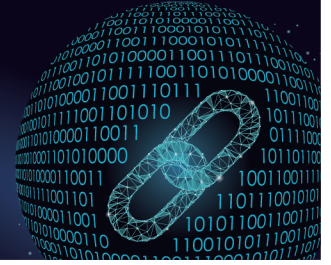




中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

# 控制与决策

CONTROL AND DECISION



## 基于可操作度的移动作业机器人多目标路径规划方法

杨闰, 李婧如, 贾志昆, 董二宝

引用本文:

杨闰, 李婧如, 贾志昆, 董二宝. 基于可操作度的移动作业机器人多目标路径规划方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3243–3252.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0768>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### [基于 \$\text{pm}3\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on  $\text{pm}3\sigma$  normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

#### [一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法](#)

A path planning algorithm of deterministic mobile robot based on immune mechanism

控制与决策. 2021, 36(10): 2418–2426 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0059>

#### [移动机器人运动规划中的深度强化学习方法](#)

Deep reinforcement learning for motion planning of mobile robots

控制与决策. 2021, 36(6): 1281–1292 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0470>

#### [基于改进RRT\\*FN算法的机器人路径规划](#)

Robot path planning based on improved RRT\*FN algorithm

控制与决策. 2021, 36(8): 1834–1840 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1713>

#### [凸优化与A\\*算法结合的路径避障算法](#)

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

# 基于可操作度的移动作业机器人多目标路径规划方法

杨 润<sup>1</sup>, 李婧如<sup>2</sup>, 贾志昆<sup>1</sup>, 董二宝<sup>1,2†</sup>

(1. 中国科学技术大学 工程科学学院, 合肥 230026; 2. 中国科学技术大学 先进技术研究院, 合肥 230022)

**摘要:** 移动作业机器人的作业任务往往有多个目标, 针对每个作业目标, 机器人的可停靠位置有无数个. 如何在复杂环境和多作业目标约束下, 对移动作业机器人进行合理的路径规划是一项难题. 鉴于此, 提出一种基于可操作度的移动作业机器人路径规划方法, 在进行长度最优路径规划的同时, 优化机械臂对目标作业的灵活性. 首先, 在节点采样阶段, 研究机器人的可操作度在笛卡尔空间的分布, 获取机器人在可停靠区域内对目标的可操作度; 然后, 采用高斯采样和梯度采样的方法在自由空间和移动机器人可停靠区域进行路径点采样, 构建可操作度路线图; 接着, 在路径搜索阶段, 对传统蚁群算法进行改进, 提出适用于可操作度约束的启发式函数和局部最优预警策略; 最后, 在不同的仿真地图下对路径规划方法进行测试, 验证了所提出方法在不同的环境下均有较高的适应能力, 搜索出的路径代价较低, 对目标的作业可操作度较高.

**关键词:** 移动作业机器人; 路径规划; 多目标; 可操作度; 蚁群算法

中图分类号: TP242

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0768

**引用格式:** 杨润, 李婧如, 贾志昆, 等. 基于可操作度的移动作业机器人多目标路径规划方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3243-3252.

## Multi-targets path planning method for mobile manipulators based on manipulability

YANG Run<sup>1</sup>, LI Jing-ru<sup>2</sup>, JIA Zhi-kun<sup>1</sup>, DONG Er-bao<sup>1,2†</sup>

(1. School of Engineering Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China; 2. Institute of Advanced Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230022, China)

**Abstract:** Mobile manipulators tasks frequently encompass multiple objectives. For each of these task objectives, there exist numerous potential docking positions. It is a challenge to conduct reasonable multi-targets path planning for mobile manipulators in complex environments. In this paper, we propose a multi-targets path planning method based on manipulability for mobile manipulators to optimize their flexibility while shorting paths lengths. During the node sampling, a study is conducted on the distribution of the robot's manipulability in Cartesian space, allowing for the assessment of the robot's manipulability with respect to the objectives within the docking area. The approach utilizes Gaussian sampling and gradient sampling methods to conduct path point sampling in both free space and the docking-eligible region of the mobile robot, thereby constructing an manipulability roadmap. During the path searching, this study introduces enhancements to the traditional ant colony algorithm by presenting heuristic functions suitable for manipulability constraints and a local-optimal warning strategy. Finally, the proposed path planning method is validated through tests on different simulated maps, showcasing its remarkable adaptability across diverse environments. The method consistently generates low-cost paths while ensuring a high level of manipulability.

**Keywords:** mobile manipulator; path planning; multi-targets; manipulability; ant colony algorithm

## 0 引言

移动作业机器人是机器人系统架构不断发展的结果, 主要由移动平台和机械臂两部分组成<sup>[1]</sup>. 它结合了操作手臂和移动平台双方的优点, 同时具备广阔

的工作空间和高灵巧性. 与传统构型的机器人相比, 移动作业机器人有诸多优势, 两者相互补充, 既具备远距离的移动能力, 又具备精细作业能力. 此类先进的机器人系统可应用于柔性制造, 如服务、医疗、军事

收稿日期: 2023-06-04; 录用日期: 2023-10-01.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFB1307400).

责任编委: 张文安.

†通讯作者. E-mail: ebdong@ustc.edu.cn.

以及太空探索等诸多领域,具有广阔的应用前景和重要的研究意义<sup>[2-5]</sup>.

移动作业机器人的自由度冗余可能会导致机器人的运动学冗余和逆运动学问题的无限解.在移动作业过程中,路径规划问题的复杂度显著增加,多层次约束的加入使得目标寻优变得困难.机械臂驱动机构的非线性特性和移动平台的非完整约束等因素,增加了机械臂与移动平台间的耦合作用,进一步增加了路径规划的难度<sup>[6-8]</sup>.

