

基于力感知与 GPF-RRT * 算法的 机器人主从控制研究

黄海龙¹, 蔡娟¹, 刘源²

(1. 广州科技职业技术大学 信息工程学院, 广州 510000;

2. 南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 南京 210094)

摘要: 为改善当前机器人主从控制方法存在的效率低下、可控制度低等问题, 提高机器人主从控制效率和精度, 提出了力感知与 GPF-RRT * 算法相结合的机器人主从控制方法, 即将力感知与主端操控者的惯性动力结合, 并借助机器人雅可比矩阵描述机械臂连杆速度与关节位置/速度的关系; 同时将优化随机树算法与高斯函数势场相结合用以实现路径规划, 对机器人主动控制进行约束; 结果显示, 主从控制平台能较好实现运动映射在从端机械臂上的反馈, 优化后的平均规划时间 (13.78 s) 和路径长度所需迭代次数 (50 次) 都优于同条件优化前结果; 改进算法能较好适应不同规划场景, 且其在映射系数为 1 时的跟随控制效果与理想状态一致; 由此说明所设计的控制系统能准确、高效地对机器人进行控制, 反馈误差较小, 能满足机器人实际主从控制需求, 提升可操作性。

关键词: 力感知; 机器人; 控制研究; 随机树; 路径规划

Research on Master-Slave Control of Robots Based on Force Perception and GPF-RRT * Algorithm

HUANG Hailong¹, CAI Juan¹, LIU Yuan²

(1. School of Information Engineering, Guangzhou Vocational and Technical University of Science and
Technology, Guangzhou 510000, China;

2. School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology,
Nanjing 210094, China)

Abstract: To improve the efficiency and controllability of current robot master-slave control methods, and enhance the efficiency and accuracy of robot master-slave control, a robot master-slave control method combining force perception with Gaussian potential field and rapidly-exploring random tree (GPF-RRT *) algorithm is proposed. This method combines force perception with the inertial dynamic force of the master manipulator, and uses the robot Jacobian matrix to describe the relationship between the linkage velocity and joint position/velocity of the robotic arm. At the same time, the optimized random tree algorithm will be combined with Gaussian function potential field to achieve path planning and constrain the active control of the robot. The results show that the master-slave control platform can achieve better feedback of motion mapping on the slave robotic arm, and the optimized average planning time (13.78 s) and the required iteration times for path length (50 times) are better than those before optimization under the same conditions. The improved algorithm can better adapt to different planning scenarios, and its following control effect is consistent with the ideal state when the mapping coefficient is 1. This indicates that the designed control system can accurately and efficiently control the robot, with small feedback errors, meeting the actual master-slave control requirements of the robot, and improving operability.

Keywords: force perception; robot; control research; random tree; path planning

收稿日期:2024-08-27; 修回日期:2024-10-24。

作者简介:黄海龙(1984-),男,在读研究生,副教授。

蔡娟(1983-),女,硕士,副教授。

引用格式:黄海龙,蔡娟,刘源. 基于力感知与 GPF-RRT * 算法的机器人主从控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(2):129-136,151.

0 引言

机器人行业近年来在全球范围内迅速发展,中国机器人行业市场规模在 2027 年有望接近 6 000 亿元,预计 2021—2027 年间的复合增长率为 28.7%^[1]。而为机器人买单的企业、机构以及个人,都格外重视机器人的控制效果,这也决定了其本身的购买价值。机器人的主从控制技术是一种允许操作者在远程或近程控制另一台机器的技术,广泛应用于医疗、工业、深海作业、太空探索等领域^[2]。但是市面上绝大部分机器人都不具备力觉反馈机制,无法将操作端接触到的对象的力度、位置、张力等精细特性反馈控制台。且机器人的主从控制较为复杂,需要同时将正逆运动学、动力学结合考虑。文献 [3] 发现直流电机能够控制主从同步机械臂的位置,并提出了一种传递黑盒模型。最终验证了这一模型对控制改进是有效的。文献 [4] 针对远程控制机器人的反馈误差大的问题,提出了一种新的模块化设计框架,用于具有协作机械手的单主/多从系统的触觉遥操作。结果证明该框架可以增强远程操作对外部干扰的鲁棒性。文献 [5] 针对康复机器人的下肢行走站立问题,提出了一种基于改进麻雀算法优化控制端口的下肢康复机器人控制模型。结果显示,该模型能够实现更准确的主从控制效果。文献 [3] 借助比例积分控制 (PID, proportional integral derivative) 实现主从机器人手臂控制,能动态调整参数增益来优化控制效果,但其黑盒模型对传递函数的确定会一定时间增加实施难度,其可适用于现有开发环境的教育研发等领域。文献 [4] 借助触觉反馈和远程控制来设计主从框架,具有较好的灵活性和抗干扰性,但其在技术复杂性以及资源需求上的不足表现得较为明显,可适用于需遥感操作和高度协作环境,如医疗、机械操作等。文献 [5] 以智能算法优化控制能降低步态跟踪误差,且提高了算法的搜索效率和求解能力,但参数调整的复杂性以及对计算资源的要求使得其还需进一步改进,其可用于部分康复设备中。上述内容表明,主从控制系统对于提升机器人操作效率和安全性有重要帮助,且控制策略选择的差异需要依据应用需求和资源条件来决定。考虑到主从控制系统的操作结果和精度受多种因素影响,因此研究提出融合力感知的机器人主从控制算法,用以提高主从端交互效果并降低误差力补偿。该控制算法是结合快速扩展随机树 (RRT*, rapidly-exploring random tree)、高斯函数势场路径规划方法 (GPF, Gaussian potential field) 与力感知技术的主从控制系统,对 RRT* 算法的优化能在一定程度上降低了障碍物对机器人关节运动的影响。

