基于信息增益与拓扑简化的井下机器人自主探索与安全导航方法

翟　煜[1]，雷震亚[2]，缪燕子[2]

(1. 中国矿业大学 计算机科学与技术学院/人工智能研究院，江苏 徐州 221116；2. 中国矿业大学 信息与控制工程学院，江苏 徐州　221116)

摘　要：随着智能矿山建设的不断深入，井下巡检机器人的应用对提升矿山安全、保障作业效率具有重要意义。针对井下复杂未知环境中机器人自主探索与安全导航的需求，重点解决在井下结构化复杂的环境中，有效识别未知区域与已知区域的分界以及在导航过程中严格遵守井下交通及安全规范的难点，实现井下巡检机器人自主构图和边界探索。系统框架主要包括建图模块、自主探索模块、规则导航模块和局部协同模块。首先，利用基于 Fast-Lio 的全局地图构建方法，融合激光雷达与 IMU 数据，通过误差状态卡尔曼滤波实时构建井下环境的稠密三维地图，为后续路径规划提供精准定位信息。其次，针对井下环境复杂且易受限的特点，创新性地提出一种基于信息增益的边界拓展算法。该算法通过在已探索区域与未知区域交界处生成候选目标点，并依据从候选点获得的未知体素数量计算信息增益，选取在遵循安全作业规则前提下具有较高探索价值的目标，指导机器人持续延伸已知区域。随后，结合井下固定交通规则，采用基于简化拓扑的约束导航方法，将复杂连续环境抽象为节点与连边组成的拓扑图，缩减搜索空间，并通过规则约束明确可通行区域，实现机器人在路径规划过程中遵循“靠右行驶”等安全要求。此外，针对动态障碍物的存在，系统设计了局部路径簇采样策略，通过对局部路径进行平滑化处理及多项代价评估，筛选出最优轨迹，确保机器人在动态环境中能够及时作出调整并保持安全行驶。在仿真实验中，相较于基于 RRT 采样视点和传统前沿规划方法，所提探索算法在轨迹长度方面分别减少约 42.8% 与 26.8%，探索时间分别缩短 34.8% 和 18.6%。同时，基于拓扑空间简化的 A*算法在满足行驶安全规则的前提下，实现了路径规划时间降低近 98%，并实现大幅的地图内存占用降低。在未来的工作中，将进一步研究在崎岖复杂采掘面地形下的巡检机器人安全导航任务。

关键词：井下无人驾驶；主动探索；机器人导航；规则约束；A*算法

中图分类号：TD67　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**0253−9993(2025)S2−1324−10

Autonomous exploration and safe navigation method for underground robots based on information gain and topology simplification

ZHAI Yu[1], LEI Zhenya[2], MIAO Yanzi[2]

(1. *School of Computer Science and Technology/School of Artificial intelligence, China University of Mining and Technology, Xuzhou*　221116, *China*; 2. *School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou*　221116, *China*)

Abstract: With the continuous advancement of intelligent mine construction, the application of underground inspection

收稿日期：2025−02−25　　**责任编辑：**郭晓炜　　**DOI:** 10.13225/j.cnki.jccs.2025.0226

基金项目：国家自然科学基金资助项目 (62473370)

作者简介：翟　煜 (1996—)，男，安徽淮南人，博士研究生。zhaiyu@cumt.edu.cn

通讯作者：缪燕子 (1981—)，女，江苏南通人，教授，博士生导师，博士。E-mail: myz@cumt.edu.cn

引用格式：翟煜，雷震亚，缪燕子. 基于信息增益与拓扑简化的井下机器人自主探索与安全导航方法[J]. 煤炭学报，2025，50(S2)：1324−1333.

ZHAI Yu, LEI Zhenya, MIAO Yanzi. Autonomous exploration and safe navigation method for underground robots based on information gain and topology simplification[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(S2): 1324−1333.

移动阅读

robots plays a significant role in improving mine safety and ensuring operational efficiency. It addresses the challenges of autonomous exploration and safe navigation in complex and unknown underground environments, with a focus on effectively identifying the boundary between unknown and known areas and strictly adhering to underground traffic and safety regulations during navigation. A system framework is constructed, consisting of a mapping module, an autonomous exploration module, a rule-based navigation module, and a local coordination module. Firstly, a global map construction method based on Fast-LIO is employed, which fuses LiDAR and IMU data through an error-state Kalman filter to build a dense 3D map of the underground environment in real time, providing accurate localization information for subsequent path planning. Secondly, considering the complexity and spatial limitations of underground environments, an innovative boundary expansion algorithm based on information gain is proposed. The algorithm generates candidate target points at the frontier between known and unknown regions, calculates their information gain based on the number of unknown voxels, and selects high-value targets under safety constraints to guide the robot in continuously expanding the known area. Subsequently, in accordance with fixed underground traffic regulations, a constraint navigation method based on simplified topological abstraction is used to model the environment as a topological graph of nodes and edges. This reduces the search space and defines passable areas through rule constraints, ensuring the robot follows safety requirements such as “keep to the right” during path planning. Furthermore, to address dynamic obstacles, a local path cluster sampling strategy is designed. By smoothing local paths and evaluating multiple cost metrics, the optimal trajectory is selected to ensure the robot can make timely adjustments and navigate safely in dynamic environments. In simulation experiments, compared to RRT-based viewpoint sampling and traditional frontier-based exploration methods, the proposed exploration algorithm reduces trajectory length by approximately 42.8% and 26.8%, and decreases exploration time by 34.8% and 18.6%, respectively. Meanwhile, the simplified topological A* algorithm achieves nearly a 98% reduction in planning time and significantly reduces map memory usage, all while complying with traffic rules. Future work will further explore the safe navigation tasks of inspection robots operating in rugged and complex mining face terrains.

