

文章编号:1006-2467(2020)04-0344-08

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2020.04.002

基于模糊迭代算法的曲面恒力跟踪

张 铁, 肖 蒙, 邹焱飏, 肖佳栋

(华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广州 510640)

摘 要: 针对机器人末端执行器对曲面轮廓跟踪时难以得到恒定跟踪力的问题,对机器人末端执行器和曲面轮廓的接触力进行了研究,建立了研究对象曲面法向力和已知传感器坐标系的映射关系,提出了一种模糊迭代算法.模糊迭代算法不需要得到系统内部传递函数,简化了建模设计,同时,模糊迭代算法根据上次实验力误差以及误差变化量模糊补偿机器人的轨迹,加快了收敛速度,文中在理论上证明了模糊迭代算法有界收敛.实验结果显示:接触力的波动范围在 $\pm 3\text{ N}$ 之内,验证了此算法的可行性,相比于传统的比例微分(PD)算法,接触力误差波动的均方差减少了42%;相比于未进行模糊补偿的算法,在所选择的时间段内迭代周期至少减了1次.

关键词: 机器人; 曲面跟踪; 恒力控制; 模糊算法; 迭代算法

中图分类号: TP 242.2

文献标志码: A

Curved-Surface Constant Force Tracking Based on Fuzzy Iterative Method

ZHANG Tie, XIAO Meng, ZOU Yanbiao, XIAO Jiadong

(School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to obtain a constant tracking force when the robot end-effector tracks the contour of a curved-surface workpiece, the contact force between robot end-effector and the curved-surface workpiece is analyzed, the mapping relationship between the normal force of the curved surface and the known sensor coordinate system is established, and a fuzzy iterative algorithm is proposed. Iterative algorithm does not need to get the advantages of the system internal transfer function, which simplifies the modeling design. Meanwhile, the fuzzy iterative algorithm compensates the robot trajectory based on the previous experimental force error and the amount of error change, which accelerates the convergence speed. The bounded convergence of fuzzy iterative algorithm is proved theoretically. The experimental results show that the fluctuation range of contact force is within $\pm 3\text{ N}$, which verifies the feasibility of this algorithm. Compared with the traditional proportional-derivative (PD) algorithm, the standard deviation of contact force of the fuzzy iterative algorithm is reduced by 42%. Compared with the iterative algorithm without fuzzy compensation, the iteration cycle is reduced at least once in the selected time periods.

Key words: robot; curved-surface tracking; constant force control; fuzzy algorithm; iterative algorithm

收稿日期: 2018-04-18

基金项目: 国家科技重大专项项目(2015ZX04005006), 广东省科技计划项目(2014B090921004, 2015B010918002), 中山市科技重大专项项目(2016F2FC0006)

作者简介: 张 铁(1968-), 男, 湖南省长沙市人, 教授, 博士生导师, 主要从事工业机器人、服务机器人中的移动机器人的关键技术等研究.
电话(Tel.): 13660733192; E-mail: merobot@scut.edu.cn.

机器人与环境接触过程中,通过力控制能够调节机器人与环境接触状态,从而达到理想的接触效果,因此力控制广泛运用于机器人打磨^[1]、抛光^[2]及曲面跟踪等.利用机器人跟踪未知曲面时,保持恒定的接触力能够得到精确的曲面轮廓.然而,在接触过程中,由于机器人自身属性^[3](如机器人动力学特性,机器人刚度^[4]以及未知环境是时变的(如曲面轮廓变化),造成了机器人与曲面的接触力不稳定,波动较大,从而导致采集的曲面轮廓不够精确.

机器人恒力跟踪的研究大致可以分为传统控制(包括阻抗控制,力/位混合控制,自适应控制)和智能控制.传统控制方法中,吴得祖^[5]利用六维力传感器对并联机器人和曲面接触点的刚度进行了测量,通过刚度控制对曲面进行恒力跟踪. Winkler 等^[6]在力/位混合控制中加入额外的积分器来减少静态控制误差,同时通过改变机器人速度来达到跟踪力恒定.智能控制中,Ye 等^[7]提出一种自适应模糊控制算法,在线对机器人的参数进行模糊补偿以适应环境的变化,自适应模糊控制器具有良好的鲁棒性. Jung 等^[8]在阻抗控制中加入了神经网络补偿,消除了不确定性的因素,包括环境中不确定性因素(如位置,刚度)以及机器人运动学中参数的变化造成的干扰.在三连杆机器人进行的仿真研究中,神经网络补偿的力控制器使得机器人能够在未知环境中保持恒定的力,表现出良好的力跟踪性能. Wang 等^[9]利用模糊神经网络估计机器人在未知环境中所处的状态,在不同状态下通过调节不同的力控制参数来适应环境的变化,达到保持恒定力的状态,最后通过两自由度的连杆仿真验证了算法的可行性.王磊等^[10]通过模糊推理智能地预测阻抗控制模型中的参考轨迹,并根据力误差变化调节参考比例因子,以适应未知环境刚度的变化,仿真结果证明了算法的有效性.

目前的研究中,传统控制算法很难补偿机器人跟踪过程中的各种不确定性,如机器人运动学的不确定性^[11],机器人末端传感器姿态的改变造成传感器示数的变化,而智能控制算法设计比较复杂,大多停留在仿真阶段.本文在力/位混合控制的基础上针对力控部分提出一种模糊迭代的智能算法,在机器人内部传递函数未知和机器人末端传感器姿态不改变的情况下,利用模糊算法补偿轨迹的误差,离线迭代更新机器人的轨迹,多次实验后,使得接触力在阈值范围内波动,最终得到比较稳定的跟踪力和较为精确轨迹.相比于传统的比例积分(PD)控制和迭代算法,模糊迭代算法能够得到更加稳定的跟踪效果和轨迹.

