

基于CMAC的气动人工肌肉 变结构位置控制研究*

杨 钢 李宝仁

(华中科技大学 FESTO 气动技术中心 武汉 430074)

摘要: 气动人工肌肉是一种具有功率自重比/功率体积比大、响应快的新型气动元件,近年来已引起了人们广泛关注。然而,由于难于实现气动人工肌肉系统的精确控制,从而阻碍了其更加广泛的应用。在气动人工肌肉动态数学模型的基础上,提出采用基于CMAC的气动人工肌肉两层滑模变结构控制方法。CMAC神经网络用于学习气动人工肌肉系统的不确定信息,并作为前馈补偿使跟踪误差快速收敛,通过变结构控制消除网络的学习误差和不可重复随机干扰的影响,确保系统鲁棒性。试验结果表明了该方法的有效性和系统的鲁棒性。

关键词: 气动人工肌肉 滑模变结构控制 CMAC 鲁棒性

中图分类号: TH138 TH237

0 前言

气动人工肌肉具有重量轻、响应快、功率自重比/功率体积比大等优点,因而越来越多地被应用在机器人系统、工业自动化以及仿生机械等领域。然而,由于气动人工肌肉具有强非线性,若采用传动的控制方法,很难实现气动人工肌肉在较大工作范围内都能获得良好的控制品质。Galdwell设计了基于前馈PID的自适应控制器^[1];参考文献[2]中提出使用神经网络系统控制气动人工肌肉,通过训练之后,可以达到较好的跟踪性能;其他的控制方法包括 H_∞ 控制、增益调节控制和变结构控制等^[3]。然而,上面提到的这些控制方法在设计控制器时,是将气动人工肌肉看作单纯的机械元件,仅考虑其负载动态特性,而不是将其看作气动元件,并没有考虑气动人工肌肉容腔压力、容积和流量之间的非线性动态关系。

变结构控制近年来在非线性控制领域得到了越来越多的重视,它具有控制精度高,鲁棒性强等优点。对于满足所谓匹配条件的系统,一旦其进入滑动模面,对于参数和负载的变化具有强的抗干扰性^[4]。然而气动人工肌肉系统并不满足变结构控制的匹配条件。采用一般变结构方法会设计出包含有不确定量的滑动模面,从而丧失鲁棒性。针对这种情况,设计了具有两层滑动模面的变结构控制。

此外,传统的变结构控制需要估计不确定量的

上界值,因此控制增益的设计往往较为保守。CMAC神经网络为局部神经网络,具有学习速度快,泛化能力强等特点^[5]。采用CMAC用于学习气动人工肌肉系统的不确定信息,并作为前馈补偿使跟踪误差快速收敛,以改善系统的动态品质。

1 气动人工肌肉系统动态数学模型

控制器的设计将用到气动人工肌肉数学模型,这已在参考文献[6]中进行了详细推导。这里简单描述如下。

在气源压力 p_s 、环境压力 p_{amb} 恒定,气动人工肌肉容腔无泄漏等假设条件下,图1所示的气动人工肌肉动态数学模型如下。

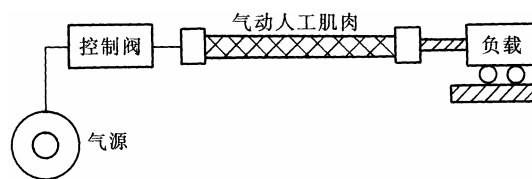


图1 气动人工肌肉系统简化模型

(1) 负载动态数学模型

$$m\ddot{x} = (p - p_{amb})\bar{A} - F_s - \beta\dot{x} - F\text{sgn}(\dot{x}) \quad (1)$$

(2) 容腔压力动态数学模型

$$\frac{dp}{dt} = \frac{kRTq_m}{V} - \frac{kp}{V} \frac{dx}{dt} \quad (2)$$

(3) 流量动态数学模型

$$q_m = \mu Xw \sqrt{\frac{2k}{(k-1)RT}} \varphi(\Theta) \quad (3)$$

* 国家自然科学基金资助项目(No.50375057)。20031209 收到初稿, 20040310 收到修改稿

式中

$$\varphi = p_u \begin{cases} \sqrt{(\Theta)^{2/k} - (\Theta)^{(k+1)/k}} & 0.528 < \Theta \leq 1 \\ \sqrt{\frac{k-1}{2} \left(\frac{2}{k+1}\right)^{(k+1)/k}} & 0 \leq \Theta \leq 0.528 \end{cases}$$