路径规划是机器人成功作业的关键步骤之一,也是移动作业机器人领域的研究热点和难点.目前,诸多学者研究了移动作业机器人的分层解耦路径规划方法,分别规划出移动平台和机械臂的路径. Saoji等<sup>[9]</sup>使用了RRT-Connect分别对机械臂和移动平台进行路径规划; You等<sup>[10]</sup>使用了Dijkstra算法规划移动平台的路径,并使用视觉引导机械臂进行作业; Rastegarpanah等<sup>[11]</sup>和Hu等<sup>[12]</sup>使用了A\*算法规划移动平台的路径.此类路径规划方法较为稳定,规划成功率高,但是难以保证机械臂的作业质量. Makhal等<sup>[13]</sup>提出了可达性图的概念,是所有末端执行器位置可以到达的位姿的集合,用于移动机器人的位置优化; Xu等<sup>[14]</sup>根据可达性图,计算出多个末端执行器位姿对应的移动平台位置集合,并对它们进行了交集

运算,计算出移动平台的位姿分布; Wang等<sup>[15]</sup>使用了可达图来计算可行的移动平台位姿,根据每个末端执行器的作业目标计算移动平台位姿,选择合适的姿态和顺序; Yoshikawa<sup>[16]</sup>将雅可比矩阵与其转置矩阵乘积的行列式的值定义为机械臂的可操作度,用于描述机械臂的灵活性; Zhang等<sup>[17]</sup>提出了一种基于能力图的移动作业机器人协调运动规划方法,使得机械臂在作业时对目标保持最大的可操作度; Shan等<sup>[18]</sup>根据可操作度分布来规划移动机器人的位置,降低移动机器人误差对作业质量的影响; Chen等<sup>[19]</sup>计算了目标位置的可操作度分布,运动学逆解后选择可操作度最高的姿态作为移动机器人的位置.

现有的移动作业规划方法大多针对单个作业目标对移动机器人的停靠位置进行优化.然而在实际应用中,单目标任务通常可使用固定安装的机械臂来解决,移动作业机器人在实际应用中大多用于解决多目标任务.机器人的任务目标通常被安放在桌子、货架等平台上,或目标本身为障碍物,进一步增加了路径规划的难度.如图1所示,机器人有3个作业目标.针对每个作业目标,移动平台在机械臂作业时的停靠位姿可有无数种,这些停靠位姿将形成一个可停靠区域,即图1中的彩色区域.在同一个可停靠区域内不同的停靠位置,机器人对作业目标的灵活度不同.

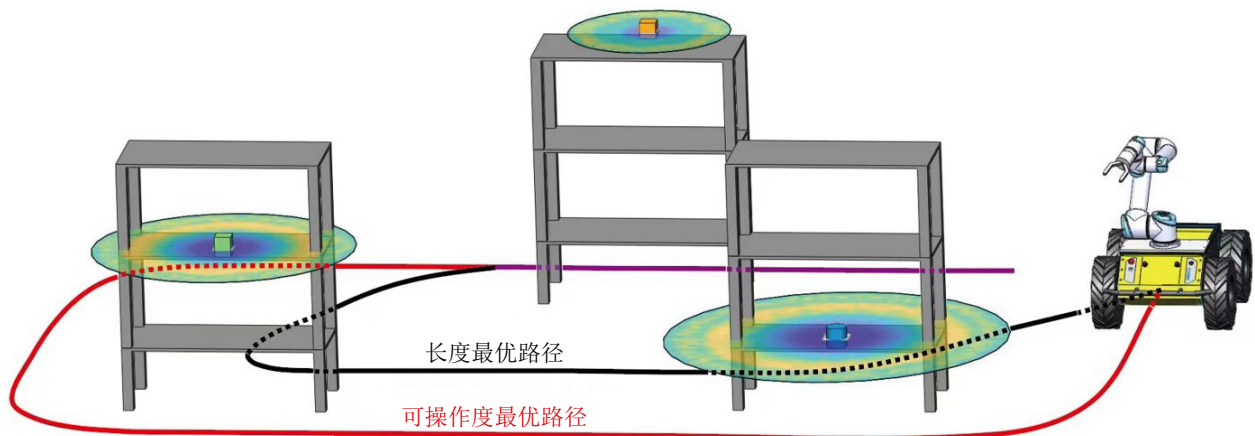


图1 移动机器人的停靠位置对路径规划结果的影响

如何在复杂环境多作业目标约束下,规划路径并选取正确的停靠位置,优化路径的长度和对目标作业的灵活性是一项难题.针对这一挑战,本文提出一种基于可操作度路线图的移动作业机器人路径规划方法,研究重点和主要内容如下.

1) 研究移动作业机器人在笛卡尔空间的可操作度分布,并构建机械臂的可操作度图;

2) 提出一种适用于多作业目标场景的节点采样方法,构建可操作度路线图;

3) 改进蚁群算法,提出适用于移动作业机器人路径规划的启发式函数、信息素增强函数和局部最优预警策略,增强其收敛速度和降低其陷入局部最优的可能性,优化机器人路径的长度和可操作度.

## 1 PRM算法框架

概率路线图(probabilistic roadmap, PRM)是一种基于随机采样的路径规划方法<sup>[20-21]</sup>,其路径规划过程可分为3步:随机节点采样、路线图构建和路径搜索.图2为PRM算法在普通障碍物地图中的路径搜

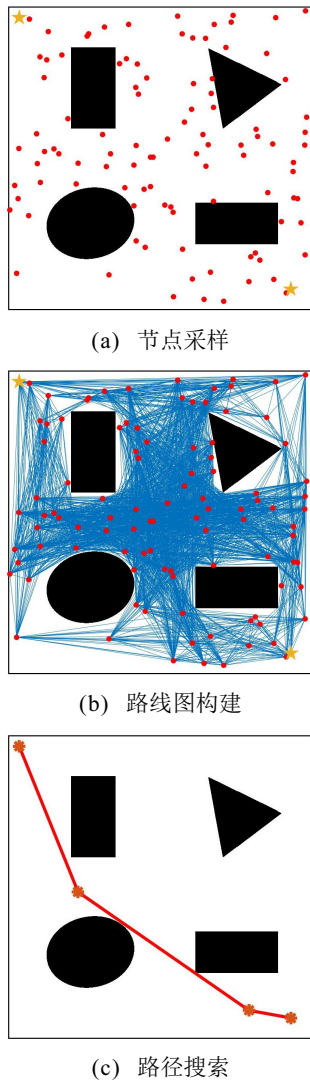


图 2 PRM 路径规划算法流程

索流程.

首先,该路径规划算法在自由空间  $C_{free}$  内进行随机节点采样,获得路径节点集合  $V$ ;然后,遍历节点,获取节点间的无障碍边  $E$ ,构建概率路线图  $R(V, E)$ ;最后,使用路径搜索算法,获取起点与终点间的最优路径.

PRM 算法将路径规划的问题空间进行简化,相对于经典的全局图搜索算法在算法效率方面具备明显的优势.然而,传统的 PRM 算法存在节点采样随机性强和难以解决多目标问题等局限性.本文分别对其节点采样、路线图构建和路线图搜索方法进行优化,提出一种适用于复杂环境下的多作业目标路径规划难题的移动作业机器人路径规划方法.