1 曲面跟踪运动受力分析

机器人恒力跟踪实验平台如图 1 所示,工作台坐标系 S,传感器坐标系 T 和机器人基坐标系 B 的映射关系可以通过齐次变换矩阵来描述:

$$\begin{aligned} {}^B_T \mathbf{T} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & {}^B_T P_x \\ 0 & 1 & 0 & {}^B_T P_y \\ 0 & 0 & 1 & {}^B_T P_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ {}^B_S \mathbf{T} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & {}^B_S P_x \\ 0 & 1 & 0 & {}^B_S P_y \\ 0 & 0 & 1 & {}^B_S P_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: P 为任意一点坐标, ${}^B_T P_x$ 表示 P 在 T 坐标系中 x 方向的坐标用坐标系 B 表达的结果.机器人在跟踪过程中,传感器坐标系 T 的姿态相对于机器人基坐标系 B 始终保持不变.

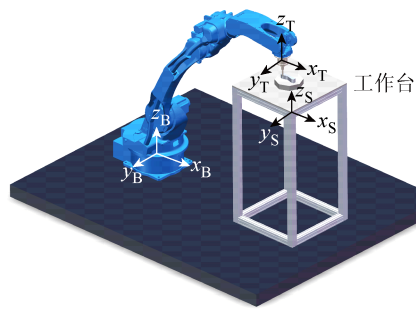


图 1 机器人恒力跟踪实验平台

Fig. 1 Robot constant force tracking experimental platform

传感器安装在机器人末端,机器人通过安装在传感器上的探头与环境接触,如图 2 所示,在跟踪实验中,机器人保持 v_s 的速度沿着 x_v 方向运动,机器人运动坐标系 V 和传感器坐标系 T 的姿态始终相同.当探头与曲面接触时,探头受到曲面的法向力 F_n 和切向力 F_τ ,恒定的 F_n 能够反应出曲线的轮廓,为了得到 F_n 的大小,需要将曲面坐标系 C 中的力映射到已知的传感器坐标系 T 中,曲面坐标系 C 中心与传感器坐标系 T 中心重合, x 轴方向与曲面的切向方向相同, y 轴方向始终垂直于曲面轮廓,由图 3 中受力分析可知:

$$\begin{bmatrix} {}^T F_x \\ {}^T F_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_\tau \\ F_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: ${}^T F_x$ 和 ${}^T F_y$ 分别为 T 坐标系下 F_x 和 F_y ; θ 为 x_T 与 x_C 之间的夹角.将式(2)解耦可得:

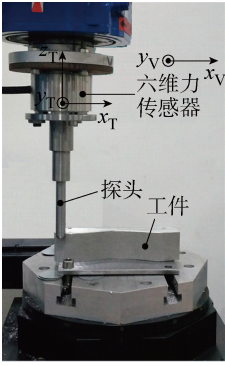


图2 机器人末端局部图

Fig. 2 Partial view of the robot end-effector

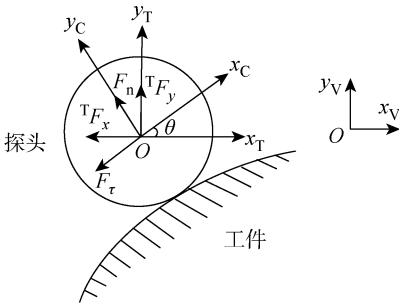


图3 机器人末端受力分析图

Fig. 3 Force analysis at the robot end-effector

$$\begin{cases} F_t = {}^T F_x \cos \theta - {}^T F_y \sin \theta \\ F_n = {}^T F_x \sin \theta + {}^T F_y \cos \theta \end{cases} \quad (3)$$

${}^T F_x$ 和 ${}^T F_y$ 的大小可通过六维力传感器测得。 θ 在 T 坐标系下等于曲面切线倾斜角, 因此需要对 θ 进行估计。在传感器 T 坐标系中, 当机器人沿着 x_V 方向和 y_V 方向移动时, 根据 x_V 方向和 y_V 方向上位移的差分可以得到每一小段的切线倾斜角为

$$\begin{cases} \bar{\theta} = \arctan\left(\frac{v_s \Delta t}{\Delta y}\right) \\ \Delta y = kv \end{cases} \quad (4)$$

式中: Δt 为单位周期的时间; Δy 为机器人沿着 y_V 方向的偏移量, 其大小与上位机在每个周期内给机器人的偏置电压成正比; k 为常数; v 为偏置电压。考虑到干扰信号的影响, 在反正切运算后得到曲面切线倾斜角 $\bar{\theta}$ 后需要对其进行平均值滤波, 最终得到滤波后曲面切线倾斜角 $\hat{\theta}$ 。在采样频率高、曲线倾斜角 $\hat{\theta}$ 无突变点的情况下, 机器人运动干扰、延迟干扰等对其影响不太, 角度平均误差小于 5° , 所以此时 $\hat{\theta}$ 在实际中可以用于计算。当 F_n 越稳定时, 得到曲线波动越小, 此时 $\hat{\theta}$ 近似等于曲面真实的倾斜角 θ 。