Key words: underground unmanned driving; proactive exploration; robot navigation; rule constraints; A* algorithm

0　引　　言

随着中国智能矿山建设的不断推进, 井下无人巡检机器人作为提升矿山安全性、生产效率和自动化水平的重要技术, 逐渐受到广泛关注。井下无人巡检机器人的自主探索技术, 能够在复杂的井下环境中执行任务, 如巡检、环境安全监测和数据采集, 从而减少人工进入危险区域, 保障矿工安全。然而, 尽管这一领域取得了一定进展, 当前的技术依然面临诸多挑战, 亟需新的解决方案来满足井下作业的特殊需求。井下空间不同于常规机器人应用的无规则自由场景, 井下环境复杂且高度结构化, 同时需要严格遵循矿山作业中的安全和操作规范。这包括避开危险区域、遵守行驶规则和进行有效的障碍物检测等, 这些都显著增加了机器人自主探索的难度, 给现有的机器人研究带来了严峻的挑战。

传统的机器人系统的自主探索由于缺乏对环境的先验信息, 探索方向的选择将直接影响探索环境的效率。文献[1]中的方法选择最近的前沿作为目标, 这种简单直接的选择往往会导致探索过程中的重复访问, 从而导致极低的探索效率; 文献[2]中将环境分割为小块并使用重复检查的方法避免了重复访问, 但环境分割带来的就是访问顺序的问题; 文献[3-4]中采用求解旅行商 (TSP) 问题来获得所有前沿的访问顺序, 但 TSP 问题是一个 NP-hard 问题, 随着探索过程中产生的前沿越多, TSP 问题规模也越来越大, 求解难度也越来越大; 文献[5]生成所有能看到的视点, 通过解决画廊问题的变体来确定覆盖前沿区域的最小视点集, 解决视点集合越来越大导致求解维度爆炸的问题; 文献[6]提出了 GBP 方法, 将 2 个不同密度的快速随机图 (RRG) 扩展为局部规划器和全局规划器, 但这需要很大的计算量, 导致全局覆盖效率较低。由于井下环境的复杂, 计算前沿的访问顺序仍会导致较高的计算开销, 且在复杂环境下容易陷入局部最优解, 缺乏对全局环境的考虑, 导致无法实现高效的自主探索。

井下环境复杂多变, 往往存在多设备同时作业的工况, 要保证井下作业的安全性与避免冲突, 要求机器人在自主探索过程中需要遵循安全和交通规则的规范。文献[7-8]通过快速搜索随机树 (RRT) 对空间进行采样, 但由于 RRT 的随机采样特性, 生成的路径并不满足运动学约束且路径不受控制; 文献[9]通过对采样节点通过最优边界值原理生成满足约束的路径,

但采样点的增多导致节点维护变得困难；文献[10]通过两阶段的动态采样，对 RRT 树的增量扩展和动态删减，减小计算开销；文献[11]通过最大化车载传感器对环境的覆盖范围来考虑限制因素，引入基于覆盖范围奖励的局部轨迹优化在全局层面促进探索；文献[12]利用最佳探索点生成拓扑地图，以减少重复到达已知区域的次数；文献[13]利用历史访问位置作为种子来扩展 RRT，促进机器人能够在历史经过的区域内快速找到下一个有信息增益的区域，提高机器人对未探索区域的覆盖率；文献[14]在全局和局部范围内追求通过视点的最短路径，以求最短路径实现空间的充分探索。以上研究将环境作为自由空间导航，追求均未考虑交通规则对机器人探索引导的约束，导致无法满足井下多设备作业环境自主探索的要求。

由于井下大规模且复杂的环境，我们要求导航模型能对探索阶段所求解的目标点进行快速规划轨迹，以尽可能减少算力消耗。文献[15]引入经验共享机制，提出了 MAES-SAC 算法，并设计相应奖惩机制实现路径规划，但基于学习的方法需要大量数据的训练且推理时间较长，并不适用于对实时性要求较高的井下环境；文献[16]通过评估优化搜索方向减少搜索邻域以实现搜索节点数的减少，但其搜索空间仍是整个自由区域，解空间仍需大面积扩展才能确定搜索区域；文献[17-19]均通过针对 A*扩展过程中施加不同权重函数，并且加以样条曲线对轨迹进行平滑，以实现轨迹的快速搜索以及平滑轨迹的生成；文献[20]通过将环境对应生成拓扑地图，以实现地形结构的简化，达到快速搜索的目的；文献[21]通过迭代阻塞以减少栅格地图中无需探索的可通行节点数量，实现扩展节点的快速减少。为实现大规模环境的快速规划，关键在于对环境的简化表征，但以上研究虽有类似改进，但仍以减少搜索节点为目标，并未将机器人移动的规则融合进简化规则中，导致规划的轨迹耗时以及质量无法满足要求。

笔者重点研究了巡检机器人在井下未知复杂场景中自主探索与安全导航任务。巡检机器人需要在缺失井下先验地图的前提下高效且安全的导航至指定位置。本项工作的主要挑战是：① 机器人缺失场景先验信息的，需要自主在复杂陌生的井下运输场景下高效自主探索。② 机器人在自主探索的过程中需严格遵循矿山作业中的安全和交通规范，包括避开危险区域、遵守行驶轨迹等。③ 井下场景的复杂结构要求探索导航模型具备对大规模环境的可扩展性和多样化场景的鲁棒性，同时确保在实际机器人上部署的实时性。

针对上述的关键挑战，本研究的主要贡献为：① 提出了面向井下复杂未知场景的巡检机器人自主探索与安全导航轻量化系统框架，采用三维激光雷达与 IMU 数据融合，实现实时高精度地下三维地图构建，为自主导航提供稳定定位。② 设计了一种以信息增益为驱动的边界拓展算法，将井下安全作业规则嵌入自主探索过程，有效解决了在缺乏先验信息情况下的高效探索问题。③ 提出基于简化拓扑的约束导航算法，通过规则约束机器人的可通行区间来压缩区域搜索的有效空间，并强化了导航过程中的安全性。④ 自主构建了仿真平台用于井下机器人的仿真实验测试，同时，在真实机器人上实际部署了所提的自主探索与安全导航系统框架，同时在类井下场景进行了实际实验验证。

1 复杂未知场景的机器人自主探索与导航任务建模

1.1 未知场景的环境描述

本研究考虑了井下无人巡检机器人在复杂未知环境中的自主探索与导航任务。假设井下环境为三维空间，记作$w \in R^3$，其中w表示矿山内部的空间布局，包括静态障碍物 (如岩壁、支架和设备) 和动态障碍物 (如行走的人员、移动设备或掉落的物体)。由于井下环境通常存在狭小通道、复杂的结构以及光照不足等特点，这使得机器人在巡检过程中面临较大的挑战。静态障碍物集合记作B_s，而动态障碍物集合为B_d。这些障碍物的运动会影响机器人的路径规划，进而影响其巡检任务的效率和安全性。

1.2 机器人有限视野下的本地观测

机器人在进行自主探索时，只能依赖于有限的本地观测信息。每个机器人都有一个局部视野，该视野大小为$W_r \times W_r$，能够感知周围的静态障碍物、动态障碍物和其他机器人。假设在每个时间步 t，机器人感知到的本地环境为O^t，表示机器人所在位置周围较小范围内的环境观测。机器人会保留过去 T 个时间步的观测信息，便于对动态物体的运动进行预测，进而做出更合理的决策。

