

基于神经网络与PID控制的挠性结构的混合控制研究*

黄永安¹ 邓子辰^{1,2}

(1.西北工业大学工程力学系,西安 710072)(2.大连理工大学工业装备结构分析国家重点实验室,大连 116024)

摘要 利用CMAC神经网络与PID控制算法,提出了一种针对飞行器挠性结构振动的混合控制方法.首先在给出系统动力学方程的基础上,利用CMAC神经网络的具体特点,给出了神经网络算法;进而将PID控制算法引入控制系统,形成了一种混合控制方法,该方法具有CMAC神经网络与PID控制算法两者的优点.最后针对复杂的飞行器挠性结构振动问题进行了实例仿真,说明了算法的有效性.

关键词 神经网络,PID控制,主动控制,混合控制,挠性结构

引言

柔性结构在空间飞行器和机器人结构中都是必不可少的,随着航天技术和机器人研究的日益发展,对其设计与研究也提出了越来越高的要求.一方面要轻量化、柔性化设计,以降低能耗;另一方面又必须考虑由于柔性臂的弹性变形引起振动而影响机械臂的操作精度^[1].目前,这类柔性结构的振动控制已经成为当前学术界研究的热点^[2~7].

基于神经网络对任意非线性函数的精确逼近能力,近年来神经网络技术在飞行器和机器人控制中得到广泛研究^[4~7],是一个非常希望在实际中应用的控制技术.小脑模型神经网络算法具有结构简单、学习速度快、不存在局部极小和较强的泛化能力,在实时控制和模式识别已有应用^[8,9].PID控制是实际应用最有效的控制方法之一,并且控制器具有结构简单,稳定性好,对模型依赖程度小和工程上易于实现等优点^[10].但是,PID控制是基于对象精确数学模型的控制方法,自适应性较差,难以适应具有非线性、时变和参数不确定性的系统,仅仅采用常规PID控制器很难达到理想效果.神经网络控制正好可以弥补PID的不足,但神经网络控制算法的稳定性又受到迭代初值和训练程度的影响,控制初期效果不佳.将应用广泛的PID控制与具有自学习功能的神经网络相结合,已成为智

能控制研究的一个新方向.

本文利用小脑模型神经网络(CMAC)与PID混合控制对挠性结构振动进行抑制,并且可以结合PID控制和神经网络各自的优点,在控制初期PID其主要控制作用,当神经网络训练好之后,神经网络取代PID控制发挥主要作用.仿真研究结果表明,该方法的鲁棒性和跟踪性能均优于经典PID方法.

1 动力学系统

本文对参考文献[11]中的动力学模型进行适当的修改,得到动力学模型为

$$I\ddot{\theta} + G\ddot{q} + H\dot{\theta} = T \quad (1)$$

$$M\ddot{q} + C\dot{q} + Kq + G\ddot{\theta} = 0$$

其中 I 是卫星的转动惯量; $\theta = [\theta_x, \theta_y, \theta_z]^T$ 是角

度矩阵; $H = \begin{bmatrix} 0 & h_z & -h_y \\ -h_z & 0 & h_x \\ h_y & -h_x & 0 \end{bmatrix}$ 为角动量矩阵;

h_x, h_y, h_z 是卫星的各轴角动量矩阵; $q = [q_n, q_p, q_T]^T$ 分量分别是柔性附件振动的法向弯曲、平面内弯曲和扭曲3种振型的一阶约束模态坐标; $T = [T_x, T_y, T_z]^T$ 各分量分别是作用在卫星上的外力矩、控制力矩和干扰力矩; A, C 和 K 分别是柔性附件的广义质量、广义阻尼和广义刚度; G 是卫星姿

2004-04-12 收到第1稿,2004-12-08 收到修改稿.