2 模糊迭代算法

迭代学习控制适合于具有重复运行特性的被控

对象^[12], 由于迭代算法在无需系统的传递函数^[13]的情况下, 根据误差多次迭代就能达到所需要的状态, 所以大大降低了机器人控制算法设计的难度。

机器人跟踪过程是离散的系统^[14], 当机器人与环境刚性接触时^[15], 通过改变机器人与环境的接触位移就能改变接触力的大小, 因此通过迭代机器人轨迹上单独一段时间的偏移量可以修正机器人与环境的接触力。在迭代的过程中, 通过学习前期迭代的效果调整迭代策略, 加快收敛, 直到达到预期的轨迹, 假设机器人和环境接触时的状态方程为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}(t)\mathbf{u}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}(t)\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{A}(t)$ 为动态特征矩阵; $\mathbf{B}(t)$ 为控制矩阵; $\mathbf{C}(t)$ 为输出矩阵; $\mathbf{x}(t)$ 为状态变量; $\mathbf{u}(t)$ 为输入; $\mathbf{y}(t)$ 为输出。可以将迭代算法设计为

$$\begin{cases} \mathbf{u}^{k+1}(t) = \mathbf{u}^k(t) + \mathbf{k}_p(t)\mathbf{e}^k(t) + \mathbf{k}_d(t)\mathbf{g}(\mathbf{e}^k(t), \mathbf{e}_c^k(t)) \\ \mathbf{e}^k(t) = \mathbf{y}_d(t) - \mathbf{y}^k(t) \\ \mathbf{e}_c^k(t) = \mathbf{e}^k(t) - \mathbf{e}^{k-1}(t) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{u}^{k+1}(t)$ 为第 $k+1$ 次迭代的输入量; $\mathbf{k}_p(t)$ 和 $\mathbf{k}_d(t)$ 为系数; $\mathbf{e}^k(t)$ 为误差; $\mathbf{e}_c^k(t)$ 为误差变化量; \mathbf{g} 为补偿量表达式, 与 $\mathbf{e}^k(t)$ 和 $\mathbf{e}_c^k(t)$ 有关; $\mathbf{y}_d(t)$ 为期望输出; $\mathbf{y}^k(t)$ 为第 k 次实际输出。迭代更新项中补偿量范围设置为

$$\mathbf{k}_d(t)\mathbf{g}(\mathbf{e}^k(t), \mathbf{e}_c^k(t)) \leq \mathbf{\Gamma}(t)\mathbf{e}_c^k(t) \quad (7)$$

因此式(6)迭代算法范围为

$$\mathbf{u}^{k+1}(t) \leq \mathbf{u}^k(t) + \mathbf{L}(t)\mathbf{e}^k(t) + \mathbf{\Gamma}(t)\mathbf{e}_c^k(t) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{L}, \mathbf{\Gamma}$ 为增益矩阵, \mathbf{L} 代替式(6)中 \mathbf{k}_p 。为表述方便, 用 $\mathbf{u}_0^{k+1}(t)$ 代替 $\mathbf{u}^k(t) + \mathbf{L}(t)\mathbf{e}^k(t) + \mathbf{\Gamma}(t)\mathbf{e}_c^k(t)$, 即 $\mathbf{u}^{k+1}(t) \leq \mathbf{u}_0^{k+1}(t)$ 。若系统满足以下条件:

(1) $\|\mathbf{I} - \mathbf{C}(t)\mathbf{B}(t)\mathbf{\Gamma}(t)\| \leq \bar{\rho} < 1$, 式中: \mathbf{I} 为单位矩阵; $\bar{\rho}$ 为小于 1 的常数。

(2) 每一次迭代的初始条件一致, 即

$$\begin{cases} \mathbf{x}^k(0) = \mathbf{x}_0 (k = 1, 2, \dots) \\ \mathbf{y}_0(0) = \mathbf{y}_d(0) \end{cases}$$

其中: \mathbf{x}_0 为初始状态; \mathbf{y}_d 为初始期望输出值。则算法单调收敛^[16], 当 $k \rightarrow \infty$ 时有:

$$\mathbf{y}^k(t) \rightarrow \mathbf{y}_d(t), \quad \forall t \in [0, T]$$

证明 对式(5)中 $\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}(t)\mathbf{u}(t)$ 求解, 将 $\mathbf{u}_0^k(t)$ 带入可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= \mathbf{C} \exp\left(\int_0^t \mathbf{A} d\tau\right) + \\ &\exp\left(\int_0^t \mathbf{A} d\tau\right) \int_0^t \mathbf{B}(\tau) \mathbf{u}_0(\tau) d\tau \exp\left(\int_0^t -\mathbf{A} d\delta\right) d\tau = \\ &\mathbf{C} \exp(\mathbf{A}t) + \exp(\mathbf{A}t) \int_0^t \mathbf{B}(\tau) \mathbf{u}_0(\tau) d\tau \exp(-\mathbf{A}t) d\tau = \end{aligned}$$

$$\mathbf{C} \exp(\mathbf{A}t) + \int_0^t \exp[\mathbf{A}(t-\tau)] \mathbf{B}(\tau) \mathbf{u}_0(\tau) d\tau \quad (9)$$

式中: τ , δ 为 $0 \sim t$ 之间的变量. 取 $\Phi(t, \tau) = \exp[\mathbf{A}(t-\tau)]$, 则:

$$\mathbf{x}^{k+1}(t) - \mathbf{x}^k(t) = \int_0^t \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) [\mathbf{u}_0^{k+1}(\tau) - \mathbf{u}_0^k(\tau)] d\tau \quad (10)$$

