

文章编号: 1000-8152(2011)06-0827-07

新型小脑模型关联控制器复合控制 在电动加载系统中的结构及算法

杨波, 王哲

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘要: 在电动加载系统中, 多余力矩强扰动和其他非线性因素直接影响力矩跟踪精度, 传统的控制方法很难得到满意的控制效果. 本文分析了电动加载系统中多余力矩产生机理, 提出了一种新型小脑模型关联控制器(CMAC)复合控制策略, 并对其结构及算法进行了研究. 在控制结构上以系统的指令输入和实际输出作为CMAC的激励信号, 采用误差作为训练信号, 并根据激励信号的特点, 提出了非均匀量化的思想. 不同于常规CMAC的误差平均分配, 新型CMAC根据高斯权重系数来分配误差. 动态仿真结果表明, 该方法有效抑制了加载系统的多余力矩及摩擦等非线性因素干扰, 提高了电动加载系统的控制精度, 增强了系统的稳定性.

关键词: 电动加载系统; 多余力矩; CMAC神经网络; 复合控制; 非均匀量化; 高斯权重系数
中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Structure and algorithm of hybrid control in cerebella model articulation controller for electric loading system

YANG Bo, WANG Zhe

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

Abstract: The disturbance of surplus torque and the nonlinearity deteriorate the precision of torque tracking in the electric loading system. This undesired effect can not be removed satisfactorily by the conventional control. To deal with this problem, after analyzing the effect of surplus torque on the electric loading system, we propose a hybrid control based on the novel cerebella model articulation controller(CMAC) and investigate its structure and algorithm. This control adopts the desired output and the actual output of the electric loading system as the incentive signals of CMAC, and treats the error between the desired output and the actual output as the training signal for the CMAC structure. A non-uniform quantization scheme is then proposed according to the characteristics of the incentive signals. In the conventional CMAC, errors are equally distributed into memory cells; while the novel CMAC allocates errors according to the Gaussian weighting coefficients. Simulation results show that the proposed hybrid controller effectively suppresses the disturbance of surplus torque and the nonlinearity such as friction, improves the control precision of the electric loading system and enhances the control stability of the system.

Key words: electric loading system; surplus torque; CMAC neural network; hybrid control; non-uniform quantization; Gaussian weighting coefficient

1 引言(Introduction)

电动加载系统用于无人机舵机的负载模拟试验, 其功能是在实验室条件下复现飞行器的多个舵面在空中所受的各种载荷, 从而实现其舵机驱动系统的技术性能指标的自动测试, 将全实物试验转化为实验室条件下的预测性研究, 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. 对于无人机而言, 由于其舵面载荷相对较小, 所以通常采用电动加载系统. 直流力矩电机以其体积小、惯性低、响应快的优点被广泛应用于加载系统中.

电动加载系统作为被动式力矩控制系统, 存在由于被加载系统(无人机舵机系统)的主动运动引起的多余力矩. 多余力矩的混入不仅会影响加载系统的控制精度, 而且会影响它的带宽和稳定性, 因此如何抑制乃至消除多余力矩是电动加载系统必须解决的关键问题. 电动加载系统具有许多非线性特性, 例如: 电动机的内阻与电感的非线性函数; 机械连接机构间的摩擦力、阻尼系数是非线性的或是时变的; 机械连接存在间隙等等. 在这种条件下, 采用传统的控制方法往往达不到理想效果. 随着智能控制理论

的发展,神经网络在逼近非线性函数和自学习方面的优点使其得到了一定的应用^[1].

小脑模型关联控制器(CMAC)能有效地克服BP(back propagation),径向基函数(RBF)等常规多层前馈网络学习速度慢、实时性差的缺点,具有结构简单、有局域泛化能力和学习速度快等优点,适合应用于实时控制^[2~4].但CMAC网络结构的设计目前理论指导较少,这给CMAC控制器的设计和推广带来了很大的难度.目前常用的是常规CMAC的前馈控制和PD控制器相结合的复合控制,以保证在系统运行各阶段的控制精度.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.虽然相比于传统的控制策略具有更好的处理动态问题的能力,但它在跟踪连续变化的信号时,误差累积的影响会使CMAC产生过学习现象,导致系统不稳定^[5].