1 机器人主从控制的力感知与算法研究

1.1 力感知优化

研究初步优化了机器人关节的路径规划问题,对路径优化有助于提高主从控制系统运行效率。但主从控制系统往往也与控制者的操作行为密切关联,操控者本身的力量、身体状态、活动情况等充满了主观变动性,这极大程度影响了路径规划的效力性^[6]。基于此研究提出将力感知与主端操控者的惯性动力结合,通过控制力差来判断主从跟随误差。研究首先利用随体法对主端操控器的惯用力进行建模,其为分析力学的内容,本质上与牛顿力学一致。随体法由 Lagrange 创建,也被称为拉格朗日法,其从功和能量角度入手、引入广义坐标的概念,用数学分析方法重新表述了牛顿力学^[7-8]。但随体法应用范围更广,因为其不依赖空间坐标系,不需要分析系统内部的约束力。随体法结合动力学的计算如式 (1) 所示:

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

式中, τ 为机器人的可动关节, $\mathbf{M}(\theta)$ 为机器人行动的惯用力矩阵, $\dot{\theta}$ 为机器人的关节不同角度的速度, $\mathbf{C}(\theta, \dot{\theta})$ 为离心力, $\mathbf{G}(\theta, \dot{\theta})$ 为机器人自身重力。任何情况下,质点系主动力 (外力) 与惯性力所做的虚功之和为 0, 不需要考虑内部约束力, 该种情况如式 (2) 所示:

$$\delta W = \sum_i^N \mathbf{F}_i \cdot \delta \mathbf{r}_i = 0 \quad (2)$$

式中, δW 为机器人被操控时的总虚功, $\mathbf{F}_i$ 为主端操控器上的随机受力点, $\delta \mathbf{r}_i$ 为操控者力传出点与操控器上受力点接触发生的位置偏移, N 为力, i 表示连杆。机器人的可移动关节集中于操作机械臂, 而机械臂主要是考究作用力与运动之间联系^[9-10]。作用力也就是操控者传导的力, 或主端执行器受到的力。运动则是指关节空间描述的运动, 也可以是在末端执行器的操作空间描述的运动。式 (2) 中所涉及的虚功原理, 并不适用于不可逆转的作用力处理, 例如滑动摩擦, 因此研究引入了达朗贝尔原理, 将虚功原理从静态系统推广到动态系统。达朗贝尔原理修正后的虚功原理计算如式 (3) 所示:

$$\sum_i^N (\mathbf{F}_i - m_i \mathbf{a}_i) \cdot \delta \mathbf{r}_i = 0 \quad (3)$$

式中, m_i 为质点质量, $\mathbf{a}_i$ 代加速度。在此基础上可以推断出, 主端操控者产生的力均为与路径规划无关的保守力, 此时力表达计算如式 (4) 所示:

$$\sum_i \left[\frac{\partial V}{\partial q_i} - \frac{\partial T}{\partial q_i} + \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial T}{\partial \dot{q}_i} \right) \right] \cdot \delta q_i \quad (4)$$

式中, V 为势能, T 为动能, q_i 为广义坐标。由此可以推断出主端操控者产生的力均为与路径规划有关的非保守力, 此时力表达计算如式 (5) 所示:

$$\left(\frac{\partial V}{\partial r} + F\right) \frac{\partial r}{\partial q_k} - \frac{\partial T}{\partial q_k} + \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial T}{\partial \dot{q}_i}\right) = 0 \quad (5)$$

结合了达朗贝尔原理后, 研究主要关注机械臂的主端控制器位置/速度与关节位置/速度的关系。但是机器人的末端控制关节力还缺乏作用力与位移计算。因此, 研究结合机器人雅可比矩阵, 用以描述的是关节转速(自变量)和末端笛卡尔速度和角速度(函数值)之间的关系。机器人学中雅可比矩阵具有两种优势, 其一为进行力参数可以把关节角映射为末端执行器的位置和姿态其二为雅可比矩阵可以把关节转速映射为笛卡尔空间的速度和角速度^[11-12]。但是针对研究所设计的主从控制系统, 首先需要关注的是机器人机械臂的每一根连杆速度与关节位置/速度的关系。因此研究需要的雅可比矩阵是从关节速度到连杆质心速度的映射, 计算式如式(6)所示:

$$\dot{x} = J(q)\dot{q} \quad (6)$$

式中, $\dot{x}$ 为速度向量, $J(q)$ 为雅可比矩阵, $\dot{q}$ 为角速度向量。连杆质心的运动速度计算如式(7)所示:

$$\begin{bmatrix} V_{\alpha} \\ \omega_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{\alpha} \\ J_{\omega} \end{bmatrix} \dot{q} \quad (7)$$

式中, J_{α} 为雅可比矩阵的 1~3 列主端操控器的单向连杆速度比例, J_{ω} 为雅可比矩阵的倒数三列角速度比例, V_{α} 表示连杆质心的运动线速度, ω_c 表示连杆质心的角速度向量。

