

控制与决策

Control and Decision

面向未知目标收集的移动机器人规划方法研究

陈彦杰, 范俊炜, 张丽萍, 江文圣, 赖镇南, 王耀南

引用本文:

陈彦杰, 范俊炜, 张丽萍, 等. 面向未知目标收集的移动机器人规划方法研究[J]. *控制与决策*, 2025, 40(9): 2654–2662.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1280>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[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>

[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>

[无人系统视觉SLAM技术发展现状简析](#)

A survey of visual SLAM in unmanned systems

控制与决策. 2021, 36(3): 513–522 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1149>

[机器人信息增益RRT环境探索算法](#)

Robot RRT based on information gain for environment exploration

控制与决策. 2021, 36(11): 2683–2689 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1007>

[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>

面向未知目标收集的移动机器人规划方法研究

陈彦杰^{1,3}, 范俊炜¹, 张丽萍^{1†}, 江文圣¹, 赖镇南¹, 王耀南^{2,3}

(1. 福州大学 机械工程与自动化学院, 福州 350108; 2. 湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082;
3. 机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室, 长沙 410082)

摘要: 移动机器人在执行未知目标收集任务时通常面临环境未知、目标信息缺失等挑战. 针对未知环境目标收集任务时易忽视探索角落边界、过度拓展覆盖范围而产生的任务完成效率低、路径冗余等问题, 提出一种同时探索和覆盖的运动规划方法 (SECPP). 首先, SECPP 算法通过由环境信息量和移动代价构成的信息增益函数, 从边界采样的候选探索点中选择信息增益最大的为实际探索点. 然后, 考虑机器人探索后地图信息的变化, 搭建平衡框架来判断局部环境探明情况. 若局部环境未探明, 则使得机器人持续根据选定探索点执行环境探索任务; 若局部环境已探明, 则提取任务区域信息, 通过由路径探索因子和覆盖引导点构成的覆盖奖励函数, 生成区域覆盖路径, 使得机器人沿路径移动并同步执行目标采集, 以实现区域目标的完全收集. 最后, 将 SECPP 算法与其他同类先进算法进行仿真和实验对比, 仿真和实验结果表明, SECPP 能够以更短的重叠路径长度、更少的转角数量以及更短的时间完成未知目标收集任务.

关键词: 未知环境; 目标收集; 自主探索; 全覆盖路径规划; 栅格地图; 移动机器人

中图分类号: TP24

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1280

引用格式: 陈彦杰, 范俊炜, 张丽萍, 等. 面向未知目标收集的移动机器人规划方法研究 [J]. 控制与决策, 2025, 40(9): 2654-2662.

Research on mobile robot planning methods for unknown target collection

CHEN Yan-jie^{1,3}, FAN Jun-wei¹, ZHANG Li-ping^{1†}, JIANG Wen-sheng¹, LAI Zhen-nan¹, WANG Yao-nan^{2,3}

(1. School of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 3. National Engineering Research Center for Robot Visual Perception and Control Technology, Changsha 410082, China)

Abstract: When performing unknown target collection tasks, mobile robots frequently face challenges such as unknown environments, lack of information about targets. These challenges can lead robots to overlook corner regions and expand coverage, resulting in low task completion efficiency and long redundant paths. To address these issues, a simultaneous exploration and coverage path planning (SECPP) algorithm is proposed. First, an information gain function consisting of the surrounding environment information and the movement cost is designed. Candidate exploration points are generated by sampling the frontier points, and the point with the maximum information gain is considered as the actual exploration point. Then, a balancing framework is established to evaluate the surrounding environment based on status changes in the environment. If the local environment remains unexplored, the robot continues the exploration task based on the selected exploration point. If the local environment is explored, the algorithm extracts task region information and designs a coverage reward function consisting of the exploration path and guide point to generate a coverage path. The robot follows the path and collects all targets in the region. Finally, the proposed SECPP algorithm is compared with other advanced similar algorithms. The results demonstrate that the SECPP can accomplish the unknown target collection task with a shorter repeated path length, fewer turns, and less time.

Keywords: unknown environment; target collection; autonomous exploration; completely coverage path planning; grid map; mobile robot

收稿日期: 2024-11-03; 录用日期: 2025-03-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62273098, 62433010).

†通信作者. E-mail: lpzhang518@163.com.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

0 引言

未知目标收集是机器人领域的一项重要任务,其相关技术被广泛应用于污渍清洁、搜救等领域^[1].待收集目标(如污渍、待救援人员等)通常聚集分布于环境中的不同子区域,而机器人缺乏环境以及任务区域内目标信息,需要通过传感器以及自主探索技术^[2]构建环境地图并获取区域信息^[3],进而使用全覆盖路径规划方法生成区域覆盖路径,然后沿该路径移动并同步执行目标采集,最终实现未知环境中分散目标的完全收集.

机器人自主探索技术是实现未知目标收集任务的基础.Yamauchi^[4]提出了一种基于边界的探索规划方法,引导机器人连续移动至边界来探索环境;Wang等^[5]提出了一种基于效用函数的探索规划方法,有助于降低探索路径代价;Bircher等^[6]提出了下一最优视点规划方法(NBVP),将采样视点作为探索点进行环境探索;Umari等^[7]提出了一种基于多棵快速探索随机树(RRT)的探索策略,使用全局和局部两棵RRT树探索环境;Lu等^[8]提出了一种基于采样的边界块检测方法(SFBD),减少了无用的采样操作;Bi等^[9]提出了一种基于大型区域感知的探索方法(LRAE),以确保机器人在大型崎岖环境中的安全探索;Bi等^[10]提出了一种基于未知区域质心的探索方法(CURE),为多移动机器人系统提供了解决环境协同探索问题的框架;Dong等^[11]提出了一种多无人机协同探索方法,通过高效通信协议和任务分配策略来提升探索效率.在自主探索过程中,高性能的点对点路径规划方法为机器人快速且安全地抵达探索点提供了保障.Wu等^[12]提出了安全隧道快速行进树方法(ST-FMT*),为移动机器人快速规划安全且最优的路径;Chen等^[13]提出了采样增强探索树运动规划方法(SET),为机器人寻找复杂受限环境下的安全路径;Zhang等^[14]提出了一种基于随机微分方程的学习方法,通过对抗训练的方式学习点到点运动,能够生成更平滑的轨迹;周熙栋等^[15]提出了一种基于分层栅格地图的改进跳点搜索方法(JA*),有效解决了移动机器人在大范围非结构化场景下的路径规划问题.机器人在通过自主探索技术探明全部未知区域并得到任务区域信息后,使用离线覆盖规划算法生成区域覆盖路径并沿着该路径采集任务区域内所有目标.各分散任务区域的覆盖顺序是一个旅行商问题(TSP),方伟等^[16]提出了一种基于深度强化学习求解TSP的方法,显著提高了TSP问题的求解效率.然而,机器人在自主探索中常因忽视角落边界区

域引发折返探索,导致探索轨迹长度增加.另外,将自主探索与任务区域覆盖分离处理的方法会造成额外的时间和能量消耗.

