

鲁棒性迭代学习控制在去毛刺机器人轨迹跟踪中的应用^①

郑佳奇^{②*} 熊禾根* 陶永^{③**} 林远长*** 王田苗** 何国田***

(* 武汉科技大学机械自动化学院 武汉 430081)

(** 北京航空航天大学机械工程及自动化学院 北京 100191)

(*** 中科院重庆绿色智能技术研究院 重庆 400714)

摘要 研究了去毛刺机器人的轨迹跟踪控制。考虑到在工业机器人去毛刺加工过程中,由于受非重复性扰动、毛刺大小不同引起切削力变化以及动态建模不确定性因素的影响,传统的迭代学习控制算法无法精确规划出去毛刺机器人的打磨路径,且很难实现高精度的跟踪控制,不能保证系统的稳定性,提出了一种鲁棒性迭代学习控制算法,旨在提高去毛刺机器人的跟踪性能和对环境的抗干扰能力。该算法由于引入了鲁棒项,与传统的迭代学习控制算法相比,抗干扰能力得到增强,跟踪示教轨迹的性能得到提高,跟踪轨迹精度得到改善,解决了传统迭代学习控制算法需要确定模型才能完成打磨轨迹的精度要求的问题。仿真实验验证了该鲁棒迭代学习算法的鲁棒性和轨迹跟踪精度。

关键词 去毛刺, 鲁棒迭代学习控制, 跟踪轨迹

0 引言

汽车、摩托车的发动机缸盖是其重要的功能部件。缸盖表面的粗糙度对各个零件的装配有重要的影响,而粗糙度一般由缸盖表面的毛刺所决定。一般而言,毛刺可以分为两侧方向毛刺、进给方向毛刺和切削方向毛刺。若能将这些毛刺去除,汽车、摩托车各个零件的装配则能符合要求。传统的去毛刺方法一般以人工为主,但这种方法消耗人力成本,效率较低,不适合大批量生产模式,因而需寻找一种去除质量好、可靠性高、适合大规模生产的去毛刺工艺或方法。用工业机器人去除工件表面的毛刺则能满足上述要求,但是用机器人打磨需要能准确地跟踪示教轨迹以切除多余的毛刺量。

许多学者针对该问题开展了相关的研究。文献[1,2]提出了比例微分(PD)型控制策略与主动

力控制两种方法,结果显示,与传统的 PD 型控制策略相比,主动力控制策略在外界干扰下更加稳定、精度更高、性能更优。文献[3]提出了一种基于神经网络的自适应迭代学习控制方法,该控制方法分析并证明了不确定机器人数学模型的轨迹规划的收敛性和系统的稳定性。基于收敛性的学习控制策略和基于最优原则的学习控制策略^[4]可以提高位置跟踪精度。文献[5]认为一种脚手架的反馈策略具有良好的性能。文献[6,7]提出了一种多输入多输出的系统,文献[6]所提到的方法能解决非线性动力学问题。文献[7]针对该系统提出了基于参考位置的迭代学习控制器与基于力矩的迭代学习控制器相结合的理念,试验表明结合后的控制算法要优于个体的算法。文献[8-11]提出了 4 种新迭代学习控制算法,试验结果表明,与传统迭代学习控制算法相比,这 4 种算法能减少迭代变量,提高运算效率,具有更高的稳定性,跟踪性能提高了。文献[12-14]

① 863 计划(2013AA040501)和重庆市科委 151 机器人工程课题(cstc2013jcsf-zdzxqqX0005)资助项目。

② 男,1992 年生,硕士生;研究方向:工业机器人的路径规划;E-mail: 1543193540@qq.com

③ 通讯作者,E-mail: taoy@buaa.edu.cn

(收稿日期:2015-08-27)

