

基于高斯基的广义 CMAC 在机器人 轨迹跟踪控制中的应用

顾 洲, 朱建忠

(1. 南京师范大学动力工程学院, 江苏 南京 210042
2. 上海大屯能源股份有限公司发电厂, 江苏 徐州 221618)

[摘要] 介绍了基于高斯基的广义小脑模型关节控制器 (CMAC) 的快速算法, 实现 CMAC 学习速率的自适应模糊调整, 使其能根据控制系统的动态特性优化 CMAC 的学习控制, 以适应控制系统工况的变化和不确定因素的干扰, 并把它与自适应神经元 PID 控制器相结合实现前馈反馈复合控制, 避免了控制器的输出产生振荡或进入饱和状态, 增强了系统的鲁棒性. 仿真结果表明: 这种控制方案能够准确的实现系统的高精度实时位置跟踪和力的控制.

[关键词] 高斯基函数, 广义小脑模型, 机器人

[中图分类号] TP24 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2007)03-0017-04

General CMAC Model for Gaussian Functions' Controller and its Application on Robotic Tracking Control

Gu Zhou Zhu Jianzong

(1. School of Power Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China
2. Datun Coal and Electricity Company, Xu Zhou 221618, China)

Abstract Fast algorithm of general cerebellar model articulation controller (CMAC) based on Gaussian functions is introduced, and the learning rate of CMAC is adjusted using fuzzy algorithm so that it can be adapted to the change of the dynamic feature of the control system. It is also applied on robotic together with adaptive PID, so the control strategy can avoid controller's output producing surge or entering saturation condition and it enhances the robust of the system. Simulation results show: the presented method can improve the system's robust and real time performance.

Key words Gauss basis function, general cerebellar model articulation controller (CMAC), robot

小脑模型 (CMAC) 已被公认为是一类联想记忆神经网络的重要组成部分, 能够学习任意多维非线性映射^[1]. 然而基本的 CMAC 模型将输入空间简单地划分为若干个“块”, 输入状态与这些“块”之间是简单的“属于”与“不属于”的关系, 即“1”和“0”的关系^[2], 因此它的泛化能力受到影响. 基于高斯基函数 CMAC 模型的一种快速算法提高了函数的泛化能力^[35], 但对于 CMAC 的学习速率的选取没有给出可行的办法, 本文提出了模糊自适应方法调整学习率, 并在此基础上引入了自适应 PID 控制与高斯基小脑模型控制相结合的复合控制方式对机器人轨迹进行准确跟踪.

1 基于 CMAC 和自适应 PID 并行控制的系统设计

1.1 机械手的数学模型

为了验证控制方式的正确性, 本文采用如图 1 所示的两连杆机械手臂, 图中 m_1, m_2 分别表示关节 1 和关节 2 的质量, θ_1, θ_2 分别表示转过的角度. [6] 已给出了两自由度的机械手臂的动力学方程, 可描述为:

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + V(\dot{\theta}, \theta) + G(\theta) + f(\dot{\theta}, \theta), \quad (1)$$

其中, $\tau = [\tau_1, \tau_2]^T$; $\theta = [\theta_1, \theta_2]^T$, $M(\theta)$ 是惯性矩阵; $V(\dot{\theta}, \theta)$ 是离心力和哥氏力矩阵; $G(\theta)$ 是重

收稿日期: 2007-01-11

作者简介: 顾 洲 (1973-), 讲师, 主要从事神经网络控制等方面的教学与研究. E-mail: guzhouk@yahoo.com.cn

力矩阵; $\tau_d(\Theta, \dot{\Theta})$ 是扰动量. 令 c_i 代表 $\cos\theta_i$, s_i 代表 $\sin\theta_i$, s_{12} 代表 $\sin(\theta_1 + \theta_2)$, c_{12} 代表 $\cos(\theta_1 + \theta_2)$, 则:

$$M(\Theta) = \begin{bmatrix} m_1 l_1^2 + m_2(l_1^2 + l_2^2 + 2l_1 l_2 c_2) & m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 c_2 \\ m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 c_2 & m_2 l_2^2 \end{bmatrix},$$

(2)

$$V(\Theta, \dot{\Theta}) = \begin{bmatrix} -m_2 l_1 l_2 s_2 \dot{\theta}_2^2 - 2m_2 l_1 l_2 s_2 \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \\ -m_2 l_1 l_2 s_2 \dot{\theta}_1^2 \end{bmatrix},$$

(3)

$$G(\Theta) = \begin{bmatrix} m_2 l_2 g c_{12} + (m_1 + m_2) l_1 g c_1 \\ m_2 l_2 g c_{12} \end{bmatrix}.$$