## 2 机器人的可操作度图

### 2.1 移动作业机器人的运动学建模

本文所述的机器人运动学模型基于非完整约束的差分移动平台和六自由度构型机械臂.末端执行

器的位姿可定义为

$$p_e = X_b^w X_e^b = X_b^w f_k(q). \quad (1)$$

其中:  $p_e = (x_e, y_e, z_e, roll_e, pitch_e, yaw_e)$  为末端执行器在世界坐标系下的位姿;  $q = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6)$  为机械臂在关节空间内的坐标;对关节空间坐标进行运动学正解  $f_k(q)$ , 将获得其在移动机器人坐标系下的位置  $X_e^b$ . 机器人末端执行器的速度与关节运动速度间的关系,可使用雅克比矩阵  $J$  表示为

$$\dot{X}_e^b = J(q)\dot{q}. \quad (2)$$

### 2.2 可操作度图

评价机器人作业灵活度的研究有许多,其中最广泛应用的是可操作度<sup>[16]</sup>. 可操作度的物理意义可解释为机器人在各方向上运动能力的综合度量,是描述机械臂运动灵活性的一个重要指标. 机器人的可操作度可表达为

$$M(q) = \sqrt{\det(J(q)J(q)^T)}. \quad (3)$$

对可操作度归一化,定义为

$$\bar{m}(q) = \frac{M(q)}{\max(M(q))}. \quad (4)$$

本文使用蒙特卡罗法进行可操作度图构建. 首先,在机械臂的关节空间内随机采样,并进行自碰撞检测,自碰撞检测失败的位形将会被丢弃;然后,对关节坐标进行运动学正解,获取其在笛卡尔空间的坐标,并记录该位置的可操作度值. 不断地重复上述步骤,获得大量位置的可操作度,栅格化后将得到可操作度图. 机器人在笛卡尔空间的可操作度越大,其逆解对应的关节位形越多. 蒙特卡罗法选择了大量随机位形,其正解后的位置更有可能是可操作度大的区域. 因此,在使用这种方法进行可操作图构建时,不仅加快了构建速度,也提高了可操作度高的关键区域的构建精度.

本文研究的机器人可操作度图是一个三维栅格地图,覆盖机器人的工作空间,包含机器人对于每个位置作业时的可达性和可操作度. 由于同一位置的作业姿态和运动学逆解有多种可能,每个位置的可操作度有多个或无限多个取值. 本文在构建可操作度图时,先将工作空间离散化和栅格化. 每个栅格内的可操作度值,是该栅格内所有位置点的可操作度的平均值. 尽管选取平均值导致可操作度图表达的可操作度不是真实的可操作度,但是它仍然反映了机器人在该位置对作业目标的灵活性. 这种可操作度图的构建方法避免了计算耗时的运动学逆解,可提高计算效率.

### 3 节点采样

在路线图类路径规划算法中,采样是非常关键的一步.合理的采样方法不仅能够提高算法的运行效率,还能有效地提高多目标任务下的移动作业机器人路径规划质量.本文将采样节点分为两部分:自由空间内和移动平台可停靠区域内的节点采样.其中:自由空间内的节点采样使用高斯采样的方法;可停靠区域内根据可操作度进行梯度采样,即可操作度越大的位置,被采样为图节点的概率越高.

在多目标任务下,移动机器人需要在不同的目标区域间进行移动,因此需要在任务点附近区域增加采样概率.为了实现这一目标,本文采用高斯采样策略<sup>[22]</sup>.在采样过程中,算法会优先采样任务点附近区域,距离作业目标点的距离越近,节点被采样的概率越大.在机器人自由空间中,节点 $g_i$ 的采样概率可定义为

$$p(g_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(g_i-c)^2}{2\sigma^2}}. \quad (5)$$

采样点的分布是以作业目标点 $c$ 为中心,标准差为 $\sigma$ 的高斯分布.通过选择合适的标准差来定义地图中的采样概率,当标准差越小时,被采样的节点越集中于作业目标周围.在面对实际的路径规划任务时,需要根据地图的大小、作业目标节点分布、障碍物的分布和具体的任务约束等进行调节.

根据作业目标的位置,查询可操作度图,可获得移动平台的可停靠区域可操作度分布.在大多数情况下,移动机器人的运动空间是二维平面,它的可停靠区域实际上是三维可操作度图在指定高度上的切片,是一个小范围的二维地图.在这个小范围的二维空间内采样时,可操作度大的位置需要具备更大的采样概率.采样概率公式可表达为

$$p(t_i) = \frac{m_{t_i}}{\text{sum}(m_t)}. \quad (6)$$

其中: $t_i$ 为可停靠区域的采样点, $m_{t_i}$ 为该点的可操作度值.

### 4 可操作度路线图

在完成节点采样后,需要构建边,以此形成完整的概率路线图.构建边的数量越大,路线图越复杂,搜索速度越慢.因此在构建边时需要删除无效边,减少价值低的边.

本文针对移动作业机器人的多目标任务进行路径规划,一次成功的规划中,机器人从起点出发,必须经过所有任务点才能到达终点.多目标任务点存在

多个目标区域,每个目标区域只允许被访问一次,因此同一个目标区域内的节点间不构建边.其他情况下,边的构建要检测节点间是否存在障碍物和节点间的距离,当节点间存在障碍物时,不构建边.为了简化图结构,提高路径规划效率,当节点间距离超过设定的最大阈值时,也不构建边.

概率路线图 $R(V, E)$ 通常是一个无向图.其中:采样点 $V$ 表示机器人可以到达的位置,边 $E$ 表示机器人可直接从一个位置移动至另一个位置的可行路径.在传统概率路线图的基础上,增加对应节点的可操作度,形成可操作度路线图 $R_m((V, M), E)$ .可操作度路线图在传统的概率路线图的基础上增加了节点的可操作度信息.在路径搜索阶段可根据可操作度路线图,在优化路径长度的同时,提高机器人对目标的作业灵活性.

## 5 基于改进蚁群算法的路径搜索

蚁群算法是一种经典的智能优化算法,在机器人的路径规划领域有着广泛的应用<sup>[23-25]</sup>,该算法适合处理多目标路径规划任务.然而,移动作业机器人路径规划任务中的可操作度约束,增加了路径搜索任务的复杂性,传统的蚁群算法难以应对.本文对传统蚁群算法中的启发式函数和信息素增强函数进行了改进,并引入了禁忌搜索机制、局部最优预警策略和精英蚂蚁系统.