在线全覆盖路径规划方法是解决未知目标收集任务的另一类方法,其不依赖环境的先验信息,能够在探明未知区域的同时完成对任务区域内目标的完全覆盖收集.Schmidt等^[17]提出了一种基于模板的全覆盖路径规划方法,在面临特定环境时采取存储的运动模板来完成覆盖任务;Viet等^[18]提出了一种基于牛耕式运动和A*搜索^[19]的规划方法(BA*),生成来回往复的路径覆盖环境;Gabriely等^[20]提出了生成树覆盖方法(STC),通过生成贯穿地图的主线,使得机器人沿着主线的一侧运动来实现环境覆盖;Song等^[21]提出了 ϵ^* 算法,构建分层势场地图来引导机器人逃逸覆盖过程中的死点状态;Hassan等^[22]提出了一种基于捕食者猎物模型的全覆盖路径规划方法(PPCPP),模拟捕食者狩猎行为规划覆盖路径;齐立哲等^[23]提出了一种基于区域分解的全覆盖路径规划方法,为非平坦地形生成覆盖路径;Li等^[24]提出了层次覆盖路径规划方法(HCPP),由全局到局部的规划方式生成覆盖路径.在线全覆盖路径规划方法虽然能够在完全未知或部分未知的环境中完成目标收集任务,但是,其路径会覆盖整个自由区域而非仅限于任务区域,从而导致大量冗余路径.

针对未知目标收集任务中存在的上述问题,本文提出一种同时探索和覆盖的运动规划方法(SECPP),主要内容如下:

1) 提出一种平衡环境探索与目标覆盖收集任务的框架.该框架基于环境中特征点数量变化,在环境探索过程中结合目标覆盖收集任务,使得机器人精确覆盖任务区域,提高未知目标收集任务的完成率并减少冗余路径.

2) 提出一种自主探索环境的路径规划方法.该方法通过融合环境信息与移动代价设计的信息增益函数,选取函数值最大的边界点作为探索点,以优化探索路径选择,引导移动机器人优先探明局部环境从而减少重复探索.

3) 提出一种区域全覆盖路径规划方法.该方法通过融合探索轨迹和覆盖引导点构建的覆盖奖励函数,逐步选取任务区域内奖励值最大点组成覆盖路径,使得机器人沿路径移动并同步采集目标,实现区域目标的完全收集.

1 问题描述与定义

本文考虑移动机器人对未知环境探索和任务区域覆盖的路径规划问题,定义机器人轨迹需要覆盖

的任务区域为 \mathcal{M}_{tar} , 定义自由可通行区域为 \mathcal{M} , 其满足关系 $\mathcal{M}_{\text{tar}} \subseteq \mathcal{M}$. 初始状态下机器人不具备环境的先验信息, 需要通过自身携带的激光雷达和摄像头不断地获取周围半径 r 内的环境信息. 本文采用栅格法进行环境建模, 栅格分辨率设置为机器人直径, 定义机器人工作空间为 \mathcal{W} , 已探测出的地图信息为集合 \mathcal{W}_{dec} , 其满足关系 $\mathcal{W}_{\text{dec}} \subseteq \mathcal{W} \subseteq \mathbb{R}^2$. 已探出区域与未探出区域的交界定义为边界 \mathcal{F} , 由边界点集合 F 构成, 边界点定义为相邻栅格至少存在一个未探索栅格的自由栅格. 任务区域 \mathcal{M}_{tar} 信息是未知的, 机器人需要规划路径通过机载传感器探索环境来确定 \mathcal{M}_{tar} 位置, 探索路径由一系列能够观测环境信息的视点栅格构成. 在获取任务区域 \mathcal{M}_{tar} 信息后, 机器人规划区域覆盖路径并沿该路径移动同时执行目标采集, 实现对 \mathcal{M}_{tar} 内目标的完全收集, 覆盖路径由一系列 \mathcal{M} 中的栅格构成, 机器人路径可表示为

$$\sigma_e = [(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)], \quad (1)$$

$$\sigma_c = [(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)]. \quad (2)$$

其中: σ_e 为探索路径集合, $\sigma_e \subseteq \mathcal{M}$; σ_c 为覆盖路径集合, $\sigma_c \subseteq \mathcal{M}$; n 为机器人路径长度.

本文的未知环境目标收集任务可描述为找到一组机器人探索路径和覆盖路径的综合路径 $\sigma_{\text{all}} = \sigma_e \cup \sigma_c$, 使得 $\mathcal{M} \subseteq \mathcal{W}_{\text{dec}}$, 且 $\mathcal{M}_{\text{tar}} \subseteq \sigma_{\text{all}}$, 即自由空间被机载传感器完全探明且特定任务区域至少被机器人本体的运动轨迹覆盖一次. 为了聚焦于未知环境目标收集问题, 本文做出如下假设:

- 1) 定位系统能够获取机器人的当前时刻准确位置 R_p ;
- 2) \mathcal{W} 中障碍物和待收集目标位置不变但是具体分布未知;
- 3) 机器人传感器范围 r 有限但是大于底端执行器的半径 a , 即 $r > a$;
- 4) 机器人一旦经过栅格, 则认为该栅格已经被覆盖.

2 面向未知环境目标收集的路径规划方法

针对移动机器人在执行未知目标收集任务时存在路径冗余、完成效率低的问题, 本文提出 SECPP 方法.

2.1 SECPP 方法主要模块

SECPP 方法的整体框架如图 1 所示, 具体实现如算法 1 所示, 其目的是在未知环境中完成目标收集任务. 算法的核心是通过平衡框架动态切换探索与覆盖模式, 以提高任务完成效率, 其中包含以下几个主要模块.