Θ ——节流口下游压力 p_d 与上游压力 p_u 的比值, $\Theta = p_d / p_u$

m ——负载质量

\bar{A} ——等效工作面积

F_s ——橡胶弹性力

F ——摩擦力

β ——粘性摩擦系数

x ——负载位移

k ——绝热指数

R ——气体常数

T ——气体温度

q_m ——质量流量

μ ——流量系数

X ——控制阀阀心位移

W ——控制阀阀口湿周

P ——气动人工肌肉容腔内压力

V ——气动人工肌肉容腔体积

2 基于CMAC的变结构控制器的设计

如果系统的负载动态精确表达式如式(1)所示, 将式(1)写为

$$m\ddot{x} = \tau + F(x, \dot{x}) \quad (4)$$

式中 τ —— \bar{A} 系统的驱动力, $\tau = (p - p_{amb})$

$F(x, \dot{x})$ ——橡胶弹性力、库仑摩擦力以及粘性摩擦力的函数表达式

$$F(x, \dot{x}) = -(F_s + \beta\dot{x} + F\text{sgn}(\dot{x}))$$

若 x_d 为期望位移, \dot{x}_d 则为期望速度, \ddot{x}_d 为期望加速度。系统期望的驱动力可表示为

$$\tau_d = m\ddot{x}_r - F(x, \dot{x}) \quad (5)$$

式中 $\ddot{x}_r = \ddot{x}_d - k_2(\dot{x} - \dot{x}_d) - k_1(x - x_d)$

由式(4)和式(5), 可得

$$\ddot{\varepsilon} + k_2\dot{\varepsilon} + k_1\varepsilon = 0 \quad (6)$$

式中 $\varepsilon = x - x_d$, 如果选择合适的 k_1 和 k_2 , ε 将趋近于零。这样滑动模面就可以定义为 $\sigma = 0$, 则

$$\sigma = \tau - \tau_d \quad (7)$$

其导数为

$$\dot{\sigma} = C(x, \dot{x}, p) + G(x, p)u - \dot{\tau}_d \quad (8)$$

式中

$$C(x, \dot{x}, p) = \left(\left(\frac{d\bar{A}}{dx} - \frac{k\bar{A}^2}{V} \right) p - \frac{d\bar{A}}{dx} p_{amb} \right) \dot{x}$$

$$G(x, p) = \begin{cases} \mu p_s \sqrt{\frac{2k}{(k-1)RT}} \varphi \left(\frac{p}{p_s} \right) & u \geq 0 \\ \mu p \sqrt{\frac{2k}{(k-1)RT}} \varphi \left(\frac{p_{amb}}{p} \right) & u < 0 \end{cases}$$

由于 $G(x, p)$ 始终大于零, 如果选择足够大的 $X_v > 0$, 使得下面不等式

$$|G(x, p)u| > |C(x, \dot{x}, p)| + |\dot{\tau}_d|$$

成立, 则下面的控制器可以满足滑模条件 $\sigma\dot{\sigma} < 0$

$$u = -X_v \text{sgn}(\sigma) \quad (9)$$

然而, 由于误差方程式(6)仅在 τ_d 可精确求解时才能成立, 如果滑动模面式(7)包含不确定量 f , $\sigma = 0$ 就不可能精确地获得。这样, 滑模控制就丧失了对不确定量的鲁棒性。为了克服不确定量的影响, 在式(7)中需要加入附加控制。采用CMAC学习算法来补偿不确定量 f , 定义

$$\tilde{\tau}_d = \hat{m}\ddot{x}_r - \hat{F}(x, \dot{x}) + u_N \quad (10)$$

式中 $\hat{m}, \hat{F}(x, \dot{x})$ ——名义值

u_N ——CMAC神经网络的输出, 用来补偿不确定量 f

由式(4)和(10)可得

$$\ddot{\varepsilon} + k_2\dot{\varepsilon} + k_1\varepsilon = \frac{1}{m}(u_N - f(\ddot{x}_r, \dot{x}, x)) \quad (11)$$

式中 $f = \Delta m\ddot{x}_r + \Delta F(\dot{x}, x)$

$$\Delta m = m - \hat{m}$$

$$\Delta F(\dot{x}, x) = F(\dot{x}, x) - \hat{F}(\dot{x}, x)$$

定义误差状态矢量 $e = [\varepsilon, \dot{\varepsilon}]^T$, 这样式(11)可以

写为

$$\dot{e} = Ae + Bm^{-1}(u_N - f(\ddot{x}_r, \dot{x}, x)) \quad (12)$$

$$\text{式中 } A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -k_1 & -k_2 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