1.2 基于 GPF-RRT * 算法的机器人控制路径优化

随着机器人应用领域愈加广泛, 机器人面对作业环境日益复杂化, 传统的主从控制系统已经不能适应多样的操作需求^[13]。机器人控制也分为主端控制与从端控制, 二者之间存在主从同构与主从异构的区别。研究发现有效地对动作捕获关节进行惯性规律把控, 能够实现主端与从端联通控制。机器人关节运动往往有固定交互路径, 对路径优化有助于提高主从控制系统运行效率。目前常用于路径优化的算法有深度强化学习、神经网络, 以及 Karaman 学者优化后的 RRT * 等^[14-15]。其中 RRT * 算法主要是通过引入一些启发式来改进路径的质量, 使其更接近最短路径, RRT * 算法能较好适应动态变化的环境, 但其也存在过度筛选最小值的问题^[16]。为提高机器人关节运动的灵活性, 研究引入 GPF 对 RRT * 算法进行改进, GPF 结合了高斯函数(Gaussian)与人工势场算法(APF, artificial potential field)优势。其中 APF 能够通过模拟虚拟力场来引导机器人避开障碍物, 安全高效地达到目标点^[17-18]。APF 算法结合高斯函数后, 能够改变机器人被视为受到势场力的影响的粒子位置, 这些势场力将推动机器人朝向随机的目标叶移动(吸引力)并规避障碍物(斥力)。

RRT * 引入 GPF 方法后的随机树叶值生长计算如式(1)所示:

$$F(n) = G(n) + A(n) + R(n) \quad (8)$$

式中, $F(n)$ 为生长函数, $G(n)$ 为生长优化函数, $A(n)$ 为最终目标值的引力函数, $R(n)$ 为非临近叶值的相斥函数。随后对 GPF 函数引力和节点所遇斥力进行, 得出最终 RRT * 算法与 GPF 算法结合后的路径, 其计算如式(9)所示:

$$P_{\text{new}} = P_{\text{near}} + \rho \cdot \frac{P_{\text{rand}} - P_{\text{near}}}{\|P_{\text{rand}} - P_{\text{near}}\|} + R(n) + A(n) \quad (9)$$

式中, ρ 为优化后的搜索步长, P_{new} 表示引入 GPF 后的新节点, P_{near} 为随机数最近根节点的位置信息, P_{rand} 为采样优化点。GPF-RRT * 算法避免了关联性较低的节点堆积于路径中, 这影响了机器人惯性节点路径的判定。同时, 为了进一步优化路径, 保证机器人惯性路径的顺畅性, 研究引入了 3 次 B 样条曲线进行调整。3 次 B 样条曲线计算如式(10)所示:

$$P_{0,3}(u) = p_0 * B_{0,3}(u) + p_1 * B_{1,3}(u) + p_2 * B_{2,3}(u) + p_3 * B_{3,3}(u) \quad (10)$$

式中, p_0, p_1, p_2, p_3 均为曲线上的随机控制点, $B_{0,3}(u), B_{1,3}(u), B_{2,3}(u), B_{3,3}(u)$ 均为随机次数的 B 样条基函数。同时考虑到主从机器人的工作空间和大小存在差异, 传统的绝对式位置映射会导致控制系统活动范围缩小, 影响到其操作的灵活性^[19]。因此研究提出以增量式映射方法对主端状态和位置差进行映射, 并在笛卡尔空间中完成映射控制, 如图 1 所示。

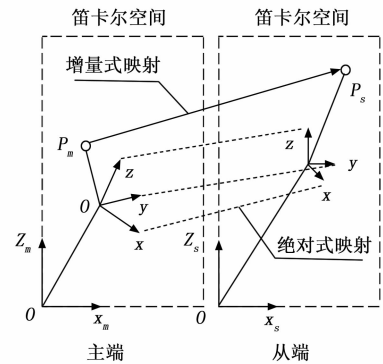


图 1 映射控制方式

图 1 中, 在主从映射过程中, 主端操作器末端操作点的位置信息与下一时刻位置作差, 得到的增量与比例系数相乘可得到端机械臂的位置增量情况。随后以其位置增量作为运动位移量, 可确定端的运动范围。同时为保证主从运动的一致性, 研究对主从端的机械臂的基坐标进行转换, 即借助欧拉角旋转方式来保证

坐标系的统一。其中从端相对于主端的旋转如式 (11) 所示:

$${}^U_7R = RX(\alpha)RZ(\beta)RY(\gamma) \quad (11)$$

式中, RX 、 RY 、 RZ 均为旋转算子, α 、 γ 、 β 为绕 X 、 Y 、 Z 轴旋转的矩阵对应角度, T 表示齐次变换矩阵, U 为参数值^[20]。基于此, 研究提出的 GPF-RRT* 算法对机器人关节路径优化逻辑依次为, 第一步获取机器人从端环境信息, 并输入一个最终目标值^[21-22]; 第二步通过算法优化路径策略, 计算出随机树中的叶值, 以及父节点, 临近值, 最近值; 第三步是利用 GPF 函数对随机树中的叶值节点进行优化, 避免出现障碍以及冗余节点^[23]。这一步骤是为了方便算法对优化后产生的新节点进行碰撞监测; 第四步则是不停更改叶值与最终目标值之间的布线规则, 直到最后路径中未出现障碍物则可结束迭代。

1.3 优化后的主从控制架构

有了对力的初步控制后, 还需要对推力导致的机器人机械臂运动方向进行控制。针对这一问题, 研究提出引入虚拟夹具 (VF, virtual fixtures) 技术进行虚构模拟, 用以控制机器人受力后的运动轨迹, 便于主从系统的精确程度。VF 技术作为一种辅助手段能够为操作者提供额外的力觉反馈, 从而辅助操作者更好地控制机械臂末端进行目标接近、位置保持等操作^[24-25]。传统的 VF 设计虽然在参考轨迹已知情况下可以提高操作效率及安全性, 然而在操作环境未知及有动态障碍物存在的情况下, 上述方法并不能有效地使机械臂末端避开障碍物到达指定目标。作业过程中, 仅依靠 VF 提供的作用力产生的误差反馈并不能杜绝或避免控制反馈误差。控制反馈误差会导致器械臂的运动轨迹与主端操控器指令相悖, 产生超前或滞后反应。针对这一反馈误差问题, 研究提出结合虚拟阻抗模型的控制端力反馈方法, 以期最大程度上降低从端反馈的滞后性。阻抗控制框架如图 2 所示。