由于 $\mathbf{e}^k(t) = \mathbf{y}_d(t) - \mathbf{y}^k(t)$, $\mathbf{e}^{k+1}(t) = \mathbf{y}_d(t) - \mathbf{y}^{k+1}(t)$, 则:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}^{k+1}(t) - \mathbf{e}^k(t) &= \mathbf{y}^k(t) - \mathbf{y}^{k+1}(t) = \\ \mathbf{C}(t) [\mathbf{x}^k(t) - \mathbf{x}^{k+1}(t)] &= \\ \int_0^t \mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) [\mathbf{u}_0^k(\tau) - \mathbf{u}_0^{k+1}(\tau)] d\tau &\quad (11) \end{aligned}$$

对式(11)整理可知,

$$\begin{aligned} \mathbf{e}^{k+1}(t) &= \mathbf{e}^k(t) - \\ \int_0^t \mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) [\mathbf{u}_0^{k+1}(\tau) - \mathbf{u}_0^k(\tau)] d\tau &\quad (12) \end{aligned}$$

将式(8)的输入代入式(12), 则第 $k+1$ 次误差为

$$\begin{aligned} \mathbf{e}^{k+1}(t) &= \mathbf{e}^k(t) - \\ \int_0^t \mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) [\mathbf{L}(\tau) \mathbf{e}^k(\tau) + \\ \mathbf{F}(\tau) \mathbf{e}_c^k(\tau)] d\tau &\quad (13) \end{aligned}$$

令 $\mathbf{G}(t, \tau) = \mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) \mathbf{F}(\tau)$, 有:

$$\begin{aligned} \int_0^t \mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) [\mathbf{F}(\tau) \mathbf{e}_c^k(\tau)] d\tau &= \\ \mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) \mathbf{F}(\tau) \mathbf{e}^k(\tau) \Big|_0^t - \\ \int_0^t \frac{\partial}{\partial \tau} [\mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) \mathbf{F}(\tau)] \mathbf{e}^k(\tau) d\tau &= \\ \mathbf{C}(t) \mathbf{B}(t) \mathbf{F}(t) \mathbf{e}^k(t) - \int_0^t \frac{\partial}{\partial \tau} \mathbf{G}(t, \tau) \mathbf{e}^k(\tau) d\tau &\quad (14) \end{aligned}$$

式(13)两边取范数:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{e}^{k+1}(t)\| &\leq \|\mathbf{I} - \mathbf{C}(t) \mathbf{B}(t) \mathbf{F}(t)\| \|\mathbf{e}^k(t)\| + \\ \int_0^t \left\| \frac{\partial}{\partial \tau} \mathbf{G}(t, \tau) \right\| \|\mathbf{e}^k(\tau)\| d\tau + \\ \int_0^t \|\mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) \mathbf{L}(\tau)\| \|\mathbf{e}^k(\tau)\| d\tau &\leq \\ \|\mathbf{I} - \mathbf{C}(t) \mathbf{B}(t) \mathbf{F}(t)\| \|\mathbf{e}^k(t)\| + \\ \int_0^t b_1 \|\mathbf{e}^k(\tau)\| d\tau &\quad (15) \end{aligned}$$

式中: b_1 为 $\|\mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) \mathbf{L}(\tau)\|$ 与 $\left\| \frac{\partial}{\partial \tau} \mathbf{G}(t, \tau) \right\|$

上界的最大值, 即

$$\begin{aligned} b_1 &= \max \{ \sup_{t, \tau \in [0, T]} \left\| \frac{\partial}{\partial \tau} \mathbf{G}(t, \tau) \right\|, \\ \sup_{t, \tau \in [0, T]} \|\mathbf{C}(t) \Phi(t, \tau) \mathbf{B}(\tau) \mathbf{L}(\tau)\| \} \end{aligned}$$

其中 T 为迭代总时间.

定义 1 向量函数 $\mathbf{h}: [0, T] \rightarrow \mathbf{R}^n$ 的 λ -范数为

$$\|\mathbf{h}\|_\lambda = \sup \{ \exp(-\lambda t) \|\mathbf{h}(t)\| \} (\lambda > 0)$$

将式(15)两端同时乘以 $\exp(-\lambda t)$, 则有:

$$\begin{aligned} \exp(-\lambda t) \|\mathbf{e}^{k+1}(t)\| &\leq \\ \exp(-\lambda t) \|\mathbf{I} - \mathbf{C}(t) \mathbf{B}(t) \mathbf{F}(t)\| \|\mathbf{e}^k(t)\| + \\ \exp(-\lambda t) \int_0^t b_1 \|\mathbf{e}^k(\tau)\| d\tau &\quad (16) \end{aligned}$$

其中:

$$\begin{aligned} \exp(-\lambda t) \int_0^t b_1 \|\mathbf{e}^k(\tau)\| d\tau &= \\ \exp(-\lambda t) \int_0^t b_1 \|\mathbf{e}^k(\tau)\| \exp(-\lambda \tau) \exp(\lambda \tau) d\tau &\leq \\ b_1 \exp(-\lambda t) \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda \int_0^t \exp(\lambda \tau) d\tau &= \\ b_1 \exp(-\lambda t) \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda \frac{\exp(\lambda t) - 1}{\lambda} &= \\ \frac{b_1}{\lambda} \exp(-\lambda t) \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda [\exp(\lambda t) - 1] &= \\ \frac{b_1}{\lambda} \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda [1 - \exp(-\lambda t)] &\leq \\ \frac{b_1}{\lambda} \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda [1 - \exp(-\lambda T)] &\quad (17) \end{aligned}$$

把式(17)代入式(16)中, 则有:

$$\begin{aligned} \exp(-\lambda t) \|\mathbf{e}^{k+1}(t)\| &\leq \\ \exp(-\lambda t) \|\mathbf{I} - \mathbf{C}(t) \mathbf{B}(t) \mathbf{F}(t)\| \|\mathbf{e}^k(t)\| + \\ \frac{b_1}{\lambda} \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda [1 - \exp(-\lambda T)] &\quad (18) \end{aligned}$$

