

基于IMU-LiDAR紧耦合的煤矿防冲钻孔机器人定位导航方法

司垒, 王忠宾, 魏东, 顾进恒, 闫海峰, 谭超, 朱远胜

(中国矿业大学机电工程学院, 江苏徐州 221116)

摘要:防冲钻孔机器人是冲击地压矿井卸压的关键设备,其在复杂卸压巷道的精确地图构建和的稳定导航是实现钻孔作业智能化的基础和前提。在分析激光雷达点云畸变成因和同步定位与地图构建(SLAM)算法缺陷的基础上,设计了基于惯性测量单元(IMU)连续时间轨迹的点云畸变矫正方法,建立了激光雷达和IMU的数据融合模型,提出了基于IMU-LiDAR紧耦合的防冲钻孔机器人定位建图方法。根据煤矿卸压巷道特点建立了密闭坡道模型,开展了建图效果仿真分析,结果表明,所提算法在定位精度、轨迹误差方面均优于现有常用算法。在此基础上,设计了基于改进人工势场法和快速扩展随机树的动态路径规划方法,建立了适用于防冲钻孔机器人的路径规划与导航融合方案,并设计了2种仿真运动场景,结果表明,所提路径规划方法在全局路径规划和动态路径规划的平均路径长度、平均运行时间、平均生成节点数等方面均具有较好的综合性能。为进一步验证防冲钻孔机器人定位导航方法的实用性,在校内模拟巷道、地面实验基地和井下卸压巷道等场景下开展了多组对比实验,结果表明:将IMU数据与LiDAR数据紧耦合后,所提方法的定位建图精度明显提高,在特征退化场景中具有优越的定位建图性能,且规划路径的运算效率和路径代价方面均具有良好的表现,验证了所提定位导航方法在多种场景中的可行性和优越性。

关键词:防冲钻孔机器人;同步定位与地图构建;惯性-雷达融合;定位导航;路径规划

中图分类号:TD42 **文献标志码:**A **文章编号:**0253-9993(2024)04-2179-16

Positioning and navigation method of underground drilling robot for rock-burst prevention based on IMU-LiDAR tight coupling

SI Lei, WANG Zhongbin, WEI Dong, GU Jinheng, YAN Haifeng, TAN Chao, ZHU Yuansheng

(School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: The drilling robot for rock-burst prevention is the key equipment for pressure relief in rock-burst mines, and its accurate map construction and stable navigation under complex working conditions are the basis and premise for realizing intelligent drilling operations. Based on the analysis of the causes of point cloud distortion of LiDAR and the defects of classical SLAM algorithm, a point cloud distortion correction method based on the IMU continuous time trajectory is proposed, a data fusion model of LiDAR and IMU is established, and the positioning and mapping process of drilling robot

收稿日期: 2023-07-07 修回日期: 2023-10-20 责任编辑: 王凡 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2023.0832

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2020YFB1314200); 江苏高校优势学科建设工程资助项目(苏政办发[2018]87号)

作者简介: 司垒(1987—),男,江苏徐州人,副教授。E-mail: sileicool@163.com

通讯作者: 王忠宾(1972—),男,安徽宿州人,教授。E-mail: wzbcmeec@163.com

引用格式: 司垒,王忠宾,魏东,等.基于IMU-LiDAR紧耦合的煤矿防冲钻孔机器人定位导航方法[J].煤炭学报,2024,49(4):2179-2194.

SI Lei, WANG Zhongbin, WEI Dong, et al. Positioning and navigation method of underground drilling robot for rock-burst prevention based on IMU-LiDAR tight coupling[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(4): 2179-2194.



移动阅读

based on the IMU-LiDAR tight coupling is designed. A closed ramp model is built based on the characteristics of coal mine pressure relief roadways, and the simulation analysis of the mapping effect is conducted. The results show that the proposed mapping algorithm outperforms existing commonly used methods in terms of positioning accuracy and trajectory error. On this basis, a dynamic path planning method based on the improved artificial potential field and rapidly-exploring random tree is proposed, and a path planning and navigation fusion scheme suitable for drilling robot is designed. Two simulation motion scenarios are then designed, and the results indicate that the proposed path planning method has a better comprehensive performance in terms of average path length, average running time, and average number of generated nodes in both global and dynamic path planning. In order to further verify the practicality of the positioning and navigation method, multiple comparative experiments are conducted in a simulated roadway, ground experimental base and underground pressure relief roadway, and the results indicate that after tightly coupling IMU data with LiDAR data, the positioning accuracy of the proposed method is significantly improved and has a superior positioning performance in feature degradation scenarios. In addition, the planning path has better performance in terms of computational efficiency and cost. The results prove the feasibility and superiority of the proposed positioning and navigation method in various scenarios.