文献[6]提出了一种新的高斯权重函数来调整CMAC的权值,并根据每一维激励信号的特点采取了非均匀量化的思想,改变了常规CMAC激活的存储单元数目固定不变的特点,并将此方法运用到了期权定价和套利交易中,收到了良好的效果^[7].

本文借鉴了文献[6]的思想,在CMAC输出和权值的调整上对其算法作了改进,将改进后的新型CMAC和PD控制结合起来,应用到电动加载系统中,并加入多余力矩干扰,而摩擦力矩采用Stribeck模型等效.由PD控制器实现反馈控制,保证系统的稳定性,抑制扰动;CMAC神经网络实现前馈控制,用于辨识被控对象的逆动态模型,确保系统的响应速度.仿真结果表明,新型CMAC-PD复合控制能有效地抑制各种非线性因素的干扰,具有较高的加载

精度和收敛速度,提高了系统的动态性能,并能有效保证系统的稳定性.

2 电动加载系统数学模型(Mathematical model of electric loading system)

电动加载系统的结构原理图如图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.

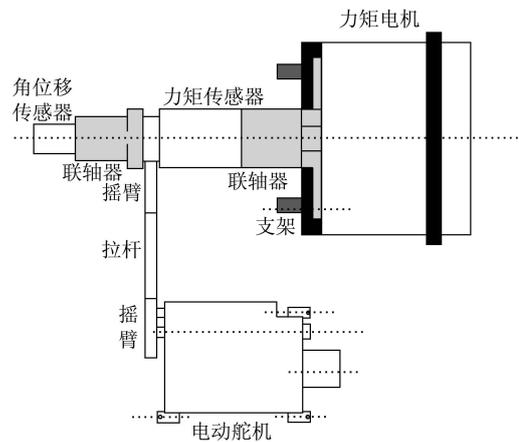


图1 电动加载系统示意图(俯视图)

Fig. 1 Block diagram of electric loading system(top view)

电动加载系统采用脉宽调制(PWM)驱动装置,产生大功率电流驱动直流力矩电机对被加载对象进行加载,加载系统通过连接机构与承载舵机相连,对其进行加载并随之在一定角度内作往复运动^[8].

整个电动加载系统可以表示为一个带有位置干扰的单输入单输出系统.化简后的加载系统的动态模型如下(详细推导过程见文献[9]):

$$T_L(s) = \frac{K_T K_L U_a}{G_3 s^3 + G_2 s^2 + G_1 s + G_0} - \frac{K_L s (L_a J_m s^2 + (R_a J_m + L_a B_m) s + R_a B_m + K_E K_T) \theta_f}{G_3 s^3 + G_2 s^2 + G_1 s + G_0}, \quad (1)$$

其中:

$$G_3 = L_a J_m + L_a J_L, \quad (2)$$

$$G_2 = R_a J_m + L_a B_m + R_a J_L, \quad (3)$$

$$G_1 = R_a B_m + K_E K_T + L_a K_L, \quad (4)$$

$$G_0 = R_a K_L, \quad (5)$$

U_a 为力矩电机电枢电压; K_E , K_T 分别是力矩电机的反电动势系数和转矩系数; R_a , L_a 分别是电枢的电阻和电感; B_m , J_m 为电机的转矩系数和转动惯量; J_L 为被加载对象端负载的转动惯量; K_L 为被加载对象端负载的扭转刚度; θ_f 为被加载对象端的角位移; T_L 为电机轴输出转矩.

由式(1)可以看出分子第2项实际上是强位置干扰量产生的力矩,即所谓的多余力矩.从数学模型

上可以看出,静态加载时是不存在多余力的.对于加载系统来说,舵机的运动位置对它的力矩输出是一个强干扰,影响系统的动态品质和控制精度.性能良好的电动加载系统在舵机的位置变化时,仍能保持给定的力矩输出.两个系统耦合在一起,相互影响,但舵机的角位移必然会带来多余力,它的存在严重影响系统的快速性和跟踪载荷谱的精度,使系统产生严重的相位滞后.

