

结合实时优化遗传算法的磨削机器人阻抗控制

刘哲^{1,2,3}, 邹涛^{1,2†}, 孙威^{1,2}, 陆云松^{1,2}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所 中国科学院网络化控制系统重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;

2. 中国科学院机器人与智能制造创新研究院, 辽宁 沈阳 110016;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 针对机械臂与环境接触时恒力跟踪动态响应速度慢的问题, 在研究过程中, 依据机械臂恒力跟踪的响应速度和控制精度的综合性能指标, 通过改进离线优化中遗传算法的交叉、变异和计算适应度值等操作算子的处理方式, 实现了阻抗控制方法中的控制参数的实时优化. 仿真结果表明: 与传统控制方法相比, 该方法可以在保证控制精度的前提下, 提高了机械臂与环境接触力的动态响应速度, 降低了控制过程超调量, 获得了较好的调节品质.

关键词: 磨削机器人; 遗传算法; 机械臂力控制

引用格式: 刘哲, 邹涛, 孙威, 等. 结合实时优化遗传算法的磨削机器人阻抗控制. 控制理论与应用, 2018, 35(12): 1788 – 1795

中图分类号: TP242.2 **文献标识码:** A

Impedance control of grinding robot based on real-time optimization genetic algorithm

LIU Zhe^{1,2,3}, ZOU Tao^{1,2†}, SUN Wei^{1,2}, LU Yun-song^{1,2}

(1. Key Laboratory of Networked Control System of Chinese Academy of Sciences, Shenyang Institute of Automation of Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110016, China;

2. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110016, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 110049, China)

Abstract: Aiming at the problem of slow dynamic response during constant force tracking when the manipulator is in contact with the environment. In the research process, according to the comprehensive performance index of the response speed and control precision of the mechanical arm constant force tracking, the processing methods of the operator, such as the crossover, variation and calculation fitness value of the genetic algorithm in off line optimization, are improved, and the real-time optimization of control parameters for the impedance control is realized. The simulation results show that compared with the traditional control method, the method can improve the dynamic response speed of the mechanical arm and the environment contact force under the premise of ensuring the control precision, reduce the overshoot of the control process, and obtain better adjustment quality.

Key words: grinding robot; genetic algorithm; force control of robot

Citation: LIU Zhe, ZOU Tao, SUN Wei, et al. Impedance control of grinding robot based on real-time optimization genetic algorithm. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(12): 1788 – 1795

1 引言(Introduction)

目前, 工业机器人按照作业方式主要可以分为接触类型作业和非接触类型作业两种, 比如仓储机器人在自由空间中搬运货物、焊接作业等类似作业任务都是非接触式作业, 而机器人进行部件装配、零件表面磨削等工作任务都是接触式作业. 据国际机器人联合

会(international federation of robotics, IFR)统计, 装配、机械制造等接触型任务所用的机器人^[1-3]为68.7%. 随着机器人相关技术的进步和工业领域对产品质量要求的增加, 接触类型的任务将也会同时增加. 对于接触式的任务, 单纯的位置控制已经很难满足现在的生产需求. 例如对于装配作业, 机器人这种高精度、高

收稿日期: 2018-07-20; 录用日期: 2018-12-20.

†通信作者. E-mail: zoutao@sia.cn.

本文责任编辑: 张伟.

国家自然科学基金项目(61773366, 61533015)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61773366, 61533015).

刚度的集合体, 轻微的轨迹偏差就会导致作业对象之间产生非常大的接触力, 从而对作业对象和机械臂造成毁坏, 甚至可能引起严重的生产事故^[4-6]. 因此, 控制过程中机械臂和作业环境之间接触力的感知和控制成为机器人研究中的重要问题.

针对这个问题, 世界各国的技术人员围绕机器人控制的方法、理论和策略进行了详细的探讨和研究. 虽然最早兴起的经典力控制方法为机器人的柔顺力控制研究奠定了很好的基础, 然而其策略的可应用范围和控制的结果已经不能满足现在的要求, 不能够进行广泛的实际应用^[7-8]. 另一方面, 因为机器人本身动力学是非线性的, 而且作业环境存在着很多不确定性的干扰, 例如作业对象材料的改变、加工或工艺造成的刚度变化或着设计的接触表面不平整等因素产生影响, 因此对未知环境的建模也是一个困难的问题. 虽然经典力不能达到期望的效果, 但是随着控制理论和控制策略的不断发展, 已经有了很多种先进力控制的方法来对机器人的接触力来进行控制, 这些研究方法进一步扩大了机器人力控制的应用范围, 增强了机器人的控制效果^[9-11].

在工业磨削工作中, 因为加工技术的进步, 对所需零件的加工精度、粗糙度等质量和精度上的需求也水涨船高. 而对于一些表面复杂的零部件(例如发动机、叶片等), 现在的加工和表面磨削任务还需要大量的人工来完成主要的工作或辅助性的工作. 据调查, 一个工人两个小时才可以完成一个汽轮叶片的磨削工作, 并且成功率只有 85%. 在我国, 成功率只有 70%^[12-14]. 因此, 为了提高磨削工作的成功率, 较少人工成本, 加上近几年机器人控制技术和加工技术的进步, 机器人在打磨抛光等接触式作业中得到了广泛的应用.

