

基于 CMAC 的带有未知负载干扰电液位置 伺服系统的自学习控制*

蒋志明 林廷圻 黄先祥
(西安交通大学机械电子工程系 710049) (第二炮兵工程学院)

摘 要 针对电液伺服系统的特点,提出了基于 CMAC 神经网络非线性控制的结构和算法。对电液位置伺服系统的动态仿真表明,该方法对未知和时变外负载干扰具有明显的抑制作用。

关键词 电液位置伺服系统, CMAC 神经网络, 负载干扰

分类号 TH 137

The CMAC- based Self- learning Control for an Electrohydraulic Position Servo System Subjected to Unknown Disturbances

Jiang Zhiming, Lin Tingqi Huang Xianxiang
(Xi'an Jiaotong University) (The Second Artillery Engineering College)

Abstract Since hydraulically operated processes are often subjected to unknown disturbances, an adaptive self-learning scheme was derived based on CMAC neural network. The performance of the derived self-learning controller is evaluated through simulations. The results show that the proposed controller is fairly insensitive to unknown and time-varying external load disturbances, and has much better response characteristics than that of conventional constant PD controller.

Key words electrohydraulic position servo system, CMAC neural network, load disturbance

1 引 言

许多电液位置系统都存在着外部负载干扰,严重影响着系统的性能。而这些扰动通常是不确定的和未知的,传统的方法难以达到满意的控制效果。近年来出现了模型跟随自适应控制^[1]和多层前传神经网络^[2]等方法,可用来减小这类负载扰动的影响。但前者是以系统的线性化数学模型为基础,当考虑对象的数学模型为非线性且未知时,其应用受到了限制;后者由于多层前传神经网络的学习速度慢,而且学习结果与训练数据的输入顺序有关等问题,其应用范围也受到了限制。

CMAC^[3,4]神经网络(即小脑模型),具有处理非线性和自学习的特点,而且学习速度快。Miller 等人将 CMAC 在机器人上实现了实时轨迹跟踪控制^[5],

使它受到广泛的关注。本文针对电液伺服系统的特点,提出一种基于 CMAC 的新型控制结构,并将 CMAC 算法应用于位置伺服系统的抗干扰控制。

2 CMAC 神经网络结构原理

CMAC 的结构与原理如图 1 所示。CMAC 实质上是一个智能式的自适应查表技术,它把多维离散的输入空间,经过映射形成复杂的非线性函数。其原理是:输入状态空间 S 中的每一向量 $s_1 \sim s_n$, 作为地址变量映射到概念存储器 A 中。 S 到 A 的映射是通过滚动组合得到的,其原则是在输入空间中比较相近的矢量,在输出空间中也比较相近,即 S 在 A 中具有联想特性。联想单元个数为 n_g , n_g 亦称泛化尺寸。 A 空间的地址是一个虚地址。如果输入矢量的维数较少,则虚地址可与物理地址一一对应;如果输入矢量的维数较大,则概念存储空间 A 有可能很庞大。为使该网络能物理实现,可采用伪随机映射方法(即

* 1998- 08- 25 收稿, 1999- 03- 16 修回

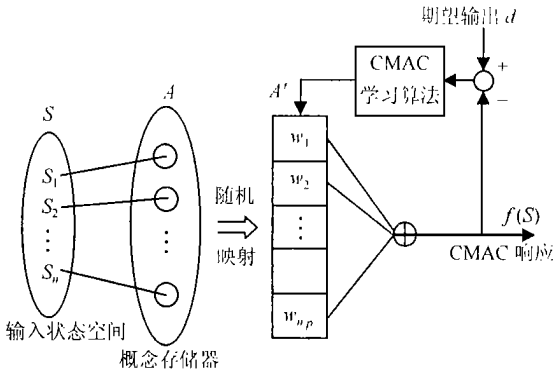


图 1 CMAC 结构原理

Hash - coding 方法), 将 A 映射到一个较小的实际存储空间 A 中, 对应的物理单元数仍为 n_g 。通常, 这是一种确定的映射, 即 S 输入状态空间中的每一向量 s_i 对应 A 中 n_g 个确定的联想单元。输出为这 n_g 个单元的权重和