1.3 机器人自主探索与导航的任务目标

在复杂的井下环境中，本研究的目标是设计一个高效的自主探索与导航系统，使得机器人能够在完全未知的环境中进行自主巡检，并能够避开静态与动态障碍物。机器人不仅需要有效感知周围环境，还需要实时处理动态障碍物的变化，规划出最安全、最有效的路径，以确保巡检任务的顺利完成。假设每个机器人在导航开始前都已被指定一个具体的目标区域或

检查点。

2　面向未知场景的机器人自主探索与安全导航系统框架

笔者针对井下未知场景的巡检任务提出了一套完整自主探索与安全导航的机器人系统框架，帮助巡检机器人实现在缺失先验感知地图的条件下，安全且高效的抵达指定区域的功能。机器人在自主探索的过程中能够自主的构建缺失地图场景的场景地图，这帮助机器人构建对陌生场景的环境理解，提升机器人在此场景下重复导航的整体效率。本研究的整体系统框架分为由 5 个模块组成：建图模块、自主探索模块、规则导航模块、局部协同模块和底层控制模块，如图 1 所示。其中，为了让机器人能够适应井下复杂的工况场景与受限的安全导航规则，本研究在自主探索模块中创新性的提出基于信息增益的边界拓展算法来引导机器人在陌生场景下探索时遵守基准的交通限制。此外，为进一步强化导航过程中的安全与算法整体效率，本研究在导航模块中创新性的提出基于简化拓扑的约束导航算法，通过约束邻接空间来简化导航区域的有效搜索空间，以此提高导航算法解算的时间，同时为机器人进一步增加安全约束。

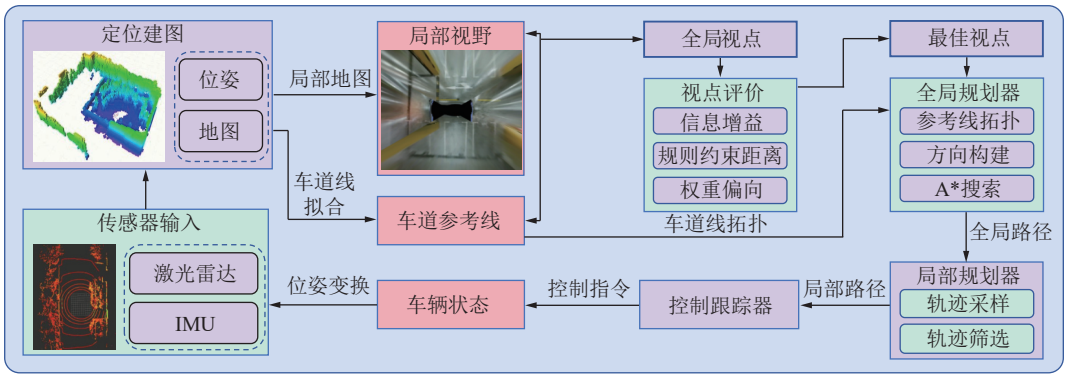


图 1　机器人主动探索与导航系统

Fig.1　Robot active exploration and navigation system

机器人自主探索与导航系统框架的运行流程如图 2 所示。

2.1　基于 Fast-Lio 的全局地图构建模块

鉴于井下环境弱光的场景特性，以三维激光雷达为场景感知信息获取的主体组件建图模块。具体的，采用基于 Fast-Lio 的全局地图构建方法。Fast-Lio 是一种基于激光雷达 (LiDAR) 和惯性测量单元 (IMU) 紧耦合的误差状态卡尔曼滤波 (ESKF) 系统，能够高效地融合 LiDAR 特征点和 IMU 数据，进行全局地图的构建与定位。在该系统中，激光雷达从点云中提取平面特征和边缘特征，这些特征点与 IMU 的积分结果共同用于估计相对位姿，从而在复杂环境中保持较高的定位精度。Fast-Lio 通过增量式 k-d 树 (ikd-Tree) 进行高效地图管理，显著提升了 SLAM 算法在实时性和鲁棒性上的表现。IMU 数据为系统提供了初步的位姿估计，尤其在 LiDAR 数据稀疏或噪声较大的情况下，能够保持系统的稳定性和精确性。IMU 积分结果也被用于对 LiDAR 点云进行运动补偿，消除因传感器运动产生的畸变，确保点云的准确性。此外，Fast-Lio 将传统算法中与激光测量维度强关联的高维状态空间解耦，转而采用固定维度的误差状态建模，通过紧耦合迭代卡尔曼滤波将原始点云数据投影至低维误差空间进行增量更新，避免了高维矩阵运算的复杂性；同时引入动态子图分层管理策略，将全局地图拆解为局部活跃区域与持久化关键帧的组合，实时处理时仅维护局部动态地图并通过稀疏化特征选择大幅压缩参与计算的激光点数，结合并行化架构与增量式协方差更新算法，形成从状态建模、数据降维到计算流程的全链路优化，从而在复杂场景下维持稳定的实时性能。

其核心在于这一方法尤其适用于井下复杂且动态的环境，能够在缺乏先验地图的情况下，通过不断构建和更新全局地图，为机器人提供精准的定位与路径规划支持，确保了巡检任务的顺利进行。

2.2　基于信息增益边界拓展算法的自主探索方法

在井下复杂未知环境中，为了实现巡检机器人高效、稳定的自主探索，提出了一种基于信息增益的边界拓展算法，如图 3 所示。该方法的核心思想是通过不断扩展已探索区域的边界，并引导机器人进入未知区域进行高效探索，同时遵循井下的安全作业规则。

已探索区域与未知区域的边界识别：在每次探索过程中，首先需要识别已探索区域ε_e与未知区域ε_u之间的边界$\partial\varepsilon$。假设ε_e表示已经完成探索的区域，ε_u表示未知区域，则边界ε_u即为它们的交集：

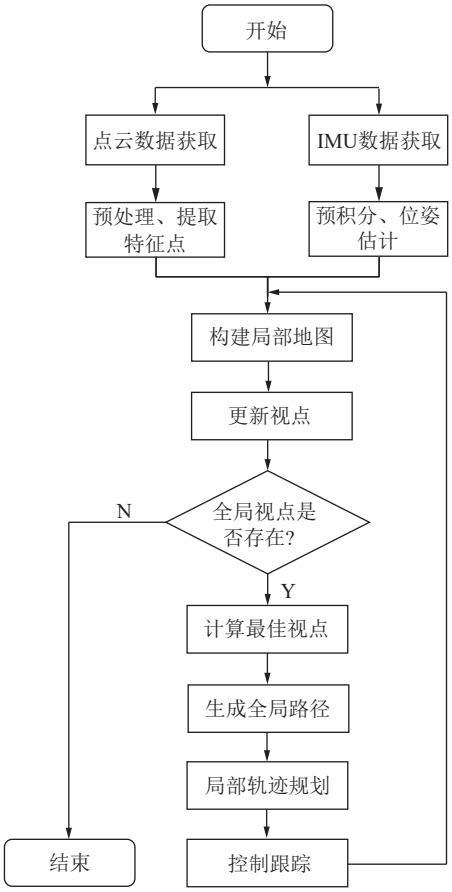


图 2 机器人主动探索与导航算法流程

Fig.2 Flow chart of active exploration and navigation algorithm for inspection robot