(4)

1.2 控制系统描述

该控制系统采用高斯基 CMAC 与自适应 PD 复合控制算法, 在控制器的末端采用神经网络进行解耦, 如图 2 所示. 图中 un, up 分别为 CMAC 和 PD 的输出; θ, θ_d 分别为机器人的实际角位移和期望角位移; ω 为神经网络调整权; τ_d 为扰动量. 控制器的输出为 CMAC 的输出和自适应 PD 输出的叠加, 即

$$t' = up + un.$$

(5)

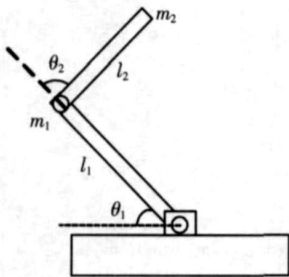


图 1 两关节机械臂
Fig.1 2-joint manipulator

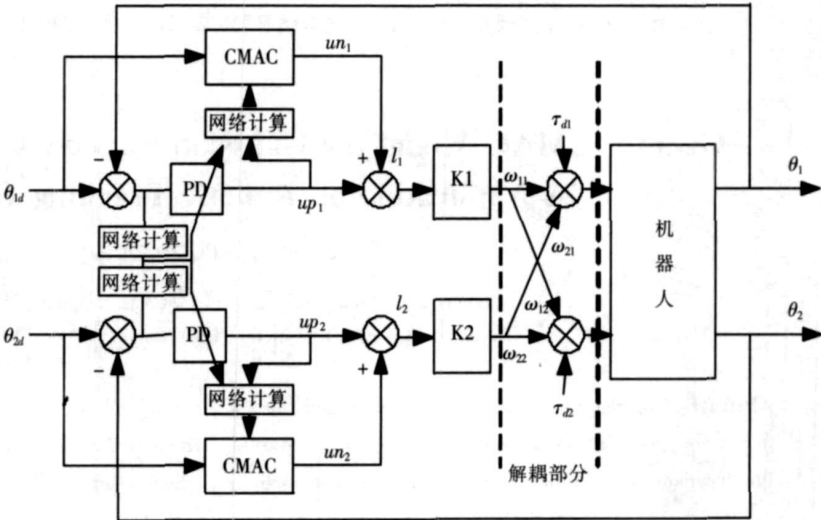


图 2 2 关节机械臂的控制系统图
Fig.2 The diagram of 2-joint manipulator's control system

2 基于高斯基函数的 CMAC 算法

基于高斯基函数的 CMAC 模型输入状态空间 X 是个多维空间, 它与基本 CMAC 不同的是对 X 的量化是用于划分基函数的中心, 当样本 X 输入到 CMAC 时, 存储在地址空间里的相应权被激活, 并与基函数相关联得到 CMAC 的输出, 即:

$$y = a_s^T w(x) = \sum_{j=1}^{N_h} a_{sj} w_j(x),$$

(6)

$$w_j(x) = v_j b_j(x).$$

(7)

式 (6) 中: a_s 为基函数的选择矢量, 有 C 个单元等于 1 其余为 0 N_h 为式 (7) 中 v_j 的权数目. 式 (7) 中,

$$b_k(x) = \prod_{j=1}^{N_x} \Phi_{kj}(x_j), v_j \text{ 为权值, 定义性能指标函数为:}$$

$$J = \frac{1}{2}(\hat{y} - y)^2,$$

(8)

式 (8) 中 \hat{y} 为期望输出, y 为实际输出, 为使 J 最小, 则权 v_j 的修正值为:

$$\Delta v_j = -\frac{\alpha}{C} \frac{\partial J}{\partial v_k} = -\frac{\alpha}{C} \frac{\partial J}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial v_k} \frac{\partial v_k}{\partial v_j},$$

(9)

式中 α 为学习因子.

对于高斯基函数 CMAC 来说,

$$\Phi_{kj}(x_j) = e^{-\frac{(x_j - \mu_{kj})^2}{\sigma_{kj}^2}}, \quad (10)$$

式 (10) 中 $\mu_{kj} = k(x_{j\max} - x_{j\min})/N_j$, $\sigma_{kj} = (2-3)(x_{j\max} - x_{j\min})/N_j^{1/2}$.

3 自适应神经元控制器设计

为了不改变原有常规固定增益控制器的结构和参数, 本文提出采用线性神经元控制器实现固定增益的自适应调节, 它能根据控制系统的动态特征优化 CMAC 的自学习控制, 提高控制器的稳定性, 使其适应控制系统工况的变化和不确定因素的干扰, 从而改善系统的控制品质, 自适应神经元控制器的输出为:

$$up_m(k) = kp_m(k)x_{m1}(k) + kd(k)x_{m2}(k), \quad (11)$$

式中 $x_1(k)$ 为神经元输入信号 1 即为给定误差; $x_2(k)$ 为神经元输入信号 2 即为给定误差变化率; kp 、 kd 为神经元的权值, 也即为比例增益和微分增益.