在打磨抛光行业里应用工业机器人的主要方法是通过机器人进行离线示教, 通过编程把机器人的每个点记录下来, 然后让机器人重复示教的轨迹. 因此, 为了确保工作的精度, 一条示教路径通常需要 500-

600 个示教点才能完成^[15]. 对于叶轮等一些表面复杂的、要求精度较高的曲面可能需要更多的点. 因此完成一个零件的打磨工作, 通常需要很多天的示教调试, 并且很容易出错, 而且对示教人员的工作经验要求很高^[16-17].

针对该问题, Hsia 和 Lasky 在 20 世纪 90 年代提出了内外环控制方法^[18]. 因为机械臂模型的不确定因素也被包含在内环当中. 因此这让机械臂有了一定的鲁棒性. 但在实际过程运用过程当中, 通常工作环境因为各种因素导致其模型的不确定性. 使得阻抗控制会产生较大的误差, 因此针对很多精度要求较高应用场景不能够适用. 后来 Chan 和 Yao 等人把滑模的概念加入到阻抗控制的策略中, 从而提高了阻抗控制的控制性能^[19]. H. Zhang 提出把位置环通过关节位置环来实现, 但是算雅克比矩阵和坐标系时对约束条件的要求精度较高^[20]. 以上方法均要求对作业环境以及机械臂已知程度要求较高.

本文针对以上问题, 考虑到接触式作业的作业质量主要取决于接触力的控制, 以及都需要对环境已知程度要求较高的问题, 提出了基于实时优化遗传算法的阻抗控制方法实现机械臂的恒力跟踪任务, 并通过对实际研究过程中遇到实时性的问题对算法进行了改进, 从而提高了机械臂接触式作业过程中恒力保持的精度和鲁棒性.

2 基于位置的阻抗控制优化模型搭建(Establish the impedance control optimization model based on position)

2.1 阻抗控制模型(The impedance control model)

基于位置的阻抗控制方法是首先将接触力的误差 $\Delta F = F_d - F_c$ 反馈到控制器中. 然后获取到机械臂在坐标系下的位置、速度、加速度等信息, 然后根据机械臂动力学方程逆解运算求得机械臂各个关节的控制力矩, 从而实现对机械臂的位置和接触力的控制. 基于力反馈的笛卡尔空间阻抗控制原理图如图 1 所示^[21-22].

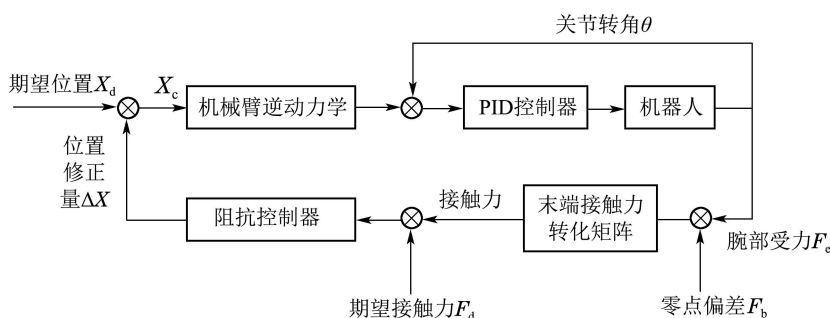


图 1 基于力反馈的笛卡尔空间阻抗控制原理图

Fig. 1 Schematic of cartesian space impedance control schematic based on force feedback

由参考文献[24],将阻抗控制应用于三自由度机械臂的阻抗控制系统,并对其进行拉普拉斯变换可得

$$\Delta \mathbf{X}(s) = \frac{\mathbf{F}_e(s)}{M_d s^2 + B_d s + K_d} \quad (1)$$

根据对式(1)中的控制器3个参数 M_d, B_d, K_d 进行调节优化,即可通过图1所示的原理实现对机械臂的柔顺力跟踪控制^[23-25].

2.2 阻抗控制器参数的优化模型 (Optimization model of impedance controller parameters)

本文的研究场景是机械臂做磨削抛光等类似的接触式作业.作业方式为机械臂夹持末端工具在作业面上保持恒力移动.控制方法为阻抗控制方法.

为便于验证算法的有效性,简化操作,作出以下两点假设:1)将机械臂末端和作业面之间的模型简化为弹簧模型,其弹簧刚度为 K_e ;2)末端工具与作业面之间为点接触.则阻抗控制方程可表示为

$$K_d \delta x + B_d \delta \dot{x} + M_d \delta \ddot{x} = f_d - f_e,$$

式中: K_d, B_d, M_d 分别为系统的期望阻抗参数; f_e, f_d 表示末端实际接触力和期望接触力; δx 为末端工具和作业曲面之间的位置误差:

$$\delta x = x_d - x,$$

式中: x_d 是末端工具的期望位置; x 是末端工具的实际位置.因此末端工具与作业面接触力的数学模型可写成 $f_e = K_e \delta x$.阻抗控制器框图如图2所示.