根据定义 1 可将式(18)化简为

$$\begin{aligned} \|\mathbf{e}^{k+1}(t)\|_\lambda &\leq \|\mathbf{I} - \mathbf{C}(t) \mathbf{B}(t) \mathbf{F}(t)\| \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda + \\ \frac{b_1 [1 - \exp(-\lambda T)]}{\lambda} \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda &\quad (19) \end{aligned}$$

其中 $\|\mathbf{I} - \mathbf{C}(t) \mathbf{B}(t) \mathbf{F}(t)\| \leq \bar{\rho}$, 式(19)可以表示为

$$\|\mathbf{e}^{k+1}(t)\|_\lambda \leq \hat{\rho} \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda \quad (20)$$

式中:

$$\hat{\rho} = \bar{\rho} + b_1 \left(\frac{[1 - \exp(-\lambda T)]}{\lambda} \right)$$

则当 $\bar{\rho} \leq 1$ 时, λ 足够大时, $\lim \|\mathbf{e}^k(t)\|_\lambda = 0$. $\mathbf{u}_0^{k+1}(t)$ 收敛, 而 $\mathbf{u}^{k+1}(t)$ 和 $\mathbf{u}_0^{k+1}(t)$ 大于 0, 根据比较定理, 当 $\mathbf{u}^{k+1}(t) < \mathbf{u}_0^{k+1}(t)$, $\mathbf{u}_0^{k+1}(t)$ 收敛, 则 $\mathbf{u}^{k+1}(t)$ 收敛.

实验中只针对 y_v 方向进行迭代, 则用标量参数 $u, e^k(t), e_c^k(t)$ 代替上述推理中矩阵参数 $\mathbf{u}, \mathbf{e}^k(t), \mathbf{e}_c^k(t)$. 机器人恒力跟踪实验的控制框图如图 4 所示, 图中 x_c 为机器人的参考坐标, 在起始点测量机器人偏移量和力构成误差的先验关系, 通过最小二乘法(RLS)拟合两者的关系 $k_r(t)$, 将力误差转化为机器人所需要的位移偏移量, 由于机器人在各姿态下刚度不同因此在不同的坐标下产生相同的力需要位移偏移量不同, 所以在更新迭代的过程中, 根据力

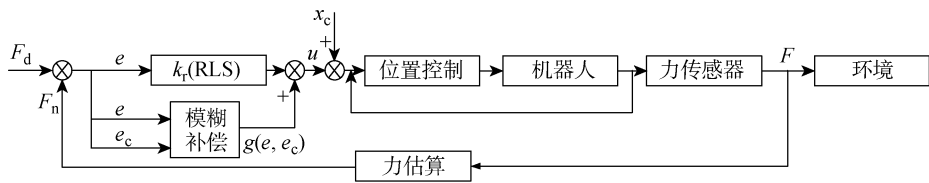


图 4 力控制算法

Fig. 4 Force control algorithm

的大小利用先验关系小幅度更新误差, 即 $k_p(t) < k_r(t)$.

补偿量 $g(e^k(t), e_c^k(t))$ 可以通过模糊算法来推理, 如图 5 所示. 输入误差 $e^k(t)$ 和误差变化量 $e_c^k(t)$ 先经过初始化, 使其值在阈值范围内, 然后将这两个值都进行模糊化处理, 根据规则进行推理, 最后解模糊化得到输出的位移. 为了方便计算, 在模糊化的过程中, 取模糊论域和基本论域相同, 把 $e^k(t)$, $e_c^k(t)$ 和 $g(e^k(t), e_c^k(t))$ 的论域定义 5 个语言值 {NB, NS, ZO, PS, PB}, 分别对应 {负大, 负小, 零点, 正小, 正大}, 隶属度函数选择三角形函数^[17].

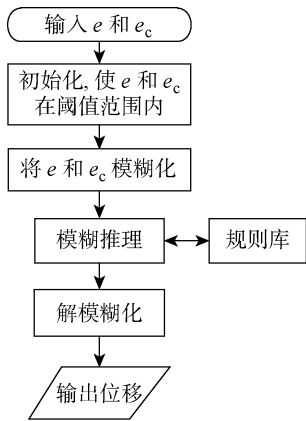


图 5 模糊算法流程图

Fig. 5 Flow diagram of fuzzy algorithm

输入变量和输出变量的基本论域分别取:

$$\left. \begin{aligned} e^k(t) &\in [-4 \quad 4] \\ e_c^k(t) &\in [-4 \quad 4] \\ g(e^k(t), e_c^k(t)) &\in [-0.08 \quad 0.08] \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

隶属度函数选择三角形函数, 在解模糊过程中, 选用重心法, 即

$$w_0 = \frac{\int_v x \mu_N(x) dx}{\int_v \mu_N(x) dx} \quad (22)$$

式中: w_0 为解模糊得到的输出值; x 为在论域 v 中的值; $\mu_N(x)$ 为模糊集合 N 下对应 x 的隶属度函数值. 模糊规则选用:

If $e^k(t)$ and $e_c^k(t)$, then $g(e^k(t), e_c^k(t))$.