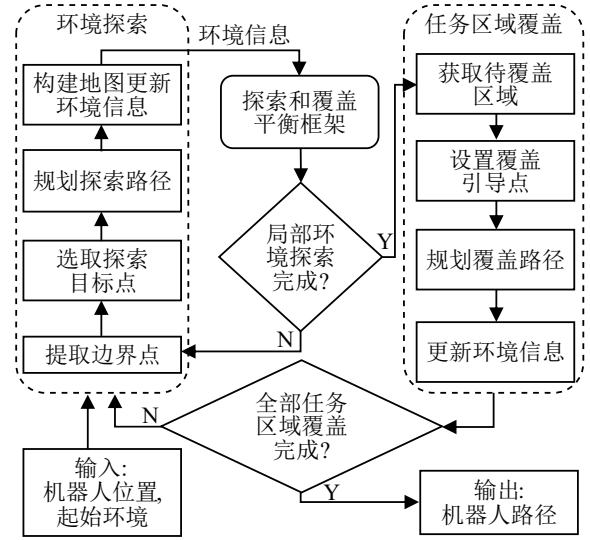


图1 SECPP 框架

算法 1 SECPP.

1. Initialize: $\mathcal{W}_{\text{dec}}, R_p, \sigma_e, \sigma_c, \sigma_{\text{all}}, \mathcal{F}, \mathcal{M}_{\text{tar}}$;
2. while $\mathcal{F} \neq \emptyset$ or $\mathcal{M}_{\text{tar}} \not\subseteq \sigma_{\text{all}}$ do
3. $(\mathcal{M}, \mathcal{M}_{\text{tar}}) \leftarrow \text{GetRegion}(\mathcal{W}_{\text{dec}})$;
4. $\mathcal{F} \leftarrow \text{UpdateFrontier}(\mathcal{M})$;
5. $(K, T_{\text{nei}}) \leftarrow \text{Balance}(\sigma_e, \mathcal{F}, \mathcal{M}_{\text{tar}})$;
6. if $K > 0$ or $T_{\text{nei}} \not\subseteq \mathcal{W}_{\text{dec}}$ then
7. $(\sigma_e^k, R_p, \mathcal{W}_{\text{dec}}) \leftarrow \text{Explore}(\mathcal{W}_{\text{dec}}, \mathcal{F}, R_p)$;
8. $\sigma_e \leftarrow \sigma_e \cup \sigma_e^k$;
9. $\sigma_{\text{all}} \leftarrow \sigma_{\text{all}} \cup \sigma_e^k$;
10. else
11. $(\sigma_c^k, R_p, \mathcal{W}_{\text{dec}}) \leftarrow \text{Cover}(\mathcal{M}_{\text{tar}}, \sigma_e, R_p)$;
12. $\sigma_c \leftarrow \sigma_c \cup \sigma_c^k$;
13. $\sigma_{\text{all}} \leftarrow \sigma_{\text{all}} \cup \sigma_c$;
14. return σ_{all}

1) 地图的构建和特征值的提取. SECPP 方法首先根据已探明环境 \mathcal{W}_{dec} 的信息构建栅格地图, 函数 $\text{GetRegion}(\cdot)$ 搜索 \mathcal{W}_{dec} 来获取当前时刻机器人能够通行的自由区域 \mathcal{M} 以及任务区域 \mathcal{M}_{tar} (算法 1 第 3 行); 然后, 随着机器人移动, 探明的地图状态发生改变, 为了减少计算负担, 算法只检查栅格状态发生变化的区域而不是整张地图, 至少存在一个相邻未探索栅格的自由栅格被标记为边界点并将其添加到边界, 如下所示:

$$\mathcal{F} = \{(x, y) \in \mathcal{M} | \exists N(x, y) \in \mathcal{W}_{\text{unexp}}\}. \quad (3)$$

其中: (x, y) 为地图中的栅格坐标, $N(x, y)$ 为该栅格的相邻栅格集合, $\mathcal{W}_{\text{unexp}}$ 为未探索区域.

函数 $\text{UpdateFrontier}(\cdot)$ 在每次探索完成后更新边界集合, 即添加符合边界属性的栅格, 并移除不符

合边界属性的栅格(算法1第4行).

2) 未知环境的增量式自主探索. 算法提取边界 \mathcal{F} 作为候选视点集 \mathcal{V}_o , 融合地图信息和移动路径代价设计信息增益函数, 计算候选探索点的信息增益值, 选取候选视点中信息增益值最大的作为实际探索点, 引导机器人快速探索环境, 减少重复探索从而提高环境探索效率.

3) 环境探测与任务区域覆盖的平衡框架. 函数 $\text{Balance}(\cdot)$ 监控环境特征点的变化, 引导机器人在探索与覆盖动作间进行切换. 算法调用函数 $\text{Explore}(\cdot)$ 逐步探索环境, 随着探索任务的进行, 局部未知区域被逐渐探明, 自由区域 \mathcal{M} 和边界区域 \mathcal{F} 面积持续增长, 平衡函数 $K > 0$; 当探索局部环境至障碍物边界时, 自由区域 \mathcal{M} 与边界区域 \mathcal{F} 面积的增长速率下降直至不再增长, 平衡函数 $K < 0$, 算法判定该局部环境区域被充分探索, 当该局部区域存在任务区域 \mathcal{M}_{tar} , 且任务区域边界邻近栅格 T_{nei} 全部属于 \mathcal{W}_{dec} 时, 算法切换至覆盖模式, 调用函数 $\text{Cover}(\cdot)$ 对此任务区域执行目标覆盖收集任务. 完成该次覆盖任务后切回探索模式, 以此构建循环直至未知区域被完全探明且任务区域被机器人轨迹完全覆盖. 为了表征环境的探索程度, 算法设计了一个平衡函数, 如下所示:

$$K = \frac{\omega_k \cdot \Delta(S_{\mathcal{F}}) + \Delta(S_{\mathcal{M}})}{L(\sigma_e)}, \omega_k \geq 0; \quad (4)$$

$$\Delta(S_{\mathcal{F}}) = S(\mathcal{F}') - S(\mathcal{F}); \quad (5)$$

$$\Delta(S_{\mathcal{M}}) = S(\mathcal{M}') - S(\mathcal{M}). \quad (6)$$

其中: $S(\mathcal{F}')$ 和 $S(\mathcal{M}')$ 分别为在一次探索后的边界点数量和自由区域栅格数量; $S(\mathcal{F})$ 和 $S(\mathcal{M})$ 分别为在该次探索前的边界点数量和自由区域栅格数量; 探索路径长度 $L(\sigma_e)$ 由探索路径栅格数量表示; ω_k 为平衡框架权重因子, 当 $\omega_k = 0$ 时, 算法退化为完全探索地图后进行任务区域覆盖.