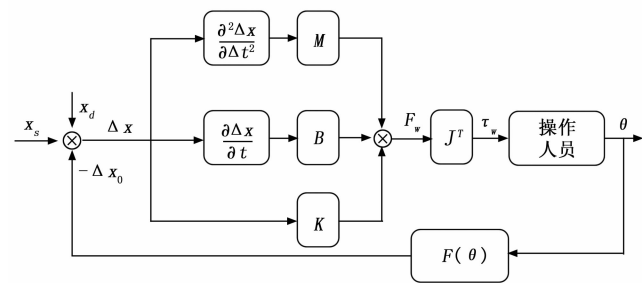


图 2 主从控制框架运行示意图

在图 2 中, 该阻抗控制结构能将实际位置增量与理想值的差值输入进去, 随后借助差分求解和矩阵结果处

理将方向长产生的误差力映射到关节空间中, 进而转变为驱动器上的信号, 操作人员可依据该误差力对运动结果进行修正。结合上述方法, 研究构建的基于力感知与 GPF-RRT* 算法的机器人主从控制系统运行逻辑如图 3 所示。

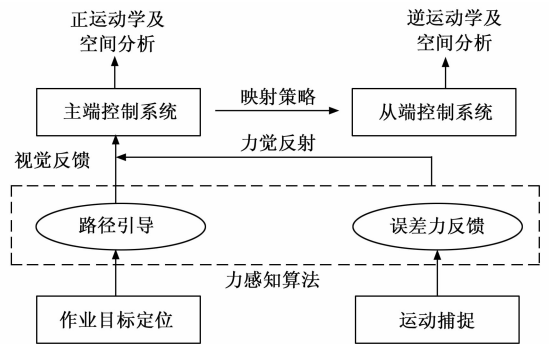


图 3 主从控制系统运行框架

在图 3 中, 主从控制系统主要借助运动学分析和空间分析来获取运动信息, 并在接受环境感知信息后提供视觉反馈和力觉反馈信息, GPF-RRT* 算法依据获取到的作业目标定位信息可用于路径引导, 运动捕捉系统获取到的增量信息可传递到力感知模块, 并以误差形式反馈到运动系统中。在实验平台设计中, 还需进一步对主端操控端、从端机器人机械臂的位置进行控制, 控制方法计算如式 (12) 所示:

$$\Delta x_s = K \cdot R_m \cdot \Delta x_m \quad (12)$$

式中, Δx_s 代表从端机器人机械臂的行动末端处于坐标系 S 上的位置变化, Δx_m 为主端控制器行动末端点处于坐标系 M 上的位置变化, R_m 为主端控制器位于的 M 坐标系距离环境中心坐标系的旋转矩阵, K 为比例系数。

2 实验分析

2.1 机器人主从控制平台设计

为了验证研究提出的 GPF-RRT* 算法能够更好地优化机器人关节运动路径, 进行了算法实验。实验采用了 Geomagic Touch 力反馈操作器作为操控端, 其关节可自由操作不同位置与方向。Geomagic Touch 的主端操作设备参数中, 位置分辨率为 0.005 mm, 输入自由度为 3, 输出自由度为 6, 设备重量为 1.8 kg, 最大施加力为 3.3 N。实验采用的硬件设备如图 3 所示。由图 4 (a) 中可以看出实验采用了 Vicon 高速运动动作捕捉相机对机器人机械臂的运动路径进行捕获拍照。捕获的主要手段为红外线测距, 以此计算目标空间信息。图 4 (b) 为整个主从控制系统的操控平台, 包括了双端反馈装置以及 Touch 力反馈设备。图 4 (c) 中呈现的则是整个主从控制实验的操作环境, 环境信息用到了深度相机进行记录, 型号为 Realsensed435i。RealSense 技术由

视觉处理器, 深度和跟踪模块以及深度摄像头组成, 由 LibrealSense 开源跨平台 SDK 支持。RealSense D435 提供全局快门感应器和更大的镜头, 是机器人导航和物体识别等应用的首选解决方案。图 4 (d) 中, 展示了从端机械臂优傲协作式机器人 (UR5e)。