此外,电动加载系统不可避免地会受到摩擦环节的影响.非线性摩擦环节的存在,同样会使系统的动态性能受到影响,主要表现为低速时出现爬行现象,稳态时有较大的静差或出现极限环振荡.为了更加准确地描述非线性因素对电动加载系统的影响,在这里引入了Stribeck摩擦模型,它可表示

如下:

当 $|\dot{\theta}_f(t)| \leq \varepsilon$ 时, 静摩擦为

$$F_f(t) = \begin{cases} F_m, & F(t) > F_m, \\ F(t), & -F_m < F(t) < F_m, \\ -F_m, & F(t) < -F_m, \end{cases} \quad (6)$$

$$F(t) = J_L \ddot{\theta}_f(t); \quad (7)$$

当 $|\dot{\theta}_f(t)| > \varepsilon$ 时, 动摩擦为

$$F_f(t) = (F_c + (F_m - F_c)e^{-\nu|\dot{\theta}_f(t)|})\text{sgn}(\dot{\theta}_f(t)) + K_v \dot{\theta}_f(t), \quad (8)$$

式中: $F(t)$ 为驱动力, F_m 为最大静摩擦力, F_c 为库仑摩擦力, K_v 为粘性摩擦力比例系数, $\dot{\theta}_f(t)$ 为舵机转动角速度, J_L 为舵机转动惯量, ε, ν 为非常小的正常数.

3 新型 CMAC 控制算法(Novel CMAC control algorithm)

3.1 非均匀量化分布(Distribution of nonuniform quantization)

量化过程是将一个连续量的无限集合映射成一个离散量的有限集合. 量化误差影响着 CMAC 的输出, 增加量化级数可以减少量化误差、提高精度, 但会带来存储容量剧增、增加计算时间的缺点.

常规的 CMAC 对于输入向量采用的是均匀等量化, 若能根据输入向量的特点对其数据进行统计后得到概率密度分布函数, 就可以考虑根据密度函数的特征对输入向量进行非均匀量化^[6]. 对于相同数目的量化点, 这种分布结构相比于常规 CMAC 的均匀分布具有更强的自适应性, 能有效地提高存储单元的利用率, 减少密集区域内的量化误差, 有利于得到更高的控制精度.

对本文的电动加载系统来说, 输入向量的选择影响着量化点的分布, 如果选择指令力矩信号或者实际力矩输出信号作为输入向量, 它们的概率密度函数可以视为符合正态分布, 因此可以根据密度函数的特征进行非均匀量化. 如果选择误差作为输入向量, 它的概率密度函数可近似认为是均匀分布, 量化点应该均匀量化.

非均匀量化点的分布结构如图 2 所示. 簇心由输入向量的概率密度函数的极大值来获得, 左右边界由各维输入向量的实际取值范围来确定, 量化点在簇心两侧呈对称分布. 越接近簇心, 量化点越密集.

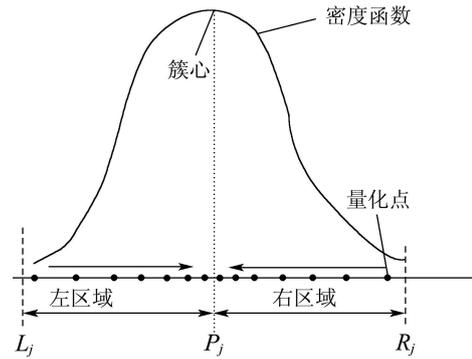


图 2 非均匀量化点的分布

Fig. 2 Distribution of the nonuniform quantization points

用对数量化方法来确定量化点的分布, 参数 μ 决定了量化步长的非线性程度^[10]. 用 M_j 表示第 j 维输入向量的量化点数, $k = 1, \dots, M_j$ 表示量化点的编号. $Q_j \rightarrow \{Q_{j,1}, Q_{j,2}, \dots, Q_{j,M_j}\}$ 为量化映射函数. 计算过程如下所示:

1) 如果第 k 个量化点在左边区域 ($k \leq [M_j/2]$)

$$\text{step} = (P_j - L_j) / [M_j/2], \quad (9)$$

$$pt = L_j + (k - 0.5) \cdot \text{step}, \quad (10)$$

$$Q_{j,k} = L_j + \frac{(P_j - L_j) \log(1 + \mu |L_j - pt| / (P_j - L_j))}{\log(1 + \mu)}, \quad (11)$$

式中 P_j, L_j 分别为中心和左边界. 更新 $k = k + 1$.

