

文章编号: 1671-7848(2007)03-0287-03

## 基于 Dahlin 算法的 CMAC 控制器设计

阮晓钢, 陈石, 左国玉, 孙亮

(北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100022)



**摘 要:** 针对传统的基于 Dahlin 算法的控制器在对变时滞系统进行控制时控制效果恶化, 甚至发生不稳定现象的弱点, 提出了以 CMAC 神经网络与 Dahlin 算法相结合的控制方法。以 CMAC 神经网络作为一个前馈控制器, 通过对 Dahlin 控制器输出的学习, 实现时滞系统的自适应稳定控制。仿真实验表明, 这种复合控制方法保留了 Dahlin 算法与 CMAC 神经网络的各自特长, 同时具备学习速度快, 适应能力强的优点, 具有良好的稳定性控制效果。

**关键词:** CMAC 神经网络; Dahlin 算法; 纯滞后系统; 自适应

**中图分类号:** TP 18 **文献标识码:** A

## CMAC Controller Based on Dahlin Algorithm for Time-delay Systems

RUAN Xiao-gang, CHEN Shi, ZUO Guo-yu, SUN Liang

(School of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100022, China)

**Abstract:** To the problem that the conventional controller based on Dahlin algorithm may destabilize a control system when the delay time varying, an adaptive controller based on self-tuning principle combining Dahlin algorithm with CMAC is proposed. The CMAC neural network as feed forward is introduced, using the output from Dahlin controller as input parameters. This feature may avoid the influence of time delay changing. Simulation result shows that the extend self-tuning controller works better than the classical Dahlin algorithm.

**Key words:** CMAC NN; Dahlin algorithm; pure time-delay; self-tuning

### 1 引言

控制对象中存在的时变时滞给闭环控制带来很大困难, 控制时变时滞对象一直是控制界关注的课题之一。Dahlin 控制器是滞后系统控制领域较常用的控制器, 针对通常时滞系统所采用的 Dahlin 算法需要选择适当的采样周期和闭环系统时间常数, 所以该算法只能用于已知的定常时滞控制系统<sup>[1,2]</sup>。本文从小脑模型 (CMAC) 控制理论入手, 提出 CMAC 网络与 Dahlin 的并行控制方法, 以 CMAC 模型为前馈控制, 通过对 Dahlin 控制器输出的学习, 实现时滞系统的自适应稳定控制。

### 2 纯滞后系统稳定性分析

常规 Dahlin 算法的基本原理是对于一、二阶的系统, 总可以将闭环系统等效为一个预期的一阶惯性加滞后的模型, 然后根据闭环系统结构求出相应控制器的传递函数<sup>[3]</sup>。

对于纯滞后的一阶惯性环节, 有:

$$\alpha(S) = \frac{K \exp(-\tau S)}{T_1 S + 1} \quad (1)$$

式中,  $\tau$  为时滞常数;  $T_1$  为被控系统时间常数;  $K$  为放大系数;  $S$  为拉氏变量。

设计 Dahlin 控制器要求选择合适的采样周期  $T_0$  和  $T$ 。但实际上这种要求相当苛刻, 因为实际系统的传递函数通常为

$$\alpha(S) = \frac{K \exp(-(N + \rho)T_0 S)}{T_1 S + 1} \quad (2)$$

式中,  $\rho$  为时滞常数的小数部分, 且  $0 \leq \rho \leq 1$ 。

与此对应的广义受控对象的传递函数可以由扩展变换获得:

$$\alpha(Z) = \frac{b_1 + b_2 Z^{-1}}{1 - bZ^{-1}} Z^{-N-1} \quad (3)$$

式中,  $b = K(1 - b^{1-\rho})$ ;  $b_2 = K(b^{1-\rho} - b)$

由式(2)与式(3)可求得对应的闭环特征方程:

$$(1 - b)Z^{N+2} - a(1 - b)Z^{N+1} + (1 - a)(b - b^{1-\rho})Z + (1 - a)(b^{1-\rho} - b) = 0 \quad (4)$$

由式(4)可知, 特征根是  $\rho$  的函数,  $\rho$  的变化将直接影响闭环系统的稳定性。这就要求在设计 Dahlin 控制器对实际的纯滞后系统进行控制时, 必须选择合适的采样周期  $T_0$  与系统时间常数  $T$ 。但