分别提出了带遗忘因子的迭代学习控制算法、间接迭代学习方案和闭环 P 型迭代学习控制算法,试验表明这些算法都可以在一定程度上达到改善系统跟踪性能的目的。文献[15]提出了一种基于非线性系统相对度的迭代学习控制算法,试验结果表明,其实际输出趋于期望输出,满足加工要求。然而,对汽车、摩托车缸盖加工时会因产生的各种外界干扰导致误差,如切削引起的抖动、装夹不准确造成的误差以及切削多个零件造成刀具磨损导致的误差等,使得上述算法尚难于获得很好的控制效果,为此,本文提出了一种鲁棒性迭代学习控制算法,旨在提高轨迹跟踪的抗干扰性,从而提高 ER50-C20 型机器人去毛刺加工的质量。

1 打磨工艺过程及运动学模型

如图 1 所示,六自由度 ER50-C20 工业机器人由基座、大臂、小臂、机械手、夹具等部件组成,夹具安放在机械手末端以夹持刀具。工件打磨过程如下:

- (1) 工件装夹在转台上;
- (2) 机器人通过人工示教的方法找到一条期望轨迹并对轨迹进行记录和保存;
- (3) 工人用游标卡尺测量出分布在轨迹上点的磨削量;
- (4) 按照期望轨迹加工后续工件,并测量各样本点的磨削量,以期望轨迹点的磨削量为依据,对当前磨削量进行调整控制,以期望达到最高的跟踪精度。



图 1 ER50-C20 打磨机器人现场示教图

图 2 为打磨过程示意图。图中 L_5, L_6 分别代表连杆 5、6 的长度; θ_5, θ_6 分别为连杆 5、6 的关节角度; F 为刀具与切削摩托车缸盖表面毛刺的切削力; v 为刀具的进给速度。该机器人的 6 个关节变量均为转动关节。

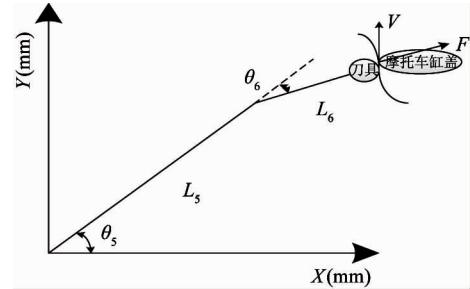


图 2 关节 6 末端刀具打磨缸盖示意图

机器人 DH 参数表见表 1。

表 1 D-H 参数表

连杆 i	关节角 θ_i (°)	α_{i-1} (°)	a_{i-1} (mm)	d_i (mm)	关节角 取值范围
1	θ_1	0	0	d_1	$\pm 180^\circ$
2	θ_2	-90	a_1	0	+80/-135°
3	θ_3	0	a_2	0	+225/-80
4	θ_4	-90	a_3	d_4	$\pm 360^\circ$
5	θ_5	90	0	0	$\pm 120^\circ$
6	θ_6	-90	0	0	$\pm 450^\circ$

其中:

a_i ——两个关节轴线间公垂线段长度;

α_i ——两个关节轴线间的夹角;

d_i ——两相邻连杆间距离;

θ_i ——两相邻连杆间夹角;

L_i ——连杆 i 的长度;

$a_1 = 220\text{mm}$, $a_2 = 900\text{mm}$, $a_3 = 160\text{mm}$, $d_1 = 563\text{mm}$, $d_4 = 1014\text{mm}$, $L_1 = 200\text{mm}$, $L_2 = 424\text{mm}$, $L_3 = 900\text{mm}$, $L_4 = 160\text{mm}$, $L_5 = 1014\text{mm}$, $L_6 = 200\text{mm}$

设示教的零件所得到的期望关节角为 θ_d , 后续零件加工得到的关节角为 θ , 期望关节角与实际关节角的差值为 e , 即 $e = \theta_d - \theta$ 。经过运动学求解可以得到机器人的 6 个转动关节角为 $\theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3,$