2) 如果第 k 个量化点在右边区域 ($k > [M_j/2]$)

$$\text{step} = (R_j - P_j) / [M_j/2], \quad (12)$$

$$pt = P_j + (k - [M_j/2] - 0.5) \cdot \text{step}, \quad (13)$$

$$Q_{j,k} = R_j - \frac{(R_j - P_j) \log(1 + \mu |pt - R_j| / (R_j - P_j))}{\log(1 + \mu)}, \quad (14)$$

式中 R_j 为右边界. 更新 $k = k + 1$.

3.2 新型 CMAC(Novel CMAC)

根据输入矢量的大小确定被激活单元的数目, 对于给定的激活区域范围, 非均匀量化使得这种 CMAC 每次激活的存储单元的数目不是固定的. 在常规算法中误差被平均分配到所有被激活的存储单元中, 而新型 CMAC 引入高斯权重系数来分配误差, 每一个被激活的存储单元的高斯权重系数大小和此点到输入激励点的距离成反比. 距离输入激励越近的点其高斯权重系数越大, 修正的权值越多; 距离越远的点, 影响小, 权值修正也越小. 这种方法能减少输入矢量的量化误差对

CMAC输出的影响, 有效地提高CMAC的泛化能力, 从而得到更高的精度, 并且不影响系统的稳定性.

新型CMAC算法的计算过程如下:

1) 确定被激活的区域大小.

$$lb_{s,j} = x_{s,j} - 0.5 \cdot \alpha \cdot range_j, \quad (15)$$

$$rb_{s,j} = x_{s,j} + 0.5 \cdot \alpha \cdot range_j. \quad (16)$$

式中: $j \in \{1, 2, \dots, J\}$, $lb_{s,j}$ 表示激活区域的左边界, $rb_{s,j}$ 表示激活区域的右边界, $\alpha \in [0, 1]$ 表示欲激活区域相对于整个区域的比例, $range_j$ 表示第 j 维输入向量的取值范围. J 表示输入向量的总维数. 二维CMAC激活区域范围如图3所示.

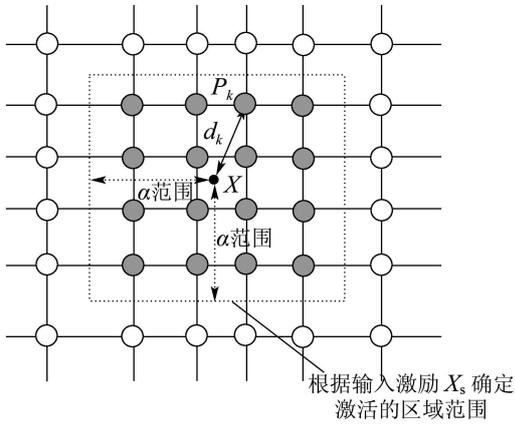


图3 二维新型CMAC激活区域

Fig. 3 Activated district of 2-D novel CMAC

2) 计算高斯权重系数 g_k .

$$g_k = (1 - d_k) \cdot e^{\frac{-d_k^2}{2\lambda^2}}, \quad (17)$$

$$d_k = \frac{\|Q_k - X_s\|}{\max_{k'=1,2,\dots,K_s} \|Q_{k'} - X_s\|}. \quad (18)$$

式中: λ 表示高斯宽度常数, 如图3所示, d_k 表示第 k 个激活单元到输入激励 X_s 的几何距离. $Q_k = (Q_{1,k}, Q_{2,k}, \dots, Q_{J,k})$ 表示第 k 个被激活的存储单元, K_s 表示激活的相关存储单元的数目.

3) 计算CMAC的输出.

这里对CMAC的输出 Y_s 进行了改进, Y_s 为激活单元的权重之和, $Y_s^{(i)}$ 表示第 i 次训练过程的输出

$$Y_s^{(i)} = \sum_{k=1}^{K_s} g_k \cdot W^{(i)}(k), \quad (19)$$

式中 $W^{(i)}(k)$ 表示第 i 次训练过程第 k 个存储单元的值.

4) 更新存储单元的值.

$$W^{(i+1)}(k) = W^{(i)}(k) + \Delta W^{(i)}(k), \quad (20)$$

$$\Delta W^{(i)}(k) = \eta \frac{g_k}{\sum_{k'=1}^{K_s} g_{k'}} \text{Err}_s^{(i)}, \quad (21)$$

式中 $k = 1, 2, \dots, K_s$, $\text{Err}_s^{(i)}$ 表示第 i 次训练过程的误差.