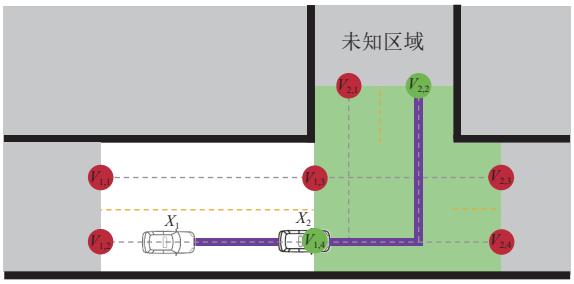


图 3 自主探索示意

Fig.3 Schematic of self-directed exploration

$$\partial\varepsilon = \varepsilon_{\mathrm{e}} \cap \varepsilon_{\mathrm{u}} \tag{1}$$

在井下环境中，这些边界通常是机器人当前能够感知的未知区域与已知区域之间的分界线，机器人通过激光雷达和其他传感器设备实时获取。

候选点生成与信息增益计算：边界$\partial\varepsilon$确定后，算法会生成位于未知区域ε_{u}内的多个候选点集合$p_1, p_2, \cdots, p_n$，作为机器人探索的潜在目标。为了选择最优的候选点，算法通过信息增益评价函数对每个候选点进行打分。信息增益$G(p_i)$通过计算从候选点p_i能观测到的未知体素数量来评估该点的探索价值：

$$G(p_i) = \sum\nolimits_{v_i \in V_{\mathrm{u}}(p_i)} w(v_j) \tag{2}$$

式中：$V_{\mathrm{u}}(p_i)$表示从候选点p_i能够看到的未知体素集合，w表示体素v_j的权重，通常与该体素的重要性或者与候选点的距离有关，w作为不同场景应用下的自适应参数，可以根据不同场景的需要调节来引导机器人执行不同的探索策略。信息增益越高，说明该点的探索价值越大。

约束距离与最优候选点选择：通过计算所有候选点的信息增益，选择得分最高的点$p^{\#}$作为机器人下一步探索的目标点候选：

$$p* = \arg\nolimits_{p_i \in \{p_1, p_2, \cdots, p_n\}} \max G(p_i) \tag{3}$$

接着，基于选定的目标候选点$p_1^{\#}, p_2^{\#}, \cdots p_m^{\#}$，机器人进行路径规划，确定从当前位置$x_{\mathrm{cur}}$到目标点$p_i^{\#}$的最优路径。假设路径规划结果为$P = x_1, x_2, \cdots, x_m$，其中，$x_1 = x_{\mathrm{cur}}$，$x_m = p_i^{\#}$，路径规划考虑了环境中的障碍物与安全规则的强约束，确保机器人遵守井下作业的安全规范，因此机器人，通过最短规划路径来筛选最优候选点：

$$p* = \mathrm{dis}[\min(p_1^{\#}, p_2^{\#}, \cdots, p_3^{\#})] \tag{4}$$

具体的，dis()表示规则约束下机器人导航至目标点候选的有效距离 (忽略未知区域的障碍物)，即目标候选点中具有最短约束导航距离的点被选为最优导航点$p*$。

边界更新与探索扩展：当机器人到达目标点$p*$后，已探索区域ε_{e}会被更新为：

$$\varepsilon_{\mathrm{e}} \leftarrow \varepsilon_{\mathrm{e}} \cup V_{\mathrm{e}}(p^*) \tag{5}$$

式中：$V_{\mathrm{e}}(p*)$为与目标点$p*$相邻的未知区域体素集合，这些体素将被加入到已探索区域。随之更新的还有边界$\partial\varepsilon$，它会变得更广，代表新的已探索区域与未知区域的交界部分。

该边界拓展算法通过信息增益引导机器人选择具有高信息价值的探索点，最大化了每次探索的效率。此外，机器人在路径规划和行动选择中始终遵循井下作业规则，避免进入危险区域。通过基于信息增益的边界拓展算法，机器人能够高效地在井下环境中进行自主探索，逐步构建起环境地图。

2.3 基于拓扑空间简化的自主导航方法

在井下巡检任务中，机器人不仅需要在未知环境中进行有效探索，还需遵循井下的交通规则、安全行驶并高效到达目标区域。为了实现这一目标，提出了一种基于拓扑空间简化的自主导航方法。该方法通过简化机器人的可行驶区域，并结合井下交通规则，

优化了路径规划和状态转移过程, 提高了导航效率和安全性。

拓扑空间简化: 在传统的路径规划中, 机器人通常需要考虑整个环境的连续空间。然而, 井下环境具有高度结构化的特点, 机器人在行驶过程中只需关注车道、通道等可通行区域, 而不必处理所有空间中的每个细节。因此, 笔者通过将环境中的可通行区域抽象为拓扑空间, 极大地简化了搜索空间, 如图 4 所示。设定环境的拓扑空间为$T = \langle V, E\rangle$, 其中 V 表示拓扑空间中的节点集合, E 表示节点之间的边集合。每个节点$v_i \in V$代表一个具有特定位置和行驶方向的车道中心线或通道入口, 而每条边$\varepsilon_{ij} \in E$表示 2 个节点之间的可行驶路径。通过这种拓扑表示, 机器人不再需要对整个环境进行全面的路径搜索, 而是只需在简化的拓扑图中进行路径规划。得益于拓扑空间的简化, 机器人在空间搜索层面避免了安全规则约束外的危险区间, 这有效地降低了机器人的危险导航行为。同时, 可通行拓扑空间的压缩一方面显著减少了后续状态转移搜索的可行域, 提升机器人搜索的效率。

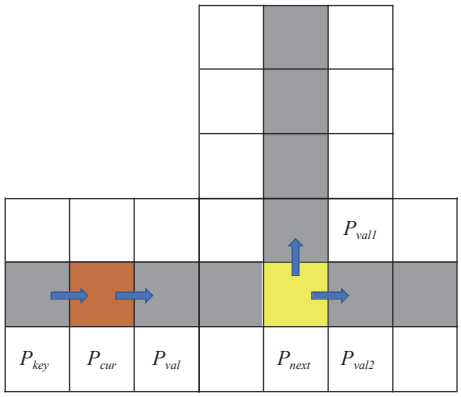


图 4　基于拓扑空间简化自主导航方法节点扩展

Fig.4　Node extension of autonomous navigation method based on topological space simplification