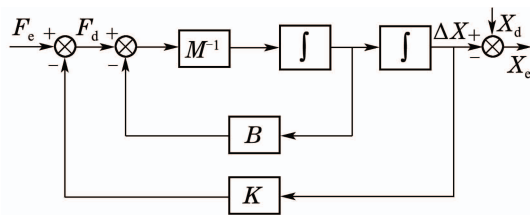


图2 阻抗控制原理

Fig. 2 Impedance controller diagram

3 基于实时优化遗传算法的阻抗控制方法设计 (Design of impedance control method based on real-time optimization genetic algorithm)

遗传算法应用在解决问题的过程中,需要对所求问题进行编码,组成一定长度的基因串,称之为个体.所有的基因串所构成的集合为群体.每个个体都是被处理问题的一个解.遗传算法的具体流程都是首先随机生成一组初始种群.然后经过上述操作算子对基因串进行重组,并根据适应度值的大小进行淘汰,最终使种群朝着最优解的方向优化.适

应度函数是被求解问题所需目标的一个数学表达形式.其掌握着种群的进化方向.选择、交叉、变异分别和进化论中的自然选择、交配、突变相对应,模拟进化论对种群进行筛选进化.因为遗传算法在执行的过程中,主要依靠将个体逐个代入至优化目标函数中,然后根据结果求适应度值,对每个个体统一进行评价,因此遗传算法所需的计算量较大,需要很多代种群才能收敛.这个原因导致遗传算法很难应用在在线的实时的控制系统当中.

针对本研究中机械臂针对未知连续曲面的实时恒力跟踪问题,根据阻抗控制模型,通过以下原理设计实时控制遗传算法.因为实时控制系统的执行过程不可重复,也不可倒退,因此每次执行只能选择种群中的一个个体.然后根据系统的实际输出值获取对应的适应度值,并对适应度矩阵更新.选择过程中,因为每次执行只能评价一个个体,为了确保种群总个体数的稳定,只能根据算法淘汰掉最差的个体.个体被淘汰后种群需要新增一个个体进行补充.因此,需要根据重组变异操作添加新的个体.因此随机选择两个个体作为父代个体进行重组操作,产生新的个体.并根据变异操作对新的个体破坏以避免陷入局部最优解区域.

在时变遗传算法实际运用的过程中,因为每次循环只能评价一个个体,导致算法收敛速度较慢,因此算法过程中的初始种群的生成、淘汰策略的选取、变异概率的设置、适应度函数的设计都非常重要.针对阻抗控制方法的应用背景对实时优化遗传算法的算子进行如下设计^[26-27]:

1) 初始种群的生成.

初始种群生成的方法有多种方式:①在限定范围内均匀分布随机生成个体;②所有个体初始值均为0.这种策略将会导致收敛速度减慢,但是算法初期不会出现大幅跳动的结果;③根据所解决问题的领域,利用先验知识按照一定规律生成 N 个个体.因为实时优化算法的收敛速度较常规遗传算法收敛速度较慢,为了提高收敛速度,本文采用第3种生成方式.

当机械臂与环境接触做恒力跟踪时若想保持较小的稳态误差应选取较小的期望刚度,因此为增加该方法的收敛速度,应在生成种群时,将期望刚度的个体限制在一个较小的范围之内,而无需在一个较大的范围中随机产生个体再进行优化.因为期望刚度增大会增加机械臂恒力跟踪时的震荡幅度和收敛时间,因此也应该取较小的值.为提高算法收敛速度,参数 M_d 的选取也应该在初始化时保证在一个较小的范围之内.阻抗参数中期望阻尼 B_d 对机械

臂接触力恒力跟踪影响较为复杂. 期望阻尼 B_d 越小, 接触力接近期望力的速度越快, 但是更容易在达到期望力后产生超调. 因此应选取一个较为合适的或者实时调节期望阻尼, 以保证机械臂可以较快的接近期望接触力, 并且在期望接触力附近不能产生超调. 因此为保证能达到全局最优解, 对参数期望阻尼 B_d 的初始种群的产生选取在一个较大的范围内随机均匀分布产生.

2) 淘汰方式的设计.

在淘汰方式中一般有 3 种策略: ① 直接根据适应度值大小保留几个最好的个体, 其余的个体随机淘汰; ② 淘汰最差的个体; ③ 淘汰最老的个体. 在本研究中, 因为需要保证过程的实时优化, 因此仿真或实验过程无法倒退, 应尽快淘汰掉种群中较差的个体, 因此采用第 2 种淘汰策略. 但是因为阻抗控制原理的问题, 在当前时刻 t 输入变量 $u(t)$ 输入至系统后, t 时刻计算出的输出会受到之前时刻输入 $u(t-1)$, $u(t-2)$, \dots 的影响. 所以 t 时刻的输出值无法表示某个个体 $u(t)$ 的好坏. 经试验发现, 为保证输出 y 可以表示个体 $u(t)$ 的好坏, 应将 $u(t)$ 连续输入 n_1 次, 将 $y(t+N)$ 作为个体 $u(t)$ 好坏的一个参考指标.

3) 重组算子的设计.

