序号	项目名称	主要内容	时间	人数	会期 (天)	地点	联系人	备注
22	全国第六届工业控制应用技术交流会	应用专业委员会例行学术年会	3 季度	100	3	太原	张忠怀 太原工业大学自动化系 邮编:030024 电话:(0471)6010041	由应用专业委员会主办
23	全国第三届冶金自动化学术交流会	专题研讨	3 季度	70	3	湖南	张振华 北京 919 信箱 邮编:100071 电话:63812255-3382	由应用专业委员会和中国金属学会冶金自动化专业委员会联合举办
24	自动化科学技术应用学术会议	自动化科学技术在社会各行业、各领域中的应用与发展	4 季度	100	5	澳门	同上	由应用专业委员会和澳门大学联合举办
25	模糊控制应用学术研讨会	专题研讨	3 季度	100	3	重庆	同上	由应用专业委员会和中国金属学会冶金自动化专业委员会联合举办
26	中国自动化学会 2000 年工作会议	学会工作交流、研讨、改革与发展	3 季度	100	3	四川	李爱国 北京 2728 信箱 邮编:100080 电话:62544415	由学会办公室主办
27	普及工作委员会工作会议	普及工作经验交流,普及工作的改革与发展	2 季度	50	2	北京	杜欣 北京鼓楼西大街 41 号 普及工作委员会 邮编:100009 电话:85980808	由普及工作委员会主办