基于拓扑空间的状态转移: 基于拓扑空间简化的自主导航方法通过将机器人的运动约束为拓扑图中的节点和边, 使得路径规划能够更有效地进行。在每个时间步, 机器人从一个节点v_i移动到相邻节点v_j, 并根据井下的交通规则选择合适的移动方向。假设机器人当前的状态为$S_c = (v_i, \theta_i)$, 其中v_i表示当前位置的节点, θ_i表示机器人在该节点的朝向。机器人根据拓扑图中的连接边ε_{ij}计算下一步的状态$S_n = (v_j, \theta_j)$, 其中v_j是目标节点, θ_j是到达节点v_j后的朝向。在实际的导航过程中, 机器人需要依据预设的规则进行状态转移, 例如遵循“靠右行驶”或避开危险区域等安全约束。这些约束通过定义一个规则集$R = r_1, r_2, \cdots, r_n$来表示, 每个规则$r_i$限制了机器人在状态转移过程中的可行方向。例如, 规则 可以表示机器人在遇到分岔点时, 必须选择右侧的路径。

路径规划与状态更新: 机器人在拓扑空间中进行路径规划时, 首先根据当前状态和目标状态S_g通过 A*算法在简化拓扑空间与规则集 R 双约束下计算一条最优路径 P。在路径规划过程中, 机器人通过选择符合规则集 R 的路径, 确保在遵循安全约束的同时, 能够最短时间内到达目标区域。路径规划结果 P 为一个由一系列节点组成的路径$P = v_1, v_2, \cdots, v_k$, 机器人依次从节点$v_1$移动到$v_2$, 再到$v_3$, 直到到达目标节点$v_k$。在每一步的状态转移中, 机器人根据当前的节点和行驶方向更新自己的状态, 并在拓扑图中找到相应的下一节点。

基于拓扑空间简化的自主导航方法有效减少了机器人在复杂环境中的路径搜索空间, 使得路径规划过程更加高效。同时, 通过将井下的交通规则融入路径规划与状态转移过程中, 保证了机器人的安全性。通过基于拓扑空间简化的自主导航方法, 实现了巡检机器人在复杂井下环境中的高效、安全导航。

2.4　基于局部路径簇采样的局部导航方法

在机器人自主导航中, 特别是在井下复杂环境中, 避免与动态障碍物发生碰撞是一个重要挑战。为了实现这一目标, 笔者采用了一种基于局部路径簇采样的局部导航方法, 该方法能够实时生成多个局部路径, 并通过评估代价函数选择最优路径, 以避免碰撞并确保平稳行驶。其主要分为 2 个主要流程:

1) 局部路径簇生成: 局部路径簇是 OpenPlanner 算法的关键, 其分段结构如图 5 所示, 主要由平滑段、入段和出段构成。平滑段为移动机器人后轴中心至平滑采样点的线段, 其长度决定了局部路径转向的平滑性, 各条局部路径的平滑段重合。入段为连接平滑段末端和各状态采样点的线段, 状态采样点位置由入段横向采样距离和入段纵向采样距离决定。出段为各状态采样点与最远局部规划点的连线, 可通过全局参考路径的平移得到。由于状态采样后的初始局部路径簇在分段连接点处存在较大转折, 所以需进行路径平滑处理。OpenPlanner 算法将路径平滑转换为无约束的优化问题, 采用梯度下降方法求解平滑后的局部路径簇。

2) 最优路径筛选: 生成的局部路径簇需要通过评价函数来筛选最优路径。评价函数综合考虑了以下代价。中心线代价, 度量单个采样周期内各条局部路径出段偏离参考线的距离, 确保路径保持在车道中心。过渡代价, 度量单个采样周期内车辆当前位姿与各条

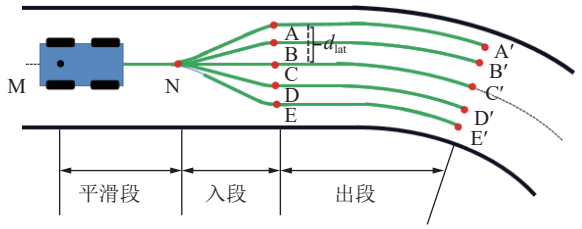


图 5 局部路径簇采样过程

Fig.5 Local path cluster sampling process

局部路径出段距离的代价，限制最优路径的频繁变化，保证平稳转向。障碍物代价，度量单个采样周期内各条局部路径与障碍物接近程度的代价，避免路径与障碍物发生碰撞。评价函数通过对中心线代价、过渡代价以及障碍物代价的加权求和得到对应局部路径的得分值，通过筛选单个周期内得分最高的局部轨迹作为最优轨迹给到移动机器人跟踪执行。

3 仿真实验与分析

3.1 仿真平台搭建与实验设置

为了评估提出算法的有效性，我们基于 ROS 机器人系统，在 Gazebo 中搭建了一个封闭的交叉道路场景，如图 6 所示，其左右长约 112 m，上下宽约 88 m，道路宽约 8 m，为双向单车道。其中共四条道路交叉形成具有十字路口、丁字路口，U 形回弯以及断头路的复杂场景。其中仿真平台代替感知定位系统提供机器人的实时定位，所有测试均采用相同的模拟机器人平台，机器人最大速度设为 2 m/s，激光雷达的最大传感器范围设为半径 9 m 的圆形范围。每种方法运行 3 次，从相同起点出发计时，直到机器人回到起点位置停止移动，则运行结束，记录探索耗时及机器人移动轨迹长度。

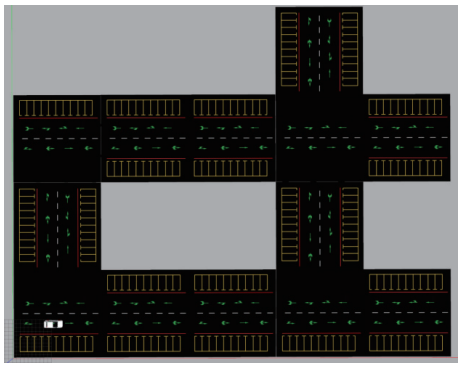


图 6 Gazebo 仿真环境

Fig.6 Gazebo simulation environment

算法运行环境为 Ubuntu20.04 操作系统，ROS noetic 环境，处理器为 Intel(R) Core(TM)i5-10400F,主频为 2.9 GHz，内存为 16 GB。所有算法均采用单个 CPU 线程。

