

气动肌肉关节的神经元 PID 轨迹跟踪控制

鲍春雷, 金英莲, 王斌锐

(中国计量学院 机电工程学院, 杭州 310018)

摘要: 气动肌肉关节具有柔顺性, 使角度跟踪控制困难; 通过建立气动肌肉关节静态平衡方程, 分析了气压与摆角间非线性关系。为克服单神经元 PID 控制算法收敛速度慢、精度低的缺点, 基于 Hebb 学习规则, 从反馈周期、比例增益系数和衰减因子三方面改进算法; 搭建了实物平台, 通过实验和对比分析可得: (1) 适当减小闭环反馈周期, 可提高跟踪精度, 但闭环反馈周期太小会引起震荡; (2) 将比例增益系数定义为误差的连续有界 Sigmoid 函数, 可增强算法的自适应能力, 提高跟踪精度; (3) 增加衰减因子, 模拟人的遗忘学习机制, 可提高权值的收敛速度。

关键词: 气动肌肉; 单神经元 PID; Hebb 学习规则; 衰减因子; 轨迹跟踪

Neuron PID Trajectory Tracking Control of Pneumatic Muscle Joints

Bao Chunlei, Jin Yinglian, Wang Binrui

(College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Pneumatic muscle joints have the character of flexibility, meanwhile it increases angle tracking control difficulty. Static equilibrium equation of pneumatic muscle joint was established to analyze the nonlinear relationship between pressure and angle. To overcome single neuron adaptive PID control algorithm's weaknesses of slow convergence rate and low control accuracy, three improved methods were proposed from three aspects of feedback cyclicity, proportional gain coefficient and attenuation factor. All of these were based on Hebb learning rule. From the experiments we have done on physical platform and contrastive analysis of the results, we can conclude that (1) Decreasing closed-loop feedback cyclicity can improve tracking accuracy. But it will cause concussion if closed-loop feedback cyclicity is too small. (2) A sigmoid function associated with error is proposed to define proportional gain coefficient. This method enhances the adaptive ability and improves the tracking accuracy. (3) An attenuation factor can be added to simulate people's forgotten learning mechanism, which can improve convergence rate of weight numbers.

Key words: pneumatic muscle; single neuron PID; hebb learning rule; attenuation factor; trajectory tracking

0 引言

气动肌肉功率重量比高、柔顺性好, 在助老、助残领域被广泛应用。气动肌肉驱动关节大多采用拮抗安装方式^[1-3]。由于橡胶管的弹性和空气的可压缩性, 气动肌肉对负载变化和外界干扰非常敏感, 且具有很强的动态时延性、非线性和滞回性等缺点。神经 PID 控制能适应非线性系统, 但收敛速度慢, 控制精度不高^[4]。目前对单神经元 PID 控制的改进主要有: 文献 [5-6] 是对比例增益系数的改进; 文献 [7-8] 是对参数调整规则的改进; 郭珂基于粒子群优化算法对 PID 参数进行实时调整^[9]; 文献 [10-11] 提出一种基于径向基函数的单神经元 PID 控制算法。本文从闭环反馈周期、比例增益系数、遗忘学习等三方面研究如何改进神经元 PID 算法。

本文首先对气动肌肉驱动的肘关节结构和受力进行分析, 并推导了气动肌肉输出力、压强、长度、角度之间的非线性关系; 其次, 本文在有监督 Hebb 学习规则^[10]基础上提出了 3 种对单神经元自适应 PID 控制算法的改进方法, 并且在实验室搭建的实物平台上进行了验证; 最后对 3 种方法进行了归纳, 得出结论。