$\theta_4, \theta_5, \theta_6]$ 。

为了提高产品的加工精度,轨迹跟踪精度是问题的关键,可以采用迭代学习控制算法来求解。

2 PD 型传统迭代学习控制算法

PD 型传统迭代学习控制算法是通过迭代修正达到最优的路径规划。该算法较为简单,且能在给定的时间范围内实现刀具加工轨迹以高精度的方式对示教轨迹的跟踪。由于其不依赖系统的精确数学模型,因而在机器人控制领域得到了广泛的运用。

ER50-C20 型机器人的动态性能可以由以下二阶非线性微分方程描述:

$$M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G(\theta) = \tau + \tau_d \quad (1)$$

在学习开始时,系统的初试状态为 $x_0(0)$,学习控制的任务为通过学习控制律设计 $u_{i+1}(t)$ 使运动误差 $e_{i+1}(t)$ 降为最低。根据打磨过程的需要,设计闭环 PD 型控制律:

$$\begin{aligned} u_{k+1}(t) &= u_k(t) + K_p(\theta_d(t) - \theta_{k+1}(t)) \\ &\quad + K_d(\dot{\theta}_d(t) - \dot{\theta}_{k+1}(t)) \end{aligned} \quad (2)$$

机器人轨迹跟踪是为了完成对摩托车缸盖零件表面的毛刺加工,因此需要机器人末端的刀具不仅要达到一个期望的位置,而且需要满足一定的要求,如最短完成时间要求、最大误差允许值的要求以及在最短时间内接近示教轨迹以提高效率和加工质量的要求。传统的迭代学习控制算法难以满足有效轨迹跟踪的动态要求,但鲁棒性迭代学习控制算法能很好地解决这一问题。

3 鲁棒性迭代学习控制算法

在装夹时存在误差,在打磨过程中会存在由机械振动及刀具的磨损量引起的误差,这些都属于外部的干扰,因此需要将这些不确定性扰动所引起的误差考虑在内,从而更好地提高系统的跟踪性能。

在打磨过程中,外界的干扰可以用等效的干扰力矩来描述,所以机器人的动态方程可描述为

$$\dot{x} = f(x) + B(x)u + g(x)\tau_d \quad (3)$$

式中:

x ——各个关节的角度向量;

u ——各个关节的驱动力向量;

$B(x)$ ——状态的非线性向量函数;

$g(x)$ ——状态的矩阵函数;

τ_d ——外部干扰力矩。

3.1 控制器设计

设关节 6 机械手被控对象为

$$M(\theta_k)\ddot{\theta}_k + B(\theta_k, \dot{\theta}_k)\dot{\theta}_k + G(\theta_k) = \tau_k + \tau_{dk} \quad (4)$$

其中:

k ——迭代次数;

θ_k ——第 k 次迭代后的关节角;

$M(\theta_k)$ —— $n \times n$ 阶正定惯性矩阵, 表征系统连杆 i 在第 k 次迭代后的关节变量的质量惯性矩阵, 由质量、速度、杆长等决定;

$B(\theta_k, \dot{\theta}_k)$ —— $n \times n$ 阶惯性矩阵, 表征连杆 i 在第 k 次迭代后所产生的离心力;

$G(\theta_k)$ —— $n \times 1$ 阶惯性向量, 表征连杆 i 在第 k 次迭代后所产生的重力矩;

τ_k ——表征连杆 i 在第 k 次迭代后的控制输入力矩;

τ_{dk} ——表征连杆 i 在第 k 次迭代后的未知外加干扰力矩。

引入鲁棒环节后的系统闭环框图如图 3 所示。经过示教后,机器人会记录示教的各个关节角度 θ_d 。待加工后续零件时,用示教关节角 θ_d 与实际加工关节角 θ_k 之差作为输入。经过动力学模型,并考虑到外部干扰因素 τ_d , 在鲁棒迭代学习控制算法的指导下会得到经过 k 次迭代后的关节角 θ_k 。当期望关节角 θ_d 与实际关节角 θ_k 的差值达到加工零件允许的公差范围时则停止迭代,并输出迭代后的关节角度。