* 国家自然科学基金(10372084)、陕西省自然科学基金(2002A17)、工业装备结构分析国家重点实验室开放基金

态和帆板振动之间的耦合系数.运动方程转换到状态方程

$$\dot{Z} = AZ + BU + f(Z) \quad (2)$$

其中 $Z = [\theta_x, \theta_y, \theta_z, q_n, q_p, q_T, \dot{\theta}_x, \dot{\theta}_y, \dot{\theta}_z, \dot{q}_n, \dot{q}_p, \dot{q}_T]^T \in R^{n \times 1}, A \in R^{n \times n}, B \in R^{n \times m}, U \in R^{m \times 1}, f(Z)$ 为未知干扰项.

2 CMAC 神经网络算法

CMAC 结构见图 1,它是一种监督学习的神经网络,由网络输入、概念映射(Conceptual Mapping)、物理映射(Physical Mapping)和网络输出 4 个基本部分组成.其输入状态空间 S 是一多维空间,可以学习各种非线性函数,而且其迭代次数比 BP 网络少的多,适用于非线性实时控制.

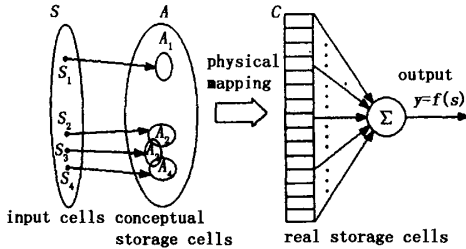


图 1 CMAC 结构图

Fig. 1 The structure diagram of CMAC

设输入向量为

$$S_p = [s_{1p}, s_{2p}, \dots, s_{np}]^T \quad (3)$$

量化编码为 $[S_p]$, 可得到映射后的向量为

$$A_p = A([S_p]) = [A_1([S_p]), A_2([S_p]), \dots, A_q([S_p])]^T \quad (4)$$

其中 $A_j([S_p]) = 1, j = 1, 2, \dots, q, q$ 为泛化常数.

然后将概念存储器映射到实际存储器

$$U_n = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^p w_{ij} A_i([S_p]) = A_p W \quad (5)$$

$$\text{其中 } W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1c} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2c} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{m1} & w_{m2} & \dots & w_{mc} \end{bmatrix}$$

可以得到

$$U_N = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^c w_{1i} & \sum_{i=1}^c w_{2i} & \dots & \sum_{i=1}^c w_{mi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{N1} & u_{N2} & \dots & u_{Nm} \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

3 CMAC 神经网络与 PID 复合控制算法

CMAC 已经成功地被应用于机器人控制中^[12].CMAC 与 PID 混合控制结构如图 2, 通过 CMAC 和 PID 的混合输出对系统结构实现控制,其步骤为:首先, PID 控制起主要作用,对系统进行控制,并为 CMAC 神经控制器不断地提供学习的样本,使神经网络不断训练;然后,神经网络训练完成,则取代 PID 控制承担主要控制输出,常规控制起辅助作用,保证系统的稳定性.

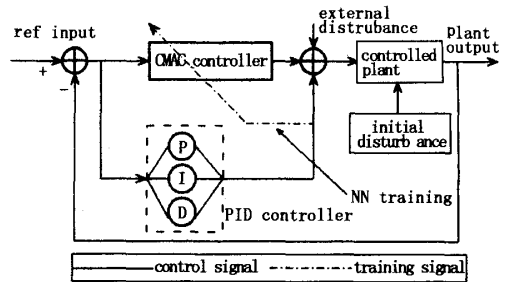


图 2 CMAC 与 PID 复合控制结构图

Fig. 2 The structure diagram of the hybrid control of CMAC and PID

PID 控制器主要由两层意思:1) 控制量 $U_p(t)$

主要依据输入输出误差 e , 积分 $\int_0^t e d\tau$ 和微分 $\frac{de}{dt} = \dot{e}$;

2) 通过线性组合 $e, \int_0^t e d\tau$ 和 \dot{e} 得到 $U_p(t)$.

$$e(t) = R(t) - Z(t) \quad (7)$$

其中 $e \in R^{n \times 1}, R(t) \in R^{n \times 1}$ 为参考输入.