在实际系统之中，被控对象时滞常数  $\tau$  经常会随着时间、温度、压力的变化而发生变化，从而造成系统的不稳定，甚至发生震荡。

### 3 基于 CMAC 与 Dahlin 的复合控制器设计

1) CMAC 神经网络原理 Albus 提出的小脑模型神经网络 CMAC 是一种表达复杂非线性函数的表格查询型自适应神经网络，该网络可通过学习算法改变表格的内容，具有信息分类存储的能力<sup>[4-6]</sup>。常见 CMAC 网络的一般结构如图 1 所示。

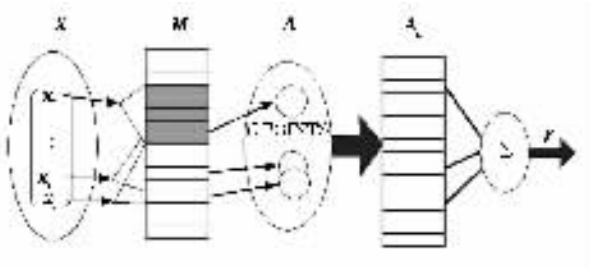


图 1 常见 CMAC 网络的一般结构  
Fig.1 Structure of CMAC

CMAC 网络由两个基本映射表示输入输出之间的非线性关系。X 空间的  $X_i (i = 0, 1, \dots, n)$  构成小脑模型的输入，在 M 的量化空间中，进行组合得到虚拟地址 A，由 A 用 HASH 编码变换得到  $A_p$ ，再从  $A_p$  得到输出 Y。X 空间的信号一般由传感器获得，M 是一个量化的感知器。由于综合的需要， $X_i$  同时对其对应的量化值的周围 C 个感知器同时被激励，C 称为泛化常数。从 M 映射到 A，是通过滚动组合得到的，其原则是输入空间中比较相近的矢量，要求在输出空间也比较接近，由于 A 是以地址形式出现的，如果输入感知器的兴奋元为 C 个，不管它的输入是多少维，在 A 中映射的地址也应为 C 个。由 A 映射到  $A_p$ ，在小脑模型网络中使用杂散编码技术是将分布稀疏、占用较大存储空间的数据作为一个伪随机发生器的变量，产生一个占用空间较小的随机地址，而这个随机地址内存放着占用大量内存空间地址的数据，这就完成了由多到少的映射，即 A 到实际存储器  $A_p$  的映射。最后， $A_p$  存储的权值，运算得到输出 Y。

2) 基于 CMAC 神经网络与 Dahlin 的控制系统结构 当实际控制对象的时滞常数发生变化时，Dahlin 算法需要实时调整采样周期函数  $T_0$ ，实际工作中较难实现。CMAC 网络具有一定的自学习、自适应能力。在本文中采用 CMAC 神经网络与 Dahlin 的复合控制方案，其中 CMAC 实现前馈控制，Dahlin 算法实现反馈控制。

该系统的控制器可表示为

$$u_c(k) = \sum_{i=1}^c \omega_i \alpha_i \quad (5)$$

$$u(k) = u_d(k) + u_c(k) \quad (6)$$

式中， $u(k)$  为系统的总输入； $u_c(k)$  为 CMAC 网络的输出； $u_d(k)$  为 Dahlin 控制器产生的输出。

CMAC 采用有导师的学习算法。它以系统的指令信号  $r_{in}(k)$  作为输入，以 CMAC 的输出与总控制量的输出之差，即 Dahlin 控制器的输出来调整网络权重。这样，CMAC 学习的不仅仅是被控制对象的动态逆过程，而是整个系统的动态逆过程。

CMAC 的调整指标为

$$\Delta u(k) = \eta \frac{u(k) - u_c(k)}{c} \alpha_i = \eta \frac{u_d(k)}{c} \alpha \quad (7)$$

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) + \alpha (u(k) - u(k-1)) \quad (8)$$