$$f(s_i) = \sum_{j=1}^{n_g} w_j \quad (1)$$

式中, $f(s_i)$ 为 CMAC 对当前输入矢量 s_i 的实际响应值, w_l 为存储在 A 中的权重值, l 为与 j 相对应的 A 中的地址。

CMAC 的学习是基于梯度下降法, 可描述为

$$\Delta w_l = \frac{\beta[d_i - f(s_i)]}{n_g} \quad (2)$$

$$w_l(k+1) = w_l(k) + \Delta w_l \quad (3)$$

式中, d_i 为 CMAC 对当前输入矢量 s_i 的期望输出值, Δw_l 为权重修正量, $\beta(0 < \beta < 1)$ 为学习因子。

3 系统模型

为使所讨论的问题具有一般性, 选用图 2 所示

的阀控缸液压位置伺服系统。其中, r 为系统输入, y 为系统输出, F_L 为外负载力, m_L 为负载质量, m_p 为活塞及杆的质量。其余各符号沿用液压伺服系统中通常意义下的表示和含义。系统参数值如表 1 所示。

表 1 系统参数值

参数	数值	单位	参数	数值	单位
k_a	0.05	A/V	k_f	100	V/m
k_{sv}	0.06	$m^3/s \cdot A$	p_s	15	MPa
ω_v	500	rad/s	m_L	160	kg
ω_h	523	rad/s	m_p	15	kg
A_p	1.71×10^{-3}	m^2	I_n	± 30	mA
ζ_v	0.85	无	k_{ce}	1.26×10^{-11}	$m^5/N \cdot s$
ζ_h	0.2	无			

4 基于 CMAC 的控制器结构

基于 CMAC 的控制器结构如图 3 所示。CMAC 控制器是平行地加在 PD 控制器上。之所以选择 PD 控制器而不选择 PID 控制器, 是为了使 CMAC 的学习仅仅依赖于误差的当时测量及变化值。其工作可分为控制与学习两个过程。原理是: 初始状态 CMAC 的所有权重值为零; 控制时, 将下一周期的期望值 $y_d(k+1)$ 与系统的当前输出 $y(k)$ 量化后, 作为地址输入到 CMAC, 在 A 中找到与之对应的 n_g 个地址, 并将这 n_g 个地址中的权重值相加, 得到 CMAC 的输出。即

$$U_{CMAC} = \sum_{j=1}^{n_g} w_j \quad (4)$$

然后与 PD 控制器的输出 U_{PD} 相加, 得到系统总的输入。即

$$U = U_{CMAC} + U_{PD} \quad (5)$$

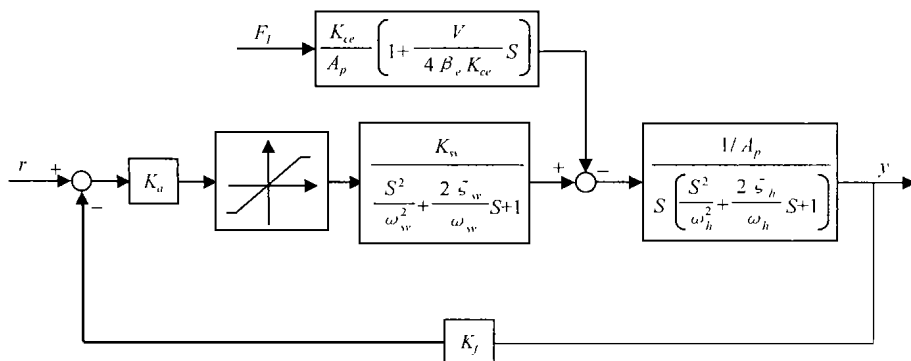


图 2 电液位置伺服系统框图

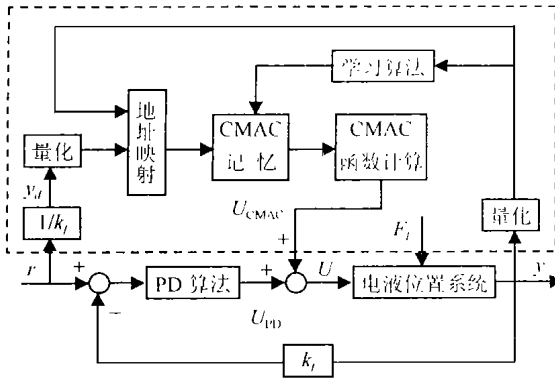


图3 基于CMAC的电液位置控制系统

每一控制周期结束时,采用 $y(k+1), y(k)$ 作为地址输入到CMAC网络,计算出相应的CMAC输出 U_c ,并与总控制输入 U 相比较,修正权重,进入学习过程,其中 $y(k+1)$ 为第 $k+1$ 步时系统的实际输出。学习的目的是使总控制输入与CMAC的输出之差最小。换言之,经过学习,系统的总控制输入主要由CMAC产生。因此,式(2)可写成

$$\Delta w_i = \frac{\beta(U - U_c)}{n_g} = \beta U_{PD}/n_g \quad (6)$$

权重调整规则为

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \beta U_{PD}/n_g \quad (7)$$