### 5.1 蚁群算法

蚁群算法的核心思想之一是状态转移概率,它由启发式函数和信息素浓度两部分组成,被定义为

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t)\eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in a_k} \tau_{ik}^\alpha(t)\eta_{ik}^\beta(t)}, & j \in a_k; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\tau$ 函数表示两个节点间在 $t$ 时刻的信息素浓度, $\eta$ 函数为启发式函数,将它们加入概率函数中,引导蚂蚁选择下一个节点; $\alpha$ 和 $\beta$ 为它们的参数,分别表征信息素因子和启发式因子的重要程度; $a_k$ 为蚂蚁可以选择的下一节点的集合.

蚂蚁每完成一次迭代后,均需要对地图上的信息素进行更新,更新后两个节点间的信息素的值为

$$\tau(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + Q \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k. \quad (8)$$

其中: $m$ 为蚂蚁的数量; $\rho$ 为信息素挥发因子,通常取值在0与1之间; $Q$ 为信息素增强系数; $\Delta\tau_{ij}^k$ 为第 $k$ 只蚂蚁对节点 $i$ 与节点 $j$ 路径间信息素增加所作出的贡

献.

## 5.2 禁忌表

在进行路径搜索时,蚂蚁重复访问已访问的节点可能会导致算法陷入局部最优. 蚂蚁们必须要经过所有节点后,才能到达终点. 在进行状态转移时需要监测蚁群已经过的节点和目标区域,防止其再次抵达已访问节点或已访问目标区域.

改进的蚁群算法融合了禁忌搜索算法的思想,构建了状态转移禁忌表. 禁忌表将在状态转移过程中动态更新,蚂蚁们无法访问禁忌表中的节点. 本文所述的禁忌表是一个由采样节点构成的集合,可表示为

$$\text{Tabu} = \{p_{\text{visited}}, p_{\text{targets}}, p_{\text{goal}}\}. \quad (9)$$

通过维护禁忌表,对集合中的节点进行增删,可控制蚂蚁们的可访问节点,引导蚁群朝着正确的方向收敛,提高蚁群算法的搜索效率. 禁忌表中维护的元素主要有3种: 1) 已访问节点  $p_{\text{visited}}$ , 此类节点访问后将直接加入至禁忌表,防止蚁群算法执行回环路径,陷入局部最优; 2) 目标区域内的节点  $p_{\text{targets}}$ , 此类节点被访问后,对应区域内的所有节点均被加入至禁忌表,防止蚂蚁再次转移至已访问的区域; 3) 终点  $p_{\text{goal}}$ , 在蚂蚁没有访问完所有目标区域时,终点一直是禁忌表中的元素,直至所有目标区域均被访问,终点将从禁忌表中移除,吸引蚁群到达终点,完成一次迭代.

## 5.3 启发式函数

启发式函数是蚁群算法中至关重要的一部分,合理选择启发式函数可显著提高算法的收敛速度和寻优结果. 传统蚁群算法通常使用节点间距离的倒数作为启发式函数来引导蚂蚁选择距离更近的节点. 然而,这种贪心策略难以满足复杂的移动作业机器人多目标路径规划需求,易陷入局部最优,导致路径代价过高或收敛缓慢. 因此,本文对启发式函数进行改进和优化,以更好地适应移动作业机器人多目标路径规划任务的需求.

本文将可访问节点的可操作度和其与当前节点间的距离作为启发式信息,构建如下启发式函数:

$$\eta_{ij} = \begin{cases} \lambda/d(i, j) + \mu m_j, & n_t < \text{sum}_t; \\ v/(d(i, \text{goal}) + 1), & n_t = \text{sum}_t. \end{cases} \quad (10)$$

其中:  $d$  为两个节点间的距离函数;  $m_j$  为节点  $j$  的可操作度,当节点  $j$  不是目标区域节点时,它的可操作度为0;  $\lambda$ 、 $\mu$  和  $v$  为权重参数,表征启发式信息的重要程度;  $n_t$  为已访问的目标区域数量;  $\text{sum}_t$  为总的目标区域数量.

当蚂蚁未访问完所有节点时,  $n_t < \text{sum}_t$ , 终点在

禁忌表中,无法被访问. 在这一阶段,将可操作度加入至启发式函数,在进行状态转移时,蚂蚁更倾向于选择目标区域内可操作度大的节点. 当蚂蚁访问完所有目标区域后,  $n_t = \text{sum}_t$ , 所有的目标区域节点均被加入至禁忌表,无法被访问. 此时,终点将从禁忌表中移除,成为可访问节点,且具备最大的启发式信息值,蚁群朝终点状态转移概率最大.

## 5.4 局部最优预警策略

基于可操作度约束的多目标路径规划任务复杂,蚁群算法易陷入局部最优陷阱并停滞不前. 针对这一问题,本文引入了局部最优预警策略和精英蚂蚁系统. 在算法迭代过程中,若某次迭代的局部最优解与前几次迭代的局部最优解非常接近,算法停滞的迭代次数超过预设阈值时,则规划器将触发预警机制.

触发预警机制后,问题空间内所有边上的信息素浓度均将被初始化,从而有效地利用系统进入停滞状态后的迭代周期来继续进行搜索. 此外,为了保证路径可以一直被优化下去,迭代过程中将上一代蚂蚁中的精英蚂蚁保留下来,参与下一次的迭代过程.

精英蚂蚁是指一次迭代中所有蚂蚁中释放信息素最多的、最优秀的蚂蚁. 在每次迭代中,精英蚂蚁均会被保留,以便参与下一次的迭代. 这样做的好处是可以确保算法在整个搜索过程能够按照信息素变大的方向逐渐优化和收敛.

## 6 可操作度路线图构建与仿真

### 6.1 可操作度图构建

机械臂可操作度的构建依赖于其雅克比矩阵, DH 参数是机械臂运动学建模中常用的一种方法. 本节选用 UR 5 机械臂的构型作为可操作度图构建的仿真模型. 该机械臂 DH 参数如表 1 所示.

表 1 机械臂的 DH 参数

关节序号 $i$	$\alpha/\text{rad}$	$a/\text{mm}$	$d/\text{mm}$	$\theta/\text{rad}$	取值范围
1	$-\pi/2$	0	89	0	$(-180^\circ, 180^\circ)$
2	0	425	0	0	$(-180^\circ, 180^\circ)$
3	0	392	0	0	$(-180^\circ, 180^\circ)$
4	$-\pi/2$	0	109	0	$(-180^\circ, 180^\circ)$
5	$\pi/2$	0	95	0	$(-180^\circ, 180^\circ)$
6	0	0	82	0	$(-180^\circ, 180^\circ)$

在仿真中,本文使用蒙特卡罗法在机械臂的位形空间内进行了  $10^7$  次采样,并计算出了这些位形的可操作度. 通过对位形空间内采样结果进行正运动学解算,可计算出每个笛卡尔空间位置对应的可操作度值,并构建出可操作度图. 本文对比了机械臂运动学

正解与逆解的运算时间,测试结果如表2所示.随着计算次数的增加,解算时间线性增长.在测试计算机中,运动学正解的求解速度约为逆解的220倍.