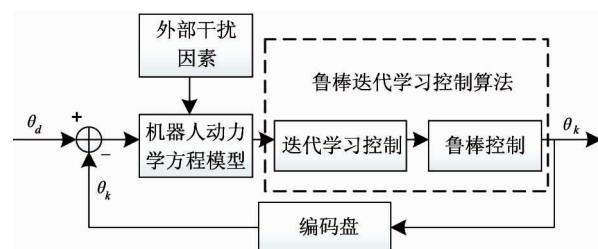


图 3 鲁棒性迭代学习控制算法闭环框图

3.2 迭代学习控制的停止条件

在机器人打磨过程中,会根据前面示教的轨迹来确定这次的刀具轨迹。因此在每一次加工过程中都需要检验迭代的停止条件,若停止条件成立,则停止迭代运行。一般当实际轨迹与示教轨迹的误差小于规定的误差时,则迭代停止,迭代算法的停止条件可以表述为:

$$e_k(t) = \|\theta_d(t) - \theta_k(t)\| < \delta \quad t \in [0, T] \quad (5)$$

其中: δ 为工件加工要求允许的误差值。

当加工当前零件时,需要将外部干扰因素与鲁棒性迭代学习控制算法相结合,对关节角不停地迭代以达到加工精度。运用 MATLAB 仿真分析,可以经过 5 次迭代后得到两者的仿真曲线。

4 仿真分析

给定关节起始量为 $\theta = [-0.059, -0.678, 0.041, -0.001, -0.933, -1.682]$, 在基坐标系下刀刃点所对应的坐标值为(1617.5, -51.5, 761.5); 给定关节终止量为 $\theta' = [-0.176, -0.533, 0.187,$

$-0.001, -0.851, -1.243]$, 在基坐标系下刀刃点所对应的坐标值为(1628.5, -109.8, 515.5)。其中关节角度 θ 的单位均为 rad, 坐标值的单位均为 mm。为此, 共采样 501 个点, 采样时间为 5s, 每隔 0.01s 采样一个点, 共得到 501 个采样点。根据加工要求, 所给的第 6 个关节角的期望角度方程如下:

$$\theta_6 = -1 - 0.68 \cos(4t) \quad (6)$$

考虑系统的鲁棒性, 取干扰误差为重复误差和非重复误差两种:

$$d_1 = \text{random} \times 0.3 \sin(t) \quad (7)$$

$$d_2 = \text{random} \times 0.1 \times (1 - e^{-t})$$

其中, d_1 为重复误差, d_2 为非重复误差, random 为干扰因素。

重复误差是指重复形式已知的扰动所引起的误差, 每次迭代时扰动形式都是确定的。

非重复误差是指重复形式时未知的扰动所引起的误差。

如图 4 所示为传统 PD 型迭代学习控制算法, 在 $t = 3.6$ s 后, 关节角度误差越来越大, 平均误差约为 0.03rad。图 5 为鲁棒性迭代学习控制算法, 在整