3.2 对比方法设置

为验证提出算法的有效性，我们在搭建的仿真环境进行了基准环境模拟实验，在实验中与另外 2 种同样优秀且先进的算法进行对比，它们也分别代表了自主探索中基于采样和基于边界的 2 种主流方法。

DSVP[14]**:** 一种基于 RRT 采样视点的 2 个阶段探索方法，通过动态扩展找到信息增益最大的树分支作为下一个前往的视点。

TARE[10]**:** 一种基于前沿的分层探索方法，通过局部范围规划详细路径，全局范围规划粗略路径，局部路径和全局路径在边界上相连，形成探索路径。

3.3 机器人在未知场景下的探索性能实验

针对移动机器人在未知环境中自主探索的效率问题，对比了在实际机器人上被广泛应用的自主探索算法 DSVP[10]以及 TARE[14]，并在构建的仿真井下巷道场景内评估整个系统构建完整地图的耗时以及行驶轨迹的长度。这里仅仅是将所提的整体机器人系统中的自主探索模块中的方法替换成对比方法，其余模块依然与本研究方法保持一致，由于对比方法可能会将机器人应导致非安全区域且可视范围内不存在安全点，此时，导航方法由普通 A*算法接替。轨迹长度与探索耗时对比见表 1。实验算法相较于对比方法具有最高的导航效率。图 7 中，可以明显看出 DSVP 算法的轨迹存在大量重复轨迹，这是由于 RRT 采样视点存在随机性。从表 2 可知，该算法行驶轨迹的长度以及耗时均为最长。TARE 算法同样存在轨迹重复的情况，这是由于轨迹选择未考虑未知区域覆盖率。同时，由于 2 种算法的轨迹均在空间内自由生成，未考虑运动学及规则约束，导致 2 种算法行驶轨迹均未按照驾驶规则在道路内行驶，且轨迹存在大量“尖点”这种不符合车辆运动学约束的情况。相比之下，实验算法在相同井下环境中实现了安全规则约束下的探索轨迹，并在导航过程中严格在道路内部靠右行驶，而对比方法在过程中并没有严格的遵守安全约束，且

表 1 自主探索算法对比实验结果

Table 1 Comparative experimental results of autonomous exploring algorithms

算法	轨迹长度/m	探索耗时/s
DSVP[10]	649.3	342.42
TARE[14]	507.7	274.66
实验算法	371.9	223.10

实验方法相比 DSVP 和 TARE 算法，轨迹长度分别下降了 42.8% 和 26.8%，探索耗时分别下降了 34.8% 和 18.6%。仿真结果表明，所提算法能很好满

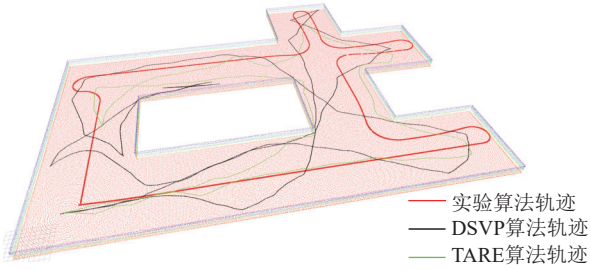


图 7　探索性能对比实验

Fig.7　Exploratory performance comparison test

表 2　规划算法对比实验结果

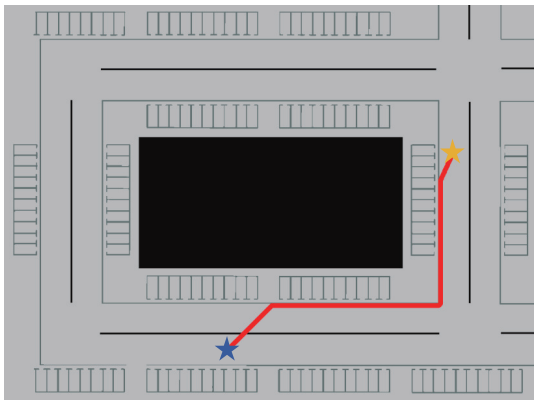
Table 2　Comparative experimental results of planning algorithms

场景	算法	路径长度/m	规划耗时/ms
场景1	A*算法	75.2	40.22
	实验算法	145.0	0.81
场景2	A*算法	65.6	30.69
	实验算法	114.6	0.74

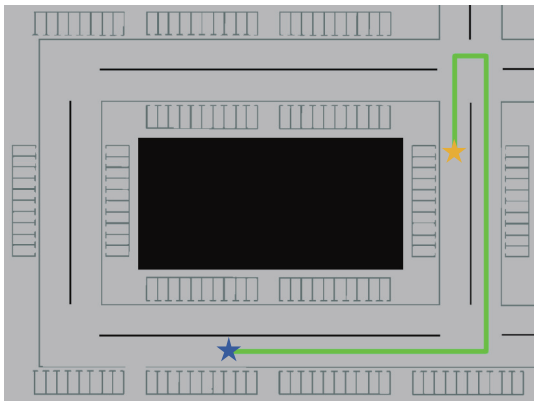
足驾驶规则约束的同时，降低轨迹长度及探索耗时。

3.4　机器人在规则约束下的导航性能实验

本节重点通过仿真实验说明所提的基于拓扑空间简化的 A*算法在井下安全规则约束下的导航性能，仿真结果如图 8 所示。在对比实验中，仿真场景中设置相同起点，不同终点的 2 种场景进行对比实验，2 种场景分别代表了车辆在道路行驶中常见的 2 种行驶状态，蓝色星形表示起点，黄色星形表示终点，红色路线表示传统 A*搜索形成的路径，绿色路线表示基于拓扑空间简化的 A*算法搜索形成的路径。从仿真结果不难看出，传统 A*算法在面对 当前场景时，仍遵循局部最优的原则，不考虑道路的行驶方向 (靠右行驶)，可行驶区域等驾驶规则的约束，使得生成的路径并不能给到车辆行驶。例如在面对需要掉头进入对向车道的情况时，传统 A*算法选择跨过中间实线到达对向车道，如图 8a；在需要绕远到达时，传统 A*根据局部最短路径原则，逆向行驶到达终点，如图 9a。而基于拓扑空间简化的 A*算法在面对上述 2 种情况时，均可实现按照靠右行驶的原则到达目标点，如图 8b、图 9b，当目标点在对向车道时，该算法能实现在路口掉头进入对向车道并到达目标点。同时，由表 1 可知，得益于搜索空间拓扑简化以及行驶方向的构建，虽然相同的终点在 2 种场景下得到的规划路径长度均增加了，但场景一下规划耗时降低 98.0%，场景二下规划耗时降低了 97.6%，在均完成规划任务的同时，简化后的拓扑地图仅占用 56 个字节，而原始栅格地图需占用 152 个字节，地图内存占用降低了 63.2%。总结来说，根据对比实验结果可以看出，基于规则的 A*对比传统 A*，能实现满足驾驶规则约束的路径规划，路径可供车辆在实际道路中安全行驶，同时地图内存占用降低了 63.2%，规划平均耗时降低了约 98%，结果表明实验算法相比于传统 A*算法有着更好的规划效果，同时，显著降低的计算时间和地图内存占用率也使得实验方法能够更加适合算力受限的机器人平台，降低了算法应用的硬件成本。