式中， $\eta$  为网络学习速度， $\eta \in (0, 1)$ ； $\alpha$  为惯性量， $\alpha \in (0, 1)$ 。

当系统开始运行时，CMAC 网络的所有权重都为 0，此时  $u_n = 0$ ， $u(k) = u_d(k)$ ，整个纯滞后系统由 Dahlin 控制器进行控制。通过 CMAC 的学习，使 Dahlin 控制器产生的输出控制量逐渐为零，CMAC 产生的输出控制量  $u_c(k)$  逐渐逼近控制器总输出  $u(k)$ 。CMAC 与 Dahlin 复合控制器结构如图 2 所示。

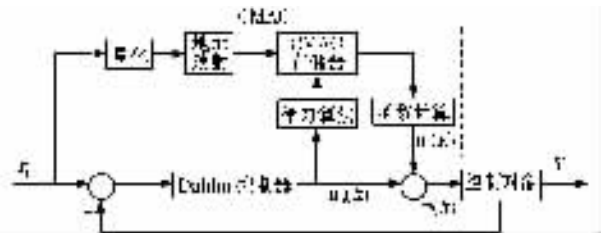


图 2 CMAC 与 Dahlin 复合控制器结构图  
Fig.2 Structure of multi-unit controller with CMAC and Dahlin

### 4 仿真结果

为考察复合控制器的控制性能，以典型的带纯延迟的系统为控制对象。被控对象的传递函数：

$$G_p(S) = \frac{\exp(-\tau S)}{0.4S + 1} \quad (9)$$

期望的闭环响应为

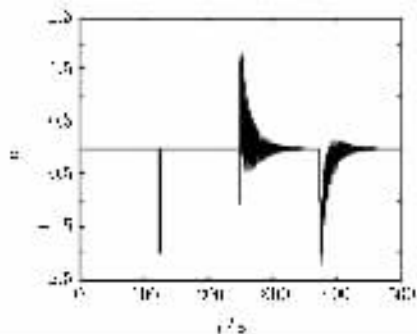
$$G_r(S) = \frac{\exp(-\tau S)}{0.15S + 1} \quad (10)$$

式中， $\tau$  为时滞系统常数，随着环境发生变化， $\tau$  的值会发生改变。

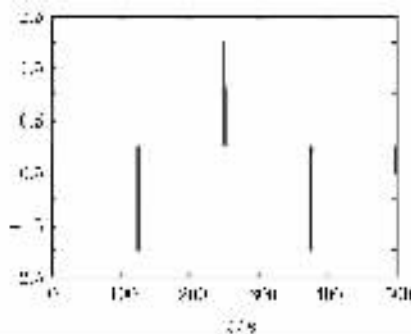
为验证提出的控制器的控制性能，同时给出了相同条件下单独采用 Dahlin 控制器，和 CMAC 与 Dahlin 复合控制的仿真结果。其中采样时间  $T_0$  为 0.5 s，系统时间常数  $T_\phi$  为 0.4 s，系统响应时间常数  $T$  为 0.15 s，前一阶段系统时滞常数  $\tau$  取为

0.8 s, 在 250 s 时系统时滞常数  $\tau$  取为 1.4 s, CMAC 参数设定  $\omega = 0$ , 惯性量  $\alpha = 0.1$ , 网络学习速度  $\eta = 0.01$ ,  $C = 5$ ,  $N = 100$ 。当激励信号为幅