传统遗传算法的每次循环一般会随机选择父代个体进行多次重组算子, 产生多个新个体以增加算法寻找全局最优解的效率. 但和传统遗传算法相比, 实时优化的遗传算法的工作性质有以下两点不同: ① 实时优化的遗传算法每次循环只能评价一个个体; ② 算法收敛的速度较慢.

针对以上两点不同, 对重组算子进行如下改进:

① 重组算子每次循环只能重组一次, 将重组的新基因编码作为新个体, 原父代个体保留; ② 两个父代个体一定有一个最优个体, 另外一个随机选择.

4) 变异算子的设计.

变异算子和交叉算子作为算法中非常重要的两个算子, 分别提高全局搜索和局部搜索的能力. 但是和交叉算子不同的是, 变异算子因为其变异位的随机选取, 当系统处于收敛后的状态时, 会破坏原有的解. 这个算子在离线优化过程中作用较好, 可以提高寻找最优解的可能性和收敛速度, 防止陷入局部最优解. 每次寻优过程是把最优解找出后只把最优解再运用到系统中, 变异操作不会对实际控制过程有所影响. 但是在实时优化的过程中, 当算法收敛之后再行变异操作虽然会增加寻找全局最优解的可能性, 但是其破坏掉的解如果是较差的解将会对系统造成不可逆的影响, 最终影响系统的控制

精度. 因此根据变异算子本身所具有的矛盾性, 结合实际问题, 扬长避短, 进行如下改进: ① 在程序运行过程处于刚切换至新的状态时, 因为算法需要快速的寻找最优解, 将变异概率提高至 100%, 即每个循环都会有变异操作. 变异位由原来只变异一个基因改成变异两个基因. 具体方式如下:

个体 1: 0101000. 随机寻找两个位置进行取反操作. 例如第 3 个位置的基因 0, 取反为 1. 第 2 个位置的基因 1, 取反为 0. 生成新的个体 00111000.

② 当程序过程处于状态切换后并且到达稳定状态时, 因为解已经收敛至最优解, 变异操作会破坏最优解, 应取消变异操作. 当控制精度在设定精度范围内时, 算法是否收敛至稳定状态可进行如下判定: 机械臂末端接触力误差 $e < \rho_2 e_d$ 时再取消变异操作. 其中实际接触力误差 $e = F_e - F_d$ 的取值范围经试验测得为 0.3~0.7.

当控制精度在设定精度范围外时, 系统输出处于快速收敛的过程, 因此无法根据系统输出判定是否收敛. 可设定 n_{s1} 代内所有个体均满足条件(2)的代数

$$A_i - \frac{\sum_{i=0}^N A_i}{N} \geq a, \quad (2)$$

式中 A_i 表示 N 个个体中的第 i 个个体, 超过 $[\rho_3 n_{s1}]$ 时达到收敛. 其中 n_{s1} 取值范围, 不宜太大或者太小, 试验分析取值在 3~10 之间较好, 如果步长较小可适当增大. a 为判断种群中单个个体是否已经收敛的判断范围; N 表示种群中个体的总数量; ρ_3 取值为 0.9.

5) 性能指标的选取.

在对阻抗控制参数寻优的过程中, 实时优化的遗传算法需要根据指定的性能指标对种群中所有的个体进行评价. 所以, 适应度函数设计的优劣将直接影响控制效果. 适应度函数与目标函数的作用和目的一样. 因此, 适应度函数的设计和目标函数一样, 最常用的指标函数为 $e = F_e - F_d$. 本研究中, 除了要保证机械臂接触力达到稳态之后具有较高的精度, 还应该提高系统的收敛速度, 即尽可能的在机械臂末端接触力不在要求的精度之内时, 使接触力尽快的接近期望接触力, 在到达接触力的精度范围之内之后, 应尽可能的平滑过渡至稳态阶段. 所以, 适应度函数应该和阶段相对应, 设计成分段函数:

$$J = \begin{cases} \left| \frac{u_B}{\Delta F_e} \right|, & |F_e - F_d| > e_d, \\ |e| + \rho_1 \left| \frac{\Delta F_e}{u_B} \right|, & |F_e - F_d| < e_d, \end{cases}$$

其中: ΔF 为末端工具与作业面接触力的变化值; u_B 为种群个体的取值; e_d 为设定精度; ρ_1 的取值大小决定两项指标之间的权重关系, 取值范围 $0 < \rho_1 < 1$. 将适应度函数设置成分段模式, 会将仿真过程分成两个状态, 一个是接触力误差大于设定精度 e_d 时, 一个是接触力误差小于设定精度 e_d 时. 因为两个状态的量纲不一样, 导致在适应度函数切换的时候, 新状态下新个体的最小适应度无法小于上个状态所有个体的最大适应度值, 导致种群无法更新, 因此要在两个状态切换时, 将适应度矩阵中所有的值扩大 a 倍.