PID 控制器输出 $U_p(t)$ 为

$$U_p(t) = Pe + I \int_0^t e d\tau + D\dot{e} \quad (8)$$

其中 $P \in R^{n \times n}, I \in R^{n \times n}, D \in R^{n \times n}$, 不考虑输出相互影响时可取为对角矩阵.

CMAC 采用有导师学习算法.每一控制周期结束时,计算出相应的 CMAC 输出 $U_N(t)$, 并与总控制输入 $U(t)$ 相比较,修正权值,进入学习过程.学习的目的是使总控制输入与 CMAC 的输出之差最小.经过 CMAC 的学习,使系统的总控制输出由 CMAC 产生.

通过式(6)和式(8)可得到混合控制系统的总体输出为

$$U(t) = U_N(t) + U_p(t) = [u_{N1}(t) - u_{p1}(t), u_{N2}(t) - u_{p2}(t), \dots,$$

$$u_{Nm}(t) - u_{Pm}(t)]^T \quad (9)$$

CMAC 神经网络的控制输出误差为

$$E_j(k) = \frac{a_j(u_j(t) - u_{Nj}(t))^2}{2c},$$

$$(i = 1, 2, \dots, c; j = 1, 2, \dots, n) \quad (10)$$

其中 a_i 为二进制选择向量, c 为 CMAC 网络的泛化参数, $u_{Nj}(t) (j = 1, \dots, n)$ 为 CMAC 产生相应的输出, $u_{Pj}(t) (j = 1, \dots, n)$ 为常规控制器 PID 产生的输出。

进行权值调整

$$\Delta w_k(t) = \eta \frac{u_j(t) - u_{Nj}(t)}{c} a_i = \eta \frac{u_{Pj}(t)}{c}$$

$$(11)$$

$$w_k(t) = w(t - \Delta t) + \Delta w(t) + \alpha(w(t) - w(t - \Delta t)) \quad (12)$$

其中 η 为网络学习速率, $0 < \eta < 1$, α 为惯性量, $0 < \alpha < 1$. 网络初始权值为 $\mathbf{0}$, 此时 $U_N(0) = \mathbf{0}$, $U = U_P$, 系统由常规控制器进行控制. 经过不断的学习, 使得 $U_P(t) = \mathbf{0}$, $U(t) = U_N(t)$.

4 实例仿真

以卫星的太阳帆板为例, 姿态动力学如式(1)所示, 其中参数为^[11]

$$I = \begin{bmatrix} I_x & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{xy} & I_y & I_{yz} \\ I_{xz} & I_{yz} & I_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3000 & 35 & 0 \\ 35 & 1500 & 0 \\ 0 & 0 & 2500 \end{bmatrix},$$

$$M = \text{diag}(15.51, 19.92, 9.78),$$

$$C = \text{diag}(0.01, 0.01, 0.01),$$

$$G = \text{diag}(15.51, 19.92, 9.78),$$

$$B = \text{diag}(145.00, 11.20, 84.00),$$

初始状态 $Z = [\theta_x, \theta_y, \theta_z, q_n, q_p, q_T, \dot{\theta}_x, \dot{\theta}_y, \dot{\theta}_z, \dot{q}_n, \dot{q}_p, \dot{q}_T]^T = [0, 0, 0, 0.1, 0.1, 0.1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]^T$, CMAC 神经网络泛化常数取为 $c = 10$, $\eta = 0.1$, $\alpha = 0.1$, 仿真时间长为 10 s.

仿真结果如图 3 ~ 图 8, 对于飞行器挠性结构来说, 阻尼非常小, 存在初始扰动的情况下, 振动通常很难进行自镇定, 必须依靠外部控制介入. 从仿真可以看出, 混合控制对结构振动有很强的镇定作

用, 鲁棒性强, 对具有初始扰动系统的振动抑制效果非常明显.

