

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514816

基于分层采样搜索的轮式移动机械臂全身规划方法*

李佳钰^{1,2}, 胡迎庆^{1,2}, 杨怀广³, 周如意³, 尤 波^{1,2}

(1. 哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080; 2. 哈尔滨理工大学黑龙江省复杂智能系统与集成重点实验室
哈尔滨 150080; 3. 哈尔滨工业大学机电工程学院 哈尔滨 150001)

摘 要:针对室内非结构化环境中存在最小转弯半径限制且无法侧向瞬时平移的非完整约束轮式移动机械臂,其全身运动规划的解决方案则面临着诸多挑战;现有分离方法常因基座与机械臂运动规划脱节而导致最终路径的割裂问题;而高维采样方法又因配置空间维度过高,则存在计算效率低与实时性差等问题,为此提出一种创新性的分层路径规划方法。该方法首先采用一种改进的快速探索随机树(RRT)算法,该算法直接嵌入非完整约束模型,并通过同步搜索前向与后向解空间来避免冗余计算,从而生成携带时空信息的无碰撞基座路径。其次,基于此路径上各时序节点对应的、满足关节极限与静态无碰撞等条件的机械臂可行解集合,采用时序节点集约束 RRT 算法生成与基座运动严格同步的机械臂路径。最后,通过索引对齐路径点将两者合成完整的机器人全身运动路径。通过 ROS 仿真与实物实验表明,所提算法通过解耦高维规划问题,能够在复杂受限环境下协调移动基座与机械臂的运动,实时生成全程无碰撞的全身运动轨迹。实验结果显示,该算法在规划时间、路径长度与平滑度等方面均表现出显著优势,与 RRT*-Connect 算法相比,在复杂场景中,规划时间平均缩短 29.16%,路径长度减少 16.68%,路径平滑度提升 56.13%。

关键词: 轮式移动机械臂;非完整约束;分层规划;全身路径规划

中图分类号: TP24 TH39 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.80

Whole-body planning method for wheeled mobile manipulators based on hierarchical sampling search

Li Jiayu^{1,2}, Hu Yingqing^{1,2}, Yang Huaiguang³, Zhou Ruyi³, You Bo^{1,2}

(1. School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Complex Intelligent System and Integration, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China;
3. School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Wheeled mobile manipulators operating in indoor unstructured environments, which are subject to nonholonomic constraints such as a minimum turning radius and the inability to perform instantaneous lateral translation, face significant challenges in whole-body motion planning. Existing decoupled approaches often result in fragmented final paths due to the disconnected planning between the base and the manipulator. Meanwhile, high-dimensional sampling methods suffer from low computational efficiency and poor real-time performance. To address these problems, an innovative hierarchical path planning method is proposed. The method first employs an improved bidirectional dual-tree rapidly-exploring random tree (RRT) algorithm. This algorithm directly incorporates a nonholonomic constraint model and simultaneously explores both forward and backward solution spaces to eliminate redundant computation, thereby generating a collision-free base path embedded with spatiotemporal information. Subsequently, for each temporal node along this base path, a set of feasible manipulator configurations is defined, all satisfying conditions including joint limits and static collision avoidance. Using these sets, a temporal-node-constrained RRT algorithm generates a manipulator path that is strictly synchronized with the base motion. Finally, the complete whole-body motion path is synthesized by aligning the base and manipulator waypoints through index matching. Both ROS simulations and physical experiments show that the algorithm proposed decouples the high-dimensional

收稿日期: 2025-12-30 Received Date: 2025-12-30

* 基金项目: 黑龙江省自然科学基金(PL2025E050)、黑龙江省省属本科高校优秀青年教师基础研究支持计划(YQJH2025073)项目资助

planning problem, enabling coordinated motion of the mobile base and manipulator in complex constrained environments while generating collision-free trajectories throughout the entire motion in real time. The experimental results indicate that the algorithm has significant advantages in planning time, path length, and smoothness. Compared with the RRT*-Connect algorithm, in complex scenarios, the proposed approach reduces planning time by 29.16% on average, decreases path length by 16.68%, and improves path smoothness by 56.13%.

Keywords: wheeled mobile manipulator; nonholonomic constraints; hierarchical path planning; whole-body path planning

0 引 言

近年来,轮式移动机械臂在服务机器人、工业自动化^[1]、城市巡检^[2]等领域展现出重要价值。其通过融合移动基座的全域运动能力与机械臂的灵活作业能力,能够高效完成运输递送、物体抓取等复杂任务^[3-4]。然而,在存在桌椅、行人等动态障碍物的非结构化室内环境中,移动机械臂的作业规划面临关键挑战^[5]:其需在穿越狭窄通道或通过门体等受限空间时,实时生成从起始到目标位形的无碰撞路径,而障碍物的不规则分布与空间约束显著增加了路径搜索的难度。

针对移动机械臂的路径规划,现有研究主要包括分步规划、基于采样搜索的全身规划、分层规划以及复合方法等策略。分步规划^[6-7]是常见思路之一,该方法通常采用先规划移动基座、后规划机械臂的序列模式:即先为基座规划路径至目标工作区,待其到位后再单独规划机械臂。该方法因两阶段规划缺乏协同,易导致运动不连贯,且可能因未预先考虑机械臂的可达性与避障约束而导致作业失败。另一种分步策略^[8]则先进行基座的全局路径规划,然后在基座沿路径运动的过程中,根据环境信息动态规划机械臂。

另一类主流方法是基于随机采样搜索的全身路径规划^[9-10]。该方法直接在高维构型空间中进行采样搜索,通过筛选无碰撞的有效构型,生成覆盖整机协同运动的全身路径。然而,高维度特性导致采样范围极大,一方面产生大量冗余采样点,显著增加计算负担;另一方面有效采样比例低,需要多次迭代才能收敛,整体路径规划效率不足,难以满足实时性应用需求。

同时,研究发现采用分层规划策略可以应对高维搜索的挑战^[11-12]。该类方法将全身规划分解为分阶段的子问题,并基于概率路图(probabilistic roadmap method, PRM)采样的方法进行分层搜索,逐步生成完整路径。但PRM方法不具备渐进最优特性,导致所得路径在长度、能耗等性能指标上难以保证最优,仅能确保无碰撞与任务可达的基本要求。

此外,复合规划方法^[13]则可通过单一路径规划结合运动学逆解的方式生成全身路径,先迭代规划机械臂末端路径片段,再逆解计算基座位姿以构建协同路径。

Zeng等^[14]提出了一种分阶段的复合规划策略,将任务分解为长距离的移动基座路径规划与局部的全身逆解法规划。Wong等^[15]提出一种拓扑引导的复合规划方法,利用同伦类识别与图搜索生成多种路径,再通过轨迹优化对各类路径进行求解得到最优路径。Zhang等^[16]则提出一种基于双工作空间与改进遗传算法的移动机械臂规划器,实现融合基座位姿与机械臂关节角度的全配置空间路径规划。Wang等^[17]提出一种基于走廊约束的方法,先规划移动基座路径,并沿路径构建末端无碰撞走廊,进而通过约束优化生成光滑可行的末端轨迹,实现了复杂环境下的协同运动规划。