定义 s 为

$$s = Ce \quad (13)$$

式中 $C = [\lambda \quad 1]^T \quad \lambda > 0$

这样就一定存在正定矩阵 P 和 Q 满足

$$A^T P + PA = -Q \quad (14)$$

$$PB = C^T \quad (15)$$

假定不确定函数 $f(\ddot{x}_r, \dot{x}, x)$ 可以表示为

$$f(\ddot{x}_r, \dot{x}, x) = \sum_{j=1}^n \omega_j^* \chi(\alpha_j) \quad (16)$$

式中 ω_j^* ——CMAC神经网络输出的期望权系数

n ——存储单元数

α_j ——第 j 个存储单元地址

$$\chi(\alpha_j) = \begin{cases} 0 & \alpha_j \in H(y) \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

这里 $H(\mathbf{y})$ 表示输入矢量映射到 N_g 个存储单元的地址, N_g 为泛化大小, 即相应于一个输入矢量 \mathbf{y} , 映射地址 $H(\mathbf{y})$ 是包含有 N_g 个存储单元的地址集。

实际CMAC的输出采用权系数 ω_j 表示为

$$u_N = \sum_{j=1}^n \omega_j \chi(\alpha_j) \quad (18)$$

如式(11)中所示, CMAC的输入应为 \ddot{x}_r 、 \dot{x} 和 x , 这样实际CMAC的输出与不确定量之间的差值为

$$u_N - f(\ddot{x}_r, \dot{x}, x) = \sum_{j=1}^n \bar{\omega}_j \chi(\alpha_j) \quad (19)$$

式中 $\bar{\omega}_j = \omega_j - \omega_j^*$

权系数 ω_j 的更新算法可以通过下面的Lyapunov函数推导而得

$$L = \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{e} + \frac{1}{m\eta} \sum_{j=1}^n \bar{\omega}_j^2 \quad (20)$$

式中 η ——学习因子, $\eta > 0$

由式(12)和(19), 上式的导数为

$$\begin{aligned} \dot{L} = & \mathbf{e}^T (\mathbf{A}^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A}) \mathbf{e} + \frac{2s}{m} \sum_{j=1}^n \bar{\omega}_j \chi(\alpha_j) + \frac{2}{m\eta} \sum_{j=1}^n \bar{\omega}_j \dot{\omega}_j = \\ & -\mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + \frac{2s}{m} \sum_{j=1}^n \bar{\omega}_j \chi(\alpha_j) + \frac{2}{m\eta} \sum_{j=1}^n \bar{\omega}_j \dot{\omega}_j \end{aligned} \quad (21)$$

权系数 ω_j 的更新算法为

$$\dot{\omega}_j = -\eta s \sum_{j=1}^n \chi(\alpha_j) \quad (22)$$

式(21)为

$$\dot{L} = -\mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} \leq 0 \quad (23)$$

因此系统满足Lyapunov意义上的稳定性。

在前面的分析中, 不确定量被假定为可重复的, 并且能够用式(16)表达, 这意味着CMAC的输入信号总是被限制在有界区域内, 且不确定量可以通过CMAC精确获得。然而, 由于存在CMAC学习误差以及不可重复性扰动, 在控制时很难保证将输入信号限制在一个给定的有界领域内。输入信号的有界领域问题是局部神经网络的一个缺点。通常可以使用sigmoid函数将输入信号映射到CMAC的输入域的方法来解决。但是这种方法可能在CMAC输入域的边界处会产生更大的学习误差。

选择第二层滑动模面来构造一个鲁棒控制器用来解决学习误差和随机扰动的影响。选择式(13)为第二层滑动模面, 则相应的变结构控制器为

$$u_v = -W \operatorname{sgn}(s) \quad (24)$$

式中 $|\delta(t)|_{\max} \leq W$, $W > 0$, $\delta(t)$ 表示学习误差和随机扰动的影响。

CMAC和变结构控制器综合为

$$v = u_N + u_v \quad (25)$$

式中 u_v ——第二层滑模变结构控制输出

将式(12)重写为

$$\dot{\mathbf{e}} = \mathbf{A} \mathbf{e} + \mathbf{B} \mathbf{m}^{-1} (v - \sum_{j=1}^n \omega_j^* \chi(\alpha_j) - \delta(t)) \quad (26)$$