收稿日期: 2013-12-15; 修回日期: 2014-02-13。

基金项目: 国家质检公益类科技项目(201210076); 浙江省自然科学基金(LQ13E050004)。

作者简介: 鲍春雷(1989-), 男, 安徽安庆人, 硕士生, 主要从事仿生机器人方向的研究。

1 气动肌肉肘关节的结构及受力分析

机器人肘关节结构与受力分析如图 1。

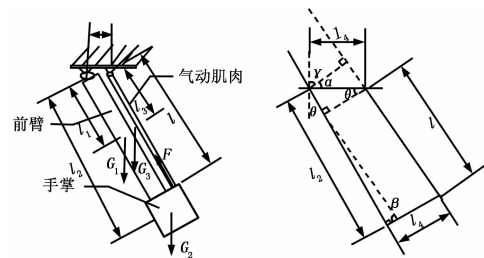


图 1 机器人肘关节结构与受力分析

图 1 中, l_1, l_2, l_3, l_4 分别表示前臂、手掌、气动肌肉的重心、气动肌肉连接到肘关节转动点的距离, l 表示气动肌肉的实时长度, G_1, G_2, G_3 分别表示前臂、手掌、气动肌肉所受的重力, F 表示气动肌肉产生的拉力; θ 表示肘关节转角。

由三角关系可得:

$$\alpha = \frac{\pi}{2} + \theta - \arcsin \frac{l_2 - l_4 \sin \theta}{l} \quad (1)$$

参考文献 [13-15], 气动肌肉的输出力为:

$$F = p \frac{\pi D_0^2}{4 \sin^2 \varphi_0} [3(1 - \frac{l_0 - l}{l_0})^2 \cos^2 \varphi_0 - 1] \quad (2)$$

式中, p 表示气动肌肉内部气压大小, φ_0 表示气动肌肉未收缩

时编织网纤维与肌肉轴向上的初始夹角, D_0 表示气动肌肉的初始直径, l_0 表示气动肌肉的初始长度。

建立肘关节力矩平衡方程为:

$$Fl_1 \cos\alpha = G_1 l_1 \sin\theta + G_2 l_2 \sin\theta + G_3 l_3 \sin\theta + M_f \quad (3)$$

式中, M_f 表示摩擦力矩。

将式 (1)、(2) 代入式 (3) 可得:

$$p = (G_1 l_1 \sin\theta + G_2 l_2 \sin\theta + G_3 l_3 \sin\theta + M_f / \left\{ \frac{\pi D_0^2 l_1}{4 \sin^2 \alpha_0} \left[3 \left(1 - \frac{l_0 - l}{l_0} \right)^2 \cos^2 \alpha_0 - 1 \right] \sin \left(\left(\arcsin \frac{l_2 - l_1 \sin\theta}{l} \right) - \theta \right) \right\} \quad (4)$$

由式 (4) 可知 $p = f(l, \theta)$ 是非线性函数。 θ 可用绝对编码器测出, 但 l 却不易测量, 且 M_f 是未知、时刻变化的。式 (4) 只是静态平衡方程, 在肘关节转动的过程中, 还要考虑速度和加速度。所以很难直接确定气动肌肉内部气压和转动角度之间的关系。

2 单神经元 PID 控制算法的改进及实验研究

2.1 算法改进原则和实验平台

本文设计的离散化的单神经元 PID 控制算法结构如图 2 所示。图 2 中状态转换器将输入 $e(k)$ 转换为神经元学习控制所需要的状态量 $x_1(k)$ 、 $x_2(k)$ 、 $x_3(k)$ 。调节算法采用有监督的 Hebb 学习规则对权值参数 $w_1(k)$ 、 $w_2(k)$ 、 $w_3(k)$ 进行实时调整, 并添加衰减因子, 经过归一化得到新的权值参数 $w'_1(k)$ 、 $w'_2(k)$ 、 $w'_3(k)$ 。 K 被定义为非线性函数。