对于搭载非完整约束移动基座^[18]的移动机械臂,其规划问题因基座运动学约束而进一步复杂化。该类基座受限于最小转弯半径与连续曲率,无法侧向平移,在狭窄环境中可行运动范围显著受限,从而增大了整机协同规划的难度。针对该约束,部分方法尝试在已有规划框架内进行适配。Thakar等^[19]基于双向RRT框架,采用贪心策略生成自由空间圆域与球域以进行协同聚焦采样,从而处理非完整约束,但该策略在狭窄环境中易导致无效路径,且依赖经验参数调优。Yuan^[20]采用采样与路径耦合机制,结合直线与圆弧插值方法生成满足约束的路径,但该方法在复杂场景中计算效率低,且机械臂与基座运动协同不足,存在碰撞风险。

综上所述,针对非完整约束轮式移动机械臂在复杂室内环境中规划效率与协同性的不足,文章提出一种分层全身路径规划方法。该方法将全身规划解耦为基座路径规划与机械臂运动规划两个层次,并引入时序耦合机制实现二者的动态协同,从而生成满足非完整约束与运动学可行性的全身轨迹。此方法主要创新在于通过层次化分解与路径耦合机制,在有效处理运动学约束的同时,提升了规划效率与运动协同性,为相关系统在复杂场景中的作业提供了一种系统性解决方案。

1 问题描述与方法论

针对受非完整约束的移动机械臂系统,本章对全身运动规划问题进行形式化定义。系统完整构型表示为 $q = (q_b, q_m)$ 。其中, $q_b = (x, y, \theta)$ 为移动基座在二维平面内的位姿,其运动学受到非完整约束的限制,表现为基

座运动受限于最小转弯半径 $R_{\min}$, 对应的运动路径存在最大曲率 $K_{\max} = 1/R_{\min}$ 限制, 并且移动基座不具备侧向平移能力。 $\mathbf{q}_m = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ 为机械臂的关节角向量, 各关节角需满足其物理运动范围 $q_{j,\min} \leq q_j \leq q_{j,\max}$ 。系统在包含静态障碍物集合 $\mathcal{O}$ 的三维工作空间 $\nu \subset \mathbb{R}^3$ 中运动, 其空间中的几何模型由函数 $\mathcal{M}(\mathbf{q})$ 描述。所有满足运动学约束的构型构成系统构型空间 $\mathcal{C}$, 其无碰撞构型子空间为 $\mathcal{C}_{\text{obs}} = \{\mathbf{q} \in \mathcal{C} \mid \mathcal{M}(\mathbf{q}) \cap \mathcal{O} \neq \emptyset \text{ 且机械臂各连杆与移动基座之间无自干涉}\}$ 。

给定起始与目标构型 $\mathbf{q}_s, \mathbf{q}_g \in \mathcal{C}_{\text{free}}$, 规划目标是生成一条完整运动轨迹 $\mathbf{P}$, 该轨迹由基座时空路径 $\mathbf{P}_b = \{(\mathbf{q}_{b,i}, t_i)\}_{i=0}^{M-1}$ 与机械臂构型路径 $\mathbf{P}_m = \{\mathbf{q}_{m,i}\}_{i=0}^{M-1}$ 通过时序对齐合成, 即 $\mathbf{P} = \{(\mathbf{q}_{b,i}, \mathbf{q}_{m,i})\}_{i=0}^{M-1}$ 。其中 $\mathbf{P}_b$ 需满足非完整约束与全程无碰撞; $\mathbf{P}_m$ 则须与基座运动保持严格同步, 即每一时刻 t_i 对应的机械臂构型 $\mathbf{q}_{m,i}$ 须属于基座位姿 $\mathbf{q}_{b,i}$ 下的静态无碰撞构型集合, 并同时满足关节角速度约束与运动连续性要求。

传统的规划方法直接在高维构型空间 $\mathcal{C}$ 中进行搜索, 通常存在搜索效率低下的问题。而将基座与机械臂规划完全分离的策略, 则难以保证两者运动之间的协调性与整体可行性。为此, 文章提出一种分层协同的规划框架。该框架首先规划出一条满足非完整约束的基座时空路径 $\mathbf{P}_b$; 随后, 将 $\mathbf{P}_b$ 作为时序约束条件, 在由此决定的动态关联可行子空间中, 规划出与之严格同步的机械臂路径 $\mathbf{P}_m$; 最终通过时序对齐操作合成完整的全身运动轨迹。该方法既通过解耦降低了规划维度, 又通过时空约束机制保证了两层路径的协同性, 克服了传统方法的固有缺陷。

2 轮式移动基座路径规划

移动基座受非完整运动学约束, 导致传统路径规划算法常生成曲率超限的不可执行轨迹, 且缺乏实时控制所需的时间维度参考, 难以直接支撑底层控制器的精准轨迹跟踪。针对此问题, 基于经典快速探索随机树 (rapidly-exploring random tree, RRT) [21-22] 框架, 提出一种融合双向双树扩展与方向扇区约束的改进算法, 即考虑非完整运动学约束的双向双树 RRT。其核心目标是移动基座生成适配非完整约束、具备时空参考价值且无碰撞的单向路径 $\mathbf{P}_b$ 。

2.1 双向双树搜索结构设计

传统的 RRT 搜索在处理带有方向约束的非完整系统时, 会面临探索效率低下、路径扩展方向不明确和连接困难的问题。为了系统性地探索包含前进和后退机动的单向解空间, 并加速起点与终点的连通, 设计如图 1 所示

的双树并行搜索扩展结构。该结构包含两个沿固定方向生长的树: 前进树 $\mathcal{T}_{\text{forward}}$ 与后退树 $\mathcal{T}_{\text{backward}}$, 两棵树分别从起点与终点出发, 相向进行扩展, 从而同步覆盖前进与后退两种运动模式的可能性, 既能快速验证路径存在性, 又能基于代价优选方案, 从根本上解决因预先限定单一运动方向导致的搜索失效或效率损耗问题。

