# 无人机舵面负载模拟系统的小脑模型控制

杨 波 王俊奎

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191) (成都飞机设计研究所, 成都 610041)

摘 要: 为解决无人机舵面负载模拟系统中非线性和多余力矩扰动问题, 利用小脑模型神经网络非线性逼近能力强、结构简单、适于实时控制等特点, 采用小脑模型和传统 PD (Proportional-Derivative)控制结合的复合控制策略, 由小脑模型实现前馈控制, PD控制实现反馈控制, 以保证在系统运行各阶段的控制精度. 分析讨论了复合控制的不稳定性问题, 研究了基于可信度分配和学习率自适应调整的改进型小脑模型的应用情况, 提出一种适用于单输入单输出系统的简化小脑模型复合控制设计方法. 仿真结果表明该方法有效地解决了小脑模型和 PD 复合控制的不稳定问题, 改善了系统动态加载性能, 并具有很好的抗干扰性能.

关 键 词: 舵面负载模拟系统; 多余力矩; 小脑模型神经网络; PD控制

中图分类号: TP 273

文献标识码: A 文 章 编 号: 1001-5965(2009) 11-1361-05

# CMAC neural network for the rudder dynamic load simulator of unmanned aerial vehicles

Yang Bo

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Wang Junkui

(Chengdu Aircraft Design & Research Institute, Chengdu 610041, China)

**Abstract** In order to solve the nonlinearity and the surplus torque disturbance in the rudder load simulator of the unmanned aerial vehicles, a hybrid controller was proposed with the cerebellar model articulation controller(CMAC) network and the traditional proportional-derivative(PD) controller. The CMAC can simulate the nonlinear continuous function with high approximation and high speed learning rate which is suitable for the real time control of nonlinear systems. In the hybrid controller, the CMAC performed the feed forward control and the PD controller realized the feedback control to ensure the accuracy in process of the control. The instability of hybrid controller was discussed and analyzed, the application of credit-assigned and adaptive learning rate CMAC hybrid controller was researched and a simple one-input and one-output CMAC hybrid control method was proposed. The simulation results show the method has settled the unstable problem of the hybrid controller and effectively improved the system dynamics with high robustness.

**Key words** rudder load simulator; surplus torque; cerebellar model articulation controller; proportional-derivative(PD) controller

无人机舵面在飞行过程中除受到动力外, 还受到惯性力和气动力的作用, 其中气动力随着飞行高度、飞行速度、飞行姿态和气流等因素的改变而发生变化, 因此要求舵机具有足够带载能力. 为了验证在各种飞行状态下舵机的性能指标, 如何在地面模拟舵机在各种状态下所受的载荷是一个非常关键的问题.

研制无人机舵面负载模拟系统 (又称负载模

收稿日期: 2008-10-22

作者简介: 杨 波( 1972- ), 女, 四川广安人, 副教授, boyang@buaa.edu.cn

拟器),用以检测和考核舵机系统在实际负载条件下的控制律、动态性能、控制精度等,可以缩短无人机研制周期,节约研制经费,提高飞行可靠性和成功率.由于是舵机带动加载设备转动,舵机运动引起的加载设备端的多余力矩会严重影响系统的载荷谱跟踪精度,因此舵面负载模拟系统的研制关键是抑制多余力矩.

对于无人机而言,舵面载荷相对较小,采用电动负载模拟系统模拟舵面载荷,直流力矩电机是其中的加载设备,抑制多余力矩的产生,就转变为直流力矩电机的控制问题.

通常采用结构不变性原理控制直流力矩电机,但由于系统结构刚度、非线性等影响,采用该方法抑制多余力矩往往达不到理想效果,因此将人工智能的方法与反馈控制理论结合,形成具有自学习、自调节能力,就成为行之有效的控制策略[1].本文根据电动负载模拟系统的实际应用情况,采用了基于小脑模型神经网络的控制策略.

小脑模型神经网络(CMAC, Cerebellar Model Articulation Controller)是一种模仿人小脑功能的局部神经网络,逼近精度高,学习速度快,非常适合应用于实时控制.CMAC网络结构的设计目前理论指导较少,多凭经验,这给CMAC控制器设计带来了难度[2].

本文为解决无人机舵面负载模拟系统中的非线性和多余力矩扰动问题,提出了一种适用于单输入单输出的简化小脑模型复合控制设计方法.