Key words: drilling robot for rock-burst prevention; simultaneous localization and mapping; inertial-LiDAR fusion; positioning and navigation; path planning

深部矿井开采时常伴有冲击地压的发生,近年来我国已有 200 余座煤矿发生过冲击地压,频次与强度较 80 年代均有大幅增加^[1]。钻孔卸压是防治冲击地压的重要方法,目前主要依靠工人进入危险区域操控卸压,存在较大的安全隐患。因此,利用钻孔机器人代替人工进行打孔卸压作业不仅能够避免安全生产事故的发生,还可以大幅减轻工人劳动强度,而首先,就需要解决钻孔机器人的定位建图和自主导航问题。

即时定位与地图构建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)^[2]是移动机器人领域的一个关键技术,它利用激光雷达等传感器巧妙解决了在复杂场景中建立地图和实时定位并行的问题。国内外学者首先利用二维激光雷达实现 SLAM 方案。1988 年,SMITH 等^[3]提出了基于改进卡尔曼滤波的 EKF-SLAM 算法,成为第 1 个以滤波器为核心的定位建图算法。2016 年,谷歌公司提出了 Cartographer 算法,该算法引入图优化的思想对栅格地图进行局部和全局优化,提供了除滤波器优化之外的可能^[4]。文献[5-7]提出了基于 Cartographer 框架的 SLAM 算法,并应用于矿井环境中的机器人定位与导航。但由于二维激光雷达所提供的空间信息较少、更适用于平坦地面,所以地势起伏的卸压巷道中尚未有出色表现。

利用三维激光雷达可以构建更加细致的环境点云地图,近年来国内外学者针对三维激光雷达 SLAM 做了大量研究。2014 年,张辑等^[8]提出了激光雷达里程计与地图构建方案 (Lidar Odometry and Mapping, LOAM),该方案将复杂的 SLAM 问题划分为高频的里程计和低频的精细配准,实现了低计算资源消耗下

的低漂移、高精度点云地图构建。LOAM 算法在 KITTI 数据集上的表现优于其它 SLAM 算法,但其没有回环检测和后端优化,无法处理大幅度的旋转运动。2018 年,SHAN 等^[9]提出了轻量级和地面优化的激光雷达里程计与地图构建算法 (Lightweight and Ground-Optimized Lidar Odometry and Mapping, LeGO-LOAM),该算法在 LOAM 的基础上加入了基于点云分割的数据预处理、闭环检测和后端优化模块,并在里程计模块采用了 2 步 Levenberg-Marquardt 优化算法,这是目前较完整的 3D 激光雷达 SLAM 方案。例如,柴梦娜等^[10]提出了一种基于正态分布变换 (Normal Distributions Transform, NDT) 的 2 步回环检测方法,充分利用 NDT 配准中点云均值与方差特征,有效减小大规模建图的累计误差。李猛钢等^[11]提出了一种利用 NDT 进行特征匹配的 3D 激光雷达算法,并成功应用于煤矿井下巷道的地图构建。

上述 LOAM 系列算法,仅用激光雷达里程计进行地图构建并取得一定效果,但是随着场景复杂程度增加,仅靠激光雷达无法满足现实需求,因此后续研究者们提出了将激光雷达与其它传感器相融合的方法。张辑等^[12]在 LOAM 基础上利用视觉里程计高频地估计位姿,利用激光里程计低频地优化位姿并校准漂移。KARAM 等^[13]将惯性测量单元 (Inertial Measurement Unit, IMU) 与激光雷达融合用于室内测绘,在一定程度上提高了算法的鲁棒性。LI 等^[14]利用 CRFs 方法对激光雷达和视觉传感器的融合建图结果进行了优化,获得了较高精度的三维语义地图,为导航提供了强有力的指导。SHAN 等^[15]提出了基于因子图

的多传感器融合算法框架 (LIO-SAM), 将 GPS 因子、激光里程计因子和 IMU 因子相结合, 增强了整个系统的建图性能。

利用 SLAM 算法构建的环境地图一般用于机器人的定位导航, 而路径规划是实现机器人导航的主要方法, 也是连接环境感知和底层控制的关键技术。近年来, 研究者们将经典路径规划算法应用于煤矿机器人的运动控制。田子建等^[16]基于人工势场法 (Artificial Potential Field, APF) 提出了“全局势场线”概念, 使煤矿井下导航装置在局部路径规划的同时, 充分考虑到全局的规划信息, 从而选取最优的路径进行导航。马宏伟等^[17]研究了煤矿井下移动机器人深度视觉自主导航技术, 设计了基于图搜索的 A* 路径规划方法, 并通过理论分析和实验测试验证了所提方法的有效性。金书奎等^[18]研究了基于概率路图 (Probabilistic Road Map, PRM) 的路径规划算法, 并成功用于煤矿水泵房巡检机器人。