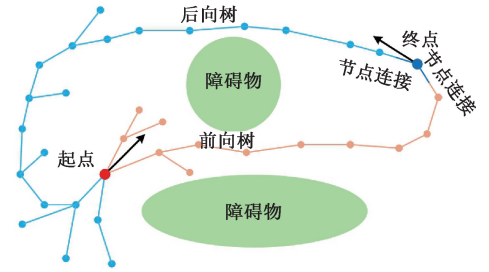


图1 双向双树搜索结构

Fig. 1 Diagram of bidirectional dual-tree search structure

为支撑上述双树结构的运行, 节点状态被定义为时空元组 $\mathbf{x} = (x, y, \theta, d, t)$ 。其中, (x, y, θ) 表示基座平面位姿; d 表示节点扩展方向, $d = +1$ 为前向, $d = -1$ 为后向; t 为从父节点扩展至本节点所需时间。该定义在传统位姿描述基础上, 显式集成了方向与时间信息, 使生成的路径不仅描述空间序列, 也具备明确的时间刻度。前进树的根节点初始化为 $(x_s, y_s, \theta_s, +1, 0)$, 所有节点继承前向扩展属性; 后退树的根节点为 $(x_g, y_g, \theta_g, -1, 0)$, 所有节点继承后向扩展属性。

2.2 双向扇区与曲率耦合的节点扩展

在 RRT 的节点扩展 (Steer) 过程中, 直接嵌入非完整运动学约束与最大曲率约束, 是保证路径可行性的关键。为此本文提出了一个方向扇区与曲率耦合扩展方法, 将复杂的微分约束问题转化为高效的几何判据问题, 避免了先生成再检验的低效模式。

1) 常曲率运动的时空模型

基座以恒定曲率 $K = 1/R$ 运动时, 路径呈圆弧形, 其弦长 d_{euc} 、半径 R 和转向角 $\Delta\theta$ 满足确定的几何关系。根据最大曲率约束 $|K| \leq K_{\max} = 1/R_{\min}$, 转弯半径需始终满足 $R \geq R_{\min}$, 确保运动符合非完整约束物理特性。

如图 2 所示, 针对参考起始点 $\mathbf{p}_r = (x_r, y_r, \theta_r)$ 与随机目标点 $\mathbf{p}_{\text{rand}}$, 通过计算两点欧氏距离 $d_{\text{euc}} = \|(x_{\text{rand}}, y_{\text{rand}}) - (x_r, y_r)\|_2$ 和方向夹角 $\alpha = \text{wrap}(\text{atan2}(y_{\text{rand}} - y_r, x_{\text{rand}} - x_r) - \theta_r)$ 。为通过转弯半径不小于 $R_{\min}$ 的圆弧从 $\mathbf{p}_r$ 到达 $\mathbf{p}_{\text{rand}}$, 方向夹角 α 需满足约束:

$$\alpha_{\max} = \Delta\theta_{\max}/2 = \arcsin\left(\frac{d_{\text{euc}}}{2R_{\min}}\right) \quad (1)$$

目标点间距较小时, 方向夹角需限定在较小范围, 以

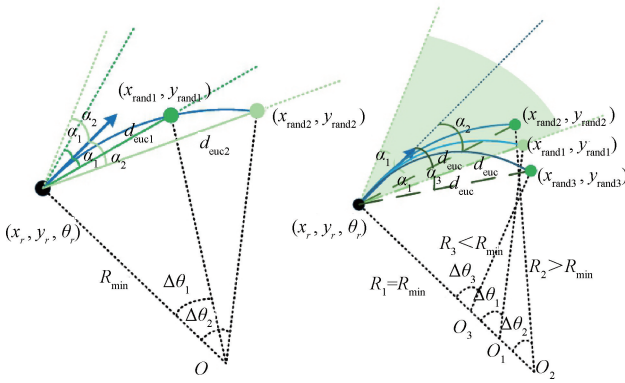


图2 常曲率运动与转向角边界示意图

Fig. 2 Diagram of constant curvature motion and steering angle boundary

满足最小转弯半径约束并实现精准抵达;目标点间距较大时,方向夹角允许在更大取值范围,可通过不同转向角度实现目标抵达,提升路径搜索灵活性。

基座以恒定线速度 v 运动,其运动的时间 t 由圆弧路径的弧长 $s = R \cdot \Delta\theta$ 决定。结合几何关系 $R = d / (2 \sin \alpha)$ 和 $\Delta\theta = 2\alpha$ 推导可得运动时间为:

$$\Delta t = \frac{s}{v} = \frac{d_{\text{euc}} \cdot \alpha}{v \cdot \sin \alpha} \quad (2)$$

2) 方向扇区约束设计

在算法的节点扩展过程中,为确保新扩展的节点满足最大曲率约束,需优先对采样点进行有效性筛选,该过程通过对搜索树中的每个节点构造方向约束扇区来实现。基于2.2节中第1)部分中的理论推导,给定最大曲率 $K_{\max} = 1/R_{\min}$ 限制和最大扩展步长 $\delta_{\max}$ 限制,可计算扇区半角为:

$$\beta = \arcsin\left(\frac{K_{\max} \delta_{\max}}{2}\right) \quad (3)$$

根据搜索树方向的不同,分别定义前向($d = +1$)与后向($d = -1$)约束扇区,如图3所示。对于前向搜索,采样点与当前节点朝向的夹角 α 须满足 $\alpha \leq \beta$;对于后向搜索,采样点与当前节点反向的夹角 $\bar{\alpha} = \text{wrap}(\alpha - \pi)$ 须满足 $\bar{\alpha} \leq \beta$ 。

仅当采样点位于对应临近节点的可行扇区内时,才将其视为可扩展候选点。算法通过对当前搜索树中的节点进行扇区检查,选取距离采样点最近的可行节点 x_{near} 作为扩展节点。

3) 常曲率节点扩展

采样点通过扇区可行性校验后,基于常曲率模型精确计算新节点 x_{new} 的位姿来实现节点扩展,扩展过程如图4所示。

采用弦长扩展方式确定满足曲率约束的新节点

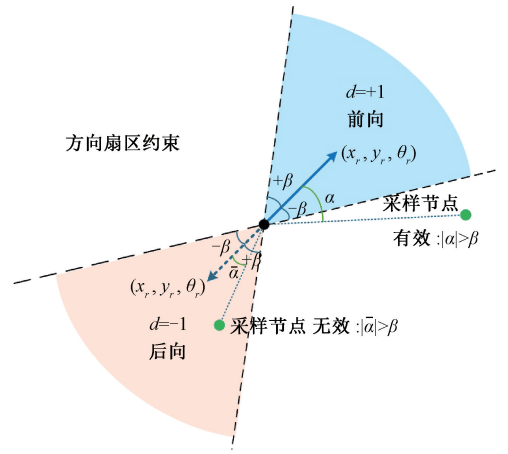
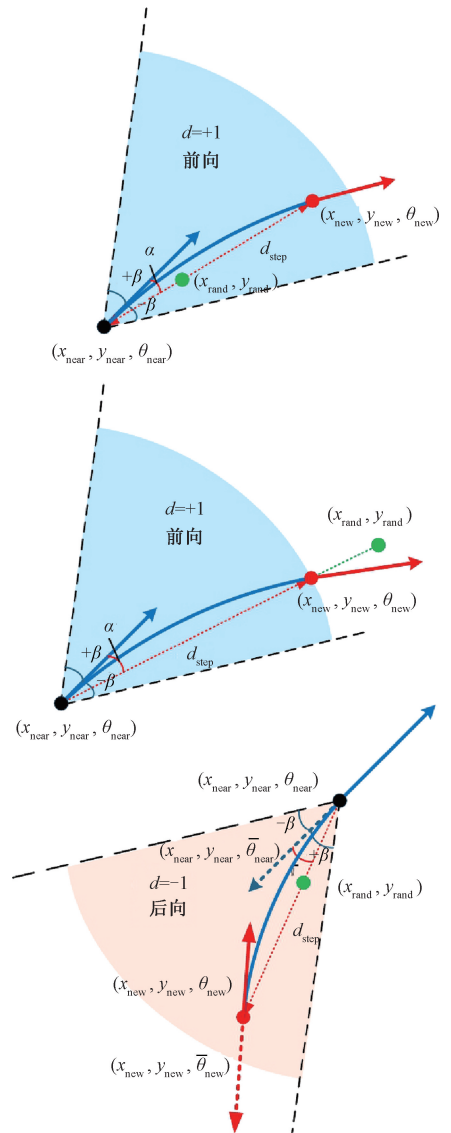