3 曲面轮廓恒力跟踪实验与分析

实验采用安川机器人 MH24, 机器人在运动中控制器内置软件 MotoPlus 接受外部 $-10 \sim 10$ V 的模拟信号产生偏移, 偏移位移方向与模拟信号符号一致, 偏移位移与电压绝对值大小成正比; 六维力传感器选用德国的 ME-FKD40, 由于传感器末端安装了探头, 因此采集六维力信号后, 需要通过转化矩阵得到沿着 x_T 和 y_T 方向的力, 并对力的值进行标定, 标定方法见文献 [18]; 采集的力信号通过上位机处理发送给倍福模块, 倍福模块产生电压模拟信号传送给机器人控制器; 曲面工件的尺寸如图 6 所示, 曲面的轮廓通过三维软件中样条曲线拉伸而成; 曲面半径 R 为 34 mm, 机器人运动的初始点为 A , 终点为 B , 机器人始终以 1 mm/s 的速度沿着 x_v 方向移动; 期望的力 F_d 为 30 N.

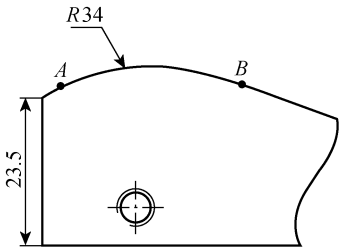


图 6 曲面工件 (mm)

Fig. 6 Curved-surface workpiece (mm)

跟踪实验流程如图 7 所示, 在实验过程中, 机器人在运动过程中有以下几种干扰: 传感器自身示数漂移干扰, 底层算法插值运算处理时造成微小的丢步, 运动过程中不确定性造成的干扰及摩擦力的干扰. 为了避免干扰影响到整体的迭代效果, 在迭代过程中每次改变力的大小不宜过大, 迭代过程由前往后依次迭代. 当实际接触力 F 与期望力 F_d 之差 ΔF_e . 符号不同时, 机器人偏移量方向是相反的, 由于机器人的重复精度不高, 同样的迭代值下, 每一次采集力的值一般会有较小的偏差, 当 ΔF_e 较小时, 这种偏差会在重复实验时迭代更新相同进给量却造成相反

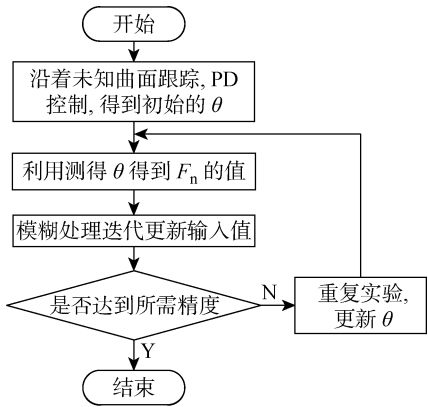


图 7 实验流程图
Fig. 7 Flow diagram of experiment

的效果,加大误差,故迭代过程只针对于 $|\Delta F_e| > 3\text{ N}$ 的时间段,设定每次迭代实验力的阈值为 10 N .

初始实验 PD 参数中比例参数 $P = 0.03$,微分参数 $D = 0.5$,式(6)的 $k_r(t) = 3.2, k_p(t) = 3, k_d(t) = 1$,采样频率为 $1\,000\text{ Hz}$,检测力信号中 $|\Delta F_e| > 3\text{ N}$ 的时间段,在超出阈值的时间段内, ΔF_e 的波形分为两种情况,一种情况为力信号没有回落,力信号一直增大或减小,为类型 I;另一种情况为力信号有回落,类似于抛物线,为类型 II.在迭代过程中,机器人在 t 时刻的总进给量等于 t 时刻进给量加上 t 时刻前进给量的总和,在更新当前时间段的偏移量时,为了保证后面时间段的偏移量不变,需要在后一段补偿这段改变的值,因此对有回落过程的迭代更新方程为

$$\left. \begin{aligned} u^{k+1}(t) &= u^k(t) + k_p(t)e^k(t) + \\ &\quad k_d(t)g[e^k(t), e_c^k(t)], \quad t_s < t \leq t_p \\ u^{k+1}(t) &= u^k(t) - k_p(t)e^k(t) - \\ &\quad k_d(t)g[e^k(t), e_c^k(t)], \quad t_p < t < t_e \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

式中: t_s 为迭代开始时间; t_p 为 t_s 到 t_e 时间段 ΔF_e 绝对值的最大值对应的时间; t_e 为迭代结束时间.迭代终止条件为: $|\Delta F_e| < 3\text{ N}$.没有回落过程时只更新不补偿,迭代更新方程为

$$u^{k+1}(t) = u^k(t) + k_p(t)e^k(t) + k_d(t)g[e^k(t), e_c^k(t)], \quad t_s < t \leq t_p \quad (24)$$

经过 18 次实验后,接触力趋于稳定.由于曲面倾斜角无突变,因此角度波动幅度不大,如图 8 所示,倾斜角的变化不大.当倾斜角为负值时,由于在 x_v 方向上,探头与工件正向接触, F_x 的变化比较大,导致 F_n 波动较大,在倾斜角为正值时 F_n 的力波动不大,所以在图 9 中,PD 算法在前期波动较大,后期波动变小,模糊迭代算法和 PD 算法轨迹对比如图 10 所示.模糊迭代算法的误差和 PD 算法的误

差对比如表 1 所示,与 PD 算法相比,模糊迭代算法的力误差绝对值的最大值($|e|_{\max}$),力误差绝对值的平均值($\overline{|e|}$),力误差的均方差(σ_e)和轨迹最大误差的绝对值($|e'|_{\max}|$)都有明显的下降,其跟踪精度得到了一定的提升.影响模糊迭代算法的精度主要原因为机器人的重复定位精度,力传感器漂移,这些因素无法改变,因此力误差在 3 N 以下的时间段内不再进行迭代.