值为 1, 周期为 250 s 时的方波时, 系统时滞常数  $\tau$  发生变化时, 误差曲线对比图如图 3 所示。



(a) Dahlin 控制

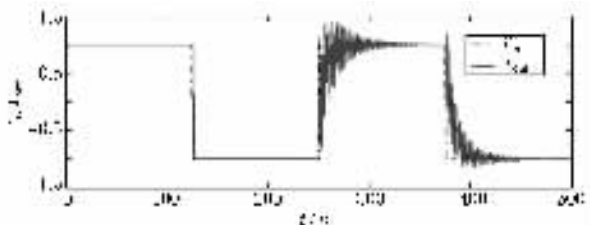


(b) CMAC 与 Dahlin 复合控制

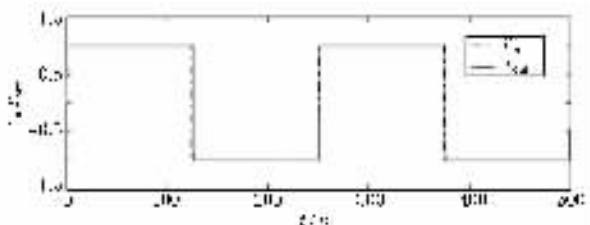
图 3 系统时滞常数  $\tau$  发生变化时误差曲线对比图

Fig.3 Comparison of error curves when  $\tau$  change

两种控制方法系统输出量对比图如图 4 所示。



(a) 采用 Dahlin 算法式系统输出量



(b) 采用 CMAC 与 Dahlin 复合控制时系统输出量

图 4 两种控制方法系统输出量对比图

Fig.4 Comparison of output between two control methods

从中可以看出, 当控制对象的模型参数发生变化后, 通过 CMAC 的自学习与自适应神经元权重值的在线调整, CMAC 产生的控制量能够很好地消除系统时滞常数  $\tau$  的变化所带来的影响, 从而保持系统的稳定性。

与常规的 Dahlin 算法控制器相比, 所提出的 CMAC 与 Dahlin 复合的控制器具有更好的动态响应能力和抗扰动效果。

## 5 结 语

本文针对现有的时间纯滞后系统通常采用的 Dahlin 算法, 提出了一种 CMAC 网络与 Dahlin 算法相结合的自学习复合控制器, 并给出了具体的控制结构与控制算法。通过对一个典型的纯滞后系统的仿真实例的仿真结果比较表明, 这种控制器能够很好地消除在时间纯滞后系统时滞常数  $\tau$  发生变化时所带来的整个系统的不稳定甚至是发生振荡的问题, 具有很强的鲁棒性。

## 参考文献(References):

[1] Dahlin E.B. Designing and tuning digital controller[J]. In: *Automatic Control Systems*, 1968, 41(6):77-83.

[2] 李清泉. 自适应 Dahlin 数字控制器[J]. 清华大学大学学报(自然科学版), 1990, 30(1):30-38. (Li Qingquan. Adaptive Dahlin digital controller[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 1990, 30(1):30-38.)

[3] Alevisakis G, Seborg D. An extension of the Smith predictor to multivariable linear systems containing time delays[J]. *Int J Control*, 1973, 17(3):541-551.

[4] Albus J.S. A new approach to manipulator control: the cerebellar model articulation controller (CMAC)[J]. *Transactions ASME Journal of Dynamic Systems, Measurements and Control*, 1975, 97(3):220-227.

[5] Smith O.J. A controller to overcome dead-time[J]. *ISAJ*, 1969, 6(2):28-33.

[6] 蒋志明. 一种基于 CMAC 的自学习控制器[J]. 自动化学报, 2000, 26(4):543-546. (Jiang Zhiming. A new self-learning controller based on CMAC neural network[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(4):543-546.)

[7] 严爱军, 柴天佑. 竖炉燃烧室温度的智能控制方法及应用[J]. 控制工程, 2005, 12(4):305-309. (Yan Aijun, Chai Tianyou. Intelligent control method and application for combustion temperature of shaft furnace[J]. *Control Engineering of China*, 2005, 12(4):305-309.)

[5] 杨振海, 李圭白. 流动电流混凝投药系统被控对象模型辨识[J]. 哈尔滨建筑大学学报, 1996, 29(5):49-53. (Yang Zhenhai, Li Guibai. Identification of object model in streaming current coagulant dosage detecting and control system[J]. *Journal of Harbin University of Architecture and Engineering*, 1996, 29(5):49-53.)

[6] 孙银山, 李平, 袁艺, 等. 一种自调节灰色预测 PID 控制器[J]. 控制工程, 2005, 14(4):365-367. (Sun Yinsan, Li Ping, Yuan Yi, et al. Self-adjustable grey predictive PID controller[J]. *Control Engineering of China*, 2005, 14(4):365-367.)

(上接第 280 页)

[3] 刘思峰, 党耀国, 方志耕, 等. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004. (Liu Sifeng, Dang Yaoguo, Fang Zhigeng, et al. *Gray system theory and application*[M]. Beijing: Science Publishing Company, 2004.)

[4] 陈洁, 许长新. 灰色预测模型的改进[J]. 辽宁师范大学学报, 2005, 28(3):262-264. (Chen Jie, Xu Changxin. An improvement of grey forecasting model[J]. *Journal of Liaoning Normal University*, 2005, 28(3):262-264.)