图3 方向约束扇区示意图

Fig. 3 Diagram of directional constraint sector



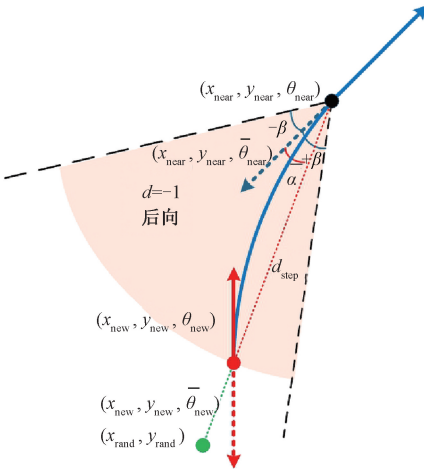


图 4 节点扩展示意图

Fig. 4 The purpose of node expansion

位置, 结合 x_{rand} 与 x_{near} 之间连线与 x_{near} 方向的夹角 $\alpha/\bar{\alpha}$ 及最大曲率 $K_{\text{max}} = 1/R_{\text{min}}$, 推导扩展弦长计算公式:

$$d_{\text{step}} = \min(\max(2\sin(R_{\text{min}}), d_{\text{near_rand}}, d_{\text{min}}), d_{\text{max}}) \quad (4)$$

式中: d_{min} 和 d_{max} 分别为最大与最小扩展弦长; $d_{\text{near_rand}} = \|x_{\text{near}} - x_{\text{rand}}\|_2$ 表示参考节点与采样点的实际距离, 确保扩展步长不小于两点间距; $2\sin(R_{\text{min}})$ 为满足曲率约束的最小扩展步长。

根据扩展弦长和 x_{rand} 和 x_{near} 之间的连线与 x_{near} 方向的夹角可以计算出新节点的位姿为:

前向扩展 ($d = +1$):

$$\begin{cases} x_{\text{new}} = x_{\text{near}} + d_{\text{step}} \sin(\alpha + \theta_{\text{near}}) \\ y_{\text{new}} = y_{\text{near}} + d_{\text{step}} \cos(\alpha + \theta_{\text{near}}) \\ \theta_{\text{new}} = \text{wrap}(\theta_{\text{near}} + 2\alpha) \end{cases} \quad (5)$$

后向扩展 ($d = -1$):

$$\begin{cases} x_{\text{new}} = x_{\text{near}} + d_{\text{step}} \sin(\bar{\alpha} + \bar{\theta}_{\text{near}}) \\ y_{\text{new}} = y_{\text{near}} + d_{\text{step}} \cos(\bar{\alpha} + \bar{\theta}_{\text{near}}) \\ \theta_{\text{new}} = \text{wrap}(\bar{\theta}_{\text{near}} + 2\bar{\alpha}) - \pi \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\bar{\alpha} = \text{wrap}(\alpha - \pi)$ 表示采样节点与邻近点负方向之间的夹角。

2.3 完整算法流程

算法的完整执行流程如图 5 所示。

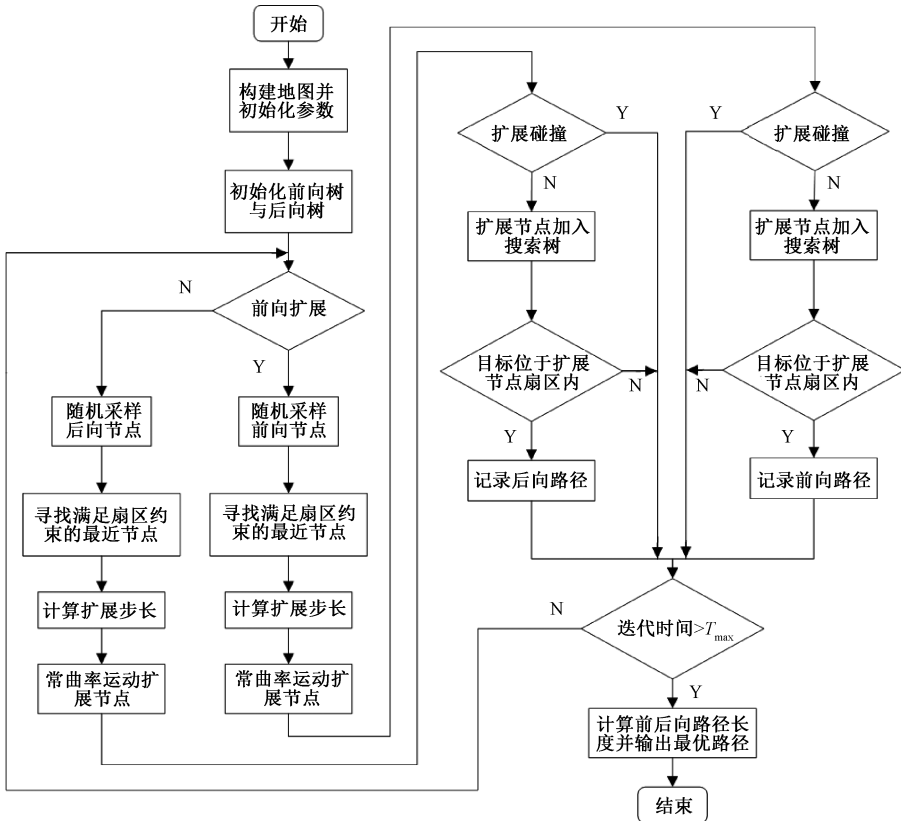


图 5 双向双树 RRT 算法流程

Fig. 5 Flowchart of the bidirectional dual-tree RRT algorithm

通过双向双树并行搜索结构生成满足非完整约束与无碰撞要求的基座时空路径。其流程首先初始化具有固

定运动方向的前进与后退双树, 随后在迭代中进行双向采样、约束验证与可行扩展, 直至连通起止点。算法最终

基于时间代价对比,输出时间更优的可行路径,在确保运动学可行性的同时提升了规划效率与路径质量。

3 机械臂运动规划与全身轨迹合成

在获得基座的时空路径骨架 $\mathbf{P}_b = \{(\mathbf{q}_{b,i}, t_i)\}_{i=0}^{M-1}$ 后,机械臂的规划问题从一个静态问题转变为一个在动态变化的可行域内寻找最优路径的复杂问题。为此,针对机械臂部分的规划设计了时序节点集约束 RRT 算法。