这样式(20)的导数可以写为

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -\mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + \frac{2s}{m} \left(\sum_{j=1}^n \bar{\omega}_j \chi(\alpha_j) + u_v - \delta(t) \right) + \frac{2}{m\eta} \sum_{j=1}^n \bar{\omega}_j \dot{\omega}_j = \\ & -\mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + \frac{2s}{m} (-W \operatorname{sgn}(s) - \delta(t)) \leq 0 \end{aligned} \quad (27)$$

由两层滑动模面可得新的滑动模面

$$\sigma = (p - p_{\text{amb}}) \bar{A} - (\hat{m} \ddot{x}_r + \hat{F}(\dot{x}, x) + v) \quad (28)$$

从控制的观点, 可以看到滑动模面式(28)在状态空间中已不再是静态超平面, 它是动态的、不连续的切换面。这种切换将会引起控制输入的“抖振”现象, 这种“抖振”现象对系统控制是不利的。通常采用加入边界层的方法来削弱“抖振”的影响, 可用饱和函数 $\operatorname{sat}(x)$ 代替符号函数 $\operatorname{sgn}(x)$, 饱和函数定义为

$$\operatorname{sat}(x) = \begin{cases} \operatorname{sgn}(x/\phi) & |x| > \phi \\ x/\phi & |x| \leq \phi \end{cases} \quad (29)$$

式中 ϕ ——边界层

3 试验研究

本节通过试验来验证所提出控制方法的有效性。试验中采用FESTO公司提供的气动人工肌肉, 型号MAS-20-N300-AA-MCHK, 初始直径为20 mm, 初始长度为300 mm, 最大收缩量为初始长度的20%。主机为兼容机PIII450, 测量与控制卡采用PCL-816。流量控制采用FESTO公司提供的比例流量阀MPYE-5-1/8-HF-010B。位移传感器精度为 ± 0.1 mm, 压力传感器的线性误差为 $\pm 0.5\%$, 采样周期为1.0 ms。试验时气源压力为0.4 MPa, 负载质量为10 kg。

当系统在初始阶段, CMAC存储单元存放的初值为零, 气动人工肌肉运行一次, CMAC被训练一次。当第2次学习时, 以第1次学习后的神经网络单元权值为初始值; 同样, 当第3次学习时, 以第2次学习后的神经网络单元权值为初始值。图2为CMAC在线学习的阶跃响应曲线。曲线1, 2, 3分别为神经网络学习第1次, 第2次和第3次气动人工肌肉的阶跃响应曲线。CMAC的泛化大小 $N_g = 13$, 学习因子 $\eta = 0.02$ 。

在第1, 2次学习控制过程中, 由于神经网络单元的权值较小, 气动人工肌肉响应速度较慢, 误差相对较大。在第3次学习控制时, 气动人工肌肉便有较快的响应和满意的控制精度。但是需要指出的是,

随着训练次数的增多，CMAC对气动人工肌肉的控制并不进一步的改善，有时反而变差。分析原因可知，这是由于CMAC在对实时控制系统的学习时，对系统中的有用信息和随机干扰不能区分，有可能出现过学习现象。试验证明，在经过几次学习达到较好的控制效果时，停止学习过程，则气动人工肌肉在以后的控制过程将保持较好的控制品质。