利用激光雷达等视觉传感器实现实时避障是目前的主流研究方向。杨健健等^[19]使用激光雷达对观测井下环境中的障碍物进行检测并实时更新占据栅格地图, 并用 Hector SLAM 算法进行巷道边缘检测, 防止煤矿机器人碰壁。陈龙等^[20]利用激光雷达建立了露天矿区无人驾驶辅助运输车的运行环境 3D 点云图, 并用于辅助运输车的自动驾驶。近年来, 机器学习为路径规划带来了新的研究方向。黄金彪等^[21]提出了基于快速搜索随机树算法 (Rapidly-exploring Random Tree, RRT) 构建路径拓扑连通性的启发式策略, 并结合遗传算法实现了露天矿复杂路径条件下路径规划问题的快速求解。

通过对煤矿井下设备定位、激光雷达 SLAM 和煤矿机器人导航方法的研究现状分析可以看出, 当前研究仍然存在以下问题: ① 由于煤矿井下卸压巷道环境恶劣、杂物错乱、场景相似度较高、可用有效特征较少, 导致现有的激光雷达 SLAM 算法在点云匹配和回环检测方面表现不佳, 无法为防冲钻孔机器人提供精准定位和可靠地图; ② 传统的路径规划方法虽然在简单场景中表现良好, 但对于障碍物较多的煤矿井下适应性较差, 且卸压巷道环境狭长、浮尘和崎岖路面频现, 现有的路径规划方法无法直接用于防冲钻孔机器人在巷道行走作业中的自主导航。

针对以上研究现状及存在的问题, 笔者结合防冲钻孔机器人的作业环境对其定位建图和导航方法进行了深入研究, 提出了基于 IMU-LiDAR 紧耦合的防冲钻孔机器人定位导航方法, 重点解决 SLAM 精确建

图和运动路径规划 2 个关键技术问题, 并通过仿真分析和实验测试验证了所提方法的可行性和优越性。

1 基于 IMU 紧耦合的 SLAM 优化方法

由于煤矿卸压巷道环境恶劣, 地面上常用的单传感器定位或激光雷达与 IMU 松散耦合的 SLAM 方案在井下巷道的应用效果并不理想。因此, 首先对激光雷达和 IMU 收集的原始数据进行预处理, 采用紧耦合的方式将 2 种传感器数据融合以弥补单传感器的不足, 然后在经典 SLAM 框架基础上设计了更加适合防冲钻孔机器人在煤矿井下作业的定位建图方案, 最后通过仿真分析验证所提方案的有效性和稳定性。

1.1 点云预处理

1.1.1 点云畸变成因

常见的激光雷达一般使用飞行时间测距法 (Time of Fly, TOF) 来处理接收到的激光束反馈数据。然而, 在实际工作场景中, 激光雷达被固定安装在防冲钻孔机器人机体上, 并随着机器人行进的同时连续不断地收集周围环境信息。在这一过程中, 由于激光雷达的激光束发出和接收时刻的坐标系并不重合, 因此该点数据与真实数据之间存在观测误差, 表现在点云图中即为环形出现断层、扭曲或错位, 如图 1 所示。点云畸变给激光雷达的数据采集带来了极大的噪声, 最终影响周围环境的地图构建和机器人的精确定位。因此, 激光点云原始数据的去畸变处理对提高地图构建精度具有极其重要的意义^[22]。

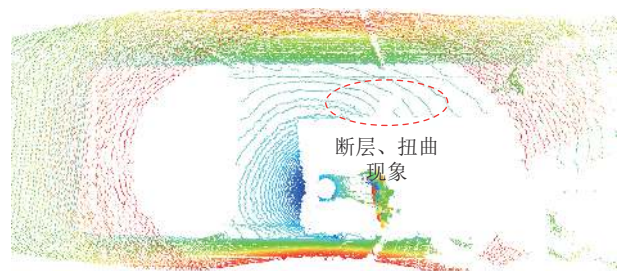


图 1 激光雷达运动采集点云数据可视化效果

Fig.1 Visualization of lidar motion acquisition point cloud data

1.1.2 基于 IMU 连续时间轨迹的点云畸变校正

连续时间轨迹法利用 IMU 的高频数据将钻孔机器人运动轨迹建模为关于时间的函数, 可以根据时间数据对位姿信息进行查询, 从而完成点云的畸变校正。由于 B 样条曲线具有几何不变性、凸包性、保凸性和局部支撑性等诸多优良性质, 在工程应用中较为广泛。时间连续轨迹法的核心就是利用 B 样条曲线在 3 次样条的情况下实现位姿变换连续、光滑的轨迹表示。3 次 B 样条曲线具有较为紧密的解析导数, 能够有效