(a) 场景一A*算法



(b) 场景一规则约束下导航算法

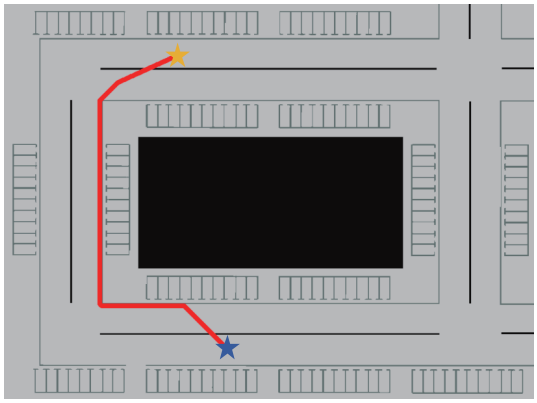
图 8　场景一导航算法效果对比

Fig.8　Comparison of algorithm effect in scene 1

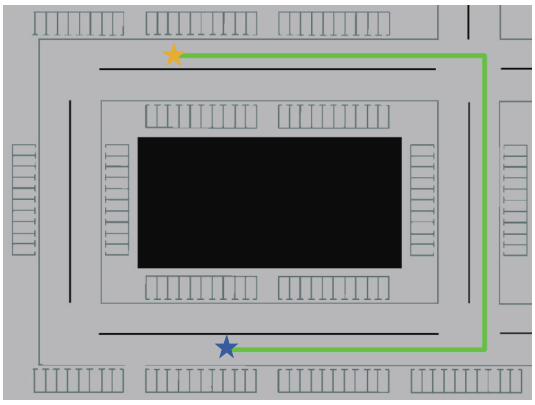
4　真实实验与分析

4.1　物理机器人平台搭建与实验设置

针对物理的真实实验，硬件方面：笔者使用 1 台四轮差速底盘的移动机器人作为实验平台，如图 10 所示，其由 2 个前视摄像头、1 个 16 线激光雷达、1 台 GPS 以及运行整个算法的英伟达 AGX Xavier 主机组成。软件方面：主机搭载 Ubuntu20.04 系统以及 ROS noetic 系统，感知系统利用摄像头以及激光雷达实现对障碍物的识别、道路边界的识别从而拟合出道路中心线；定位系统利用激光雷达和机载的 IMU 模块，通过卡尔曼滤波实现机器人的初始定位。



(a) 场景二A*算法



(b) 场景二规则约束下导航算法

图 9 场景二导航算法效果对比

Fig.9 Comparison of algorithm effect in scene 2

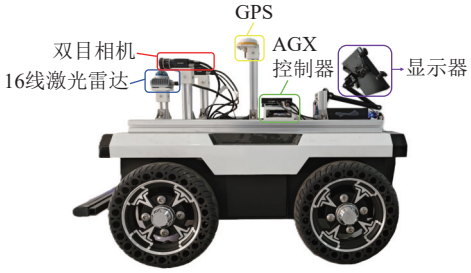


图 10 四轮差速机器人实验平台

Fig.10 Four wheel differential robot experimental platform

由于条件限制以及安全性考虑，真实实验选择了 2 个类井下巷道场景的长廊进行实验，场景一拥有 2 个长约 80 m，宽 3 m，高约 3 m 的长廊交叉组成，并存在多个分岔口。场景二拥有 1 个长约 50 m 的走廊及交叉的十字路口。选择在长廊的一端作为起点，算法启动开始记录时间，当机器人完成整个空间探索再次回到起点作为结束，记录整体算法耗时及轨迹长度以测试算法性能。

4.2 机器人在类井下巷道场景下的探索与导航性能实验

如图 11、图 12 所示，其中黑色轨迹为机器人完成整个空间探索的行驶轨迹，实验结果表明，基于实验方法的机器人能够高效地完成整个长廊的探索任务，并且能够在面对多个复杂的分岔路口时，做出正确的导航决策。机器人在通过分岔口时，能够严格遵循井下作业规则 (如“靠右行驶”)，避免了路径的无效迂回和不符合运动学约束的行为。

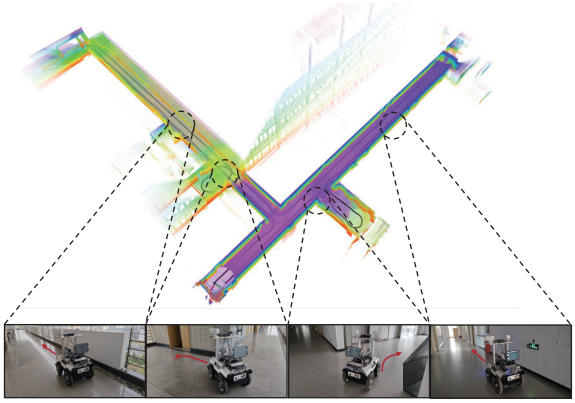


图 11 类井下巷道场景探索与导航实验一效果

Fig.11 Exploring and navigating the class underground tunnel scene Experiment 1 effect diagram

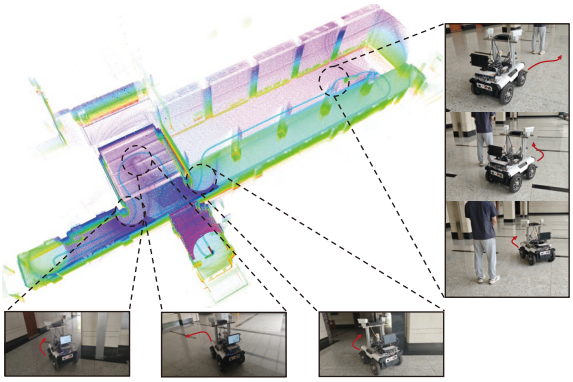


图 12 类井下巷道场景探索与导航实验二效果

Fig.12 Exploring and navigating the class underground tunnel scene Experiment 2 effect diagram

实验中，机器人依靠激光雷达和 IMU 传感器获取环境信息，并通过提出的基于信息增益的边界拓展算法和简化拓扑的导航算法，实时构建地图，同时在路径规划中始终遵守井下安全规则。与传统方法相比，机器人在探索效率、路径规划时间和导航精度等方面都有了显著提升。这些实验验证了所提系统的实用性和鲁棒性。