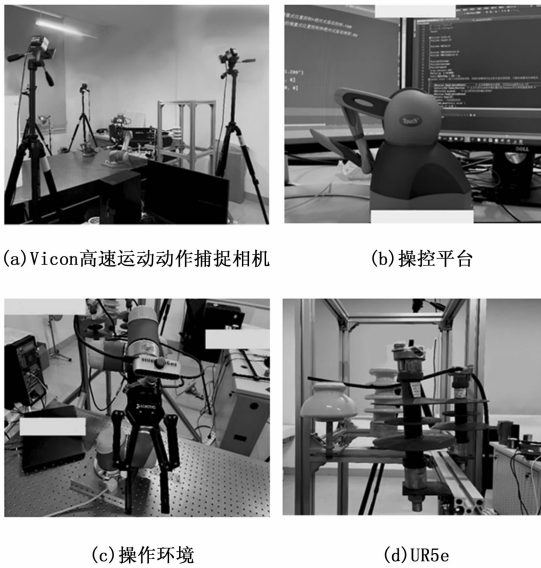


图 4 机器人主从控制系统硬件以及实验环境示意

硬件设施平台构建完成后, 实验还结合力感知与 GPF-RRT * 算法构建软件平台。实验搭建的软件平台主要包含 3 个大模块, 主端控制系统、从端控制系统以及力感知算法。力感知算法内主要包含了误差力反馈、VF、路径优化引导三项主要功能。误差信息将以力的形式体现在主从控制软件中, VF 将力觉反馈给主端控制系统, 反馈端根据实验环境对机器人进行路径引导, 并将路径以可视化形式反馈回主端控制系统。实验选择的力感知算法触觉回馈工具为 Geomagic Touch 公司开发的 OpenHaptics 编程环境。实验选择官方提供的 OpenHaptics Toolkit 可以方便地编写基于 Phantom 触觉力反馈设备的应用程序。OpenHaptics 工具包包括触觉装置程序 (HDAPI, haptic device application programming interface)、触库应用程序编程接口 (HLAPI, haptic library application programming interface)、幻影设备驱动程序 (PDD, PHANTOM device drivers)。实验利用 PDD 设备作为驱动程序, 它支持官方下所有系列的力反馈设备。除此之外还选择 HDAPI 提供一个底层接口, 通过它直接产生反馈力以及获取设备的状态信息。HLAPI 则为熟悉 OpenGL 的控制台操作人员提供了一个上层接口。实验通过对从端机械臂行动末端处于的坐标系位置可以得出主端控制器的 X、Y、Z 轴位置。紧接着实验根据控制需求, 考虑到

采集到的数据之间的差异较小, 故需要增大数据之间的差异, 从而获得更好的可视化效果, 于是引入等比例映射法。该方法能够保证从端机械臂与主端控制器的控制姿态一致。

2.2 实验参数设计及实验结果验证分析

实验借助 1.3 部分设计的主从控制平台对主端控制系统与从端控制系统的操作空间的控制程度进行分析, 借助运动捕捉系统 Vicon (精度为 0.3 mm) 作为机械臂位置信息的采集设备, 在实验过程中, 首先完成对捕捉相机的标定, 随后将光标小球粘于机械臂末端位置用以测算机械臂末端的位置信息。之后可依据不同时刻的位置信息差值来得到实际的位置增量, 并与主端控制器经过映射后的位移增量作为理想值进行对比。设置主端机器人的初始关节力设置为 105, 选择 UR5e 协作机器人进行实验分析, UR5e 协作机器人的基本参数包括: 有效荷载为 5 kg (11 lbs), 工作半径为 850 mm (33.5 in), 共有 6 个旋转关节且适用于 PolyS12 英寸触摸屏图形用户界面, 最大平均值功耗为 570 W, 工作范围和最大速度可达到 $\pm 360^\circ$ 和 $\pm 180^\circ/\text{s}$, 传输控制协议速度为 1 m/s (39.4 in/s)。研究在实验过程中所涉及的数据来源主要包括机器人所采集的传感器数据以及主动控制平台生成的各种实时数据 (如机器人状态数据、算法执行数据等), 随后结合正运动学方程式推导出由于力碰撞后产生的从端关节位移, 最终得到从端机器人的三维成像操作空间。实验通过 Matlab 绘制的主从端三维工作空间视图如图 5 所示。

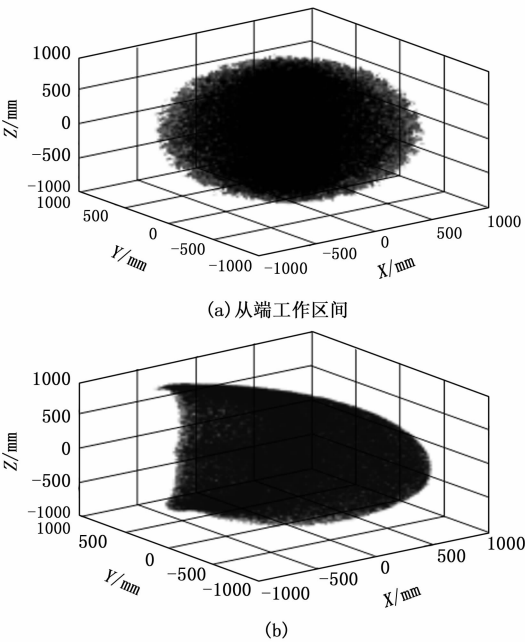


图 5 主从端控制系统空间控制范围三维对比图

图 5 (a) 中, 可以看出从端机械臂的工作空间范围, X 方向上的活动范围控制在 $-230.66 \sim 897.30$ mm 之间, Y 方向上的活动范围控制在 $-302.56 \sim 965.75$ mm 之间, Z 方向上的活动范围控制在 $-1\,000 \sim 453.29$ mm 之间。这说明研究提出的主从控制平台通过对运动映射反馈到从端机械臂, 能够准确控制活动范围。图 5 (b) 中, 可以看出从主端控制器的工作空间范围, X 方向上的活动范围控制在 $-478.96 \sim 952.06$ mm 之间, Y 方向上的活动范围控制在 $-849.62 \sim 673.50$ mm 之间, Z 方向上的活动范围控制在 $-1\,000 \sim 721.63$ mm 之间。这说明研究提出的主从控制平台通过对 RRT* 与 GPF 联合计算的极值控制的方式能够有效对机器人的运动区间进行限制。同时, 该方法通过三维视图的视觉呈现方式能够直观地将空间路径表现出来, 精确排除不适用空间范围, 软件系统占用内存较小。紧接着研究对 GPF-RRT* 算法的优化效果进行仿真实验, 用以证明算法对障碍物的判定以及路径优化效果更具优势。研究设计随机采样点方向上的搜索步长为 90 mm, 总步长由 GPF 势场和随机采样点决定, 最大迭代次数为 60, 机械臂规划初始位置为 $[-70, 0, 500]$, 初始引力为 50, 斥力势场标准差为 25, 斥力影响因子为 800, 截断参数的有效范围为 1.2, 目标偏向阈值为 0.2, 碰撞检测安全距离为 35 mm。将研究提出的主从控制方法与文献 [5] (ISSA-PID, improved sparrow search algorithm-proportional integral derivative)、文献 [26] (LDC, location domain control) 以及文献 [27] (FS-BFA, fuzzy self-tuning bacterial foraging algorithm) 进行比较, 结果如图 6 所示。