表2 机械臂正逆解运算时间对比

求解次数/万	1	5	10	15	20
求解时间/s	正解 8.39	41.88	83.84	126.02	168.53
	逆解 1867.9	9271.4	18517	27754	36975

图3为构建完成的UR5机械臂的可操作度图,右上角的色阶表示可操作度值的大小及其对应的颜色.

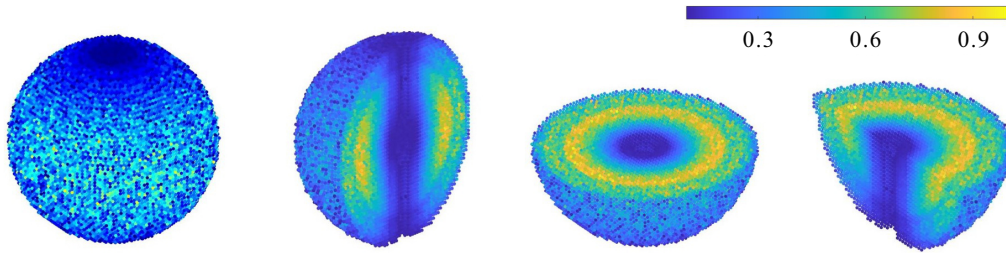


图3 机械臂的可操作度图

图4为该机械臂在笛卡尔空间中沿 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 三个轴的平均可操作度分布.可操作度沿各轴的变化是近似沿原点对称的.在此构型下, $x$ 轴与 $y$ 轴的可操作度变化趋势相似,呈现出先增加后减小、再增大再减小的波动趋势.当作业目标与中心的距离为球半径的2/3时,机器人的平均可操作度最大.相比之下,在沿 $z$ 轴方向上的可操作度呈现先增加后减小的趋势,在高度为0时的平均可操作度较大.

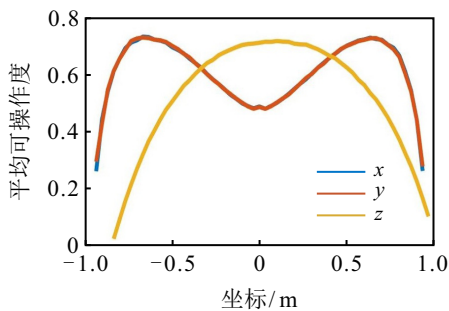
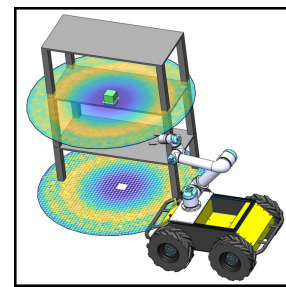


图4 平均可操作度分布

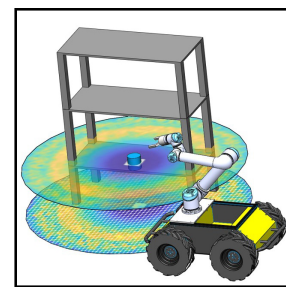
### 6.2 移动机器人的可停靠图构建

仿真的移动平台模型是HUSKY四轮差分移动平台,与UR5机械臂和末端执行器装配后构成的移动作业机器人系统.可停靠图可根据作业目标高度,通过查询可操作图获得.可操作度图的分辨率是固定的,在对其进行切片获得可停靠图时需要根据二维栅格地图的分辨率进行投影.如图5所示:地面的彩色栅格区域为移动机器人的可停靠的范围,停靠位置对作业目标的可操作度与图4的色阶一致,将移动机器人置于黄色区域更有利于机械臂作业.

机械臂的可达空间呈现出球状分布,沿各切面的可操作度值几乎对称.当作业目标与基座等高时,机械臂的可操作图截面面积最大,移动平台的可停靠范围最大.作业高度越偏离基座高度,移动平台在停靠时越需要靠近目标,可停靠范围越小.由于机械臂关节位形的机械限制,一般情况下机械臂难以到达中心部分,导致中间的部分呈现出空心的形状.位于球面边缘的区域则处于奇异位形,可操作度较低,机械臂在这些区域的灵活性会受到限制.



(a) 作业目标位置较高



(b) 作业目标位置较低

图5 不同作业目标高度的可停靠图

### 6.3 节点采样

在地图的自由空间中,需要采样的点有两类:一类是以作业目标为中心的高斯采样,另一类是移动平台可停靠区域内的梯度采样.图6为4个不同高度的作业目标的可停靠度分布和节点采样结果,目标与基座间的高度差用 $h_t$ 表示.

可停靠区域内的采样是根据可操作度的大小进行的梯度采样,可操作度越高的位置,被采样的概率越高.采样点数量的选取与可停靠区域的大小是成正比的,可停靠区域越大的位置,被采样的点越多.当

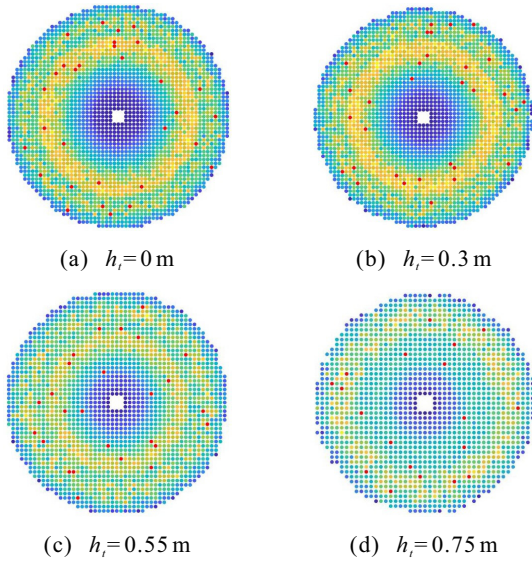


图 6 可停靠区域内的节点采样

作业目标高度越接近基座高度时,可停靠区域的面积越大,采样的节点数越多。

图7展示了3个作业目标的节点采样情况. 其中:红色节点为作业目标点;彩色点为可停靠区域内的采样点,用渐变的颜色表示可操作度的大小,色阶仍然与图3中的色阶一致;蓝色的节点是以作业目标为中心高斯采样的结果,采样点数量为20. 本次仿真中对比了传统的随机节点采样方法与高斯采样方法在不同的标准差 $\sigma$ 下的节点分布情况. 结果表明:高斯采样方法会使得路标点更加集中在目标点的周围,降低无效节点数量,提高了机器人在路径搜索时搜索到目标区域的概率.  $\sigma$  越小,采样的节点越集中于作业目标点周围。