5 结 语

本研究提出了一种针对井下复杂环境的巡检机器人自主探索与安全导航系统，旨在提高巡检效率并确保安全性。通过创新性地引入基于信息增益的边界拓展算法和简化拓扑的约束导航算法，有效地解决了传统方法在环境复杂性和安全约束下的不足。仿

真与实际实验结果表明, 所提系统在导航效率、路径规划和安全性方面均有显著提升, 相较于现有算法, 实验方法能够在遵守安全规则的前提下减少轨迹长度分别为 42.8% 和 26.8%, 探索耗时分别下降了 34.8% 和 18.6%。此外, 简化的拓扑空间不仅提升了计算效率, 还降低了约 98% 的内存占用, 使得系统更适合资源受限的机器人平台。该研究为井下巡检机器人在复杂环境中的应用提供了可行的解决方案。

参考文献(References):

[1] YAMAUCHI B. A frontier-based approach for autonomous exploration[C]//Proceedings 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation CIRA'97. 'towards New Computational Principles for Robotics and Automation'. Piscataway, NJ: IEEE, 1997: 146−151.

[2] HOLZ D, BASILICO N, AMIGONI F, et al. Evaluating the efficiency of frontier-based exploration strategies[C]//ISR 2010 (41st International Symposium on Robotics) and ROBOTIK 2010 (6th German Conference on Robotics). VDE2010: 1−8.

[3] MENG Z H, QIN H L, CHEN Z Y, et al. A two-stage optimized next-view planning framework for 3-D unknown environment exploration, and structural reconstruction[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(3): 1680−1687.

[4] KULICH M, FAIGL J, PŘEUČIL L. On distance utility in the exploration task[C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 4455−4460.

[5] FAIGL J, KULICH M. On determination of goal candidates in frontier-based multi-robot exploration[C]//2013 European Conference on Mobile Robots. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 210−215.

[6] DANG T, TRANZATTO M, KHATTAK S, et al. Graph-based subterranean exploration path planning using aerial and legged robots[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(8): 1363−1388.

[7] BIRCHER A, KAMEL M, ALEXIS K, et al. Receding horizon "next-best-view" planner for 3D exploration[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 1462−1468.

[8] PAPACHRISTOS C, KHATTAK S, ALEXIS K. Uncertainty-aware receding horizon exploration and mapping using aerial robots[C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 4568−4575.

[9] WEBB D J, VAN DEN BERG J. Kinodynamic RRT*: Asymptotically optimal motion planning for robots with linear dynamics[C]//2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 5054−5061.

[10] ZHU H B, CAO C, XIA Y K, et al. DSVP: Dual-stage viewpoint planner for rapid exploration by dynamic expansion[C]//2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 7623−7630.

[11] KULKARNI M, DHARMADHIKARI M, TRANZATTO M, et al. Autonomous teamed exploration of subterranean environments using legged and aerial robots[C]//2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 3306−3313.

[12] 齐立哲, 何东东, 陈骞, 等. 基于拓扑地图的移动机器人室内环境高效自主探索算法[J]. 机器人, 2023, 45(3): 313−320, 332.
QI Lizhe, HE Dongdong, CHEN Qian, et al. An efficient autonomous exploration algorithm of indoor environment for mobile robots using topological map[J]. Robot, 2023, 45(3): 313−320,332.

[13] WITTING C, FEHR M, BÄHNEMANN R, et al. History-aware autonomous exploration in confined environments using MAVs[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 1−9.

[14] CAO C, ZHU H B, CHOSET H, et al. TARE: A hierarchical framework for efficiently exploring complex 3D environments[C]//Robotics: Science and Systems XVII. Robotics: Science and Systems Foundation, 2021: 2.

[15] 杨文娟, 张冉, 张旭辉, 等. 掘进巷道狭长受限空间的掘锚设备避碰路径规划方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(S1): 483−496.
YANG Wenjuan, ZHANG Ran, ZHANG Xuhui, et al. Study on collision avoidance path planning method of anchor digging equipment in long and narrow confined space of driving roadway[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(S1): 483−496.

[16] 贺广文, 秦冠龙, 赵学军. 基于改进 A*算法的无轨胶轮车井下路径规划[J]. 能源与环保, 2024, 46(9): 199−206, 212.
HE Guangwen, QIN Guanlong, ZHAO Xuejun. Underground path planning of trackless rubber wheeled vehicle based on improved A* algorithm[J]. China Energy and Environmental Protection, 2024, 46(9): 199−206,212.

[17] 鲍久圣, 张牧野, 葛世荣, 等. 基于改进 A*和人工势场算法的无轨胶轮车井下无人驾驶路径规划[J]. 煤炭学报, 2022, 47(3): 1347−1360.
BAO Jiusheng, ZHANG Muye, GE Shirong, et al. Underground driverless path planning of trackless rubber tyred vehicle based on improved A* and artificial potential field algorithm[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(3): 1347−1360.

[18] 韩燕南, 高文, 贺耀宜. 基于精确定位技术的煤矿井下小型车避让预警方法[J]. 煤矿安全, 2024, 55(12): 243−249.
HAN Yannan, GAO Wen, HE Yaoyi. Avoidance warning method for small vehicles in coal mine based on precise positioning technology[J]. Safety in Coal Mines, 2024, 55(12): 243−249.

[19] 李芳威, 鲍久圣, 王陈, 等. 基于 LD 改进 Cartographer 建图算法的无人驾驶无轨胶轮车井下 SLAM 自主导航方法及试验[J]. 煤炭学报, 2024, 49(S2): 1271−1284.
LI Fangwei, BAO Jiusheng, WANG Chen, et al. SLAM autonomous navigation method and experiment of underground unmanned trackless rubber-tyred vehicle based on LD improved Cartographer mapping algorithm[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(S2): 1271−1284.

[20] 颜玮杉, 陈敏, 程煌坤, 等. 基于语义拓扑结构的井下无人机自主飞行路径规划方法[J]. 机械设计与研究, 2024, 40(4): 61−66, 73.
YAN Weishan, CHEN Min, CHENG Huangkun, et al. Autonomous path planning method of underground UAV based on semantic topology[J]. Machine Design & Research, 2024, 40(4): 61−66,73.

[21] 邵小强, 刘明乾, 马博, 等. 基于阻塞栅格地图的煤矿救援机器人路径规划[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(7): 249−261.
SHAO Xiaoqiang, LIU Mingqian, MA Bo, et al. Path planning of coal mine rescue robot based on blocked grid map[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(7): 249−261.