机械臂是一种高刚度的机械设备, 各个关节是由电机进行驱动. 所以关节驱动电机的速度、力矩等物理参数不能无限大, 还应根据电机的最大输入力矩对性能指标进行限定. 约束条件为

$$\begin{cases} \dot{\theta}_{i \max} \geq \dot{\theta}, \\ \ddot{\theta}_{i \max} \geq \ddot{\theta}_i, \\ \tau_{i \max} \geq \tau_i, \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\dot{\theta}_{i \max}$ 为第 i 个关节的最大角速度; $\ddot{\theta}_{i \max}$ 为第 i 个关节的最大角加速度; $\tau_{i \max}$ 为第 i 个关节的最大输入力矩. 根据约束条件(3)对适应度函数设定惩罚项:

$$\begin{cases} f_{\text{penalty}}^1 = \begin{cases} 1000, & \max |\dot{\theta}_i| \geq \dot{\theta}_{i \max}, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \\ f_{\text{penalty}}^2 = \begin{cases} 1000, & \max |\ddot{\theta}_i| \geq \ddot{\theta}_{i \max}, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \\ f_{\text{penalty}}^3 = \begin{cases} 1000, & \max |\tau_i| \geq \tau_{i \max}, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

根据所建立的惩罚项(4), 可对性能指标函数进行如下修改:

$$J = \begin{cases} \left| \frac{u_B}{\Delta F_e} \right| + \varepsilon_1 f_{\text{penalty}}^1 + \varepsilon_2 f_{\text{penalty}}^2 + \\ \varepsilon_3 f_{\text{penalty}}^3, & |F_c - F_d| > e_d; \\ \left| e \right| + \rho_1 \left| \frac{\Delta F_e}{u_B} \right| + \varepsilon_1 f_{\text{penalty}}^1 + \varepsilon_2 f_{\text{penalty}}^2 + \\ \varepsilon_3 f_{\text{penalty}}^3, & |F_c - F_d| < e_d, \end{cases} \quad (5)$$

式中 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ 为加权系数, 取值范围为 $0 \sim 1$. 当性能指标(5)最小时, 即机械臂多个约束条件下达到了最小的力跟踪误差. 基于实时优化遗传算法的阻抗控制方法流程如下:

1) 针对阻抗控制的实际应用问题. 通过随机方法生成一个种群, 个体数量为 N . 并通过式(5)设计

适应度函数.

8 2) 将所有个体依次输入系统 n 次, 同时判断所属状态, 更新所有个体的适应度值, 完成初始化.

3) 计算适应度值. 并根据上文设计的操作算子进行淘汰、产生新个体.

4) 将新个体输入至仿真模型中 n 次, 同时判断所属状态, 将 n 次输出的总和作为评价结果.

5) 判断程序是否结束, 如未结束返回至步骤3), 如果所属状态已达到设定好的精度, 步骤3)中不再进行变异操作.

4 仿真实验(Simulation experiment)

通过Simulink建立阻抗控制系统的仿真模型. 因为机械臂通过Simulink进行建模较为复杂, 本文通过S-函数来创建机械臂模型. 阻抗控制系统的仿真模型如图3所示.

图3中SGaBd为实时优化遗传算法, 其输出的参数为阻抗控制器的期望阻尼 B_d , 通过S-函数实现. 期望刚度 K_d 和期望惯量 M_d 选取为固定值0.5. 机械臂选择空间中三维关节型机械臂进行仿真. 算法验证仿真实验共分为3组: 第1组为手动调节参数; 第2组为离线遗传算法对阻抗控制参数进行优化; 第3组为实时优化遗传算法对阻抗控制参数进行在线优化. 第2组相关参数设置为种群个体数 $N=10$, 迭代次数为100, 为防止超调量过大, 设置超调量大于0.5 N时增加惩罚项. 第3组仿真过程的相关参数设置个体数量为 $N=10$; 单个个体输入次数 $n_1=5$; 变异操作概率为100%; 变异位数为2; 不同状态切换判断条件为设定精度为 $e_d=1$ N; 机械臂接触力达到设定精度范围时取消变异操作设定精度的系数 $\rho_2=0.5$; 未达到设定精度快速接近期望接触力时的取消变异操作设定的判断代数 $n_{s1}=5$, 判断范围为 $a=8$.

由图4可见, 基于实时优化遗传算法的阻抗控制方法要好于其他两种控制方式. 和基于传统遗传算法的阻抗控制方法相比该方法不仅可以让机械臂与作业对象的接触力较快的接近期望接触力, 并且可以在环境刚度发生突变时 also 具有很好的调节能力. 在阻抗控制仿真过程中, 通过人工调节参数, 和基于实时优化遗传算法的方法相对比. 当人工调节的参数和基于实时优化遗传算法的阻抗控制方法具有相同的靠近期望值速度的时候, 人工调节的方式具有较大的超调量. 并且当作业环境刚度改变时, 该方法的控制结果和基于实时优化遗传算法的阻抗控制方法相比差距更大.