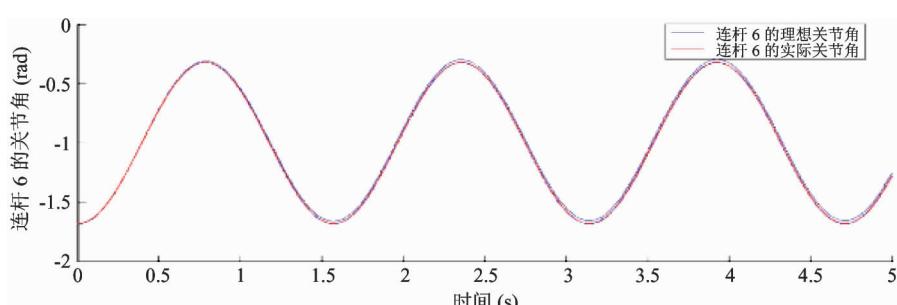


图 4 采用 PD 型传统迭代学习控制算法得到的关节 6 的实际与理想关节角对比图

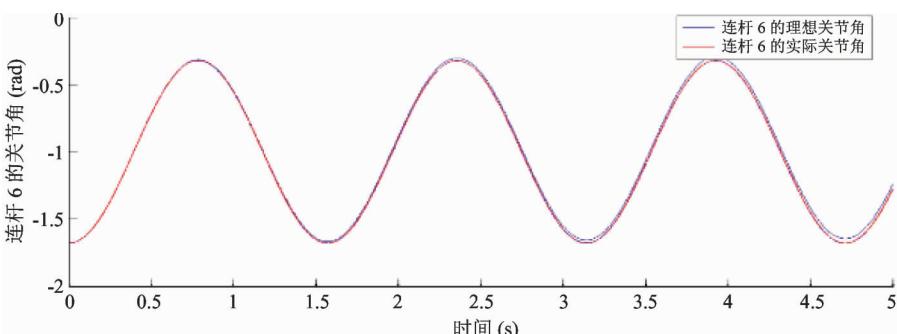


图 5 采用鲁棒性迭代学习控制算法得到的关节 6 的实际与理想关节角对比图

个过程中,其平均误差比 PD 型迭代学习控制算法小。在每一次迭代的过程中都需要保证初始关节角度与期望关节角度相等,即 $\theta_6 = \theta_{d6}$ 。

在实际加工过程中,由于有干扰因素存在,所以图 6 与图 7 分别表示了对干扰因素不做补偿和做补偿之后的加工情况,图 6 与图 7 均表示采用 PD 型传统迭代学习控制算法后,机器人末端关节 6 的角度误差曲线。通过对比图 6 和图 7 可以发现,对干扰因素不做补偿时,关节角误差最大为 18×10^{-4} rad,平均误差绝对值约为 10×10^{-4} rad;考虑干扰因素并做了补偿后,误差最大为 12×10^{-4} rad,平均误差绝对值约为 6×10^{-4} rad。所以在 PD 型迭代学习控制算法下,考虑干扰因素做补偿后,最大误差的绝对值减小 6×10^{-4} rad,平均误差绝对值减小约 4×10^{-4} rad。