实际应用中,设定一容许误差极限 δ ,当 $|U - U_c| \leq \delta$ 时,权重值不变;当 $|U - U_c| > \delta$ 时,按式(7)修正权重。

输入状态的量化是整个算法的重要组成部分之一。本文采用线性化量化函数

$$y_{iq} = \text{round} \left[(y_i - y_{\min}) \frac{N_i}{y_{\max} - y_{\min}} \right] \quad (8)$$

式中, y_{iq} 为各元素输入到CMAC的量化值, y_{\max} 为各元素对应的最大值, y_{\min} 为最小值, N_i 为 y_{\max} 量化后所对应的最大值。round 为取整函数。

5 仿真研究

为了考察基于CMAC控制下的系统抗干扰能力,考虑如下形式的外力扰动

$$F_L = a_1 + a_2 \sin \omega t + a_3 y + a_4 \dot{y} \quad (9)$$

式中, a_1, a_2, a_3, a_4 为常数, \dot{y} 为液压缸活塞速度。等号右端第1项为常值负载力,第2项为正弦干扰力,第3项为与位移成正比的外力扰动,第4项为与速度成正比的外力扰动。仿真按下述程序进行:

- 1) 无外力扰动,即

$$a_1 = a_2 = a_3 = a_4 = 0, \quad F_L = 0(N)$$

- 2) 在系统无外力扰动运行0.3s后,加一常值负载力扰动,即

$$a_1 = 10\,000, \quad a_2 = a_3 = a_4 = 0$$

$$F_L = 10\,000 \times 1(t - 0.3)(N)$$

- 3) 在系统无外力扰动运行0.3s后,加一常值和正弦负载力扰动,即

$$a_1 = 7\,000, \quad a_2 = 3\,000, \quad a_3 = a_4 = 0$$

$$F_L = 7\,000 \times 1(t - 0.3) +$$

$$3\,000 \sin 6.28(t - 0.3)(N)$$

- 4) 一开始就加上常值、与位移成正比、与速度成正比的负载力等扰动,即

$$a_1 = 6\,000, \quad a_2 = 0, \quad a_3 = a_4 = 3\,000$$

$$F_L = 6\,000 + 300\,000y + 3\,000\dot{y}(N)$$

程序4)的仿真结果如图4所示。图中同时给出了相同条件下的PID控制结果。PID参数为: $k_p = 0.5, k_i = 0.01, k_d = 0.0001$ 。基于CMAC控制器的参数为: $k_p = 0.55, k_d = 0.0001, n_g = 32, \delta = 0.001, \beta = 0.01, y_{\max} = 0.008m, y_{\min} = 0m, N_i = 80$ 。概念存储器A到实际存储器A的映射采用随机映射方法, A单元数 $n_p = 4000$ 。从仿真结果可以看出,基于CMAC的控制器具有良好的抗未知和时变外负载干扰的能力,具有很强的鲁棒性。

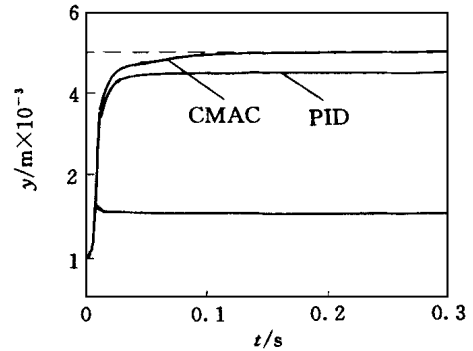


图4 常值+与位移、速度成正比的外力扰动系统对阶跃输入的响应

需要说明的是,CMAC控制器虽然是由PD控制器的输出训练的,但它并不是PD控制器的简单复制,这一点可从控制效果看出。加入PD控制器是为了评判CMAC控制器的性能。虽然PD单独控制时增益 k_p 的值在很大程度上决定着控制效果,但加上CMAC后控制效果并不依赖于 k_p 的值, k_p 只需在一个合理的范围即可(仿真结果略)。