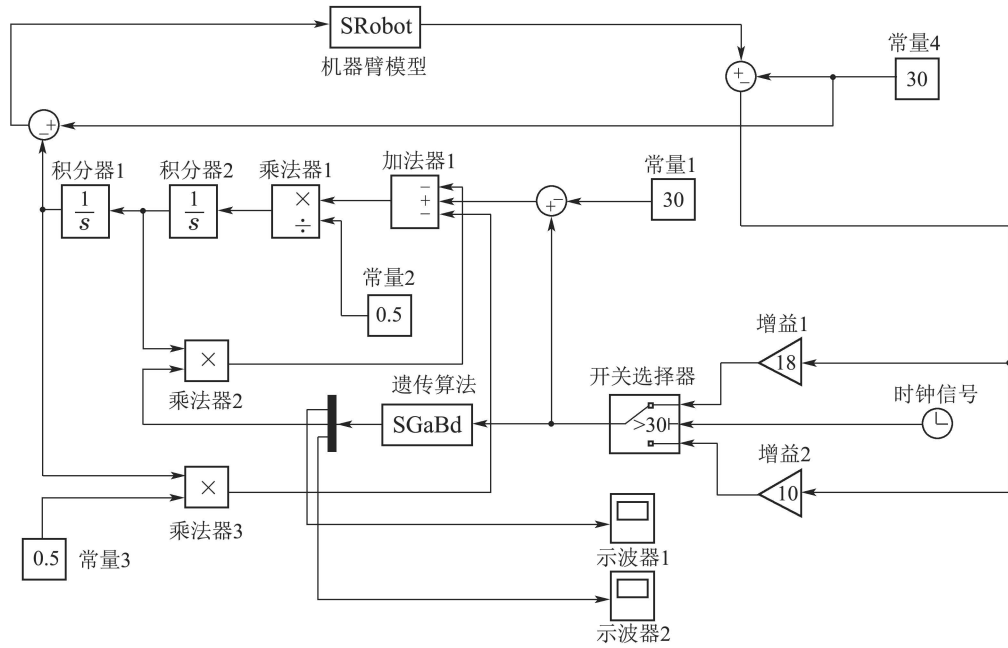


图 3 基于实时优化遗传算法的阻抗控制方法仿真框图

Fig. 3 Block diagram of impedance control method based on real-time optimization genetic algorithm

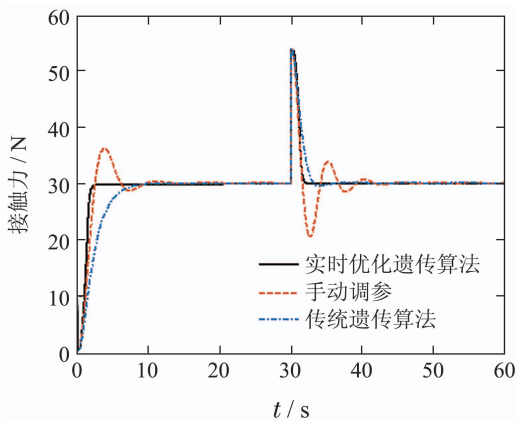


图 4 基于不同算法的阻抗控制恒力跟踪对比图

Fig. 4 Comparison diagram of impedance constant force with different algorithm

如图5所示为基于实时优化遗传算法的阻抗控制方法仿真过程中种群中所有个体的期望阻尼 B_d 值大于500的数量分布情况, 种群中个体的总数量为10个. 根据种群进化的阶段可分为以下几个过程:

A点: A点为种群随机初始化后分布的情况, 其中小于500的个体有4个, 此时机械臂与环境的接触力为0.

A-B阶段: 因为阻抗控制中期望阻尼参数 B_d 越小, 机械臂与环境的接触力接近期望接触力的速度越快, 因此随着种群的更新, 种群中期望阻尼 B_d 小于500的个体数量逐渐增加.

B-C阶段: 过程到达B点时, 根据所设计的判断种

群是否已经收敛的准则, 判断为种群已经收敛, 取消变异操作, 因此BC阶段种群中个体期望阻尼 B_d 小于500的个体数量没有变化. 此时机械臂与环境的接触力快速接近期望力.

C-D阶段: 图中CD阶段为机械臂接触力达到了设计的范围, 更换了适应度函数, 种群开始更新. 此时机械臂与环境的接触力已经在期望接触力附近, 此时较小的期望阻尼参数 B_d 较好, 因此由C到D阶段中, 种群中个体的期望阻尼小于500的数量逐渐减少, 此时机械臂与环境的接触力接近期望力的速度逐渐下降.

D-E阶段: 种群更新至D点时, 此时机械臂与环境的接触力还没有达到新的取消变异操作的标准, 虽然种群更新到了较为合适的范围, 但是一些较好的个体会被变异操作破坏, 因此此时种群中个体期望阻尼 B_d 小于500的数量会有上下的浮动. 此时机械臂与环境的接触力以较慢的速度靠近期望接触力, 等过了D-E阶段的初期, 机械臂与环境的接触力达到了取消变异的精度范围, 种群中个体的分布情况基本稳定, 机械臂的接触力稳定于期望接触力附近.

E点: 种群更新至E点时, 外界环境的刚度发生突变, 机械臂与环境的接触力随之发生突变, 远离期望接触力. 此时种群开始重新更新, 加快机械臂接触力接近期望力的速度. 此后的E-F-G-H-I阶段和A-B-C-D阶段过程类似, 仅仅初始种群的产生方式不一样. A-B-C-D阶段为均匀随机产生, E-F-G-H-I阶段的种群继承于上个阶段.