3.1 时空约束建模:时序节点集

在移动机械臂系统中,由于基座持续运动,机械臂的可行构型空间随时间动态变化。为精确刻画这一动态约束,本节提出时序节点集的概念,用于描述基座运动过程中机械臂构型空间的时序演变。具体而言,对于基座时空路径 $\mathbf{P}_b$ 上的每一个离散状态 $(\mathbf{q}_{b,i}, t_i)$, 对应索引 i 定义与该时刻严格对应的机械臂可行构型集合:

$$\mathcal{N}_i = \{\mathbf{q}_m \in \mathbf{R}^L \mid \mathbf{q}_m \text{ 在基座位姿 } \mathbf{q}_{b,i} \text{ 下是可行的}\} \quad (7)$$

在基座固定于位姿 $\mathbf{q}_{b,i}$ 的前提下,机械臂构型 $\mathbf{q}_m$ 的可行性需要同时满足关节运动范围与静态无碰撞两项核心约束,即所有关节角 $\mathbf{q}_{m,j}$ 均在 $[q_j^{\min}, q_j^{\max}]$ 范围,且在该构型下机械臂各连杆与环境中的障碍物与基座本体之间均无几何干涉。

基于上述定义,机械臂的规划空间构建为如图 6 所示的时序层次化状态空间。其中每个状态表示为二元组 $\mathbf{x} = (\mathbf{q}_{m,i}, i)$, 且满足 $\mathbf{q}_{m,i} \in \mathcal{N}_i$ 。由于索引 i 严格关联时间戳 t_i , 该状态表示隐含地将时间参数嵌入搜索过程,从而确保机械臂运动与基座运动在时序上的同步。

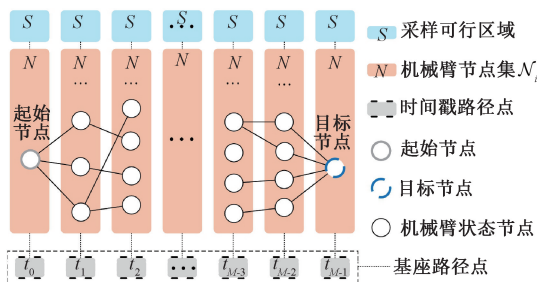


图 6 机械臂搜索空间示意图

Fig. 6 Diagram of manipulator search space schematic

3.2 时间单调的树扩展

机械臂 RRT 搜索树 $\mathcal{T}_m$ 从初始状态 $\mathbf{x}_{\text{start}} = (\mathbf{q}_{m,0}, 0)$ 开始扩展,并严格遵循时间单调性原则,即树的扩展方向仅允许沿节点集索引 i 递增的方向进行,如图 7(a) 所示。该扩展过程主要由采样、最近邻选择与扩展操作 3 个环节构成。

采样过程分为两步。首先,随机选择一个节点集索引 $i_{\text{rand}} \in \{1, \dots, M-1\}$ 。然后,在对应的关节空间 $\mathbf{R}^L$ 中随机采样一个构型 $\mathbf{q}_{\text{rand}}$ 。组合成随机状态 $\mathbf{x}_{\text{rand}} = (\mathbf{q}_{\text{rand}}, i_{\text{rand}})$ 。为了加速收敛,采用了目标偏置策略,以一定概率将 $\mathbf{x}_{\text{goal_rand}} = (\mathbf{q}_{m, M-1}^*, i_{\text{rand}})$ 作为采样点。

最近邻选择是体现时间单调性的关键环节。为随机状态 $\mathbf{x}_{\text{rand}}$ 搜索最近邻节点时,仅允许在搜索树中索引为 $i_{\text{rand}} - 1$ 的节点集合中进行筛选:

$$\mathbf{x}_{\text{near}} = \underset{\mathbf{x} \in V(\mathcal{T}_m), \text{index}(\mathbf{x}) = i_{\text{rand}} - 1}{\text{argmin}} d(\mathbf{x}, \mathbf{x}_{\text{rand}}) \quad (8)$$

该约束确保了扩展边始终从节点集 $\mathcal{N}_{i-1}$ 连接到节点集 $\mathcal{N}_i$, 天然地维护了时序一致性。

扩展操作从位于节点集 $\mathcal{N}_{i-1}$ 的节点 $\mathbf{x}_{\text{near}}$ 向节点集 $\mathcal{N}_i$ 推进,生成新节点 $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 。新节点的构型 $\mathbf{q}_{\text{new}}$ 是在 $\mathbf{q}_{\text{near}}$ 朝向 $\mathbf{q}_{\text{rand}}$ 的方向上,依据最大关节速度约束计算步长来确定:

$$\begin{cases} v = \min\left(v_{\max}, \frac{\mathbf{q}_{\text{rand}} - \mathbf{q}_{\text{near}}}{\Delta t_i}\right), \Delta t_i = t_i - t_{i-1} \\ \mathbf{q}_{\text{new}} = \mathbf{q}_{\text{near}} + v \cdot \Delta t_i, i_{\text{new}} = i \end{cases} \quad (9)$$

扩展过程中须进一步验证运动过程的可行性,对基座从 $\mathbf{q}_{b,i-1}$ 运动到 $\mathbf{q}_{b,i}$ 以及机械臂从 $\mathbf{q}_{m,i-1}$ 运动到 $\mathbf{q}_{m,i}$ 的过程进行同步线性插值,并检测所有插值点是否均满足无碰撞条件。仅当全程无碰撞时,该扩展边才被确认有效。

3.3 代价构造与最优重连

为了实现渐进最优,需构建相应的代价函数以指导搜索过程。两个状态 $\mathbf{x}_a = (\mathbf{q}_a, i_a)$ 和 $\mathbf{x}_b = (\mathbf{q}_b, i_b)$ 的边代价,定义为在该段时间内关节位置差的 L1 范数经指数加权后与时间跨度的比值:

$$J(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) = e^{k \|\mathbf{q}_a - \mathbf{q}_b\|} / T(i_a, i_b) \quad (10)$$

式中: $T(i_a, i_b) = \sum_{k=\min(i_a, i_b)}^{\max(i_a, i_b)-1} \Delta t_k$ 表示从 i_a 到 i_b 的运动时间; k 表示指数增长因子,控制对大偏差的敏感度。