拟合高频数据,易与 IMU 测量值匹配形成平滑的轨迹表示。但在处理三维旋转点云时可能会破坏曲线二阶连续可导的特性,利用李代数形成的累积基函数对连续轨迹进行参数化处理可以有效解决这一问题。

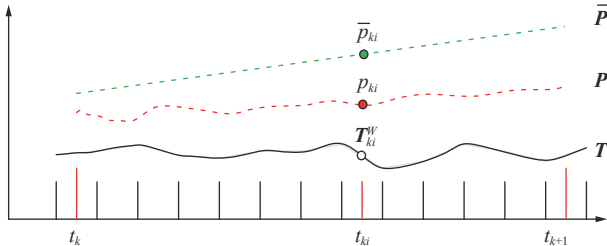
在 R^3 空间中, B 样条曲线的基本形式与累积形式可以相互转化,累加的形式易于表现轨迹平移,而有关姿态的平滑生成则有赖于李群中的矩阵操作。因此,笔者采用样条曲线的分裂表示,增设另一种样条曲线用于处理姿态,若其在 t 时刻有 s 个控制点 $(R_r, R_{r+1}, \dots, R_{r+s-1})$,则可以得到它在特殊正交群的累积函数 $R(t)$ 为

$$R(t) = R_r \prod_{u=1}^{s-1} \exp[\lambda_s(t) d_u^r] \quad (1)$$

$$d_u^r = \ln(R_{r+u-1}^{-1} R_{r+u})$$

其中, r 为 s 个控制点的起始点; u 为控制变量; R_r 为控制点; $\ln(\cdot)$ 为李群到李代数的对数映射; $\exp(\cdot)$ 为其逆运算; $\lambda(t)$ 为关于时间的函数; d_u^r 为控制点的差向量。

通过求式 (1) 中 B 样条曲线累积函数对时间的一阶导数和二阶导数,可以得到每一时刻的位移、速度、加速度、角速度等位姿信息。通过时间戳信息,即可实现对每一个点的畸变矫正,其原理如图 2 所示。



注: t_k 为激光雷达扫描初始时刻时间戳; t_{k+1} 为激光雷达扫描结束时刻时间戳; t_{ki} 为第 k 帧点云数据中第 i 个点的时间戳; \bar{p}_{ki} 为第 t_{ki} 时刻校正后的点云坐标; p_{ki} 为第 t_{ki} 时刻原始激光雷达点云坐标; T_{ki}^W 为世界坐标系 W 中第 t_{ki} 时刻的变换矩阵; T 为变换矩阵。

图 2 基于 IMU 连续时间轨迹的点云畸变矫正原理

Fig.2 Principle of point cloud distortion correction based on IMU continuous time trajectory

$$\bar{P} = \begin{bmatrix} R(t) & p(t) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} P \quad (2)$$

式中, P 为原始激光雷达点云; \bar{P} 为校正后的点云; $p(t)$ 为 t 时刻的激光点云信息。

1.2 基于 IMU 紧耦合的激光雷达里程计定位算法

1.2.1 经典算法框架存在的问题

上一节对激光雷达和 IMU 数据的预处理可以得到每一帧独立的激光雷达数据和 IMU 估测的位姿,但经典 LOAM 算法中激光雷达里程计估计过程依赖

于特征点的提取,在煤矿巷道中的应用存在以下问题:

① 煤矿井下存在的环境退化问题使其无法提取有用的特征点云,或将导致位姿估计失败;② 非平稳地面影响激光雷达的数据采集,复杂工况下的纯激光雷达 SLAM 算法缺乏数据校验。

针对上述问题,笔者在 LOAM 算法框架的基础上采用激光雷达与 IMU 紧耦合的数据融合方式以弥补纯激光雷达 SLAM 方案在煤矿井下鲁棒性低的缺陷,并提出了特征点云匹配与概率分布匹配相互补充的点云匹配方案,以快速完成激光雷达里程计估计,最终实现防冲钻孔机器人在煤矿卸压巷道的精准定位。