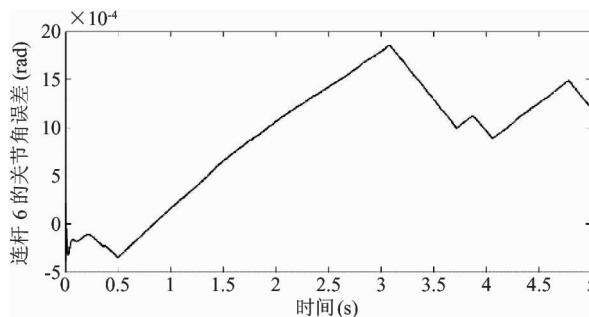


图 6 采用无补偿机制的 PD 型传统迭代学习控制算法所得到的关节 6 的关节角误差图

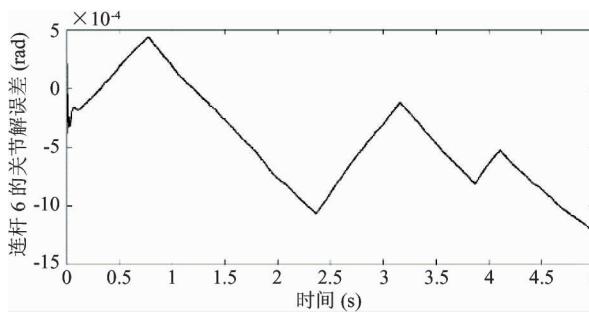


图 7 采用补偿机制的 PD 型传统迭代学习控制算法所得到的关节 6 的关节角误差图

图 8 与图 9 分别表示了对干扰因素不做补偿和做补偿之后的加工情况,图 6 与图 7 均表示采用鲁棒性迭代学习控制算法后,机器人末端关节 6 的角

度误差曲线。通过对图 8 和图 9 可以发现,对干扰因素未做补偿时关节角误差绝对值最大为 8×10^{-4} rad,平均误差绝对值约为 6×10^{-4} rad;对干扰因素做了补偿后误差绝对值最大为 8×10^{-4} rad,平均误差绝对值约为 5×10^{-4} rad。所以在鲁棒性迭代学习控制算法下,考虑干扰因素做补偿后,最大误差的绝对值几乎不变,平均误差绝对值减小约 1×10^{-4} rad。

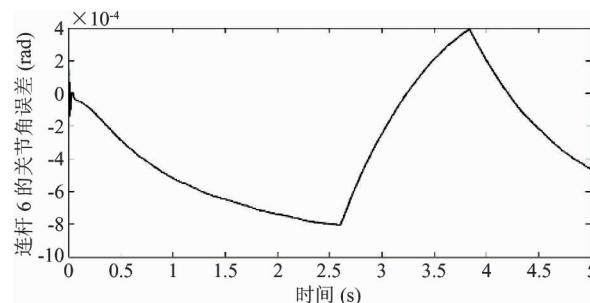


图 8 采用无补偿机制的鲁棒性迭代学习控制算法所得到的关节 6 的关节角误差

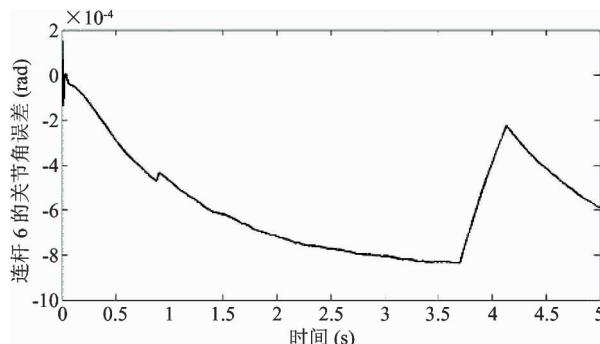


图 9 采用补偿机制的鲁棒性迭代学习控制算法所得到的关节 6 的关节角误差

综上所述,鲁棒性迭代学习控制算法抗干扰能力要强于 PD 型传统迭代学习控制算法。

通过对图 7 与图 9 可以得到,考虑干扰因素并做补偿后,用 PD 型传统迭代学习控制算法得到的最大关节角误差 12×10^{-4} rad 和平均关节角误差 6×10^{-4} rad 均大于用鲁棒性迭代学习控制算法得到的最大关节角误差 8×10^{-4} rad 和平均关节角误差 5×10^{-4} rad。所以采用鲁棒性迭代学习控制算法更为精确,效果更好。

5 结 论

针对去毛刺工业机器人存在着加工精度难以达到要求和机器人智能化难以推广的问题,本文在传统的迭代学习控制算法上提出了一种鲁棒性迭代学习控制算法,该算法在模型不确定条件下可以实现去毛刺的路径跟踪,对外界的干扰具有鲁棒性。与传统的迭代学习控制算法相比,引入鲁棒项后,抗干扰能力得到增强,跟踪示教轨迹得到改善,实时性增强。最后通过仿真实验,对鲁棒性迭代学习控制算法与传统的迭代学习控制算法进行了对比,验证了本文所提出的加工路径规划算法的有效性。