该代价函数在统一构型空间中的几何距离与物理时间尺度的基础上,引入指数加权机制,从而在优化过程中更倾向于选择关节运动平缓、速度较低的路径。此类路径通常对应实际系统中能耗较低、运动更平滑的执行轨迹。

路径总代价 $g(\mathbf{x})$ 定义为该路径上所有边代价之和。RRT* 算法通过持续评估与更新节点间的连接关系,引导搜索向总代价更低的方向进行。同时,采用节点重连机制进一步优化,如图 7(b) 所示,当新节点 $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 加入到树中后,检查其相邻节点集内的邻居节点 $\mathbf{x}_{\text{adjoin}}$ 。如果通过 $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 连接能够降低其总代价 $g(\mathbf{x}_{\text{adjoin}})$, 并且新连接边 $(\mathbf{x}_{\text{new}}, \mathbf{x}_{\text{adjoin}})$ 满足关节限位、避障等约束,则将 $\mathbf{x}_{\text{adjoin}}$ 的父节点更新为 $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 。该重连过程随着迭代反复执行,促使路径逐步收敛至更优解。

2) 三维复杂空间结构仿真场景构建

实验构建了如图 10 所示的两种典型结构化场景:图 10(a)桥洞场景(20 m×10 m),图 10(b)桌椅杂物场景(15 m×10 m)。场景 1 包含单/双桥洞结构,用于验证算法在狭窄通道中的运动协调性与曲率约束满足能力;场景 2 设置不同高度的桌椅与柱状障碍,用于评估算法在异形障碍环境中的避障与轨迹优化性能。

3) 仿真实验结果与分析说明

实验在 ROS noetic 平台下采用 C++实现,运行于 Intel i7-13700KF 计算机平台上。设置 4 种典型任务情景,涵盖狭窄通道穿越、急转弯路径生成、多障碍物避障等典型工况。各项性能指标定量对比见表 1。规划结果可视化如图 11 所示。

在桥洞穿越场景中,此研究算法表现出优异的运动协调性与规划效率。如图 11(a)所示,算法生成的基座路径曲率连续平滑,机械臂运动轨迹协调,因此取得了较低的平滑代价 41.34 与较短的路径长度 18.17 m。相比之下,RRT*-Connect 算法规划的路径在入口处存在明显的方向突变,导致其平滑代价显著升高至 276.66,路径

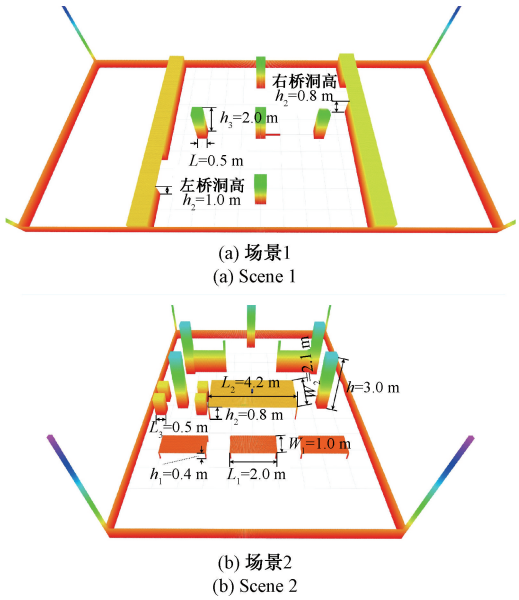
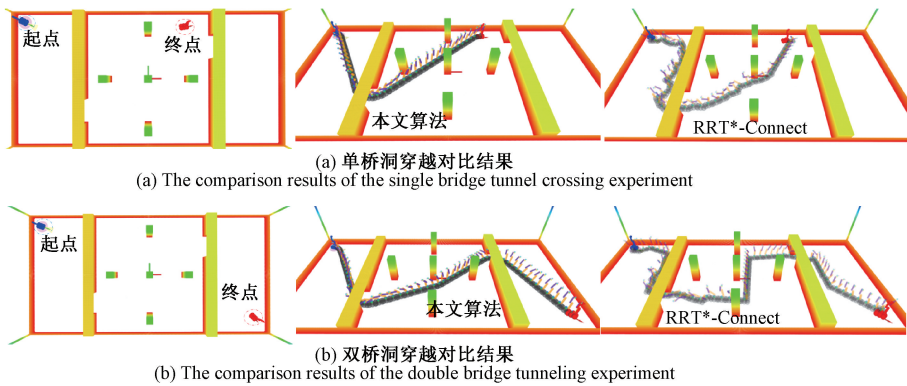


图 10 桥洞场景与桌椅杂物场景
Fig. 10 Diagram of the bridge opening scene and the scene of table, chairs and miscellaneous items

表 1 仿真实验路径规划算法性能对比

Table 1 Performance comparison of simulation experiment path planning algorithms

场景	起点和终点位置	方法	时间/s	长度/m	平滑代价
场景 1	设置起点和终点穿越单桥洞	所提算法	0.243	18.170	41.342 4
		RRT*-Connect	0.356	22.734	276.661 0
	设置起点和终点穿越双桥洞	所提算法	0.304	27.202	192.408 0
		RRT*-Connect	0.518	32.826	282.446 0
场景 2	起点位于下端中间、终点位于上端右侧	所提算法	0.182	13.211	113.396 0
		RRT*-Connect	0.228	15.702	167.188 0
	起点位于下端中间、终点位于上端左侧	所提算法	0.204	14.264	45.246 0
		RRT*-Connect	0.215	16.172	168.227 0



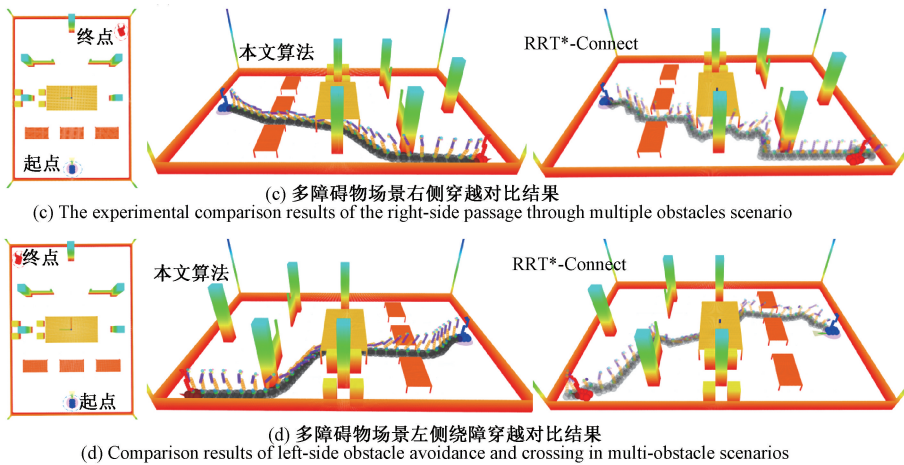


图 11 仿真实验结果

Fig. 11 Simulation experiment results

长度也增加至 22.73 m。在如图 11(b) 中的更复杂的双桥洞任务中,此研究算法依然保持了轨迹的整体平滑性与运动学可行性,其平滑代价为 192.41,规划时间仅 0.304 s;而对比算法产生的轨迹在第二桥洞附近出现明显急转与抖动,平滑代价高达 282.45,规划时间也增加至 0.518 s,反映出其在复杂约束下优化能力的不足。