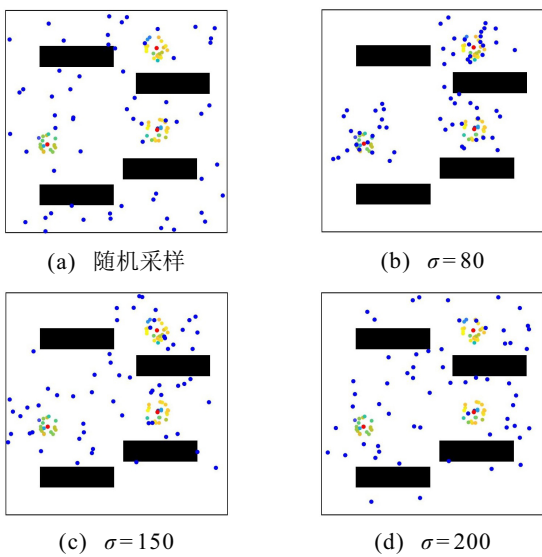


图 7 节点采样结果

### 6.4 可操作度路线图构建

完成节点采样后,通过连接节点来构建边. 在连接节点时,需要考虑节点的类型. 但是无论何种边的

构建,均需要进行碰撞检测,中间有障碍物的节点间无法形成边. 可操作度路线图的构建结果如图8所示. 高斯采样的节点与其他节点均可相互连接,构建结果如图8中的深蓝色线条所示. 可停靠区域内的节点间互不连接,只与其他区域的节点构成边,构建结果如图8中的浅蓝色线条所示. 两种类型的节点和边共同构成可操作度路线图. 可操作度路线图是一种包含每个节点对作业目标的可操作度值的概率路线图,可作为一种通用的移动作业机器人路径规划的路线图,为最优路径的搜索提供基础。

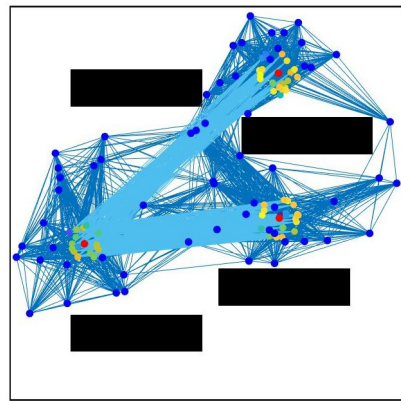


图 8 可操作度路线图

## 7 改进蚁群算法验证

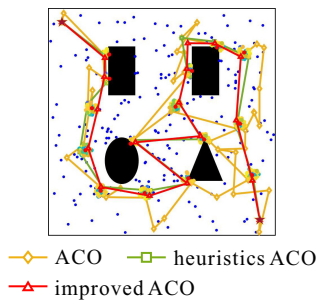
本节对传统蚁群算法(ACO)、加入可操作度启发式函数的蚁群算法(heuristics ACO)以及加入可操作度启发式函数和局部最优预警策略的蚁群算法(improved ACO)进行了仿真研究,在4种不同的地图环境中进行了算法测试和对比. 4种环境分别为普通障碍物环境、复杂障碍物环境、模拟货仓环境和模拟回廊环境. 4种环境地图均为 $800 \times 800$ 的像素栅格地图,如图9~图12中的(a)图所示。

仿真计算机配置为Intel i9 双核处理器, 16 GB 内存, 64 位 Windows 10 操作系统, Matlab 2021 a 仿真软件. 设置蚂蚁数量为100, 最大迭代次数为500, 算法的其他参数取值如表3所示。

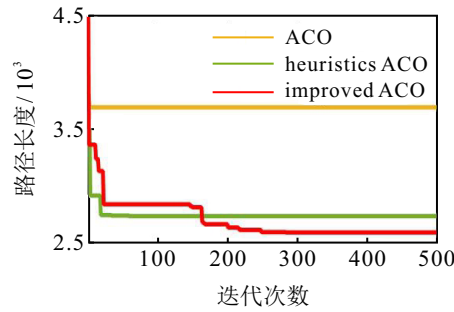
表 3 改进蚁群算法参数

参数	$\alpha$	$\beta$	$\rho$	$Q$	$\mu$	$\lambda$	$v$
数值	1	1	0.8	10	0.1	500	1000

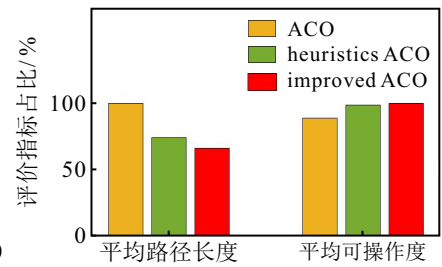
图9~图12为4种仿真环境的路径规划结果. 图9~图12中的(a)图描述了3种蚁群算法在该环境中规划出的路径. 作业目标分别被布置于障碍物和自由空间内,具体表现为(a)图中的红色节点. 蓝色节点为高斯采样的节点,作业目标周围的节点是在移动机器人可停靠区域内采样的节点,其颜色表示机器人停靠在该位置机器人对作业目标的可操作度,色阶与图