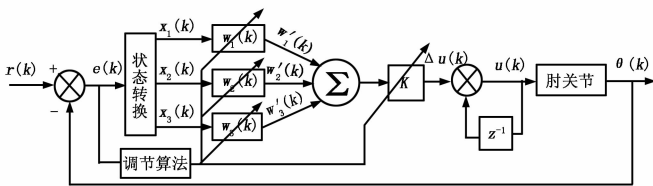


图 2 改进单神经元 PID 控制结构图

控制量 $u(k)$ 为:

$$\begin{cases} u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \\ \Delta u(k) = K(w'_1(k)x_1(k) + w'_2(k)x_2(k) + w'_3(k)x_3(k)) \end{cases} \quad (5)$$

本文采用气动肌肉驱动肘关节在平面内转动。设定理想的角度值 $r(k)$ 为:

$$r(k) = \frac{\pi}{6} \sin(kT_d \pi / T), k = 0, 1, 2 \dots 100 \quad (6)$$

$$\Delta r(k) = r(k) - r(k-1)$$

式中, T 为关节转动时间, T_d 为摆动周期。

肘关节处安装有绝对编码器, 采集角度信号 $\theta(k)$, 通过串口返回计算机, 上位机采用 C++ 程序对角度信号进行处理。控制器计算出 $u(k)$, 通过数据采集卡, 将电压信号发送给电气比例阀, 从而改变气动肌肉内部气压 $p(k)$, 驱动关节转动。

2.2 闭环反馈周期对跟踪精度的影响

角度轨迹跟踪必须考虑阶跃响应时间, 因此闭环反馈周期 T_f 对跟踪精度有很大影响, 应满足 $T_f < T_d$, 且 $\Delta r(k)$ 变化越剧烈, T_f/T_d 应越小。实验中初始参数如表 1 所示。

表 1 实验参数

参数	取值	参数	取值
η_i	0.000 8	$w_1(0)$	0.055
η_p	0.000 3	$w_2(0)$	0.02
η_d	0.000 2	$w_3(0)$	0.002
T	40 s	T_d	0.4 s

$K=0.04$, T_f 分别为 0.4 s, 0.2 s, 0.1 s。实验结果如图 3。

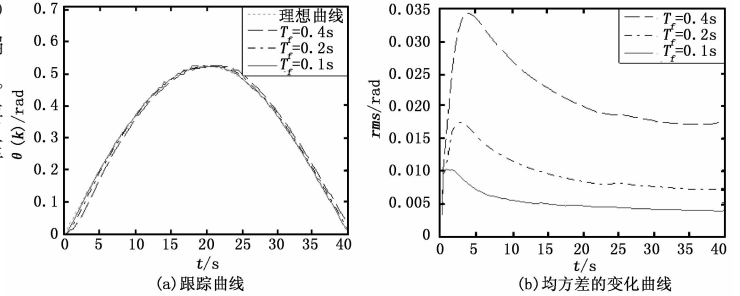


图 3 变周期控制的曲线图

当 $T_f = T_d$ 时, 增量式 PID 算法中比例项 $w'_2(k)x_2(k)$ 和微分项 $w'_3(k)x_3(k)$ 将失去意义, 跟踪的误差也比较大。随着 T_f 的减小, 均方差越来越小, 跟踪精度越来越高。对比可见, 当 $T_d = 4T_f$ 时, 跟踪误差会快速收敛。但 T_f 也不能太小, 当 $T_f = 0.05$ s, 因为气动肌肉是具有弹性的驱动原件, 跟踪曲线会产生强烈的震荡。

2.3 增益 K 对跟踪精度的影响

增益参数 K 太大会引起震荡, K 太小会导致收敛速度慢。本文采用 Sigmoid 函数, 将 K 定义为 $e(k)$ 的连续有界非线性函数

$$K = K_0 + a \frac{1 - e^{-b|e(k)|}}{1 + e^{-b|e(k)|}} \quad (7)$$

式中, a, b 是常数, K_0 为 K 的基值。

采用式 (7), 即使误差过大, K 值不会突变, 不会引起震荡。实验中, $T_f = 0.1$ s, $K_0 = 0.01$, $a = 0.03$, $b = 5$, 其它参数同表 1。