(下转第374页)

- mentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy C-means techniques. *Pattern Recognition*, 1990, 23(9): 935_ 952
- 3 Jean christophe O livo. Automatic threshold selection using the wavelet transform. *CV GIP- Graphical Models and Image Processing*, 1994, 56(3): 205_ 218
 - 4 Ki Dong Lee, Yong Hoon Lee. Threshold boolean filters. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1994, 42(8): 2022- 2036
 - 5 Dae N Chun, Hyuns S Yang. Robust image segmentation using algorithm with a fuzzy measure. *Pattern Recognition*, 1996, 29(7): 1195_ 1211
 - 6 N R Pal, S K Pal. A review of image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 1993, 26(9): 1277_ 1294
 - 7 S K Pal, A Ghosh. Index of area converge of fuzzy image subsets and object extraction. *Pattern Recognition Lett*, 1990, 11: 831_ 841
 - 8 Silvano Di Zenzo, Luigi Cinque, Stefano Levaldi. Image thresholding using fuzzy entropies. *IEEE Trans Syst, Man and Cybern, Part B*, 1998, 28(1): 15_ 23
 - 9 Liangkai Huang, Maojiun Wang. Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness. *Pattern Recognition*, 1995, 28(1): 41_ 51
 - 10 A Deluca, S Temini. A definition of a non- probabilistic entropy in the setting of fuzzy set theory. *Int Control*, 1972, 20: 301_ 302
 - 11 N Otsu. A threshold selection method from gray-level histogram. *IEEE Trans Syst, Man and Cybern*, 1978, 8: 62_ 66
 - 12 J Kittler, J Illingworth. Minimum error thresholding. *Pattern Recognition*, 1986, 19(1): 41_ 47

作者简介

王建军 男, 1960年生。1997年于东北大学信息学院获博士学位, 现为郑州大学计算机系副教授, 目前在西安交通大学电信学院从事博士后研究工作。主要研究兴趣为非线性信号处理, 图象处理, 智能检测和控制。

刘文江 男, 1934年生。1956年毕业于上海交通大学电机工程系研究生班, 现为西安交通大学电信学院教授, 博士生导师。研究领域为生产过程控制, 软检测技术, 参数检测和检测处理。

石磊 男, 1967年生。1992年于南京大学计算机科学系获硕士学位, 现为郑州大学计算机系讲师。研究领域为计算机体系结构, 信息处理和计算机软件。

周世俊 男, 1964年生。1987年于郑州大学物理系获学士学位, 现为郑州大学计算机系工程师。研究领域为信息处理和新产品开发。

(上接第 370 页)

6 结 论

本文针对电液位置伺服系统的特点, 将CMAC神经网络应用于位置伺服系统的抗扰动控制, 并给出了具体的控制结构及算法。仿真结果证明了该控制结构不仅具有明显的抗外力扰动作用, 而且具有自适应功能。由于CMAC能在不改变原有系统结构的情况下直接用计算机实现, 而且受固定增益控制器的增益影响小, 因此对现存的大量以PID为控制器的系统而言, 本文方法的研究具有重要的现实意义。

参 考 文 献

- 1 J S Yun, H S Cho. Application of an adaptive model following control technique to a hydraulic servo system subjected to unknown disturbances. *J of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 1991, 113(3): 479_ 486
- 2 沙道航, 杨华勇. 带有未知负载干扰电液位置系统神经网络控制的研究. *机床与液压*, 1997, (2): 15—17

- 3 J S Albus. A new approach to manipulator control: The cerebellar model articulation controller (CMAC). *J of Dynamic System, Measurement & Control*, 1975, 97(3): 220_ 227
- 4 J S Albus. Data storage in the cerebellar model articulation controller (CMAC). *J of Dynamic System, Measurement & Control*, 1975, 97(3): 228_ 233
- 5 W T Miller, F H Glanz, L G Kraft. Application of a general learning algorithm to the control of robotics manipulators. *The Int J of Robotics Research*, 1987, 6(2): 84_ 98

作者简介

蒋志明 男, 1966年生。第二炮兵工程学院讲师, 西安交通大学机电系博士生。主要研究方向为机电系统的智能控制, 液压测试, 故障诊断等。

林廷圻 男, 1934年生。西安交通大学教授, 博士生导师。主要研究方向为机电伺服系统的计算机控制, 故障诊断等。

黄先祥 男, 1940年生。第二炮兵工程学院教授, 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。