(a) 3种蚁群算法规划出的最优路径

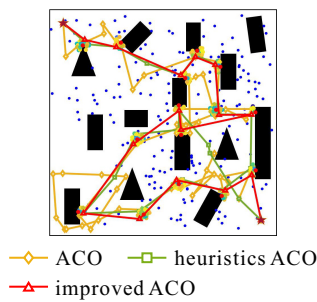


(b) 3种蚁群算法进化曲线

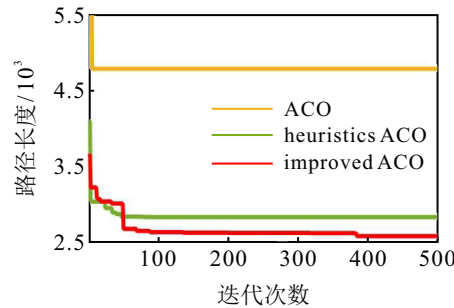


(c) 最大路径长度百分比和最大可操作度百分比

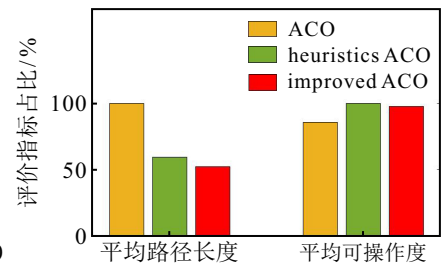
图9 普通障碍物环境的算法测试结果



(a) 3种蚁群算法规划出的最优路径

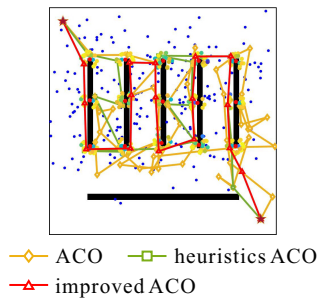


(b) 3种蚁群算法进化曲线

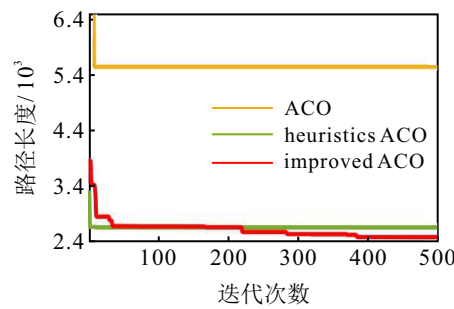


(c) 最大路径长度百分比和最大可操作度百分比

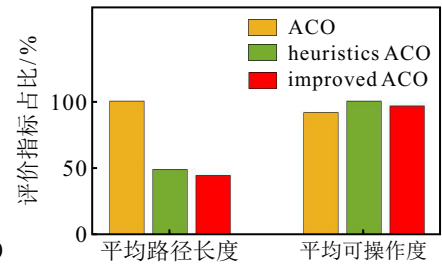
图10 复杂障碍物环境的算法测试结果



(a) 3种蚁群算法规划出的最优路径

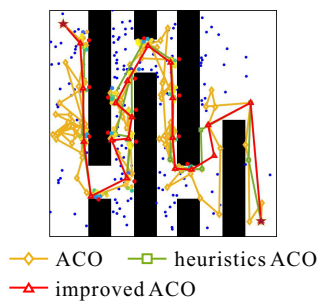


(b) 3种蚁群算法进化曲线

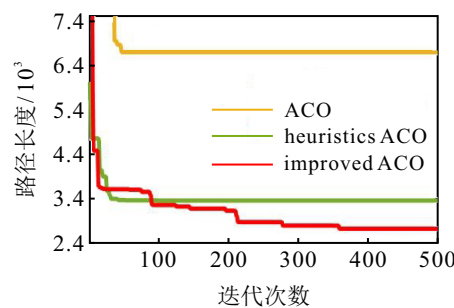


(c) 最大路径长度百分比和最大可操作度百分比

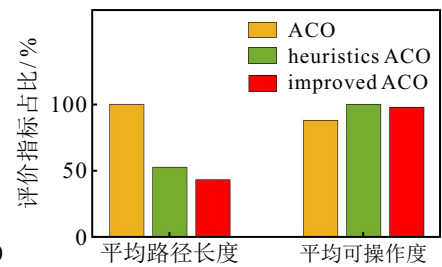
图11 模拟货仓环境的算法测试结果



(a) 3种蚁群算法规划出的最优路径



(b) 3种蚁群算法进化曲线



(c) 最大路径长度百分比和最大可操作度百分比

图12 模拟回廊环境的算法测试结果

3中的可操作度图一致。

传统的蚁群算法ACO难以应对多目标区域的路径搜索问题,规划出的路径往往会经过一些无关节点. Heuristics ACO在蚁群算法的基础上加入了可操

作度启发式函数,在路径搜索时更倾向于选择目标区域内的节点,但是仍然可能陷入局部最优,规划出非最优的目标区域访问顺序.在仿真结果中,heuristics ACO仅在简单环境中规划出了正确的目标区域访问

顺序. 得益于可操作度启发式函数和局部最优预警机制, improved ACO 可跳出局部最优陷阱, 继续迭代规划出最优路径, 在 4 种环境下均有较好的路径规划效果.

图 9~图 12 中的 (b) 图为 3 种蚁群算法的进化曲线. 传统的蚁群算法在应对多目标区域约束时, 易陷入局部最优, 在迭代初期: 难以前进搜索最优路径, 其局限性表现明显. 在加入启发式函数后: Heuristics ACO 的收敛效果更好, 但是仍然会陷入局部最优, 规划出次优路径.

本次仿真在 4 种环境下, 分别对每种算法进行了 50 次实验, 其平均路径长度相对于 3 种规划算法的最大平均路径长度的百分比以及平均可操作度相对于 3 种规划算法的最大平均可操作度如图 9~图 12 中的 (c) 图所示. Heuristics ACO 相对于蚁群算法路径长度和可操作度均有明显提升. 这主要得益于可操作度启发式函数的加入, 使得蚂蚁在路径搜索时更倾向于选择可操作度大的节点. Improved ACO 相对于 heuristics ACO 的路径长度又有了进一步的提升. 所提出改进蚁群算法相对于传统蚁群算法可操作度有明显提升, 但是相对于 heuristics ACO 变化较小, 也出现了降低的情况. 其主要原因是, 蚁群在选择最优路径时, 可能会选择可操作度较低的节点.

在 4 种环境下, 相对于传统蚁群算法, 改进的蚁群算法提升百分比如表 4 所示. 所提出启发式函数对路径长度优化较为明显, 局部最优预警机制使得蚁群可跳出局部最优陷阱并保留精英蚂蚁, 继续对路径长度进行优化.

表 4 改进蚁群算法的提升百分比

环境编号	评价指标/%	算法	
		heuristics ACO	improved ACO
环境 1	长度优化百分比	25.9	33.9
	可操作度提升百分比	11.1	12.5
环境 2	长度优化百分比	40.4	47.8
	可操作度提升百分比	16.7	14
环境 3	长度优化百分比	50.6	55.1
	可操作度提升百分比	9.5	5.4
环境 4	长度优化百分比	47.4	56.7
	可操作度提升百分比	13.9	11.2

在模拟货仓环境和模拟回廊环境中, 所提出启发式函数和局部最优预警机制对蚁群搜索算法在路径长度指标提升较大, 相对于传统蚁群算法, 改进的蚁群算法的路径长度优化达到了 55.1% 和 56.7%. 在普通障碍物环境下和复杂障碍物环境下, 可操作度提升

较为明显, 达到了 12.5% 和 14%.