4 新型CMAC-PD复合控制器结构(Structure of novel CMAC-PD hybrid controller)

CMAC-PD的复合控制, 能充分发挥CMAC学习速度快、逼近任意非线性函数的优势, PD控制器起辅助作用, CMAC控制器起主要控制作用. 对CMAC控制器而言, 输入信号和训练信号的选择, 量化方式以及控制算法均影响被控对象的控制效果. 传统的CMAC复合控制只是对一维输入进行均匀量化, 用PD控制器的输出作为训练信号来调整权值, 存在着精度不高, 容易产生过学习现象等缺点.

为了提高电动加载系统的动态性能和控制精度, 本文对常规的CMAC神经网络复合控制器的结构进行了改进, 改进后的结构如图4所示.

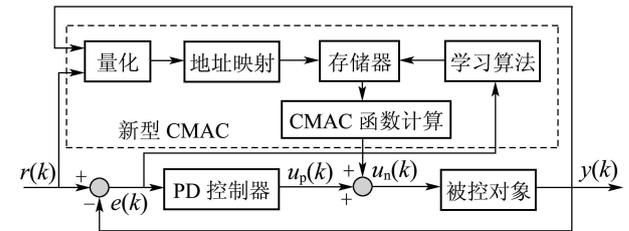


图4 新型CMAC复合控制器结构

Fig. 4 Hybrid controller structure of novel CMAC

该控制器与常用的前馈-反馈复合控制结构类似, 但它采用二维输入, 以系统的给定信号 $r(k)$ 和实际输出信号 $y(k)$ 作为CMAC的输入. 常规的复合控制采用PD控制器的输出 $u_p(k)$ 作为调整权值学习的训练信号, CMAC学习的是被控对象的逆动态模型. 而改进后的新型CMAC-PD复合控制结构采用的是系统的跟踪误差 $e(k)$ 作为调整权值学习的训练信号, 因此CMAC实现的不仅仅是被控对象的逆动态模型, 而且是包括了常规反馈控制器在内的整个系统的逆动态模型.

根据输入矢量 $r(k)$ 和 $y(k)$ 的特征, 它们的密度分布可以视为正态分布, 根据概率密度曲线确定簇心, 由式(9)~(14)得到输入矢量的非均匀量化点分布. 然后在确定了 α 范围后, 根据输入激励 X_s 确定激活的相关存储单元, 计算它们的高斯权重系数. CMAC的输出为这些激活的存储单元的权重

之和, 即

$$U_{CMAC} = \sum_{k=1}^{K_s} g_k \cdot W(k), \quad (22)$$

式中: K_s 表示激活的存储单元的数目, g_k 为高斯权重系数, $W(k)$ 表示第 k 个激活的存储单元的权值.

系统控制器总的输出为CMAC控制器与PD控制器的输出之和

$$U = U_{CMAC} + U_{PD}. \quad (23)$$

为了协调控制系统的稳定性和收敛速度间的矛盾, 将权值调整公式改进如下:

$$\Delta W(k) = \eta(1 - e^{-\beta \cdot |e(k)|}) \cdot \frac{g_k}{\sum_{k'=1}^{K_s} g_{k'}} \cdot e(k). \quad (24)$$

CMAC神经网络学习率的大小关系到CMAC控制系统的稳定性, 这里采用 $\eta(1 - e^{-\beta \cdot |e(k)|})$ 替代传统的固定学习率 η . 它能根据系统的误差大小在学习过程中动态地调整学习率, 当误差较小时, 较小的学习率可以抑制累积误差的影响所导致系统的不稳定性, 而误差较大时, 较大的学习率可以加速系统的收敛. β 为平衡常数, 用来协调系统的稳定性和收敛速度之间的矛盾, 可根据实际模型来取值. 改进后的算法可以提高系统的自适应能力, 有效增强系统的稳定性.

5 仿真分析(Simulation analysis)

为了验证新型CMAC复合控制的有效性, 需要进行对比仿真分析. 电动加载系统的主要参数如表1所示.