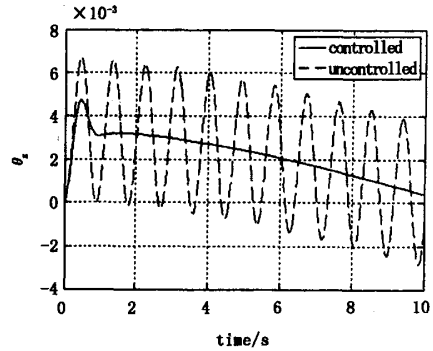


图 3 绕 x 轴转动角度

Fig.3 The rotating angle with axis x

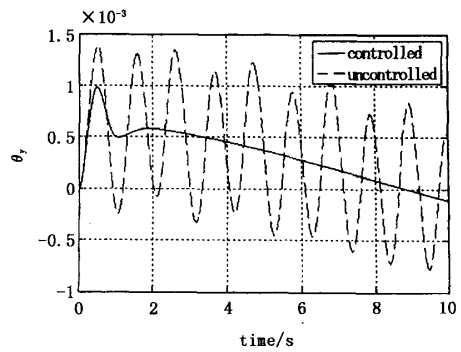


图 4 绕 y 轴转动角度

Fig.4 The rotating angle with axis y

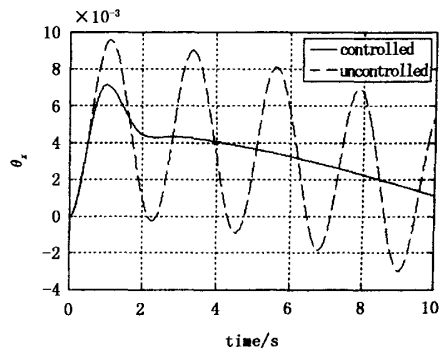


图 5 绕 z 轴转动角度

Fig.5 The rotating angle with axis z

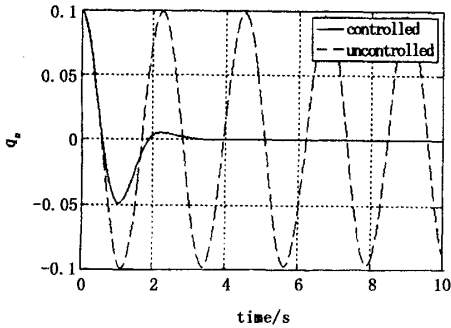


图6 法向振动位移

Fig. 6 The normal vibration displacement

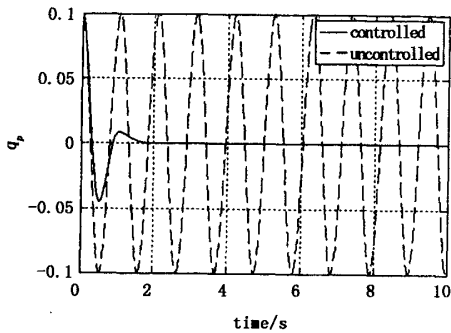


图7 平面内振动位移

Fig. 7 The vibration displacement in plane

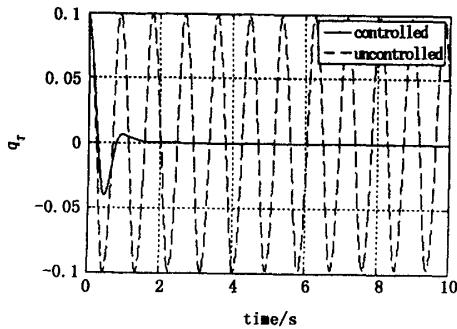


图8 弯扭位移

Fig. 8 The couple displacement of bend and twist

5 结论

本文针对由初始扰动的挠性结构振动问题,采用CMAC神经网络与PID控制的混合控制算法,很好地利用神经网络解决了PID控制需要精确建模的要求,同时利用PID控制为神经网络提供学

习样本.不同的时期两种算法起不同的作用.控制初期,神经网络训练未完成,PID控制发挥主要作用,神经网络训练完成后,CMAC神经网络发挥主要作用.由于PID控制的比例、积分和微分参数的选取非常麻烦,需要经过不断的仿真和实验,即使这样也不能保证能够得到理想的控制输出.在PID控制中加入一个CMAC神经网络控制,由于CMAC神经网络具有自学习功能,可以有效地提高控制效果.