## 1 单通道负载模拟系统数学建模

负载模拟系统往往是多通道并行系统,由于各通道之间彼此独立,因此对单通道负载模拟系统进行数学建模,结构原理如图1所示.力矩电机作为主要载荷模拟设备,通过联轴器与力矩传感器相连,再通过摇臂、拉杆和舵机摇臂将载荷加到舵机轴上,摇臂和拉杆尺寸大小要满足无人机中的实际尺寸要求.

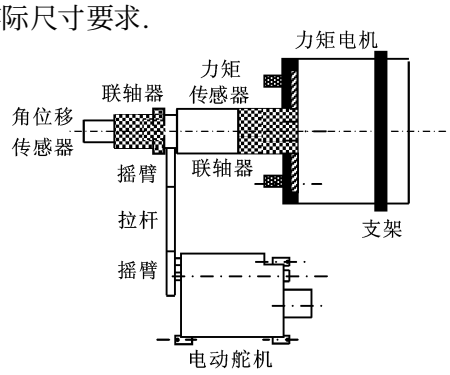


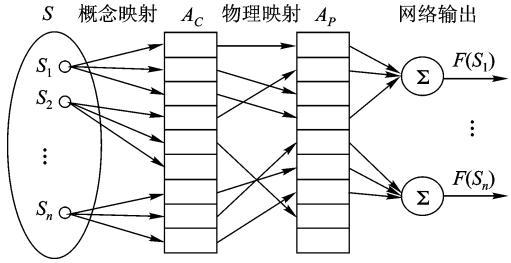

图1 电动负载模拟系统单通道示意图(俯视图)

通过分析直流电机的电压平衡方程、电机转矩平衡方程等得到直流力矩电机的输出转矩与电枢电压的传递函数,建模过程参见文献[1].

## 2 控制策略

本文采用CMAC神经网络实现负载模拟系统中的力矩控制.

CMAC是模拟人脑机能的人工神经网络,由网络输入、概念映射、物理映射和网络输出4个基本部分组成,结构如图2所示.




$S$—输入空间; $A_C$—概念存储器; $A_P$—实际存储器.

图2 CMAC神经网络结构示意图

CMAC的基本思想是:对于输入空间的一个状态,从存储单元中找到对应于该状态的地址,将这些存储单元的内容求和得到CMAC的输出,将此输出与期望值进行比较,并根据学习算法对已激活的存储单元的内容进行修改.CMAC采用的是简单算法,其收敛速度比BP算法要快得多,是基于表格查询式输入输出的局部神经网络模型.

CMAC的具体工作过程如下.

1) 概念映射

概念映射是从$S$至$A_C$的映射.该映射通过滚动组合得到,具有局部泛化特性,即在输入空间中比较相近的向量,在输出空间中也比较相近.

采用线性化函数对输入状态进行量化,实现CMAC的概念映射:

$$s(k) = \mathrm{round}\left[ (r(k) - x_{\min}) \frac{M}{x_{\max} - x_{\min}} \right] \quad (1)$$

式中,$r(k)$为输入;$x_{\min}$和$x_{\max}$为输入的最小、最大值;$M$为$x_{\max}$量化后对应的最大值.

2) 实际映射

实际映射是由$A_C$中的$C$个单元,用编码技术(如杂散编码)映射至$A_P$的$C$个单元,$C$个单元中存放着相应权值.

采用杂散编码技术中的除留余数法实现CMAC的实际映射.设杂散表长为$m$,以元素值$s(k)+i$除以某数$N$($N \leqslant m$)后,所得余数加1作为杂凑地址,实现了实际映射,即

$$address(i) = [s(k) + iMODV] + 1 \quad (2)$$

式中, $i = 1, 2, \cdots, C$.

3) CMAC输出

CMAC的输出算法为

$$y = \sum_{i=1}^{C} w_i \quad (3)$$

其中 $w_i$ 为被激活地址对应的权值.

4) 学习算法

常规 CMAC学习算法采用梯度下降法, 权值按下式调整:

$$\Delta w_j(t) = -\eta \frac{r(t) - y(t)}{C} \cdot \frac{\partial y}{\partial w} = \eta \frac{e(t)}{C} \quad (4)$$

$$w_j(t) = w_j(t-1) + \Delta w_j(t) + \alpha[w_j(t-1) - w_j(t-2)] \quad (5)$$

式中, $\alpha$和 $\eta$分别为惯性量和学习率; $e(t)$为输出 $y(t)$与指令输入 $r(t)$间的误差.

由于 CMAC采用的是简单算法, 收敛速度比 BP网络快得多, 实时性也比 RBF(Radial Basis Function)网络容易保障, 易于硬件、软件实现. 为保证在系统运行各阶段的控制精度, 本文采用 CMAC和传统的 PD控制相结合, 之所以采取 PD控制而非 PID, 是利用 PD控制的控制偏差训练 CMAC神经网络. 这样, CMAC神经网络开始训练时, PD控制起主导作用, 保证控制精度, 一旦神经网络训练成功, 将取代 PD控制.