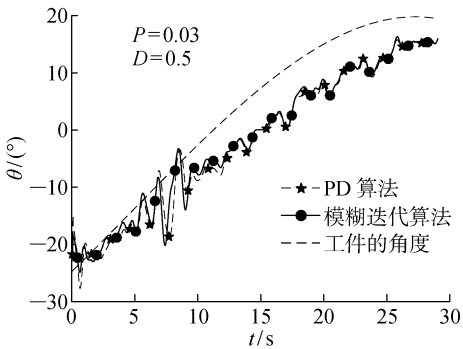


图 8 倾斜角对比图
Fig. 8 Dip angle comparison chart

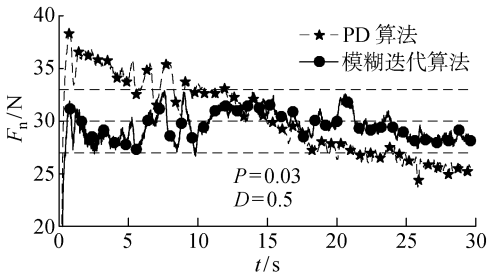


图 9 接触力对比图
Fig. 9 Comparison chart of contact force

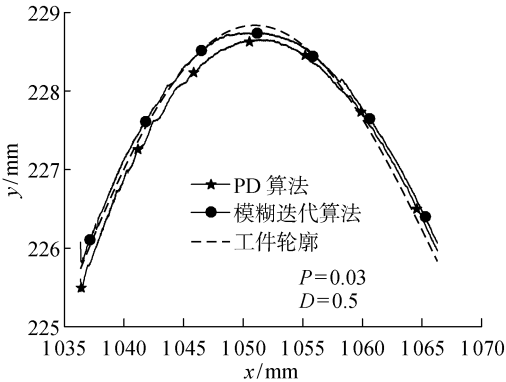


图 10 轨迹对比图
Fig. 10 Trajectory comparison chart

实验选取 4 段信号对模糊迭代算法和未进行模糊补偿的迭代算法进行对比.未进行模糊补偿的迭代次数分别为 4, 3, 5, 4 次,模糊迭代算法的迭代次

表 1 模糊迭代算法和 PD 算法对比

Tab. 1 Comparison between fuzzy iterative algorithm and PD algorithm

算法	$ e _{\max}/N$	$ \bar{e} /N$	σ_e/N	$ e'_{\max} /mm$
PD 算法	8.5	3.2	4.2	0.25
模糊迭代算法	3	1.2	2.4	0.14

数分别为 2,2,3,3 次. 分别选取类型 I 和类型 II 两种信号,对迭代过程进行对比,如图 11~14 所示,在

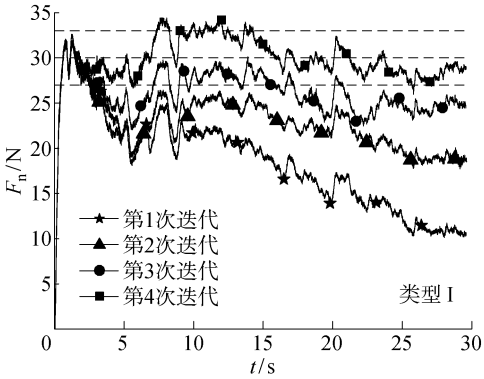


图 11 未进行模糊补偿的迭代过程

Fig. 11 Iterative process without fuzzy compensation

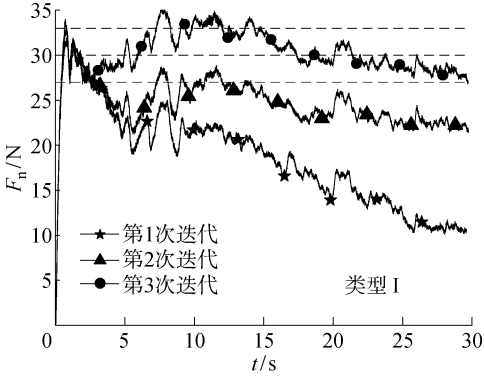


图 12 模糊迭代过程

Fig. 12 Iterative process with fuzzy compensation

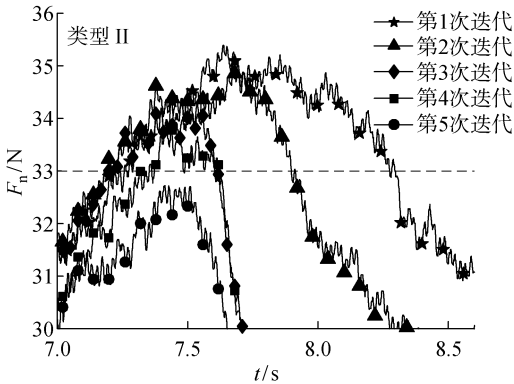


图 13 未进行模糊补偿的迭代过程

Fig. 13 Iterative process without fuzzy compensation

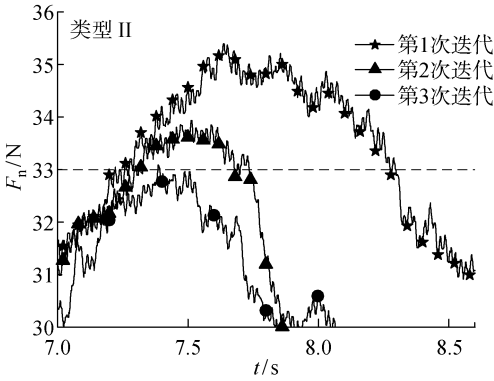


图 14 模糊迭代过程

Fig. 14 Iterative process with fuzzy compensation

未进行模糊补偿的迭代算法中每次迭代过程中根据力的大小选择迭代量,经过多次实验后,最终接触力在目标范围内,而在模糊迭代算法中,从第 2 次迭代开始利用前面实验中迭代误差补偿后续实验,加速收敛,如图 12 和 14 所示.