## 8 结 论

本文针对冗余移动作业机器人的多目标路径规划难题, 研究了机器人的可操作度在笛卡尔空间的分布, 构建了机器人的可操作度路线图并优化了蚁群算法, 实现了一种基于可操作度路线图的移动作业机器人多目标路径规划方法.

相对于传统的概率路线图, 可操作度路线图在此基础上增加了可操作度信息, 是一种包含每个移动机器人停靠节点对作业目标可操作度值的概率路线图. 该路线图可作为一种通用的移动作业机器人路径规划的路线图, 为最优路径的搜索提供了基础, 优化了移动机器人的停靠位置, 提高了机器人对目标作业的灵活性. 在路径搜索阶段, 本文对蚁群算法进行了改进, 提出了适用于多作业目标约束和移动作业机器人路径规划的启发式函数、信息素增强函数和局部最优预警策略. 所提出路径规划算法规划出的路径代价较低, 对作业目标的可操作度较高. 在 4 种不同环境下的仿真结果中, 改进的蚁群算法相对于经典蚁群算法路径长度优化最大可达 56.7%, 可操作度优化最大可达 14%.

## 参考文献 (References)

- [1] 陈新伟, 范崇山, 孙凤池, 等. 一种基于指数积的移动机械臂联合标定方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1586-1592. (Chen X W, Fan C S, Sun F C, et al. A joint calibration method of mobile manipulator based on product of exponential[J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1586-1592.)
- [2] 罗欣, 丁晓军. 地面移动作业机器人运动规划与控制研究综述[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(1): 1-15. (Luo X, Ding X J. Research and prospective on motion planning and control of ground mobile manipulators[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(1): 1-15.)
- [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] Sandakalum T, Ang J M H. Motion planning for mobile manipulators — A systematic review[J]. Machines, 2022, 10(2): 97.
- [5] Sereinig M, Werth W, Faller L. A review of the challenges in mobile manipulation: Systems design and RoboCup challenges[J]. Elektrotechnik und Informationstechnik, 2020, 137: 297-308.
- [6] Pilania V, Gupta K. Mobile manipulator planning under uncertainty in unknown environments[J]. The International Journal of Robotics Research, 2018,

- 37(2/3): 316-339.
- [7] Liao J F, Huang F H, Chen Z, et al. Optimization-based motion planning of mobile manipulator with high degree of kinematic redundancy[J]. *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, 2019, 3(2): 115-130.
- [8] Thakar S, Rajendran P, Kim H, et al. Accelerating Bi-directional sampling-based search for motion planning of non-holonomic mobile manipulators[C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Las Vegas, 2021: 6711-6717.
- [9] Saoji S, Rosell J. Flexibly configuring task and motion planning problems for mobile manipulators[C]. *Proceedings of the 25th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation*. Vienna, 2020: 1285-1288.
- [10] You Y G, Fan Z, Chen W Z, et al. Design and implementation of mobile manipulator system[C]. *IEEE the 9th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems*. Suzhou, 2020: 113-118.
- [11] Rastegarpanah A, Gonzalez H C, Stolkin R. Semi-autonomous behaviour tree-based framework for sorting electric vehicle batteries components[J]. *Robotics*, 2021, 10(2): 82.
- [12] Hu D, Zhong H, Li S, et al. Segmenting areas of potential contamination for adaptive robotic disinfection in built environments[J]. *Building and Environment*, 2020, 184: 107226.
- [13] Makhal A, Goins A K. Reuleaux: Robot base placement by reachability analysis[C]. *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Robotic Computing*. Laguna Hills, 2018: 137-142.
- [14] Xu J R, Domae Y, Ueshiba T, et al. Planning a minimum sequence of positions for picking parts from multiple trays using a mobile manipulator[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 165526-165541.
- [15] Wang F Y, Olvera J R G, Cheng G. Optimal order pick-and-place of objects in cluttered scene by a mobile manipulator[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(4): 6402-6409.
- [16] Yoshikawa T. Manipulability of robotic mechanisms[J]. *International Journal of Robotics Research*, 1985, 4(2): 3-9.
- [17] Zhang H, Sheng Q, Sun Y X, et al. A novel coordinated motion planner based on capability map for autonomous mobile manipulator[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2020, 129: 103554.
- [18] Shan W L, Nagatani K, Tanaka Y. Motion planning for mobile manipulator to pick up an object while base robot's moving[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. Shenyang, 2005: 350-355.
- [19] Chen F, Selvaggio M, Caldwell D G. Dexterous grasping by manipulability selection for mobile manipulator with visual guidance[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(2): 1202-1210.
- [20] Zafar M N, Mohanta J C. Methodology for path planning and optimization of mobile robots: A review[J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 133: 141-152.
- [21] Sánchez G, Latombe J C. On delaying collision checking in PRM planning: Application to multi-robot coordination[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2002, 21(1): 5-26.
- [22] Boor V, Overmars M H, van der Stappen A F. The Gaussian sampling strategy for probabilistic roadmap planners[C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat.No.99CH36288C)*. Detroit, 2002: 1018-1023.
- [23] 李涛, 赵宏生. 基于进化蚁群算法的移动机器人路径优化[J]. *控制与决策*, 2023, 38(3): 612-620.  
(Li T, Zhao H S. Path optimization for mobile robot based on evolutionary ant colony algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(3): 612-620.)
- [24] 孙功武, 苏义鑫, 顾轶超, 等. 基于改进蚁群算法的水面无人艇路径规划[J]. *控制与决策*, 2021, 36(4): 847-856.  
(Sun G W, Su Y X, Gu Y C, et al. Path planning for unmanned surface vehicle based on improved ant colony algorithm[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(4): 847-856.)
- [25] 张恒, 何丽, 袁亮, 等. 基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. *控制与决策*, 2022, 37(2): 303-313.  
(Zhang H, He L, Yuan L, et al. Mobile robot path planning using improved double-layer ant colony algorithm[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(2): 303-313.)

## 作者简介

杨润(1995—), 男, 博士生, 从事移动作业机器人的系统设计与路径规划的研究, E-mail: 892613895@qq.com;

李婧如(1999—), 女, 硕士生, 从事移动机器人路径规划的研究, E-mail: lijingru@mail.ustc.edu.cn;

贾志昆(1997—), 男, 硕士生, 从事软体机器人设计及其运动控制的研究, E-mail: 1045019829@qq.com;

董二宝(1982—), 男, 副教授, 博士, 从事智能变体飞行器、仿生机器人与智能电力机器人等研究, E-mail: ebdong@ustc.edu.cn.