在桌椅障碍场景中,此研究算法展现出对场景结构的智能适应能力,如图 11(c) 和(d) 所示。对于右侧任务,算法识别到低矮桌椅的可穿越性,生成了直接通过的高效路径,对应 13.21 m 的路径长度与 113.40 的平滑代价。在左侧增设柱群后,算法主动采取绕行策略,规划出自然流畅的避障轨迹,路径长度为 14.26 m,平滑代价仅为 45.25。这一系列决策在保持 0.182 至 0.204 s 规划效率的同时,显著优于 RRT*-Connect 算法在相同场景的表现,后者路径长度分别达到 15.70 和 16.17 m,平滑代价也高达 167.19 和 168.23,且轨迹在障碍物附近表现出明显的冗余调整。

综合分析表明,文章所提方法不仅在规划时间、路径长度与平滑性等量化指标上具有系统性优势,其生成的轨迹在运动协调性、环境适应性等方面也体现出更优的质性特征,验证了分层约束策略在提升移动机械臂全身运动规划综合性能方面的有效性。

4.2 实物实验验证

为全面验证所提出的算法在真实物理环境中的有效性,本研究进一步开展了实物平台实验,在搭建的狭窄走廊多障碍场景中,将所提算法与 RRT*-Connect 算法进行对比测试,从路径质量、执行可行性与系统稳定性等方面进行综合评价。

1) 实物碰撞模型构建

实物实验平台由松灵 Ranger Mini 2 移动底盘与

UR3e 机械臂构成。为保持与仿真实验的一致性,实物碰撞模型沿用 4.1 节中所述的球体包围方法进行构建,为实物环境中的实时运动规划与避障提供轻量化几何支持。实物系统及其碰撞模型如图 12 所示。

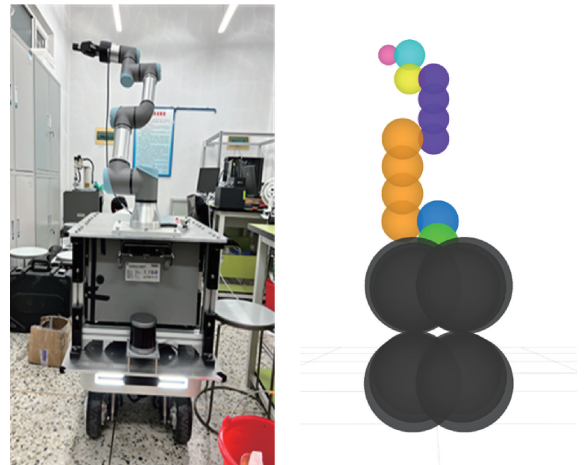


图 12 移动机械臂实物与碰撞模型

Fig. 12 The physical model of the mobile manipulator and the collision model

2) 三维复杂空间结构实物场景构建

实验场景为狭窄走廊环境,内部布置桌椅、箱体等障碍物,其中部分可穿越、部分不可穿越,以模拟实际室内作业中空间受限且障碍类型混合的工况,用于验证算法在实物系统中的环境适应与运动协调能力,场景布局及对应三维地图如图 13 所示。

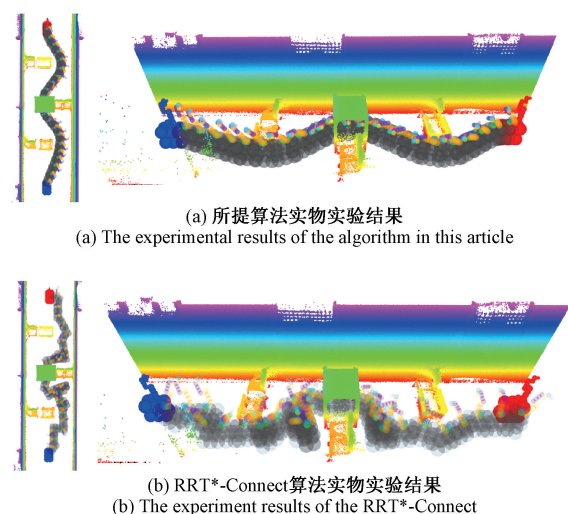
3) 实物实验结果与分析说明

在实物实验验证中,设置了统一的起点与终点,对所提算法的实际性能进行了系统评估。实验结果如图 14 所示。



图13 实物场景与三维地图

Fig. 13 Physical scene and three-dimensional map



(a) 所提算法实物实验结果

(a) The experimental results of the algorithm in this article

(b) RRT*-Connect算法实物实验结果

(b) The experiment results of the RRT*-Connect

图14 实物实验结果

Fig. 14 Experimental results of the physical experiment

其中图14(a)为文章所提算法生成的路径,图14(b)为RRT*-Connect算法所得结果。对比可见,文章所提算法在路径平滑性、连续性以及总长度方面均显著优于RRT*-Connect算法。具体而言,所提算法规划的路径转折更为自然,过渡段曲率变化平缓,整体路径长度更短,从几何层面验证了该方法在路径优化上的有效性。尤其针对非完整约束的移动机械臂底盘,路径的连续性与可跟踪性至关重要。实验表明,两种算法均能规划出从起点到终点的可行路径,但RRT*-Connect算法在狭窄区域存在明显转折突变与曲率不连续现象,可能导致移动机械臂在实际跟踪时出现偏离或碰撞。相比之下,文章所提算法通过引入曲率约束与平滑机制,生成的整体路径不仅连续平滑,而且符合移动平台的运动学限制,从而显著提高了路径的可执行性与跟踪稳定性,更适用于实际移动机械臂系统的运动控制。

综上所述,此研究算法在实物实验环境中表现出更优的路径质量与工程适用性,能够为移动机械臂在复杂场景下的安全、稳定运动提供可靠路径支持。

5 结 论

针对复杂非结构化环境中实现全身连续平滑运动规划,提出了一种面向非完整约束移动机械臂的分层采样搜索方法。该分层策略将移动机械臂的规划任务分解为移动基座规划与机械臂规划。针对移动基座,采用基于几何约束的采样规划方法,生成满足非完整运动学约束的可行路径;针对机械臂部分,通过引入时序节点集约束并结合关节空间搜索策略,实现了与基座运动严格同步的关节空间轨迹生成。在仿真场景与实物场景都进行了实验验证,实验结果表明,该方法能在多种复杂场景中稳定生成连续、平滑且符合运动学约束的全身运动轨迹,验证了其在结构化与狭窄环境中的有效性和实用性。