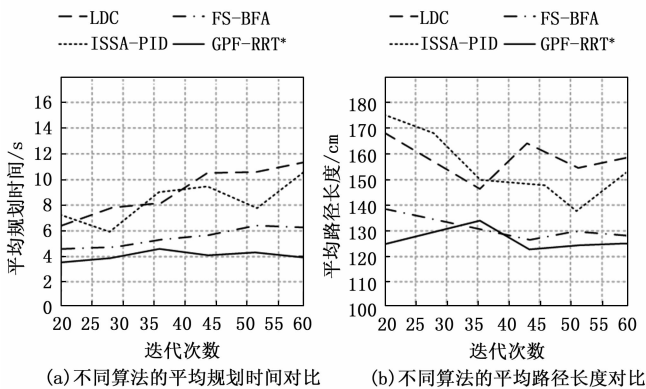


图 6 不同算法的路径规划时间和长度对比结果

图 6 (a) 中, 在平均规划时间指标上, 其中 GPF-RRT* 算法的花费时间最少, 最大值不超过 5 s, 且其不同迭代次数下的曲线变动节点相对较少, 其次表现较好的 FS-BFA 算法, 其最大值不超过 7 s。LDC 算法和 ISSA-PID 算法的平均规划时间曲线整体呈现出曲折

上升情况, 最大值分别达到了 11.3 s 和 10.6 s。GPF-RRT* 算法与 LDC 算法和 ISSA-PID 算法相比, 平均规划时间的缩短幅度远超过 50 %。图 6 (b) 中, GPF-RRT* 算法较其他算法的平均路径缩短效果较为明显, 其与 FS-BFA 算法相比, 平均路径缩短长度超过 5 cm。LDC 算法和 ISSA-PID 算法的平均路径长度仍花费较多。上述结果表明, GPF-RRT* 算法的路径规划效果明显。随后对上述算法进行力跟踪控制效果分析, 结果如图 7 所示。

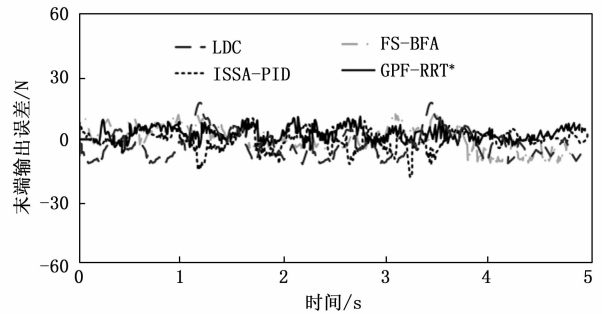


图 7 不同算法的力跟踪控制误差结果

机械臂末端力输出结果与理论值的误差情况如图 7 所示。从图 7 中可以看出, 研究提出的 GPF-RRT* 算法具有较小的力误差情况, 其输出力在 5 s 内的最大增幅不超过 15 N, 误差范围远小于其他比较方法。而 FS-BFA 算法、LDC 算法和 ISSA-PID 算法的控制误差曲线均存在不同程度的起伏, 最大输出力增幅均超过 10 N。上述结果表明, 研究所提方法具有较好的力控制跟踪效果, 测量结果与理论值之间的误差较小。实验对随机树的叶值采样使用算法前后的平均规划时间进行对比, 仿真结果如图 8 所示。

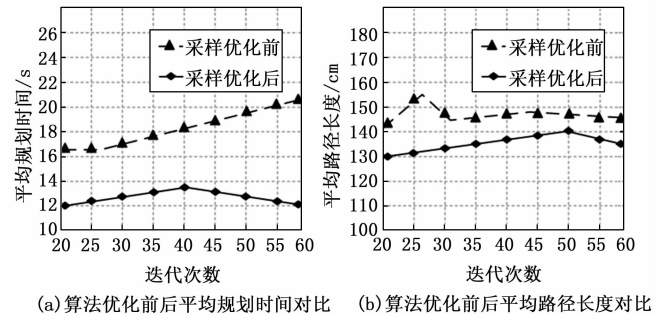


图 8 GPF-RRT* 算法的路径优化时间与路径长度对比

图 8 (a) 中, 可以明显看出采样优化后的路径平均规划时间远低于采样优化前的时间。其中采样优化前, 平均规划时间曲线呈现逐步上升趋势, 时间规划最低出现在第 20 次迭代时, 时间为 16.98 s, 25 次迭代时, 时间依旧为 16.98 s。25 次迭代后时间耗费增加, 最大值出现在第 60 次迭代时, 时间为 21.03 s。采样优