4) 已探明任务区域的覆盖. 在获取局部已探明任务区域后, 本文设计了一种基于覆盖奖励函数的全覆盖路径规划方法用于任务区域目标收集. 该方法首先剔除障碍物周围探索路径占据过的任务区域栅格作为待覆盖区域, 避免重复覆盖; 然后根据任务区域 \mathcal{M}_{tar} 信息设置覆盖引导点, 算法在任务区域集合内逐步选取奖励函数值最大的栅格构成覆盖路径.

2.2 未知环境探索

函数 Explore 为SECPP中的探索模块实现, 负责在未知环境中选择下一探索点, 并规划从当前位置到该探索点的路径. 在候选探索点的评估策略上

融合了环境信息, 设计了一个指数衰减形式的信息增益函数, 采用候选视点包含的环境信息量以及机器人到该视点的移动代价作为下一探索点的评估标准. Explore 的主要流程如算法2的伪代码所示.

算法2 Explore.

1. Initialize: $\mathcal{W}_{\text{dec}}, \mathcal{F}, R_p$;
2. $\mathcal{V}_o \leftarrow \text{GenerateViewpoints}(\mathcal{F})$;
3. $G_v \leftarrow \text{ComputeGains}(\mathcal{V}_o, \mathcal{W}_{\text{dec}})$;
4. $v^* \leftarrow \text{argmax}(G_v)$;
5. $\sigma_e^k \leftarrow A^*(R_p, v^*)$;
6. $(\mathcal{W}_{\text{dec}}, R_p) \leftarrow \text{FollowPath}(\mathcal{W}_{\text{dec}}, \sigma_e^k)$;
7. return $\sigma_e^k, \mathcal{W}_{\text{dec}}, R_p$

算法2在平衡框架判定局部环境信息未被完全探索时执行. 边界集合中通常包含大量的栅格数据, 为了减少计算成本, 函数 $\text{GenerateViewpoints}(\cdot)$ 在边界点集合 \mathcal{F} 中以间距 δ 生成观测环境的候选视点集 \mathcal{V}_o (算法2第2行), 间距 δ 取值为机器人传感器探测范围 r . 函数 $\text{ComputeGains}(\cdot)$ 融合候选视点的移动代价和环境信息, 采用视点周围一定范围 r 内的未探索单元数量、任务区域单元数量作为信息增益度量, 另外, 添加障碍物边界信息引导机器人探索区域角落, 以减少重复探索, 信息增益函数如下所示:

$$G(v_i) = \frac{\omega_o \cdot S(\mathcal{W}_{\text{obs}}(v_i)) + S(\mathcal{W}_{\text{unexp}}(v_i))}{\exp(L(v_o, v_i))} + \frac{S(\mathcal{M}_{\text{tar}}(v_i))}{r^2}. \quad (7)$$

其中: $S(\mathcal{W}_{\text{obs}}(v_i))$ 、 $S(\mathcal{W}_{\text{unexp}}(v_i))$ 分别为 v_i 一定半径范围 r 内障碍物栅格和未探索栅格的数量; ω_o 为障碍物边界单元数量的权重, 通过调节 ω_o 的值, 使得机器人能够更有效地协调障碍物边界信息的获取和未探索区域的探测; 为了获得实际的探索路径成本, $L(v_o, v_i)$ 为A*规划的机器人当前位置 v_o 到候选视点 v_i 的无碰撞路径长度; $S(\mathcal{M}_{\text{tar}}(v_i))$ 为 v_i 一定半径范围 r 内任务区域栅格的数量.

函数 $\text{arg max}(\cdot)$ 选取信息增益值最大的视点作为下一探索点 v^* . 函数 $A^*(\cdot)$ 规划出一条由机器人当前位置 R_p 到下一探索点 v^* 的探索路径 σ_e^k . 函数 $\text{FollowPath}(\cdot)$ 驱使机器人沿着 σ_e^k 运动并同步探索环境.

2.3 任务区域覆盖

函数 Cover 为SECPP中的覆盖模块实现, 在探明局部环境后, 基于奖励值模型生成区域覆盖路径, 引导机器人沿该路径移动同步执行目标采集, 以实

现区域内目标的完全收集. Cover 的主要流程如算法 3 所示.

算法 3 Cover.

1. Initialize: $R_p, \mathcal{M}_{tar}, \mathcal{W}_{obs}, \sigma_e$;
2. $\mathcal{M}_o^k \leftarrow \sigma_e \cap N(\mathcal{W}_{obs})$;
3. $\mathcal{M}_u^k \leftarrow \mathcal{M}_{tar} \setminus \mathcal{M}_o^k$;
4. $(P_s, P_g) \leftarrow \text{SetConductor}(\mathcal{M}_{tar}, R_p)$;
5. $o_k \leftarrow P_s$;
6. while $\mathcal{M}_u^k \setminus \sigma_e \neq \emptyset$ do
7. $N(o_k) \leftarrow \text{Near}(\mathcal{M}_u^k, \mathcal{M}_o^k, o_k)$;
8. for $j = 1$ to $\text{Size}(N(o_k))$ do
9. $N(o_j) \leftarrow \text{Near}(\mathcal{M}_u^k, \mathcal{M}_o^k, o_j)$;
10. $R(o_j) \leftarrow \text{Reward}(o_j)$;
11. $j^* \leftarrow \text{argmax}(R(o_j))$;
12. $o_k \leftarrow o_{j^*}$;
13. $\sigma_e^k \leftarrow \sigma_e^k \cup o_k$;
14. $\mathcal{M}_u^k \leftarrow \mathcal{M}_u^k \setminus o_k$;
15. $\mathcal{M}_o^k \leftarrow \mathcal{M}_o^k \cup o_k$;
16. $(\mathcal{W}_{dec}, R_p) \leftarrow \text{FollowPath}(\mathcal{W}_{dec}, \sigma_e^k)$;
17. return $\sigma_e^k, \mathcal{W}_{dec}, R_p$

算法 3 在平衡框架判断局部任务区域被探索完全时执行. 将位于任务区域且相邻障碍物的探索路径栅格加入闭集 \mathcal{M}_o^k (算法 3 第 2 行), 剔除属于 \mathcal{M}_o^k 的任务区域栅格作为当前待覆盖区域 \mathcal{M}_u^k (算法 3 第 3 行), 以此减少覆盖路径与探索路径的重叠, 如图 2 所示.