表1 电动加载系统主要参数

$J_m / (\text{Kg} \cdot \text{m})$	0.01	$K_T / (\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{A}^{-1})$	1.754
L_a / mH	4.3	$K_E / (\text{V} \cdot (\text{r} \cdot \text{min}^{-1})^{-1})$	2.046
R_a / Ω	3.5	$K_L / (\text{N} \cdot \text{m})$	750

PD控制器的参数设定为: $K_p = 3, K_d = 0.005$. CMAC的参数设定为: 给定信号和实际输出信号的量化级数 $N_1 = N_2 = 100, \eta = 0.2, \mu = 10, \lambda = 0.5, \alpha = 0.2, \beta = 1$.

取 $y_r = 1.74 \sin(5 \cdot 2\pi) \text{ rad/s}$ 作为舵机的角速度干扰信号, 如图5所示, 未加抑制或补偿时多余力矩的峰值为 $1.86 \text{ N} \cdot \text{m}$.

下面针对PID与结构不变性原理混合控制, 传统一维CMAC-PD复合控制, 结构改进后常规CMAC-PD复合控制以及本文的新型CMAC复合控制作仿真比较.

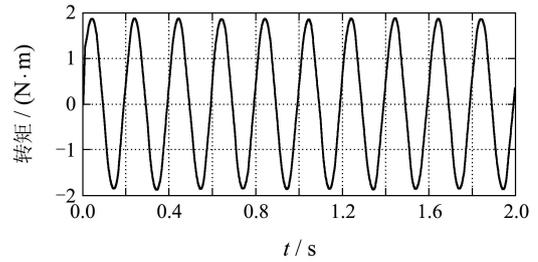
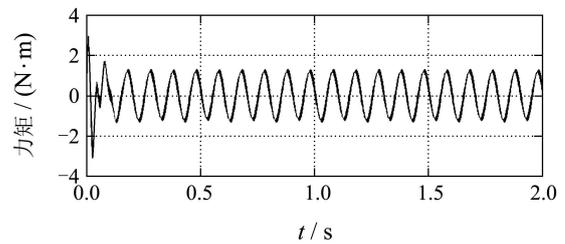


图5 系统的多余力矩

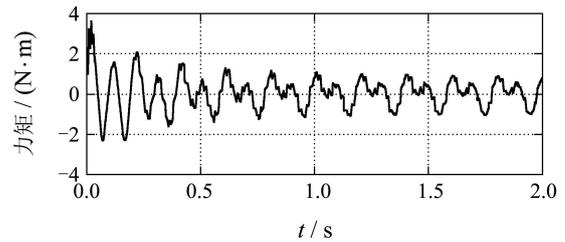
Fig. 5 Surplus torque of system

1) 正弦信号的跟踪性能仿真.

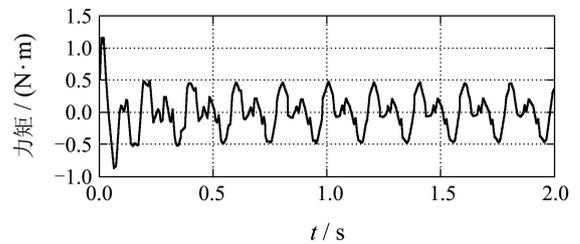
取加载指令为 $F = 10 \sin(10 \cdot 2\pi) \text{ N} \cdot \text{m}$, 对于无人机电动加载系统而言, 加载指令的频率已为极限值, 仿真时间取2 s, 结果如图6所示.