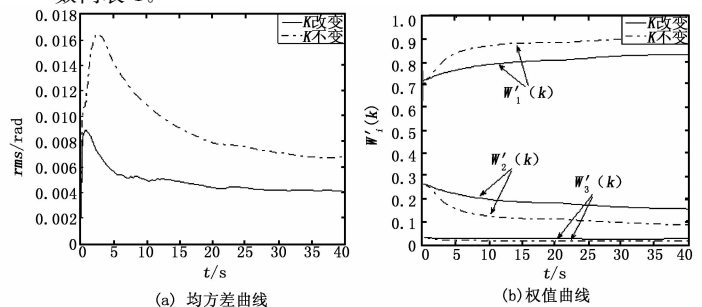


图 4 K 变化和恒定对比实验

为合理比较 K 按式 (7) 变化时和保持恒定时跟踪效果, K 的恒定值取 K 变化时的均值 0.0202。

由图 4 可知, K 值对跟踪精度有重要影响, K 按式 (7) 变化时的跟踪效果优于恒定时。由图 4 (b) 可知, K 变化时学习过程比较平滑; 而 K 恒定时学习过程会较快收敛陷入到局部最优; 图 4 (a) 表明 K 恒定时跟踪误差较大。

2.4 增加衰减因子对跟踪精度的影响

神经网络学习中，旧知识的积累有时会导致系统不能对新知识做出快速反应，使得调节速度缓慢。人在学习新知识的同时会遗忘一些旧知识。本文通过增加衰减因子，使旧知识在迭代过程中慢慢衰减。

设计 $w_1(k)$ 、 $w_2(k)$ 、 $w_3(k)$ 的调整方法为：

$$\begin{cases} dw_1(k) = sdw_1(k-1) + \eta_i z(k)u(k)x_1(k) \\ dw_2(k) = sdw_2(k-1) + \eta_p z(k)u(k)x_2(k) \\ dw_3(k) = sdw_3(k-1) + \eta_d z(k)u(k)x_3(k) \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} w_1(k) = w_1(k-1) + dw_1(k) \\ w_2(k) = w_2(k-1) + dw_2(k) \\ w_3(k) = w_3(k-1) + dw_3(k) \end{cases} \quad (9)$$

$$w'_i(k) = w_i(k) / \sum_{j=1}^3 |w_j(k)| \quad i = 1, 2, 3 \quad (10)$$

式 (8) 中， s 表示衰减因子， $s < 1$ 。

在不断的迭代中，旧的知识总是不断的乘以衰减因子，所以一直在减少，越旧的知识衰减的越多。旧知识的影响越来越小，新知识就能快速反应。

实验中， $K=0.02$ ， $s=0.9$ ， $T_f=0.1$ s，其它参数同表 1。实验结果如图 5。

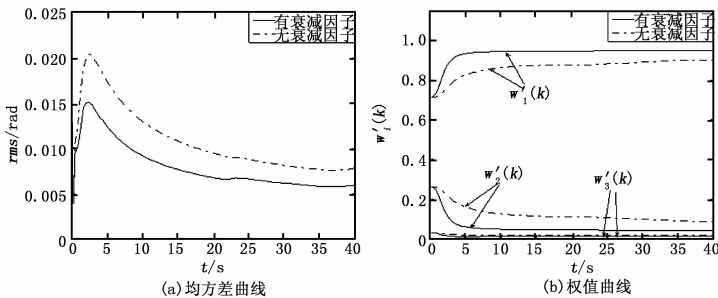


图 5 有衰减和无衰减的对比实验

由图 5 (a) 可知，有衰减因子时，误差有所减小。由图 5 (b) 可知，未添加衰减因子时，学习收敛时间大概 11 s；添加衰减因子后，权值参数的收敛速度加快，大概 5 s 左右。衰减因子缩短了权值参数收敛时间，同时也减小了跟踪的均方差。