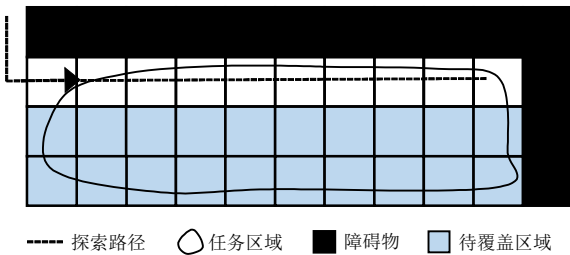


图2 获取待覆盖区域 \mathcal{M}_u^k

函数 $\text{SetConductor}(\cdot)$ 选取 \mathcal{M}_u^k 中距机器人位置 R_p 曼哈顿距离最近的栅格作为覆盖路径的起点 P_s , 选取下一探索点作为覆盖引导点 P_g (算法 3 第 4 行). 栅格状态随着规划过程的进行发生改变, 已覆盖的栅格被逐步加入闭集 \mathcal{M}_o^k . 在第 k 步时, 函数 $\text{Near}(\cdot)$ 检查当前覆盖规划点 o_k 位于 \mathcal{M}_u^k 中的相邻栅格, 若栅格不属于闭集或障碍物集合, 则将其添加至待覆盖相邻栅格集合 $N(o_k)$, $N(o_k)$ 包含与 o_k 相邻且完全

未被占据的任务区域栅格 (算法 3 第 7 行).

函数 $\text{Reward}(\cdot)$ 设计了一个覆盖奖励函数用于规划机器人的单步移动, 在第 k 步移动时, 计算 o_k 所有相邻栅格 o_j 的奖励函数值 $R(o_j)$, 更新 o_k 为具有最大奖励函数值的相邻栅格 o_{j^*} , 并将 o_k 加入覆盖路径集合, 任务区域覆盖示意图如图 3 所示.

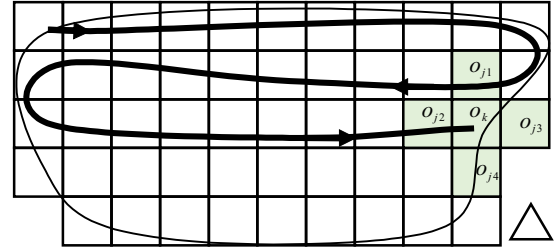


图3 基于引导的覆盖路径规划

奖励函数由 3 部分构成, 如下所示:

$$R(o_j) = R^g(o_j) + \omega^s(R^s(o_j)) + \omega^b(R^b(o_j)). \quad (8)$$

其中: $R^g(o_j)$ 引导机器人的整体覆盖趋势, $R^s(o_j)$ 引导路径保持覆盖方向的一致性, $R^b(o_j)$ 引导路径沿着边界覆盖, ω^s 为平滑度权重因子, ω^b 为边界权重因子.

$$R^g(o_j) = \frac{D(o_j) - D_{\min}(o_k)}{D_{\max}(o_k) - D_{\min}(o_k)}. \quad (9)$$

其中: $D(o_j)$ 为 o_j 与 P_g 的欧氏距离, $D_{\min}(o_k)$ 为 o_k 所有相邻栅格 o_j 中与 P_g 距离的最小值, $D_{\max}(o_k)$ 为 o_k 所有相邻栅格 o_j 中与 P_g 距离的最大值.

$$R^s(o_j) = \frac{\angle o_{k-1} o_k o_j}{180^\circ}, \quad (10)$$

这里: $R^s(o_j)$ 为上个覆盖点 o_{k-1} 、当前覆盖点 o_k 与 o_j 间夹角的弧度值.

$$R^b(o_j) = \frac{S(\mathcal{M}_o^k)}{S_{\max}(\mathcal{M}_o^k)}. \quad (11)$$

其中: $S_{\max}(\mathcal{M}_o^k)$ 为所有 o_j 中相邻闭集栅格数量的最大值, $S(\mathcal{M}_o^k)$ 为当前评估栅格点 o_j 相邻闭集栅格数量.

当机器人周围无可覆盖的栅格 (即 $N(o_k)$ 为空集) 且覆盖任务未完成时, 机器人以当前位置为起点, 选取距离最近的未覆盖任务区域点为终点, 通过 A* 算法规划路径抵达终点并继续执行覆盖任务.

3 仿真与实验

本节通过仿真和实验来验证 SECPP 的可行性和有效性. 首先, 描述仿真环境和参数设置; 然后, 将 SECPP 与几种其他同类先进算法进行比较; 最后, 在现实世界中进行物理实验来验证 SECPP 的有效性.

3.1 仿真设置

SECPP 与其他同类先进算法在多种环境中进行了仿真对比,其中仿真环境均为 $50\text{ m} \times 50\text{ m}$ 的地图,场景包括具有低任务区域密度(21%)的狭窄通道环境(标记为 Narrow-map),存在一条狭窄的可通行通路连接两个自由区域、具有中等任务区域密度(52%)的杂乱环境(标记为 Clutter-map),存在一些杂乱的障碍物、具有高任务区域密度(88%)的迷宫环境(标记为 Maze-map),模拟了一个简易迷宫,其中任务区域密度为任务区域面积相较于自由区域面积的占比。为保证公平对比,对不同算法采用相同的参数,探测半径 r 均设置为 10 m ,覆盖起点坐标均设置为 $(4, 4)$,平衡框架权重因子 ω_k 设置为 5 ,障碍物信息权重因子 ω_o 设置为 0.8 ,平滑度权重因子 ω_s 设置为 0.6 ,边界权重因子 ω_b 设置为 0.4 。所有的规划算法基于 Matlab R2018 编写和仿真测试,采用的计算机配置为