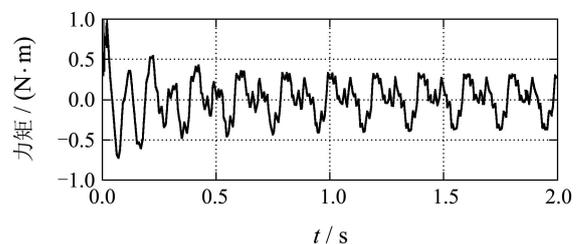
(a) 基于PID与结构不变性原理跟踪曲线



(b) 传统一维CMAC-PD复合控制跟踪曲线



(c) 结构改进后常规CMAC-PD复合控制跟踪曲线



(d) 新型CMAC复合控制跟踪曲线

图6 基于不同控制策略的跟踪误差曲线

Fig. 6 Tracking curves of different control strategies

图6(a)为采用结构不变性原理控制的仿真结果,跟踪误差幅值为 $1.3\text{ N}\cdot\text{m}$ 。图6(b)为传统一维CMAC-PD复合控制,采用指令力矩作为输入向量,用传统的 $u_p(k)$ 作为训练信号,跟踪误差幅值为 $1\text{ N}\cdot\text{m}$,精度较结构不变性原理有所提高,但一开始跟踪误差较大,且很快会出现过学习现象。图6(c)是结构改进后的常规CMAC-PD复合控制,PD控制器参数和量化级数取值同新型CMAC复合控制相同,但算法仍为常规CMAC算法,跟踪误差幅值控制在 $0.5\text{ N}\cdot\text{m}$,可见控制器的结构对于跟踪精度有很大影响,对于本文的无人机电动加载系统而言,采用二维输入,并用误差作为训练信号明显优于传统一维CMAC的控制效果。图6(d)为本文提出的新型CMAC复合控制,1s后误差跟踪幅值快速收敛到 $0.35\text{ N}\cdot\text{m}$ 左右,且一开始的跟踪误差非常小。由此可见,采用新型CMAC复合控制的效果优于其他3种控制策略的效果,且多余力矩等干扰对系统的影响只有3.5%。

2) 复合控制稳定性仿真。

针对CMAC和PD复合控制相互作用,可能经过相当长的稳定时间,最终导致系统发散的问题,有必要测试其稳定性。鉴于结构改进后的常规CMAC-PD复合控制和新型CMAC复合控制的动态性能和跟踪精度明显优于其他两种算法,这里只对这两种算法的稳定性进行测试,正弦波的取值同1),延长仿真时间为100s。

图7为结构改进后的常规CMAC-PD复合控制的仿真结果,可见虽然系统一开始能够快速收敛,但有逐步发散的趋势,30s后就出现了发散现象;而图8采用的新型CMAC复合控制在100s后,误差依然保持在 $0.35\text{ N}\cdot\text{m}$ 左右,并没有发散的趋势,由此可见本文提出的新型CMAC控制策略不仅使系统具有良好的动态响应性能,而且有效地提高了系统的稳定性,避免了过学习现象的产生。

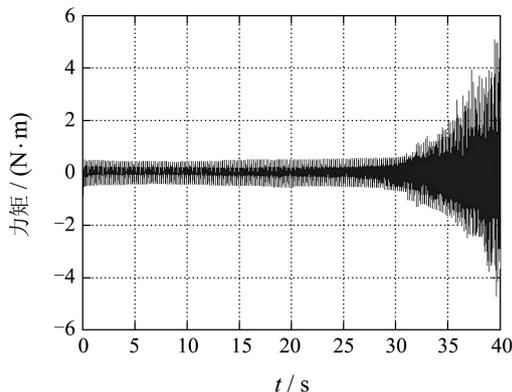


图7 常规CMAC-PD复合控制跟踪误差

Fig. 7 Control error of traditional CMAC-PD hybrid controller

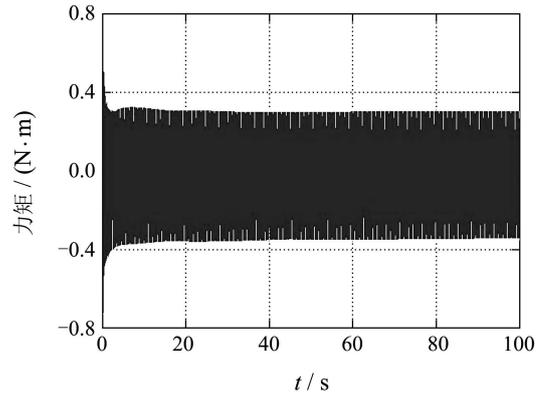


图8 新型CMAC复合控制误差

Fig. 8 Control error of novel CMAC hybrid controller

3) 加入摩擦环节仿真。

在实际加载过程中,电动加载系统不可避免地会受到摩擦环节的影响,除了多余力矩强干扰外,在模型中加入Stribeck摩擦干扰,参数的取值 $F_m = 0.3\text{ N}\cdot\text{m}$, $F_c = 0.2\text{ N}\cdot\text{m}$, $K_v = 0.02\text{ N}\cdot\text{m}\cdot(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})^{-1}$, $\varepsilon = 0.001$, $\nu = 0.01$,仿真结果如图9所示。