2.5 同时改变 K 和增加衰减因子

本次实验是将 K 变化和增加衰减因子融合在一起，并与 2.3 和 2.4 中的实验结果进行对比，实验参数一致。

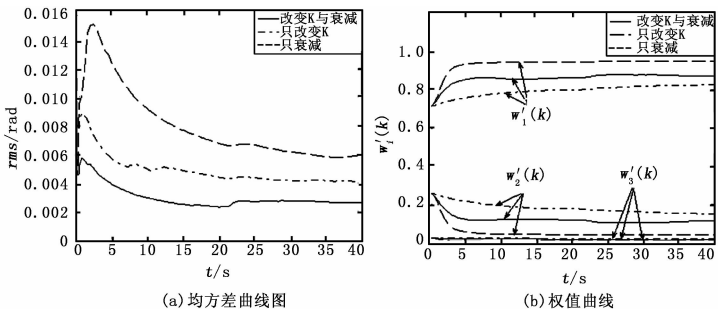


图 6 同时改变 K 和增加衰减因子的实验曲线

由图 6 (a) 可知，方法融合使跟踪精度进一步提高。由图 6 (b) 可知，同时改变 K 与衰减、只改变 K 、只衰减三组实验中各参数进入稳定状态的时间分别为 8 s，15 s，5 s。方法融合之后，学习收敛速度并不是最优，但跟踪均方差进一步减小。

3 结论

实验结果表明：

(1) 适当减小闭环反馈周期，可提高跟踪控制精度。但在控制具有弹性的气动肌肉时，闭环反馈周期太小会引起震荡。

(2) 将增益系数定义为跟踪误差的连续有界非线性函数，可增强控制算法对不同误差的自适应能力，提高跟踪控制精度。

(3) 衰减因子可加快学习过程的收敛速度。将变增益和衰减两种方法融合，可进一步提高跟踪控制精度。

本文设计的算法获得了较好的控制效果，为人工肌肉仿人机器人的控制提供了参考。下一步将研究多关节人工肌肉手臂相互耦合下的控制问题。

参考文献：

[1] M. Tóthová A H. Dynamic simulation model of pneumatic actuator with artificial muscle [A]. IEEE 11th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics [C], 2013, 47 - 51.

[2] Tu Diep Cong Thanh K K A. Nonlinear PID control to improve the control performance of 2 axes pneumatic artificial muscle manipulator using neural network [J]. Mechatronics, 2006, 16 (2): 577 - 587.

[3] Kyoung Kwan Ahn H P H A. Design and implementation of an adaptive recurrent neural networks (ARNN) controller of the pneumatic artificial muscle (PAM) manipulator [J]. Mechatronics, 2009, 16 (8): 816 - 828.

[4] Xiao S Z, Fang N X. Switched reluctance generator system based on single neuron adaptive PID controller [A]. Zhengzhou: Advanced Mechatronic Systems [C], 2011, 123 - 127.

[5] 徐朝阳, 陈江, 黄善祥. 基于比例系数改进的单神经元 PID 控制及仿真研究 [J]. 新技术新工艺, 2013, (1): 34 - 36.

[6] Wei W, Gao X Z. A single neuron PID controller based on immune tuning and it's application [C]. Yantai, Natural Computation, 2010, 2831 - 2836.

[7] Wang W, Bai Z. Performance Analysis of an Improved Single Neuron Adaptive PID Control [A]. Jinggangshan: Intelligent Information Technology and Security Informatics [C], 2010, 22 - 25.

[8] Qiang Z, Yaxun Y. Improved single neuron PID control for heavy-duty vehicle magnetorheological seat suspension [A]. IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference [C], 2008, 1 - 3.

[9] 郭珂, 伞冶, 朱奕. 基于 PSO-BP 神经网络的 PID 控制器参数优化方法 [J]. 电子设计工程, 2012, (4): 63 - 66.

[10] 阮晓钢. 神经计算科学在细胞的水平上模拟脑功能 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.