参 考 文 献

- 1 邓子辰,郑焕军,赵玉立,钟万勰. 基于精细积分法的伸展悬臂结构动态特征的计算. 宇航学报, 2001, 22(6): 110 ~ 113 (DengZichen, ZhengHuanjun, ZhaoYuli, ZhongWanxie. On computation of dynamic properties for deploying cantilever beam based on precision integration method. *Journal of Astronautics*, 2001, 22(6):110~113 (in Chinese))
- 2 Sahjendra N Singh, Rong Zhang. Adaptive output feedback control of spacecraft with flexible appendages by modeling error compensation. *Acta Astronautica*, 2004, 54(4): 229~243
- 3 Dong Sun, James K Mills, et al. A PZT actuator control of a single-link flexible manipulator based on linear velocity feedback and actuator placement. *Mechatronics*, 2004, 14(4): 381~401
- 4 Zhu JJ, Xiao WP. Intelligent control of time-varying dynamical systems using CMAC artificial neural network. *Mathematical and Computer Modelling*, 1995, 21(1-2): 89~107
- 5 Jani J T Lahnajärvi, Mikko I Lehtokangas, Jukka P P Saarinen. Estimating movements of a robotic manipulator by hybrid constructive neural networks. *Neurocomputing*, 2004, 56: 345~363
- 6 Cheng XP, Patel RV. Neural network based tracking control of a flexible macro-micro manipulator system. *Neural Networks*, 2003, 16(2): 271~286
- 7 KrishnaKumar K, Rickard S, Bartholomew S. Adaptive neuro-control for spacecraft attitude control. *Neurocomputing*, 1995, 9(2): 131~148
- 8 Larsen GA, Etinkunt SC, Donmez A. CMAC neural network control for high precision motion control in the presence of flange friction. *J of Dyn Syst, Meas and Contr*,

- 1995,117:415~420
- 9 Miller W Thomas, Glanz H Filson, Kraft L Gordon. CMAC: An associative neural network alternative to back propagation. *Proc of the IEEE*, 1990, 78 (10): 1561 ~ 1567
- 10 刘金琨. 先进PID控制及其MATLAB仿真. 北京:电子工业出版社, 2002 (Liu Jinkun. Advanced PID Control and MATLAB Simulation. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2002 (in Chinese))
- 11 刘春梅, 沈毅, 胡恒章, 葛升民. 非线性挠性结构的神经网络变结构控制. 系统工程与电子技术, 2000, 22 (2): 11~14 (Liu Chunmei, Shen Yi, Hu Hengzhang, Ge Shengmin. Neural network assisted variable structure control for nonlinear flexible structure. *Systems Engineering and Electronics*, 2002, 22(2): 11~14 (in Chinese))
- 12 Cembrano G, Wells G, Sardá J, Ruggeri A. Dynamic control of a robot arm using CMAC neural networks. *Control Engineering Practice*, 1997, 5(4): 485~492

HYBRID CONTROL RESEARCH ON FLEXIBLE STRUCTURE BASED ON NEURAL NETWORK AND PID METHOD*

Huang Yongan¹ Deng Zichen^{1,2}

(1. Department of Engineering Mechanics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

(2. State Key Laboratory of Structural Analysis of Industrial Equipment,
Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

Abstract A hybrid control method was proposed to control the vibration of a spacecraft flexible structure by combining CMAC neural network (NN) and PID control method. Firstly, based on the given dynamic equation of the system, the neural network algorithm was obtained by using the concrete characteristics of CMAC neural network. Then, PID control method was introduced into the control system. The above processes form a hybrid control method, which combines the merits of CMAC neural network and PID control method. Finally, the numerical simulation of the complex flexible spacecraft showed that the proposed method was effective.

Key words neural networks, PID control, active control, hybrid control, flexible structure