Windows 10 操作系统,处理器为英特尔 i5-8300H,运行内存为 16 GB 。

3.2 仿真结果与分析

SECPP 算法的运行过程如图 4 所示。图 4 中:首先展示了移动机器人首次探索的结果,右上角局部环境仍有未探明区域,故平衡框架引导机器人对环境持续探索。然后展示了 SECPP 对候选探索目标点的选择策略,其中边界点由绿色空心圆标示,作为候选探索点。SECPP 通过计算并选择信息增益最大的边界点作为实际探索点,相较于中部区域移动代价较小的候选探索目标点,算法选择了右部移动代价更大但是包含更多任务区域信息的视点作为下一次探索目标点,这使得 SECPP 能够快速完成对任务区域的探明。最后展示了算法对不同形状的任务区域均能够完成覆盖任务。

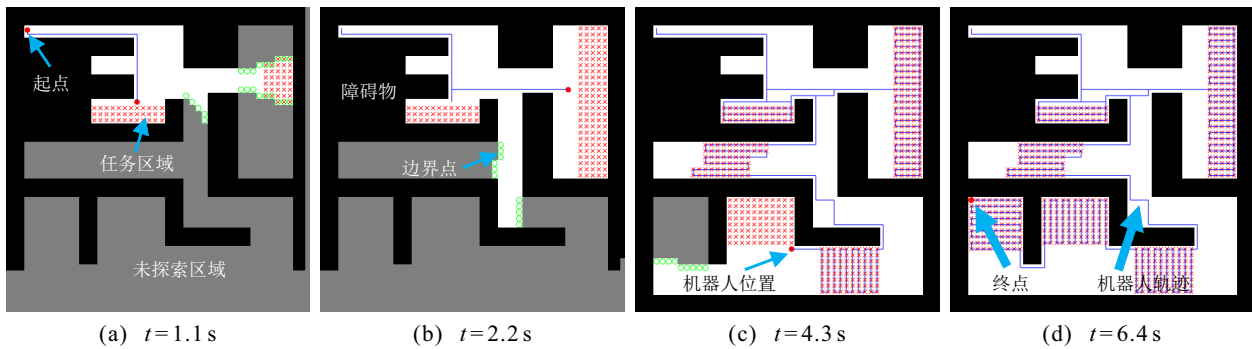


图4 SECPP 的运行过程状态截取

SECPP 在 3 个不同场景下的规划结果如图 5 所示。由图 5 可见,将 SECPP 与其他 3 种同类先进算法进行比较,从左至右分别为 SECPP、完全探明后覆盖(CAE)、 BA^* ^[18]和 HCPP^[24]。本文采用下列指标评价算法性能表现:1) 路径长度,为机器人路径 σ_{all} 的占据栅格数量,包含探测路径和任务区域覆盖路径;2) 路径转角数量,为路径上相邻两节点方向不一致的栅格数量;3) 路径重复长度,为路径重叠栅格数量;4) 任务完成效率,由任务的完成时间体现。仿真结果表明,各方法均能够探明全部未知环境且对任务区域内目标进行全覆盖收集,然而,相较于 BA^* 与 HCPP 对全部自由区域进行覆盖,SECPP 与 CAE 能够对任务区域进行精确覆盖,可有效减少冗余路径长度。相较于 CAE 对环境完全探索后对任务区域进行覆盖,SECPP 将环境探索和任务区域覆盖同时进行,能够有效减少重复探索,可提升任务完成的效率。表 1 为仿真结果数据对比。表 1 数据表明在 3 种不同场景下,SECPP 所规划的路径长度、路径转角

数量、重复路径长度以及任务完成时间均小于其他算法。

3.3 移动机器人实验

为进一步验证 SECPP 算法在实际环境下的有效性,本节利用一个移动机器人在现实场景中进行了实验。实验场景设置在一个 $2.4\text{ m} \times 2.4\text{ m}$ 的区域内,该区域如图 6 所示。其中:包含一个 L 形障碍物和 2 个矩形障碍物,以及 2 个需要覆盖收集目标的任务区域。移动机器人的尺寸为 $0.2\text{ m} \times 0.2\text{ m}$,激光探测半径为 0.8 m 。软件环境采用 Ubuntu16.04 和 ROS Kinect 操作系统。

实验完成标志为机器人完成对所搭建环境的完全探索,且轨迹覆盖黑白格任务区域,以此模拟目标收集过程。机器人在实时规划过程中,通过自适应蒙特卡洛定位方法(AMCL)和二维码 Tag 对机器人自身位置进行定位。主机将被包含在机器人探测范围内的任务区域坐标信息传递给规划器,模拟机器人对任务区域的识别过程,根据移动机器人的实时位