自适应神经网络的性能指标为:

$$J = \frac{1}{2} \epsilon_m(k+1)^2 = \frac{1}{2} [\theta_{md}(k+1) - \theta_m(k)]^2. \quad (12)$$

神经元权值调整采用梯度下降法, 即:

$$\Delta kp_m = -\eta_{pm} \frac{\partial J}{\partial kp_m} = -\eta_{pm} \frac{\partial J}{\partial \theta_n} \frac{\partial \theta_m}{\partial \tau} \frac{\partial \tau}{\partial kp_m}, \quad \Delta kd_m = -\eta_{dm} \frac{\partial J}{\partial kd} = -\eta_{dm} \frac{\partial J}{\partial \theta_m} \frac{\partial \theta_m}{\partial \tau} \frac{\partial \tau}{\partial kd_m}, \quad (13)$$

式 (13) 中 $\frac{\partial \theta_m}{\partial \tau}$ 为对象的输出对控制器的输入的灵敏度信息, 即 Jacobian 信息, 为了解决对象参数未知而造成的计算困难, 通常可用式 (14) 表示的差商近似求取^[7]. (sgn 为符号函数).

$$\frac{\partial \theta_m(k+1)}{\partial \tau(k)} \approx \text{sgn} \left[\frac{\theta_m(k+1) - \theta_m(k)}{\tau(k) - \tau(k-1)} \right], \quad (14)$$

从式 (5) 和式 (12) 可知:

$$\frac{\partial \tau_m}{\partial kp_m} = \frac{\partial \tau_m}{\partial up_m} \frac{\partial up_m}{\partial kp_m} = x_{ml}, \quad \frac{\partial \tau_m}{\partial kd_m} = \frac{\partial \tau_m}{\partial up_m} \frac{\partial up_m}{\partial kd_m} = x_{ml} \quad (15)$$

4 控制器输出的解耦

机器人是一个耦合性很强的对象, 故在控制器的末端加入了神经网络解耦^[6]. 从图 2 可看出:

$$t_l = \sum_{l=1}^2 (t'_m w_{ml}) \quad (l, m = 1, 2). \quad (16)$$

设网络训练的目标函数为:

$$J_{out} = \frac{1}{2} \sum_l (t_l - t_l)^2 \quad (l = 1, 2), \quad (17)$$

式中 t 为网络期望输出; t_l 为网络实际输出. 则:

$$\omega_{ml}(k+1) = w_{ml}(k) - \eta \frac{\partial J_{out}}{\partial \omega_{ml}} \quad (m, l = 1, 2), \quad (18)$$

$$\frac{\partial J_{out}}{\partial \omega_{ml}} = -(\hat{t}_l - t_l). \quad (19)$$

5 仿真实验

用于仿真的机械手主要参数为: $m_1 = 8 \text{ kg}$, $m_2 = 2 \text{ kg}$ 和 $l_1 = 0.8 \text{ m}$, $l_2 = 0.5 \text{ m}$; 初始条件为: $\theta_1(0) = \theta_2(0) = 0 \text{ rad}$, $\dot{\theta}_1(0) = \dot{\theta}_2(0) = \text{vel}_1(0) = \text{vel}_2(0) = 0 \text{ rad/s}$, vel 为关节角速度; 采样周期为 1 ms ; 期望轨迹为: $\theta_1^d = \cos(4t) \text{ rad}$, $\theta_2^d = \sin(3t) \text{ rad}$, t 从 $1 \text{ s} \sim 1.2 \text{ s}$ 期间加入扰动项: $t_l(\theta, \theta) = \begin{bmatrix} 600 \\ 700 \end{bmatrix} \text{ N} \cdot \text{m}$.

图 3、图 4 给出了关节 1 和关节 2 的跟踪曲线以及和传统的 CMAC 的比较; 图 5、图 6 给出了关节 1 和

关节 2 的误差曲线并和传统的 CMAC 进行了比较. 从图中可看出本文给出的方案响应速度快、精度高、鲁棒性强.