从式(4)可以看出, 常规的 CMAC目前采用的是简单的"分摊"式学习算法, 误差的校正值被平均分配给所有激活存储单元, 每次样本学习、权值调整均是独立的, 没有考虑这些存储单元的可信度. 文献[3]提出了一种基于信度分配的 CMAC算法, 被激活存储单元的权值调整正比于 $1/(f(j)+1)$, $f(j)$是第 $j$个被激活存储单元的学习次数, 可看成存储单元的可信度. 学习次数越多, 存储的知识越多, 可信度越大, 权值改变越少, 误差的产生主要应由学习次数少的被激活存储单元负责, 其权值修正值应较大. 可信度越高, 其权值修正越小. 由此式(4)改写为

$$\Delta w_j(t) = \frac{\eta[f(j)+1]^{-1}}{\sum_{j=1}^{C}[f(j)+1]^{-1}} e(t) \quad (6)$$

除了可以通过利用可信度来修正权值更新公式, 还可以参考其它神经网络的改进方法, 自适应调整学习率, 根据控制的均方差大小来调整学习率.

CMAC的均方差为

$$E(k) = \frac{1}{2}[U(k) - U_{CMAC}(k)]^2 \frac{1}{C} \quad (7)$$

如

$$E(k) \leqslant E(k-1) \Rightarrow \eta(k) = a\eta(k-1) \quad (8)$$

$$E(k) > E(k-1) \Rightarrow \eta(k) = b\eta(k-1) \quad (9)$$

其中, $a$和 $b$分别是小于 1和大于 1的系数; $U_{CMAC}$为 CMAC产生相应的输出; $U$为 CMAC和 PD的总输出.

本文采用基于 CMAC的复合控制策略, 控制器结构如图 3所示. 其原理是: 初始状态时, CMAC的所有权值为 0, 控制时, 将输入指令信号量化后, 通过杂散编码作为地址输入到 CMAC, 激活存储单元中与之对应的 $C$个地址单元, 并将这 $C$个地址中的权值相加, 得到 CMAC的输出, 即

$$U_{CMAC} = \sum_{l=1}^{C} w_l \quad (10)$$

然后与 PD控制器的输出 $U_{PD}$相加, 得到系统控制器的总输出, 即

$$U = U_{CMAC} + U_{PD} \quad (11)$$

被激活单元的权值调整规则为

$$w(t) = w(t-1)\eta \frac{[f(j)+1]^{-1}}{\sum_{l=1}^{C}[f(j)+1]^{-1}} U_{PD} + \alpha[w(t-1) - w(t-2)] \quad (12)$$

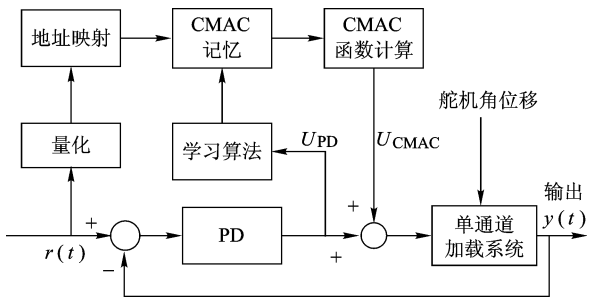



图 3　基于 *CMAC*和 *PD*的系统复合控制器结构图

通过学习, CMAC控制器逐步取代 PD控制器, PD控制器参数取值并不严格, 但要保证系统稳定工作, CMAC控制器是提高系统性能的根本保证. 实际应用中, 应设计一个允许误差极限 $\delta$, 当 $|U_{PD}| \leqslant \delta$时, 权值不变, 否则按式(12)修正权值.

CMAC和 PD(或 PID)的复合控制在很多文献中均有描述[1, 4], 复合控制相比传统的结构不变性控制策略而言, 明显抑制了多余力矩, 改善了系统的动态加载性能, 文献[1]中给出了比较结果. 但上述文献中大多数没有研究 CMAC-PID复合控制结构存在可能经过很长的稳定时间, 系统还会产生振荡, 导致不稳定的问题. 原因在于 CMAC和 PD相互作用, 产生了过学习现象, 随着学习次数的增大, 最终导致系统不稳定. 文献[4]

针对复合控制的典型问题, 提出将指令给定和输出均作为复合控制的输入, 解决了不稳定问题, 但会增加网络结构的复杂性, 影响计算时间. 为了尽可能简化网络结构, 本文通过改进型 CMAC 在复合控制中的应用研究, 最终确定网络设计方案.