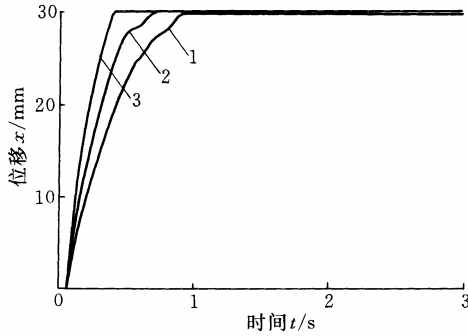


图2 CMAC 在线学习阶跃响应曲线

图3a、b分别为第1次和第3次学习阶跃响应的输入曲线。从图中可以看出，通过学习控制量能够更快的进入稳定状态，并且“抖振”现象得到减弱。

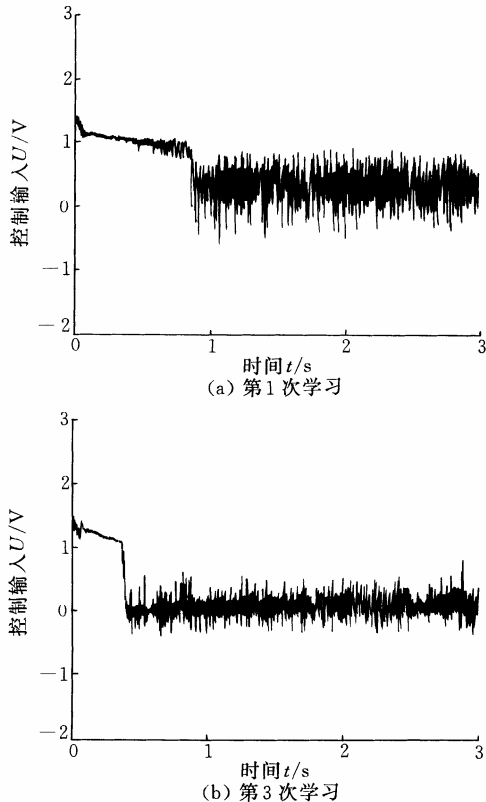


图3 控制量输入

图4是在学习达到满意的效果后，停止学习，改变负载质量的阶跃响应曲线。从图4中可以看出当减小或增加负载质量，对于控制效果影响不大，系统具有强的鲁棒性。控制精度都能达到 ± 0.2 mm。

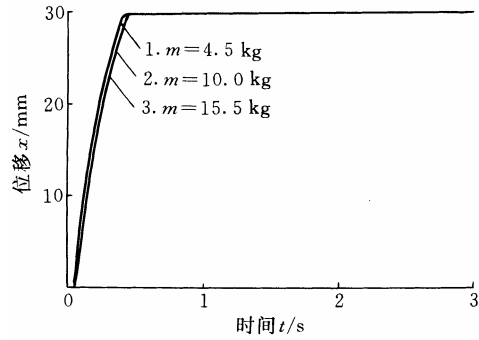


图4 改变负载质量的阶跃响应曲线

4 结论

针对气动人工肌肉这种强非线性，难于精确建模的新型气动元件，提出了基于CMAC神经网络的变结构鲁棒控制方法，它结合了CMAC神经网络对系统未建模部分的快速学习能力和变结构控制对系统干扰鲁棒性的优点，控制器的推导基于Lyapunov稳定性理论。试验结果证明了所提出方法的有效性和系统的鲁棒性。

参 考 文 献

- 1 Caldwell D G, Medrano-Cerda G A, Goodwin M. Control of pneumatic muscle actuator. *IEEE Control Systems Magazine*, 1995, 15(1): 40~48
- 2 Hesselroth T, Sarkar K, Van der Smagt P, et al. Neural network control of a pneumatic robot arm. *IEEE Trans. Syst. Ma. Cybernet*, 1994, 24(1): 28~38
- 3 Repperger D W, Johnson K R, Philips C A. Nonlinear feedback controller design of a pneumatic muscle actuator system. In: *Proceeding of the American Control Conference*, San Diego, California, 1999, 3: 1 525~1 529
- 4 Shunmugham R P, Yasuhiro H, Yoshinori K, et al. Practical design of a sliding mode controller for pneumatic actuators. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 1997, 199(12): 666~674
- 5 Albus J S. A new approach to manipulator control: the cerebellar model articulation controller (CMAC). *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 1975, 97(7): 220~227
- 6 杨钢, 李宝仁, 刘军. 气动人工肌肉特性分析的新方法. *液压与气动*, 2002(10): 22~25

CMAC-BASED VARIABLE STRUCTURE POSITION CONTROL OF A PNEUMATIC MUSCLE ACTUATOR SYSTEM

Yang Gang Li Baoren

(FESTO Pneumatic Center, Huazhong University of
Science and Technology, Wuhan 430074)

Abstract: Pneumatic muscle actuator (PMA) is arrested attention recently. Its main advantage is the high efficiency that it is possible to obtain from a relatively light device. However, the problems with control and compliance of pneumatic system prevent its widespread use, and the nonlinearity in the system limits its controllability. A CAMC-based variable structure position controller is proposed based on the dynamic model. The control scheme comprises a stable controller and a CMAC neural network. The CMAC neural network is employed to approximate and compensate the uncertainties induced by inaccu-

rate modeling of the system as a feed-forward compensator. Fast tracking error convergence is obtained through CMAC. The stable controller is used to obtain the robustness under the bounded disturbances and the approximation error of CMAC. The effectiveness of the proposed control approach is demonstrated by experiment. The results are shown to be accurate, and robust to changes in payload.

Key words: Pneumatic muscle actuators

Variable structure control

CMAC Robustness

作者简介: 杨钢, 男, 1973 年出生, 博士研究生, 主要研究方向为新型气动元件以及电-气伺服技术。

E-mail: fstfly@mail.hust.edu.cn