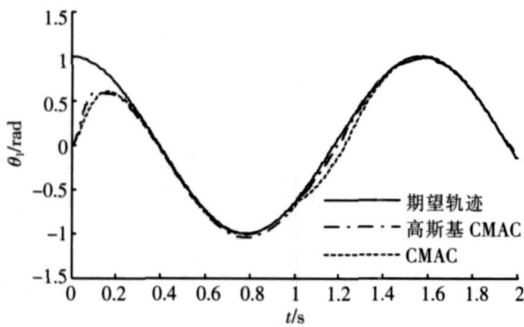


图 3 关节 1 的轨迹跟踪曲线
Fig.3 Tracking curves of joint 1

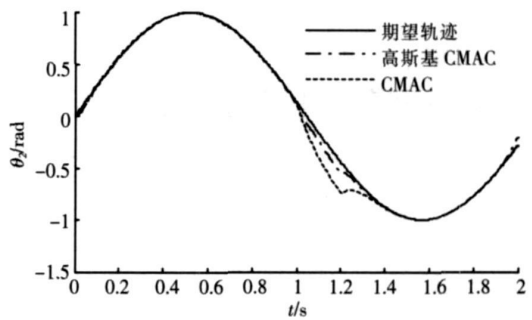


图 4 关节 2 的轨迹跟踪曲线
Fig.4 Tracking curves of joint 2

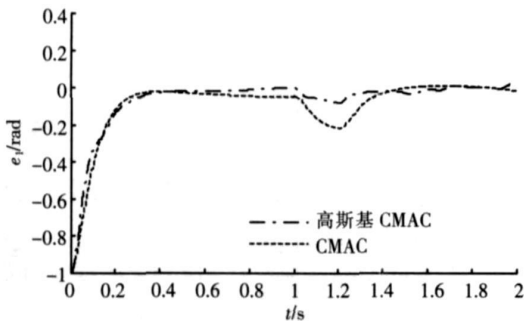


图 5 关节 1 的跟踪误差曲线
Fig.5 Tracking errors of joint 1

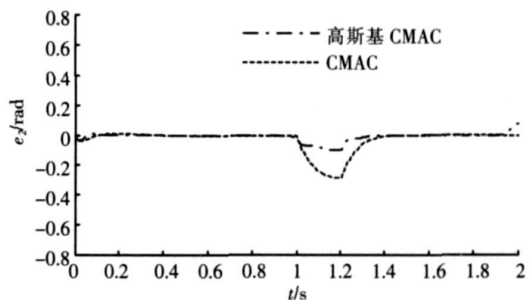


图 6 关节 2 的跟踪误差曲线
Fig.6 Tracking errors of joint 2

6 结论

本文将高斯基 CMAC 和自适应 PD 的并行控制算法应用到机器人控制中, 这种算法简单, 易于物理实现. 克服了普通 CMAC 的缺点, 提高了泛化能力和跟踪精度, 增强了系统的鲁棒性.

[参考文献] (References)

- [1] 魏立新, 李二超, 王洪瑞. 基于 CMAC 在线自学习模糊自适应的机器人力/位置鲁棒控制 [J]. 电工技术学报, 2005 20(5): 40-43.
Wei Lixin, Li Erchao, Wang Hongrui. Fuzzy adaptive control based on CMAC on-line learning and its application on robot [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005 20(5): 40-43 (in Chinese)
- [2] 齐海龙, 李秀娟. 高斯基函数 CMAC 快速算法的改进及应用研究 [J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2005 129(2): 141-144.
Qi Hailong, Li Xiujuan. Improvement of speedy algorithm of CMAC for gauss basis functions and its application [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology Natural Science Edition, 2005 29(2): 141-144 (in Chinese)
- [3] Guym N, Shi D, Quek C. Selforganizing gaussian fuzzy CMAC with truth value restriction [J]. Proceedings of the Third International Conference on Information Technology and Application, 2005, 10(7): 185-190
- [4] Cheng Jianlin, Hui Jen Chen, ChiYung Lee. A selforganizing recurrent fuzzy CMAC model for dynamic system identification [J]. IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2004(2): 697-702 (in Chinese)
- [5] 孙炜, 王耀南. 模糊 CMAC 及其在机器人轨迹跟踪控制中的应用 [J]. 控制理论与应用, 2006(2): 38-42.
Sun Wei, Wang Yaonan. Fuzzy cerebellar model articulation controller and its application on robotic tracking control [J]. Control Theory and Application, 2006(2): 38-42 (in Chinese)
- [6] 王耀南. 机器人智能控制工程 [M]. 北京: 科学出版社, 2004 210-212.
Wang Yaonan. Intelligent Control Engineering of Robot [M]. Beijing: Science Press, 2004 210-212 (in Chinese)
- [7] 刘金琨. 先进 PD 控制 MATLAB 仿真 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004 151-152.
Liu Jinkun. Intelligent PD Control Based on MATLAB Simulation [M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2004 151-152 (in Chinese)

[责任编辑: 刘健]