## 3 控制算法实现及仿真结果分析

为了验证基于 CMAC 复合控制策略的有效性, 需要进行仿真分析. 将负载模拟系统相关参数代入负载系统的传递函数[1], 仿真中 CMAC 控制器参数为: $\eta = 0.18$, $\alpha = 0.15$, $C = 15$, 指令转矩量化级数为 30, 实际存储器的单元个数为 30.

基于上述参数, 进行 10 s的仿真, 得到指令力矩和系统输出力矩误差的曲线, 如图 4所示, CMAC 过学习现象出现, 系统不稳定, 误差越来越大. 通过调节控制器参数只能从某种程度上延长稳定时间, 却无法根本解决不稳定问题.

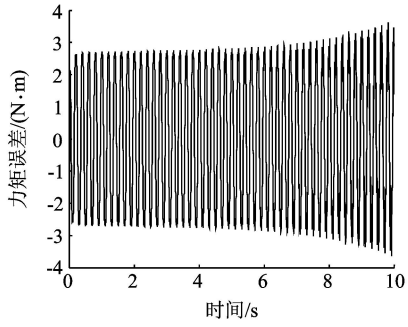



图 4 常规 CMAC的系统复合控制器的控制误差

为彻底解决控制的不稳定性, 首先采用基于可信度的权值调整规则. 从图 5可知, 基于可信度的 CMAC 复合控制可以稳定一段时间, 随着控制时间的增长, 仍然会出现不稳定现象. 究其原因, 这种方法的根本在于误差的产生主要应由学习次数少的被激活存储单元负责, 但是学习次数的多少还取决于输入何种样本, 所以无法根本解决不稳定问题.

其次, 采用基于自适应学习率的 CMAC 神经网络复合控制, 即利用式 (7) ~式 (9)根据控制均方差的变化来相应调整系数 $a$ 和 $b$的值, 仿真结果如图 6, 可以看出, 并没有出现不稳定现象, 即使运行 60 s或更长时间系统始终是稳定的. 在仿真的过程中, $a$和 $b$的取值要接近于 1, 换言之, 学习率变化不能过于频繁, 否则会导致 CMAC 控制效果下降而直接影响系统稳定性.

虽然自适应学习率的 CMAC 复合控制器的控制误差可以起到让系统稳定的目的, 但是一旦参数 $a$和 $b$的设置不当, 同样也会产生振荡. 为更好解决系统稳定性问题, 需要从控制器的结构分析, 系统变为不稳定是由原控制结构和算法导致的. CMAC和 PD 在学习过程中会相互冲突.

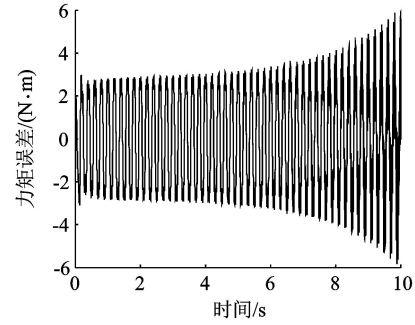



图 5 基于可信度的 CMAC 复合控制器的控制误差

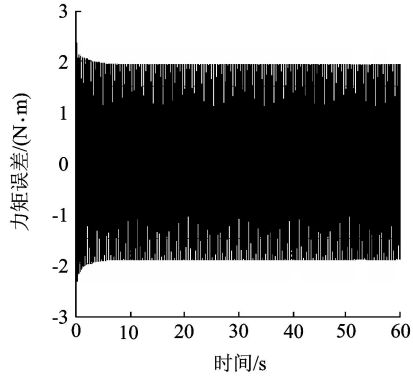



图 6 基于自适应学习率的 CMAC 复合控制器控制误差

通过神经网络的参数选取发现, 如果增大泛化参数可以增加系统稳定时间, 但是增大泛化参数的缺点是降低了学习率, 同时也增加了计算量. 所以本文没有增加泛化参数, 而是减小实际映射层的数目使它等于泛化参数, 这样 CMAC 神经网络就从局部神经网络变为全局神经网络, 每次运算所有权值都会更新, 可以解决 CMAC和 PD 的冲突问题, 由于实际映射层的数目减小, 跟先前的局部神经网络的计算量相比并没有增加, 同时还减小了存储空间尺寸. 从局部神经网络到全局神经网络的变化使得 CMAC 神经网络能够及时敏感输入指令和实际输出差值的变化, 从而保证系统的控制稳定性. 通过仿真可以得出, 本文对单输入 /单输出系统的 CMAC和 PD 的复合控制的简化可以有效解决系统振荡问题, 而且减小了控制误差.