化后, 平均规划时间最高出现在第 40 次迭代时, 时间为 13.78 s, 时间耗费最低出现在第 20 次、60 次迭代时, 耗时 12.00 s。优化后的时间曲线在第 40 次迭代后呈现下降趋势, 这说明利用了研究所提 GPF-RRT * 算法后的机器人主从控制路径规划时间随着迭代次数增加, 时间耗费降低。图 8 (b) 中, 可以明显看出采样优化后的路径平均规划长度远低于采样优化前的长度。其中采样优化前, 平均规划路径长度曲线呈现逐步上升趋势, 时间规划长度最低出现在第 20 次迭代时, 长度为 140 cm, 27 次迭代时, 长度达到最大值, 数值为 156 cm。27 次迭代后采样优化前的平均路径长度曲线随着迭代次数增加, 逐渐呈现下降趋势。采样优化后, 平均规划长度最高出现在第 50 次迭代时, 长度为 140 cm, 路径优化长度最短出现在第 20 次迭代时, 长度为 130 cm。优化后的路径长度曲线在第 50 次迭代后呈现下降趋势, 50 次迭代前呈现稳步上升趋势。这说明利用了研究所提 GPF-RRT * 算法后的机器人主从控制路径规划长度随着迭代次数增加, 长度逐渐缩短。实验接着对 GPF-RRT * 算法的适应性进行验证, 并在实验环境内更换 4 种不同的控制位置 (A1~A4), 并在每一位置展开 100 次实验, 性能结果如表 1 所示。

表 1 4 种不同位置状态下的算法性能对比

位置	算法	平均迭代次数	平均路径长度 /mm	平均运行时间 /s	平均运行时间方差 /s ²	路径长度方差 /mm ²
A1(普通位置)	GPF-RRT *	31.4	1 012.5	0.93	0.061	0.049
A2(简单位置)	GPF-RRT *	58.4	1 030.7	0.89	0.068	0.081
A3(复杂位置)	GPF-RRT *	84.3	1 098.3	1.23	0.098	0.097
A4(狭窄位置)	GPF-RRT *	91.3	1 179.4	1.42	0.104	0.108

表 1 中可以明显看出普通位置 (A1) 时的控制算法平均迭代次数在 31.4 左右, 控制结果趋于收敛。A1 位置的算法对机器人关节运动路径规划平均长度为 1 012.5 mm, 运行该长度的平均时间为 0.93 s, 运行时间方差为 0.061 s², 路径长度方差为 0.049 mm²。简单位置 (A2) 时的控制算法平均迭代次数在 58.4 左右控制结果趋于收敛。A2 位置的算法对机器人关节运动路径规划平均长度为 1 030.7 mm, 运行该长度的平均时间为 0.89 s, 运行时间方差为 0.068 s², 路径长度方差为 0.081 mm²。复杂位置 (A3) 时的控制算法平均迭代至 84.3 左右, 控制结果趋于收敛。A3 位置的算法对机器人关节运动路径规划平均长度为 1 098.3 mm, 运行该长度的平均时间为 1.23 s, 运行时间方差为 0.098 s², 路径长度方差为 0.097 mm²。狭窄位置

(A4) 时的控制算法平均迭代至 91.3 左右, 控制结果趋于收敛。A4 位置的算法对机器人关节运动路径规划平均长度为 1 179.4 mm, 运行该长度的平均时间为 1.42 s, 运行时间方差为 0.104 s², 路径长度方差为 0.108 mm²。根据表 1 所呈现数据, 说明研究所改进算法适用于绝大部分环境位置的控制需求。而狭窄位置的平均迭代次数相较于 A1, 高出了 59.9 次迭代, 规划后的平均路径长度相较于 A1 高出了 166.9 mm。A1 的平均运行时间相较于 A4 少用了 0.49 s。A4 与 A1 的平均运行时间方差差值为 0.043 s², 路径长度方差差值为 0.051 mm²。这说明 GPF-RRT * 处于普通环境以及简单环境下, 能更好地体现性能优势。实验最后对研究提出的基于力感知与 GPF-RRT * 算法的机器人主从控制系统进行跟随效果分析, 并选择了 1~4 作为主从控制的映射系数 (K), 最终通过力感知与结合算法对机器人的主从移动轨迹进行对比, 结果如图 9 所示。

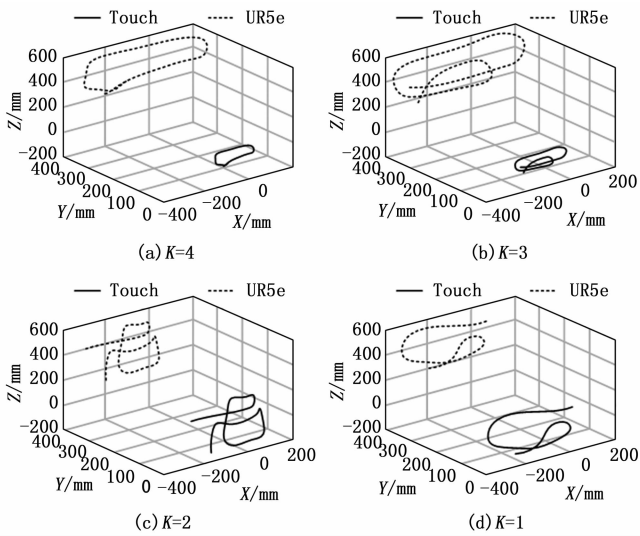


图 9 基于力感知与 GPF-RRT * 算法的机器人主从控制系统跟随效果

图 9 (a) 中可以看出, 当 K=4 时, 主端操控器对从端机械臂的跟随轨迹效果密切相关, 但存在轻微的三维空间位置偏移, 但整体的运动方向与主端控制方的理想状态高度契合。图 9 (b) 中可以看出, 当 K=3 时, 主端操控器对从端机械臂的跟随效果较差。因此并未与主端控制方进行联动, 且存在轻微的三维空间位置偏移, 但从端整体的运动方向与主端控制方的理想状态并不一致。图 9 (c) 中可以看出, 当 K=2 时, 主端操控器对从端机械臂的跟随效果较好。可以保证高清度的主从跟随质量, 暂无三维空间位置偏移现象, 但从端整体的运动方向与主端控制方的理想状态均保持一致。图 9 (d) 中可以看出, 当 K=1 时, 主端操控器对从端机械