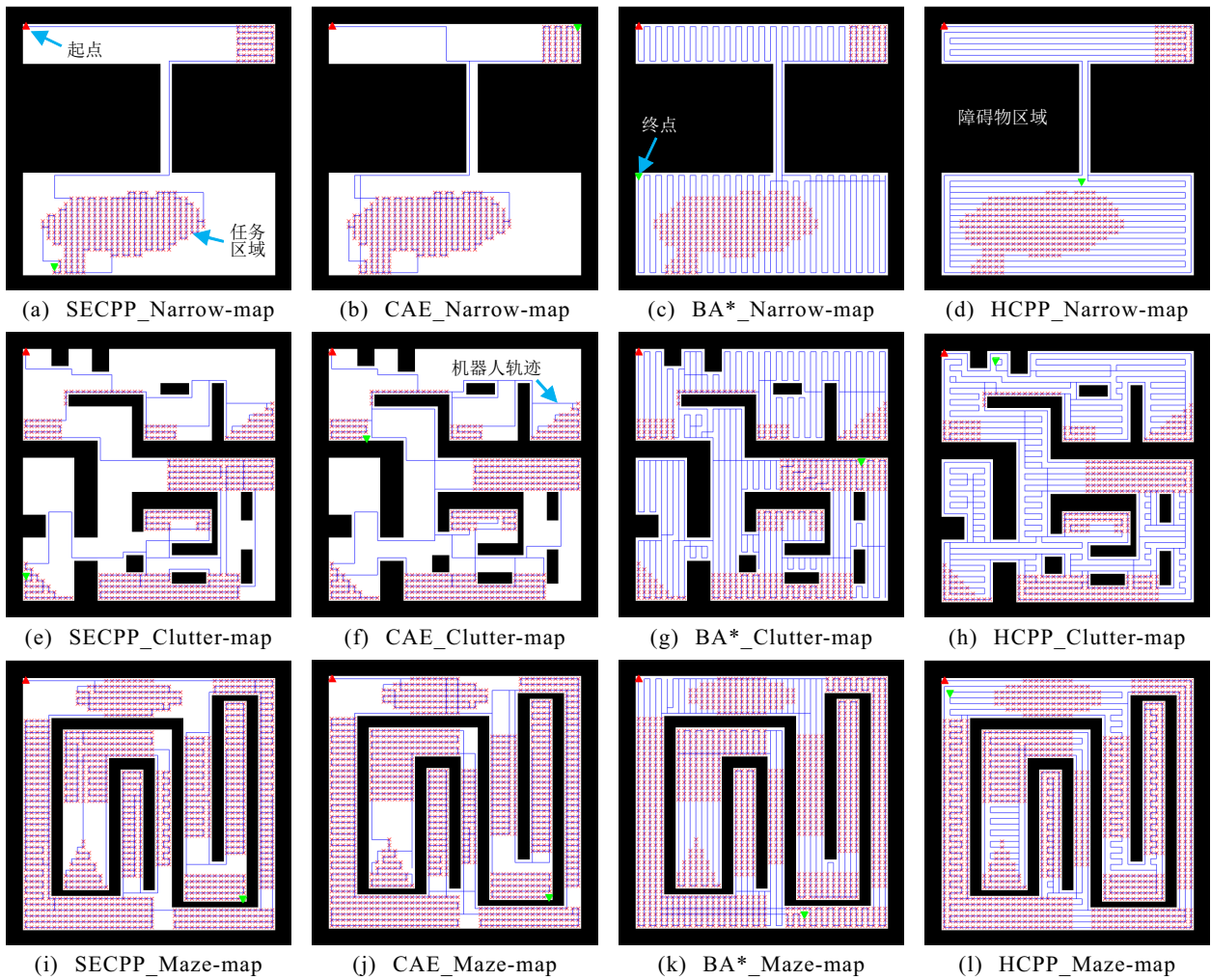


图5 不同场景下 SECPP 与其他方法的仿真结果轨迹

表1 仿真结果数据对比

仿真场景	算法	路径长度/m	路径转角数量/个	路径重复长度/m	t/s
Narrow-map	SECPP	506	112	56	6.89
	CAE	552	117	94	7.34
	BA* ^[18]	1202	180	65	20.42
	HCPP ^[24]	1194	126	57	20.52
Clutter-map	SECPP	830	173	141	13.53
	CAE	845	196	186	16.85
	BA* ^[18]	1797	360	288	23.91
	HCPP ^[24]	1776	409	267	22.21
Maze-map	SECPP	1680	193	173	20.04
	CAE	1924	314	230	28.66
	BA* ^[18]	1848	223	329	26.66
	HCPP ^[24]	1707	348	188	24.51

置发出下一个运动任务,且发出控制命令控制机器人的移动。

图7为 SECPP 和 BA* 在实验中的规划结果轨迹,图7(a)为 SECPP 的规划结果,图7(b)为 BA* 的规划结果.实验结果表明,BA*按照预定的覆盖方向顺序逐步选取相邻自由栅格作为覆盖点,规划路径充满了整个自由区域,其虽然能够完成未知目标收

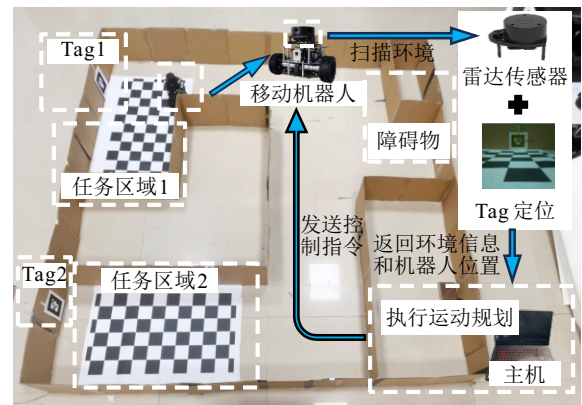


图6 实验配置

集任务,但是却造成了不必要的路径冗余,且冗余路径长度与任务区域在自由区域中的占比呈现负相关的关系,即任务区域占比越低,无效冗余路径长度越长. SECPP 首先规划探索路径逐步探索环境,当左上局部区域中任务区域被完全探明时,立即对任务区域1进行目标覆盖收集作业,完成任务区域1的收集任务后,切换为探索模式探明任务区域2,随后完成对任务区域2的完全覆盖。

实验结果数据如表2所示.相较于 BA*,在路径

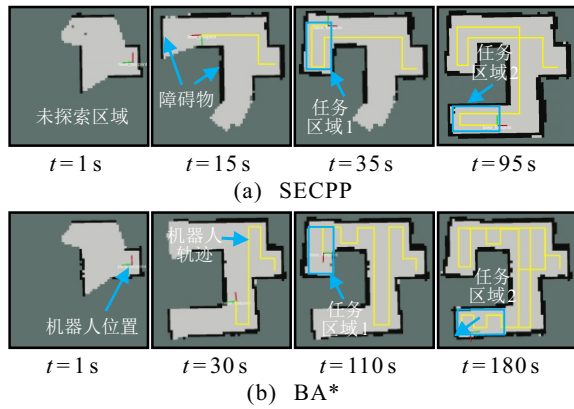


图7 SECPP与BA*的实验结果轨迹

质量方面, SECPP显著降低了路径长度、转角数量以及路径重复长度, SECPP的路径长度比BA*降低了41%, 路径重复长度降低了93%, 路径转角数量减少了60%, 体现了SECPP算法能够有效结合环境探索信息, 对任务区域实现精确覆盖提升路径质量; 另外, 在任务完成效率方面, SECPP的任务完成时间比BA*降低了47%. 实验结果表明, 相较于其他同类先进算法, 所提出方法能够用更短的重复路径长度、更小的转角数量以及更少的时间完成未知目标收集任务.