为了验证简化 CMAC 复合控制器抑制多余力矩以及对外部干扰的抑制效果, 假设扭矩指令信号 $F = 20 \sin 10\pi t$ N·m时, 舵机角位移信号为 $\theta = 2.45 \sin 4\pi t$ rad, 为了验证控制策略对外部干扰的抑制效果, 在 $t = 0.53$ s加入 $T = 10.0$ N·m 的常值转矩干扰, 仿真结果如图 7~图 9所示. 系统输出除了在干扰条件下短时间波动外, 误差跟

踪幅值稳定在 2 0N• m 以内.

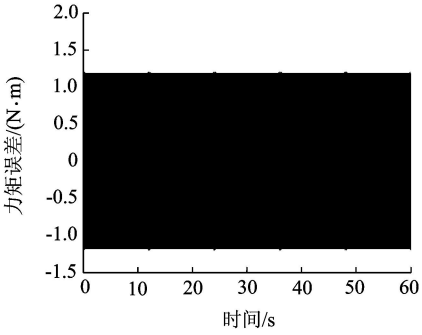



图 7　基于简化的 CMAC 复合控制器控制误差

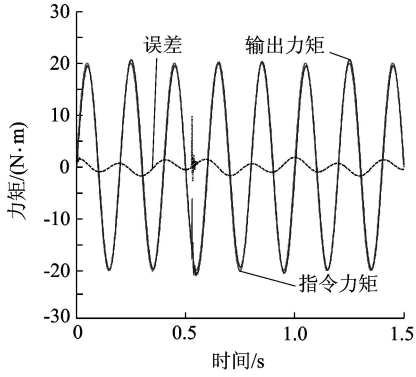



图 8　基于简化的 CMAC 复合控制器跟踪曲线

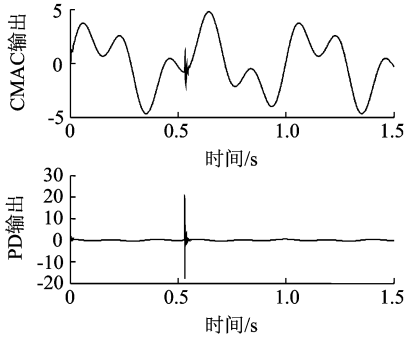



图 9　基于简化的 CMAC 复合控制器输出曲线

以上仿真结果表明采用简化的 CMAC 复合控制弥补了常规 CMAC的不足, 明显抑制了多余力矩, 并对干扰有良好的抑制效果.

## 4　结　论

本文针对无人机舵面负载模拟系统的控制特点, 采用了 CMAC和传统 PD控制结合的控制策略, 在研究了改进型 CMAC 神经网络的基础上, 提出复合控制时 CMAC网络单输入 /单输出的设计方法, 用简单行之有效的方法解决了 CMAC和 PD复合控制的不稳定问题, 即 CMAC网络和 PD控制的冲突问题, 同时有效地抑制了负载模拟系统中的典型的多余力矩问题, 该控制方法同样适用于其它对象的复合控制, 仿真表明, 该复合控制具有较高的学习率和精度, 适于在线学习控制, 为日后进行实验测试奠定了基础.

## 参考文献 (**References**)

[1] 杨波, 王俊奎. 基于改进的 CMAC的电动加载系统复合控制[J]. 航空学报, 2008, 29(5): 1314- 1318
Yang Bo, Wang Junkui. Hybrid control based on improved CMAC for motor-driven loading system[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2008, 29(5): 1314- 1318(in Chinese)

[2] 陈卉, 周萍, 欧阳楷. 小脑模型 CMAC网络结构及有关参数的确定[J]. 计算机工程, 2003, 2(2): 252- 254
Chen Hui, Zhou Ping, Ouyang Kai. Design of structure and arguments of CMAC[J]. Computer Engineering, 2003, 2(2): 252- 254(in Chinese)

[3] Su Shi F, Tao T, Hung T H. Credit assigned CMAC and its application to online learning robust controllers[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, Part B, 2003, 33(2): 202- 213

[4] 时文飞. 基于人工神经网络与 PID的复合控制研究[D]. 重庆: 重庆大学电气工程学院, 2007
Shi Wenfei. The study of compound control based on artificial neural network and PID[D]. Chongqing College of Electrical Engineering, Chongqing University, 2007(in Chinese)

(编　辑: 赵海容)