臂的跟随控制效果较好。因此并不需要主端控制器进行限制, 暂未出现高强度的误差力, 从端整体的运动方向与主端控制方向的理想状态一致。这说明研究所提的基于力感知与 GPF-RRT* 算法的机器人主从控制系统在映射系数为 1 时, 跟随控制效果最好。

3 结束语

随着机器人逐渐被各大企业工厂采纳使用, 使用者对机器人的主从控制要求也随之加剧。因此机器人领域亟需一款能够融合提高作业效率以及控制精确程度的主从控系统。基于此, 研究将 RRT* 算法与 GPF 算法进行结合以实现机器人关节运动路径优化, 并结合力感知技术增加主从控制平台可控性。结果显示, 主从控制平台能通过对运动映射反馈到从端机械臂, 准确控制活动范围, 且联合计算方式能够有效对机器人的运动区间进行限制。且与其他算法相比, GPF-RRT* 算法的平均规划时间花费最少, 最大值不超过 5 s, 具有较好的力控制跟踪效果。研究所提算法对路径采样优化后的平均规划时间最高为 13.78 s, 最低耗时为 12.00 s, 平均规划长度最高为 140 cm, 路径优化长度最短为 130 cm, 能够高效、准确、实时地对机器人进行控制, 并取得准确的控制回馈结果。进一步丰富了反馈设备的自由度数量, 并将视觉反馈与虚拟技术等进行结合, 是今后需进一步改进的重要方面。

参考文献:

- [1] WANG M, LU Y, WANG P. A novel control scheme based on SMM, VAC, and EC for master-slave machining of unstructured workpieces [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 131 (3): 1303–1315.
- [2] 朱伟, 赵建新, 杨林, 等. 克隆挑取机器人控制系统设计与试验 [J]. 液压与气动, 2024, 48 (7): 1–11.
- [3] HTUN Y H T, HLAING M S, HLA T T. Master-slave synchronization of robotic arm using PID Controller [J]. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics (IJEED), 2023, 11 (1): 77–87.
- [4] ARGIN O F, BAYRAKTAROGU Z Y. Single-master/multi-slave Haptic teleoperation: a force control scheme [J]. Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application, 2022, 49 (1): 76–87.
- [5] 张稚荷, 周凯红, 朱梦岩. 基于改进 SSA 优化 PID 的下肢康复机器人控制 [J]. 现代电子技术, 2024, 47 (13): 153–159.
- [6] 刘苏, 吕新荣, 罗偲. 基于 BRS-RRT* 算法的移动机器人路径规划 [J]. 电光与控制, 2024, 31 (8): 86

- 91.
- [7] 宋泽鹏, 刘放, 黄陶陶. 考虑动态倾覆稳定性的液压重载机械臂路径规划方法 [J]. 机械传动, 2024, 48 (5): 41–47.
- [8] OBADINA O O, THAHA M A, ALTHOEFER K, et al. Dynamic characterization of a master-slave robotic manipulator using a hybrid grey wolf-whale optimization algorithm [J]. Journal of Vibration and Control, 2022, 28 (15/16): 1992–2003.
- [9] XU T, ZHOU H, TAN S, et al. Mechanical arm obstacle avoidance path planning based on improved artificial potential field method [J]. Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application, 2022, 49 (2): 271–279.
- [10] 曹园山, 成月, 郑鹏, 等. 基于多约束的改进 RRT* 算法三维全局路径规划研究 [J]. 舰船科学技术, 2024, 46 (8): 14–18.
- [11] LI L, YANG H, LIU J. Bilateral coordination control of flexible master-slave manipulators using a partial differential equation model [J]. Journal of Vibration and Control, 2021, 27 (13/14): 1561–1572.
- [12] YANG Y, JIANG H, LI J, et al. Robust complete synchronization control design for non-collocated nonlinear master-slave system over delayed communication network [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2023, 33 (3): 2113–2132.
- [13] LAMPINEN S, KOIVUMÄKI J, ZHU W H, et al. Force-sensor-less bilateral teleoperation control of dissimilar master-slave system with arbitrary scaling [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2021, 30 (3): 1037–1051.
- [14] 梁倍源, 陈路. 基于 OMRON 视觉的工业机器人分拣控制系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2024, 32 (7): 105–111.
- [15] 吴文荣, 胡益玮, 杨毅. 复杂微器件柔性装配机器人控制系统设计与实现 [J]. 机械设计与研究, 2024, 40 (2): 79–84.
- [16] SAINI S, ORLANDO M F, PATHAK P M. Adaptive control of a master-slave based robotic surgical system with haptic feedback [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 20 (2): 1125–1138.
- [17] 宁雪峰, 袁炜灯. 面向复杂障碍场的电力巡检机器人局部动态融合路径规划 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (11): 101–105.
- [18] 张志文, 刘伯威, 张继园, 等. 麻雀搜索算法-粒子群算法与快速扩展随机树算法协同优化的智能车辆路径规划 [J]. 中国机械工程, 2024, 35 (6): 993–999.

(下转第 151 页)