表2 实验结果数据对比

算法	路径长度/m	路径转角数量/个	路径重复长度/m	t/s
SECPP	4.95	10	0.15	95
BA* ^[18]	8.40	25	2.18	180

4 结论与展望

本文提出了一种面向未知环境目标收集任务的移动机器人运动规划方法, 该方法首先通过设计信息增益函数来筛选候选探索点, 引导机器人优先探明局部环境从而减少了重复探索; 然后, 设计了一种平衡框架使得环境探索与任务区域覆盖同步进行, 精确覆盖任务区域, 提高了未知目标收集任务的完成效率且减少了冗余路径; 最后, 通过设计覆盖奖励函数, 逐步选取任务区域内函数值最大点构成覆盖路径, 引导机器人沿该路径移动同步采集目标, 实现了任务区域内目标的完全收集. 仿真和实验结果表明, 相比于其他同类先进算法, 所提出算法能够用更短的重复路径长度、更小的转角数量以及更少的时间完成未知目标收集任务. 在未来, SECPP将拓展到机器人应用的多个领域, 如多机器人协同探索和覆盖、空地协同搜救任务等.

参考文献 (References)

[1] Veeraraghavan V, Hunte K, Yi J G, et al. Complete and near-optimal robotic crack coverage and filling in civil

infrastructure[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2024, 40: 2850-2867.

[2] 张世勇, 张雪波, 苑晶, 等. 旋翼无人机环境覆盖与探索规划方法综述[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 513-529. (Zhang S Y, Zhang X B, Yuan J, et al. A survey on coverage and exploration path planning with multi-rotor micro aerial vehicles[J]. Control and Decision, 2022, 37(3): 513-529.)

[3] 常路, 单梁, 张伟龙, 等. 未知环境下基于激光雷达的启发式导航算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(9): 2903-2912. (Chang L, Shan L, Zhang W L, et al. Heuristic navigation based on LiDAR in unknown environments[J]. Control and Decision, 2024, 39(9): 2903-2912.)

[4] Yamauchi B. A frontier-based approach for autonomous exploration[C]. IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. Monterey, 1997: 146-151.

[5] Wang C Q, Chi W Z, Sun Y X, et al. Autonomous robotic exploration by incremental road map construction[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2019, 16(4): 1720-1731.

[6] Bircher A, Kamel M, Alexis K, et al. Receding horizon "next-best-view" planner for 3D exploration[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Stockholm, 2016: 1462-1468.

[7] Umari H, Mukhopadhyay S. Autonomous robotic exploration based on multiple rapidly-exploring randomized trees[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Vancouver, 2017: 1396-1402.

[8] Lu Y G, Li C P, Li B Y, et al. Sample-based frontier-block detection for autonomous robot exploration[C]. Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent Robotics and Control Engineering. Lanzhou, 2021: 73-78.

[9] Bi Q C, Zhang X B, Zhang S Y, et al. LRAE: Large-region-aware safe and fast autonomous exploration of ground robots for uneven terrains[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(12): 11186-11193.

[10] Bi Q C, Zhang X B, Wen J, et al. CURE: A hierarchical framework for multi-robot autonomous exploration inspired by centroids of unknown regions[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2023, 21(3): 3773-3786.

[11] Dong Q L, Xi H B, Zhang S Y, et al. Fast and communication-efficient multi-UAV exploration via voronoi partition on dynamic topological graph[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Abu Dhabi, 2024: 14063-14070.

[12] Wu Z, Chen Y J, Liang J L, et al. ST-FMT*: A fast optimal global motion planning for mobile robot[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(4): 3854-3864.

[13] Chen Y J, Zhang Z X, Wu Z, et al. SET: Sampling-

- enhanced exploration tree for mobile robot in restricted environments[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(10): 10467-10477.
- [14] Zhang H Y, Cheng L, Zhang Y. Learning robust point-to-point motions adversarially: A stochastic differential equation approach[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(4): 2357-2364.
- [15] 周熙栋, 张辉, 陈波. 非结构化场景下基于改进 JPS 算法的移动机器人路径规划[J]. *控制与决策*, 2024, 39(2): 474-482.
(Zhou X D, Zhang H, Chen B. Mobile robot path planning based on improved JPS algorithm in unstructured scenarios[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(2): 474-482.)
- [16] 方伟, 接中冰, 陆恒杨, 等. 基于多起点和 Mask 策略的深度强化学习算法求解覆盖旅行商问题[J]. *控制与决策*, 2024, 39(4): 1160-1166.
(Fang W, Jie Z B, Lu H Y, et al. Deep reinforcement learning algorithm based on multi-start and Mask strategy for solving the covering salesman problem[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(4): 1160-1166.)
- [17] Schmidt G, Hofner C. An advanced planning and navigation approach for autonomous cleaning robot operations[C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Victoria, 1998: 1230-1235.
- [18] Viet H H, Dang V H, Laskar M N U, et al. BA*: An online complete coverage algorithm for cleaning robots[J]. *Applied Intelligence*, 2013, 39(2): 217-235.
- [19] Hart P E, Nilsson N J, Raphael B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 1968, 4(2): 100-107.
- [20] Gabriely Y, Rimon E. Spiral-STC: An on-line coverage algorithm of grid environments by a mobile robot[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Washington, 2002: 954-960.
- [21] Song J N, Gupta S. ε^* : An online coverage path planning algorithm[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(2): 526-533.
- [22] Hassan M, Liu D K. PPCPP: A predator-prey-based approach to adaptive coverage path planning[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2020, 36(1): 284-301.
- [23] 齐立哲, 华中伟, 苏昊, 等. 面向荒漠复杂地形的机器人在线全覆盖路径规划方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(4): 1095-1103.
(Qi L Z, Hua Z W, Su H, et al. Robot online fully coverage path planning algorithm for desert complex terrain[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(4): 1095-1103.)
- [24] Li L, Shi D X, Jin S C, et al. Hierarchy coverage path planning with proactive extremum prevention in unknown environments[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2025, 10(4): 3358-3365.

作者简介

陈彦杰 (1988-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为机器人控制、运动规划方法, E-mail: chenyanjie@fzu.edu.cn;

范俊炜 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为机器人全覆盖运动规划方法, E-mail: fanjunwei0122@163.com;

张丽萍 (1972-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为自动控制、故障诊断, E-mail: lpzhang518@163.com;

江文圣 (2001-), 男, 硕士生, 主要研究方向为机器人运动规划方法, E-mail: 230220044@fzu.edu.cn;

赖镇南 (1999-), 男, 硕士生, 主要研究方向为机器人运动规划方法, E-mail: 2361319724@qq.com;

王耀南 (1957-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为智能控制、信息处理和图像处理, E-mail: yaonan@hnu.edu.cn.