4 结论

(1) 对机器人末端执行器与曲面接触进行受力分析,得到了各个坐标系之间的映射关系,构建了法向力和传感器测量力之间的关系.

(2) 从理论上证明了提出的模糊迭代算法有界收敛,为实验提供了理论基础,实验证明了算法可行性.

(3) 模糊迭代算法表现出较好的跟踪性能,实验得到法向力在期望值 $\pm 3\text{ N}$ 内波动.相比传统的 PD 算法,接触力误差的均方差减少了 42%,同时,曲面的跟踪精度也得到了提高.

(4) 模糊迭代算法加速了收敛过程,与未进行模糊补偿的迭代算法相比,在选择迭代周期内,迭代次数至少减少了 1 次.

利用模糊迭代算法得到精确的曲面轮廓为后续机器人打磨提供了较好初始轨迹.

参考文献:

[1] WANG G, WANG Y, ZHANG L. Development and polishing process of a mobile robot finishing large mold surface[J]. *Machining Science and Technology*, 2014, 18(4): 603-625.

[2] 杨林, 赵吉宾, 李论, 等. 有机玻璃研磨抛光机器人力控制研究[J]. *机械设计与制造*, 2015, 290(4): 105-107.

YANG Lin, ZHAO Jibin, LI Lun, et al. A study of grinding and polishing robot force control for plexi-

- glass[J]. **Machinery Design and Manufacture**, 2015, 290(4): 105-107.
- [3] 韩瑜, 许燕玲, 花磊, 等. 六轴关节机器人系统结构及其关键技术[J]. **上海交通大学学报**, 2016, 50(10): 1521-1525.
- HAN Yu, XU Yanling, HUA Lei, *et al.* Development and key technology of six axis joint robots[J]. **Journal of Shanghai Jiao Tong University**, 2016, 50(10): 1521-1525.
- [4] 陈玉山. 6R型工业机器人关节刚度辨识与实验研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.
- CHEN Yushan. Joint stiffness identification of 6R industrial robot and experimental verification[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2011.
- [5] 吴得祖. 基于六维力传感器的机器人曲面跟踪力控制与实验研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2013.
- WU Dezu. Force control of the robot surface tracking and its experiment research based on six-axis force sensor [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2013.
- [6] ALEXANDER W, JOZEF S. Force controlled contour following on unknown objects with an industrial robot[C] // **2013 IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments (ROSE)**. Washington: IEEE, 2013: 208-213.
- [7] YE B, SONG B, LI Z, *et al.* A study of force and position tracking control for robot contact with an arbitrarily inclined plane[J]. **International Journal of Advanced Robotic Systems**, 2013, 10(1): 69-75.
- [8] SEUL J, HSIA T C. Robust neural force control scheme under uncertainties in robot dynamics and unknown environment[J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2002, 47(2): 403-412.
- [9] WANG W, LEE C. Fuzzy neural network-based adaptive impedance force control design of robot manipulator under unknown environment[C] // **IEEE International Conference on Fuzzy Systems**. Beijing: IEEE, 2014: 1442-1448.
- [10] 王磊, 柳洪义. 面向未知环境基于智能预测的模糊控制器研究. 信息与控制[J]. **信息与控制**, 2006, 35(1): 38-42.
- WANG Lei, LIU Hongyi. Fuzzy controller based on intelligent prediction in unknown environment[J]. **Information and Control**, 2006, 35(1): 38-42.
- [11] 丁希仑, 周乐来, 周军. 机器人的空间位姿误差分析方法[J]. **北京航空航天大学学报**, 2009, 35(2): 241-245.
- DING Xilun, ZHOU Lelai, ZHOU Jun. Pose error analysis of robot in three dimension[J]. **Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics**, 2009, 35(2): 241-245.
- [12] 李仁俊, 韩正之. 迭代学习控制综述[J]. **控制与决策**, 2005, 20(9): 961-966.
- LI Renjun, HANG Zhengzhi. Survey of iterative learning control[J]. **Control and Decision**, 2005, 20(9): 961-966.
- [13] 张航, 罗大庸, 黄浩江, 等. 机器人模糊迭代学习控制及其仿真研究[J]. **自动化技术与应用**, 2002, 38(2): 6-8.
- ZHANG Hang, LUO Dayong, HUANG Haojiang, *et al.* Fuzzy iterative learning control of robot and its simulation[J]. **Techniques of Automation and Applications**, 2002, 38(2): 6-8.
- [14] 刘金琨. 机器人控制系统的设计与 MATLAB 仿真[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 262.
- LIU Jinkun. Robot control system designing and MATLAB simulation[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 262.
- [15] CALANCA A, MURADORE R, FIORINI P. A review of algorithms for compliant control of stiff and fixed-compliance robots [J]. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, 2016, 21(2): 613-624.
- [16] UCHIYAMA M. Formation of high-speed motion pattern of a mechanical arm by trial[J]. **Transactions of the Society of Instrumentation and Control Engineers**, 1979, 14(6): 706-712.
- [17] 刘金琨. 智能控制技术[M]. 3版. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2014.
- LIU Jinkun. Intelligent control[M]. 3rd ed. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2014.
- [18] 胡广. 用于磨削加工的机器人力控制方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- HU Guang. Research on robot force control method used on grinding process [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016.

(本文编辑:陈晓燕)