参考文献

- [1] Kwek L C, Wong E K, Loo C K, et al. Application of active force control and iterative learning in a 5-link biped robot. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2003, 37(2) : 143-162
- [2] Ruan X, Li Z. Convergence characteristics of PD-type iterative learning control in discrete frequency domain. *Journal of process control*, 2014, 24: 86-94
- [3] He X, Zhuang H, Zhang D, et al. Pulse neural network-based adaptive iterative learning control for uncertain robots. *Neural Comput & Applic*, 2013, 23(7-8) : 1885-1890
- [4] Zhu C, Aiyama Y, Arai T, et al. Positioning in releasing manipulation by iterative learning control. *Journal of Intelligent Robot Systems*, 2006, 46(4) : 383-404
- [5] Argall B, Browning B, Veloso M. Learning mobile robot motion control from demonstrated primitives and human feedback. *Springer Tracts in Advanced Robotics*, 2011, 70: 417-432
- [6] Freeman C T. Newton-method based iterative learning control for robot-assisted rehabilitation using FES. *Mechtronics*, 2014, 24: 934-943
- [7] Chen W, Tomizuka M. Dual-stage iterative learning control for MIMO mismatched system with application to robots with joint elasticity. *IEEE Transactions on control systems technology*, 2014, 22(4) : 1350-1361
- [8] Tayebi A, Islam S. Adaptive iterative learning control for robot manipulators: Experimental results. *Control Engineering Practice*, 2006, 14(7) : 843-851
- [9] Zhao Y, Lin Y, Xi F, et al. Calibration-based iterative learning control for path tracking of industrial robots. *IEEE Transactions on industrial electronics*, 2015, 65(2) : 2921-2929
- [10] Jia B, Liu S, Liu Y. Visual trajectory tracking of industrial manipulator with iterative learning control. *International Journal of industrial robot*, 2014, 42(1) : 54-63
- [11] 刘志学,吴丽娟. 模糊迭代学习在单关节机器人运动控制中的应用. 辽宁科技大学学报, 2009, 32 (4) : 378-382
- [12] 姚仲舒,王宏飞,扬成梧. 一种机器人轨迹跟踪的迭代学习控制算法. 兵工学报, 2004, 25(3) : 330-334
- [13] 蒋平, Rolf U. 无奇异简介迭代学习控制及其在机器人运动模仿中的应用. 自动化学报, 2002, 28(6) : 888-896
- [14] 阎四梁,张华,王银玲等. 极坐标下基于迭代学习的移动机器人轨迹跟踪控制. 计算机应用, 2010, 30(8) : 2017-2020
- [15] 胡跃明,谭慧琼,李迪. 基于非线性系统相对度的学习控制算法及在非完整移动机器人中的应用. 控制理论及应用, 2001, 18(5) : 662-668

Application of robust iterative learning control to burring robot path tracking

Zheng Jiaqi^{*}, Xiong Hegen^{*}, Tao Yong^{**}, Lin Yuanchang^{***}, Wang Tianmiao^{**}, He Guotian^{***}

(^{*}School of Machinery and Automation, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

(^{**}School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100191)

(^{***}Chongqing Institute of Green and Intelligent Technology, Chinese Academy of Sciences, Chongqing 400714)

Abstract

The study investigated the path tracking control problem in the burring process of an industrial robot, and found that the traditional iterative learning control algorithm cannot precisely plan the polishing path of a burring robot due to the influences of non-repetitive disturbances, cutting force variation caused by burr size difference, uncertainty in dynamic modeling and other uncertain factors, so the higher precise tracking control can not be achieved, and the stability of the burring system cannot be guaranteed. Then, a kind of robust iterative learning control algorithm was put forward to improve burring robots' path tracking performance and anti-interference ability. The adoption of a robustness item, makes this algorithm more robust when under interference and more accurate when tracking path, and traditional iterative learning control's problem that the accuracy requirements of polishing path can be completed only after determining the model can be solved. The simulation experiment verified the robustness of the robust iterative learning algorithm and showed its little tracking error.

Key word: burring, robust iterative learning control, tracking path