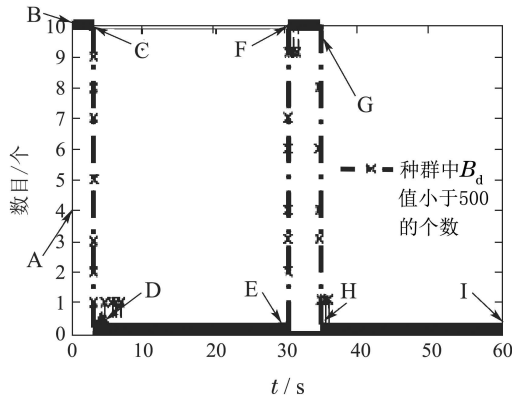


图5 种群中 B_d 值小于500的个体数分布情况

Fig. 5 Distribution of individuals with B_d values less than 500 in the population

5 稳定性分析(Stability analysis)

因为遗传算法本身是一种随机化的搜索方法,每次求解的结果不一样,无法通过数学表达式证明其稳定性问题.因此在不陷入局部最优区域的情况下,主要是判断其解的收敛区域是否在可接受的范围内.

由图6和图7看可以看出 B_d 对机械臂接触力收敛速度的影响是单调的,因此当适应度函数确定时,最优解两侧是分别单调的.因此,算法应用于阻抗控制方法中将不会陷入局部最优解.由图7可以看出,当 B_d 的取值变化在 ± 10 的时候,其对结果的影响很小.因此,假如 B_d 收敛范围小于 ± 10 认为结果可以接受.

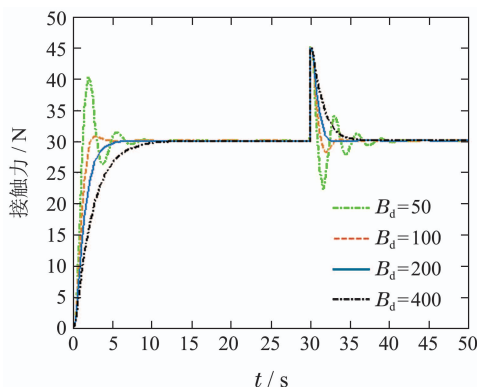


图6 不同 B_d 取值对机械臂接触力的影响

Fig. 6 The influence of different B_d on the contact force of the arm

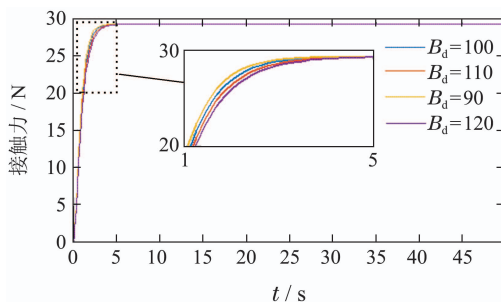


图7 B_d 取值变化较小时对机械臂接触力的影响

Fig. 7 The influence of different B_d with small changes on the contact force of the arm

6 结论(Conclusions)

机械臂阻抗控制是机械臂柔顺力控制方法中十分经典的基础控制方法,很多控制方法都是以阻抗控制理论作为基础进行研究.本文针对机械臂与环境接触力时恒力跟踪的问题,基于位置控制的阻抗控制方法,借鉴传统遗传算法的思想,提出了实时优化的遗传算法对阻抗控制方法中的参数进行实时的优化.并经过对比不同阻抗参数和不同的操作算子对结果的影响,改进了算法中重组、变异等多个操作算子的操作方式,最后通过Simulink和S-函数进行仿真.结果表明,和传统控制方法相比,该方法可以在保证控制精度的条件下,提高机械臂与环境接触力收敛至期望接触力的速度,并具有较小的超调量.同时,因为该算法对系统已知程度要求较低的原因,对实时系统也具有较好的普适性,但仍需要根据实际情况对操作算子进行调节.这一点还需在下一步的工作中研究改进,提出更好的解决方案.

参考文献(References):

- [1] KASSMANN D E, BADGWELL T A, HAWKINS R B. Robust steady-state target calculation for model predictive control [J]. *Aiche Journal*, 2000, 46(5): 1007 – 1024.
- [2] ZOU Tao, WANG Dingding, DING Baocang, et al. Steady-state analysis and feedback correction of model predictive control for integrating process [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(2): 165 – 174.
(邹涛, 王丁丁, 丁宝苍, 等. 积分过程预测控制的稳态分析及反馈校正 [J]. *控制理论与应用*, 2014, 31(2): 165 – 174.)
- [3] CHEN Mingjin, LI Shurong, CAO Qianlei. Adaptive motion/force control for rigid-link flexible-joint manipulators with time delay [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(2): 217 – 223.
(陈明金, 李树荣, 曹乾磊. 时滞柔性关节机械臂自适应位置/力控制 [J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(2): 217 – 223.)
- [4] PROBST A, MAGANA M E, SAWODNY O. Using a Kalman filter and a Pade approximation to estimate random time delays in a networked feedback control system [J]. *IET Control Theory & Applications*, 2010, 4(11): 2263 – 2272.
- [5] ZOU T, LI H Q, ZHANG X X, et al. Feasibility and soft constraint of steady state target calculation layer in LP-MPC and QP-MPC cascade control systems [C] // *International Symposium on Advanced Control of Industrial Processes*. Hangzhou, China: IEEE, 2011: 524 – 529.
- [6] ZOU T. Offset-free strategy by double-layered linear model predictive control [J]. *Journal of Applied Mathematics*, 2012, 2012(5): 1927 – 1936.
- [7] LIN T, GOLDENBERG A A. A unified approach to motion and force control of flexible joint robots [C] // *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Minneapolis, USA: IEEE, 1996, 2: 1115 – 1120.
- [8] SALSURY T, MHASKAR P, QIN S J. Predictive control methods to improve energy efficiency and reduce demand in buildings [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2013, 51(14): 77 – 85.
- [9] BRDYS M A, GROCHOWSKI M, GMINSKI T, et al. Hierarchical predictive control of integrated wastewater treatment systems [J]. *Control Engineering Practice*, 2008, 16(6): 751 – 767.