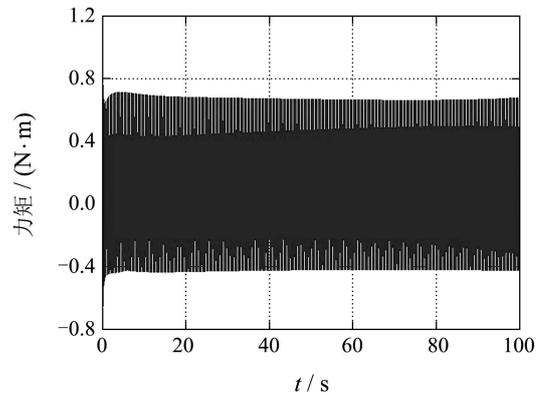


图9 加入Stribeck摩擦模型后新型CMAC复合控制误差

Fig. 9 Control error of novel CMAC with Stribeck friction model

可见,加入Stribeck摩擦后,由于多余力矩和摩擦干扰的共同作用,使得系统的跟踪误差有所增大,但仍能保持稳定,证明了这种控制策略的有效性。

6 结语(Conclusion)

本文针对无人机电动加载系统的加载力矩跟踪精度受多余力矩及摩擦等非线性因素影响的特点,提出了一种新型CMAC神经网络复合控制,引入了非均匀量化思想,并对其控制结构和算法进行了研究,采用系统的指令输入和实际输出作为CMAC的激励信号,误差作为训练信号,并根据高斯权重系数来分配误差。仿真结果表明,该方法既弥补了结构不变性原理的不足,明显抑制了多余力矩,相比于常规的CMAC-PD复合控制,不仅

提高了跟踪精度, 而且能保证系统的稳定性, 具有很强的鲁棒性. 与其他神经网络控制相比, 它的计算量小, 适合于在线实时控制, 对电动加载系统的设计具有很大的参考价值.

参考文献(References):

- [1] YUAN Z H, WU J D, TENG J H. Hybrid control of load simulator for unmanned aerial vehicle based on wavelet networks[C] // *Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. New York: IEEE, 2003: 715 – 719.
- [2] KU S S, LARSEN G, CETINKUNT S. Fast tool servo control for ultra-precision machining at extremely low feed rates[J]. *Mechatronics*, 1998, 8(4): 381 – 393.
- [3] LARSEN G A, CETINKUNT S, DONMEZ A. CAMC neural network control for high precision motion control in the presence of large friction[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 1995, 117(3): 415 – 420.
- [4] WANG M Y, GUO B. Design of electric dynamic load simulator based on recurrent neural networks[C] // *Proceedings of IEEE International Electric Machines and Drives Conference*. New York: IEEE, 2003: 207 – 210.
- [5] 蒋志明, 林廷圻, 黄先祥. 一种基于CMAC的自学习控制器[J]. *自动化学报*, 2000, 26(4): 542 – 545.
(JIANG Zhiming, LIN Tingqi, HUANG Xianxiang. A new self-learning controller based on cmac neural network[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(4): 542 – 545.)
- [6] TEDDY S D, QUEK C, LAI E M. PSECMAC: a novel self-organizing multiresolution associative memory architecture[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 19(4): 689 – 712.
- [7] TEDDY S D, QUEK C, LAI E M. A cerebellar associative memory approach to option pricing and arbitrage trading[J]. *Advances in Neural Information Processing*, 2008, 21(16/18): 3303 – 3315.
- [8] 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): 1315 – 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): 1315 – 1318.)
- [9] 杨波, 王哲. 舵面电动加载系统的自适应CMAC复合控制[J]. *北京航空航天大学学报*, 2010, 36(3): 333 – 337.
(YANG Bo, WANG Zhe. Adaptive CMAC hybrid control for rudder electric loading systems[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2010, 36(3): 333 – 337.)
- [10] ORFANIDIS S J. *Introduction to Signal Processing*[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1995.

作者简介:

杨波 (1972—), 女, 副教授, 博士, 目前研究方向为智能检测与运动控制等领域, E-mail: boyang@buaa.edu.cn;

王哲 (1984—), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为智能检测与运动控制, E-mail: wangzherube@sina.com.