参考文献

- [1] 罗坚铭, 陈新度, 吴磊. 移动机器人高精度上下料的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(11): 187-193.
LUO J M, CHEN X D, WU L. Research on high-precision loading and unloading for mobile robots [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(11): 187-193.
- [2] 田丰, 陆怡晨, 贾银亮, 等. 基于机械臂的管道检测全向机器人设计[J]. 电子测量技术, 2022, 45(14): 50-54.
TIAN F, LU Y CH, JIA Y L, et al. Design of omnidirectional robot for pipeline inspection based on manipulator [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(14): 50-54.
- [3] THAKAR S, SRINIVASAN S, AL-HUSSAINI S, et al. A survey of wheeled mobile manipulation: A decision-making perspective [J]. Journal of Mechanisms and Robotics, 2023, 15(2): 020801.
- [4] JIN T L, ZHU H W, ZHU J K, et al. Whole-body inverse kinematics and operation-oriented motion planning for robot mobile manipulation [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(12): 14239-14248.
- [5] YANG Y Q, MENG F, MENG Z H, et al. RAMPAGE: Toward whole-body, real-time, and agile motion planning in unknown cluttered environments for mobile mani-

- pulators [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(11): 14492-14502.
- [6] QIU L Q, LIN Y Q, NIE D ZH, et al. Research on cooperative motion planning of mobile manipulator based on hierarchical switching strategy[C]. 2025 6th International Conference on Computer Engineering and Application, 2025: 801-807.
- [7] JANG K, KIM S, PARK J H, et al. Motion planning of mobile manipulator for navigation including door traversal[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(7): 4147-4154.
- [8] CHEN H L, ZANG X ZH, LIU Y B, et al. A hierarchical motion planning method for mobile manipulator[J]. Sensors, 2023, 23(15): 6952.
- [9] SAYAR E, GAO X, HU Y B, et al. Toward coordinated planning and hierarchical optimization control for highly redundant mobile manipulator [J]. ISA Transactions, 2024, 146: 16-28.
- [10] CHEN H L, ZANG X ZH, ZHU Y H, et al. Hybrid sampling-based path planning for mobile manipulators performing pick and place tasks in narrow spaces[J]. Applied Sciences, 2024, 14(22): 10313.
- [11] PILANIA V, GUPTA K, et al. A hierarchical and adaptive mobile manipulator planner [C]. 2014 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2014: 45-51.
- [12] PILANIA V, GUPTA K, et al. Mobile manipulator planning under uncertainty in unknown environments[J]. The International Journal of Robotics Research, 2018, 37(2/3): 316-339.
- [13] HE R SH, HSIAO T, et al. Concurrent path planning for the end effector and the mobile platform of an autonomous mobile manipulator [C]. 2023 International Automatic Control Conference, 2023: 1-6.
- [14] ZENG Y D, ZHANG D Y, CHIEN S Y, et al. Task sensing and adaptive control for mobile manipulator in indoor painting application[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2024, 29(4): 2956-2963.
- [15] WONG R C Y, SEWLIA M, WILTZ A, et al. Generating and optimizing topologically distinct guesses for mobile manipulator path planning with path constraints[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(12): 12453-12460.
- [16] ZHANG X, WEI B, LI Y ZH, et al. Industrial mobile manipulator motion planning based on double work space using improved genetic algorithm [C]. 2024 7th International Conference on Advanced Algorithms and Control Engineering, 2024: 1616-1621.
- [17] WANG G CH, MA H F, WANG H, et al. Reactive mobile manipulation based on dynamic dual-trajectory tracking[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2024, 172: 104589.
- [18] 易国, 毛建旭, 王耀南, 等. 非完整移动机器人领航-跟随编队分布式控制[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2266-2272.
- YI G, MAO J X, WANG Y N, et al. Distributed control of leader-follower formation for nonholonomic mobile robots [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2266-2272.
- [19] THAKAR S, RAJENDRAN P, KIM H, et al. Accelerating bi-directional sampling-based search for motion planning of non-holonomic mobile manipulators [C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2020: 6711-6717.
- [20] YUAN Q L. Sampling-with-path based planning: Easing non-holonomic mobile manipulator motion planning [C]. 2024 9th International Conference on Robotics and Automation Engineering, 2024: 188-192.
- [21] 骆海涛, 孙嘉泽, 高鹏宇, 等. 基于改进 RRT* 算法的智能轮椅全局路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 303-313.
- LUO H T, SUN J Z, GAO P Y, et al. Global path planning for smart wheelchairs based on improved RRT* algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 303-313.
- [22] 张建冬, 王东, 马立东, 等. 基于改进 RRT 算法的移动机械臂路径规划[J]. 电子测量技术, 2021, 44(23): 48-53.
- ZHANG J D, WANG D, MA L D, et al. Path planning for mobile manipulator based on improved RRT algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(23): 48-53.
- [23] KLEMM S, OBERLÄNDER J, HERMANN A, et al. RRT*-Connect: Faster, asymptotically optimal motion planning [C]. 2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2015: 1670-1677.

作者简介



李佳钰(通信作者),2009 年、2013 年、2018 年于哈尔滨理工大学分别获得工学学士学位、硕士学位、博士学位,现为哈尔滨理工大学副教授,主要研究方向为足式机器人控制与人机交互技术。

E-mail:lijiayu@hrbust.edu.cn

Li Jiayu (Corresponding author) received his B. Eng., M. Eng., and Ph. D. degrees all from Harbin University of Science and Technology in 2009, 2013, and 2018, respectively. He is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interest includes control of the legged robot and human machine interaction.



胡迎庆,2021 年于河北科技大学获得学士学位,现为哈尔滨理工大学研究生,主要研究方向为移动机器人运动规划与控制。

E-mail:hu_yingqing0806@163.com

Hu Yingqing received his B.Sc. degree from Hebei University of Science and Technology in 2021. He is currently a master's student at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include mobile robot motion planning and control.



杨怀广,2009 年、2013 年、2015 年于哈尔滨工业大学分别获得工学学士、硕士、博士学位。现为哈尔滨工业大学副教授,主要研究方向为机器人地面力学与数字孪生。

E-mail:yanghuaiguang@hit.edu.cn

Yang Huaiguang received his B. Eng., M. Eng., and Ph. D. degrees all from Harbin Institute of Technology in 2009, 2013, and 2015, respectively. He is currently an associate professor at Harbin Institute of Technology. His main research interests include robotic terrain mechanics and digital twins.



尤波,1982 年于哈尔滨工业大学获得学士学位,1987 年于哈尔滨科技大学获得硕士学位,1995 年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学教授,主要研究方向为智能机器人与机电控制。

E-mail:youbu@hrbust.edu.cn

You Bo received his B.Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 1982, M.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 1987, and Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 1995. He is currently a professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include intelligent robots and mechatronic control.