- [10] SILANI E, LOVERA M. Magnetic spacecraft attitude control: a survey and some new results [J]. *Control Engineering Practice*, 2005, 13(3): 357 – 371.
- [11] ESFANJANI R M, REBLE M, MUNZ U, et al. Model predictive control of constrained nonlinear timedelay systems [C] // *Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control (CDC) Held Jointly with 2009 28th Chinese Control Conference*. Shanghai, China: IEEE, 2009: 1324 – 1329.
- [12] RUBAGOTTI M, RAIMONDO D M, FERRARA A, et al. Robust model predictive control with integral sliding mode in continuous-time sampled-data nonlinear systems [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011, 56(3): 556 – 570.
- [13] RAU M, SCHRODER D. Model predictive control with nonlinear state space models [C] // *International Workshop on Advanced Motion Control*. Maribor, Slovenia: IEEE, 2002: 136 – 141.
- [14] CAO Q, LI S, ZHAO D, et al. Robust finite-time motion/force control for constrained robots [J]. *Australian Journal of Electrical & Electronics Engineering*, 2014, 11(3): 297 – 302.
- [15] KASHIWAGI K, ONO K, IZUMI E, et al. Force controlled robot for grinding [C] // *IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems, Towards a New Frontier of Applications*. Ibaraki, Japan: IEEE, 1990: 1001 – 1006.
- [16] PENG J, XU W, WANG Z, et al. Analytical inverse kinematics and trajectory planning for a 6DOF grinding robot [C] // *IEEE International Conference on Information and Automation*. Yinchuan, China: IEEE, 2014: 834 – 839.
- [17] KHATIB O. A unified approach for motion and force control of robot manipulators: the operational space formulation [J]. *IEEE Journal on Robotics & Automation*, 2003, 3(1): 43 – 53.
- [18] HSIA T C S, LASKY T A, GUO Z. Robust independent joint controller design for industrial robot manipulators [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1991, 38(1): 21 – 25.
- [19] CHAN R C K, YAO S M. Urbanization and sustainable metropolitan development in China: patterns, problems and prospects [J]. *Geo-Journal*, 1999, 49(3): 269 – 277.
- [20] ZHANG H. Efficient evaluation of the feasibility of robot displacement trajectories [J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1993, 23(1): 324 – 330.
- [21] KHATIB O, BURDICK J. Motion and force control of robot manipulators [C] // *IEEE International Conference on Information and Automation*. San Francisco, CA, USA: IEEE, 1986: 1381 – 1386.
- [22] DECHEV N, CLEGHORN W L, MILLS J K. Microassembly of 3-D microstructures using a compliant, passive microgripper [J]. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 2004, 13(2): 176 – 189.
- [23] LEE K, BUSS M. Force tracking impedance control with variable target stiffness [J]. *IFAC Proceedings of the 17th World Congress*, 2008, 41(2): 6751 – 6756.
- [24] HE W, CHEN Y, YIN Z. Adaptive neural network control of an uncertain robot with full-state constraints [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2015, 46(3): 620 – 629.
- [25] CHEN Z Y, CHEN L. Singular perturbation augmented robust adaptive PD composite control for flexible-joint dual-arm space robot [J]. *Journal of Vibration & Shock*, 2015, 34(16): 79 – 84.
- [26] MITCHELL M, HOLLAND J. When will a genetic algorithm outperform hill-climbing [C] // *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*. San Francisco, CA, USA: ACM, 1993, 6: 51 – 58.
- [27] CHEN C, LIU Z. Adaptive motion/force control of robots with input nonlinearities via fuzzy logic system [C] // *2014 International Conference on Mechatronics and Control (ICMC)*. Jinzhou, China: IEEE, 2014: 11 – 15.

作者简介:

刘哲 (1993–), 男, 硕士, 研究领域为工业机器人力控制, E-mail: zliu.sia@qq.com;

邹涛 (1975–), 男, 研究员, 博士生导师, 研究领域为工业过程实时优化与模型预测控制, E-mail: zoutao@sia.cn;

孙威 (1990–), 男, 硕士研究生, 研究领域为电机与电力电子技术, E-mail: sunwei@sia.cn;

陆云松 (1982–), 男, 助理研究员, 博士, 研究领域为复杂工业过程监测与故障诊断, E-mail: luyunsong@sia.cn.