1.2.2 改进的激光雷达里程计定位算法

点云匹配是激光雷达里程计定位模块的核心,其匹配精度和运行效率直接影响防冲钻孔机器人的定位效果。由于传统 ICP 匹配方法计算量大、资源消耗多,而基于特征提取的 ICP 简化方法虽然在运行效率上有较大提升,但是过度依赖于环境特征,在煤矿巷道、长廊、空旷场地等场景中难以提取足够多的边界特征信息,极易出现匹配失败的情况。正态分布变换算法 (NDT) 不依赖于环境边界特征的提取,而是将激光雷达点云建模为基于正态分布的体素形式,适用于井下巷道环境退化场景。因此,为了提高激光雷达里程计模块点云匹配算法的运行效率,同时解决巷道场景下环境退化给特征提取带来的问题,笔者提出了一种改进的激光雷达里程计定位方法,IMU 以紧耦合的方式为点云匹配提供初始位姿估计,ICP 和 NDT 等 2 种匹配方法互助互补,为实现防冲钻孔机器人在煤矿井下的快速、精确定位提供新方案。

改进的激光雷达里程计定位建图方案如图 3 所示。IMU 数据经过处理后,生成关于时间的连续轨迹,通过对时间的查询即可获得该时刻的位姿变换信息;LiDAR 数据中的每一点都有 1 个采集时间戳,利用该采集时间戳,可在连续时间轨迹中查询获得该点采集时刻的真实坐标系,通过坐标变换将点进行逐一校正,最后得到校正后的点云。

对于校正后得到的 2 帧点云 \bar{P}_k 、 \bar{P}_{k+1} ,需要求得 2 者之间的位姿变换。由于简化 ICP 的匹配效率优于 NDT 方法,所以优先采用 ICP 匹配。若第 $k+1$ 帧的开始扫描时刻为 t_{k+1} ,通过轨迹查询得到该时刻 IMU 给出的位姿变换矩阵为 T_{k+1}^1 ,把 T_{k+1}^1 作为 ICP 匹配的初始位姿,得到最终的变换矩阵 T_{k+1}^{ICP} 。位姿变换矩阵 T_{k+1}^{ICP} 是否可以作为 \bar{P}_k 、 \bar{P}_{k+1} 的位姿变换估测结果需要满足 2 个条件:① 特征提取所得边缘点数量需满足式 (4) 的要求;② 变换矩阵 T_{k+1}^{ICP} 与 IMU 连续轨迹所

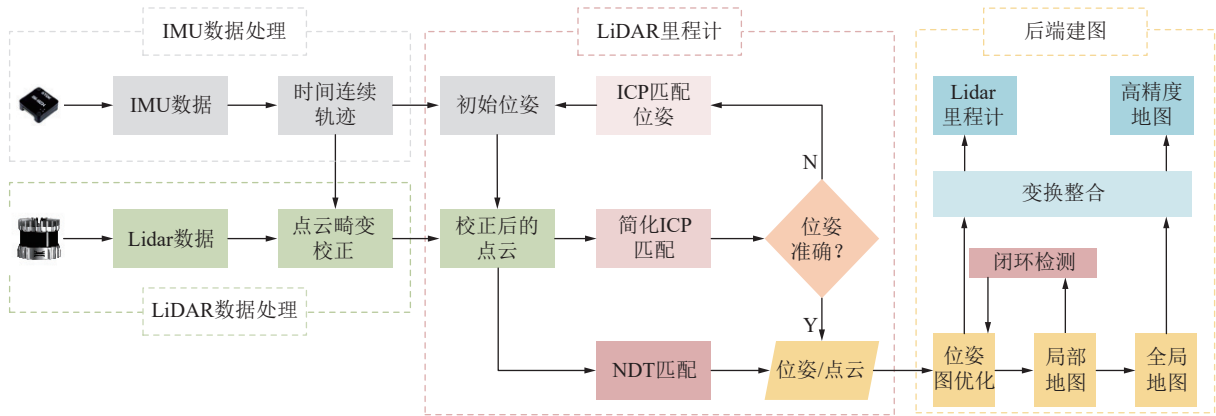


图 3 基于改进激光雷达里程计的定位建图架构

Fig.3 Framework of positioning and mapping based on improved lidar odometry

给的初始变换需满足式 (5) 的要求。

激光雷达在垂直线数为 N 、水平采样数为 H 的模式下, 所获得的点数量为其乘积, 若将环形点云等分为 n 份, 每份最多取 10 个边缘点, 则每一帧最大的边缘点数为

$$|F_c| = 5nN \quad (3)$$

$$|F_{c|k+1}| \geq \vartheta |F_c| \quad (4)$$

其中, ϑ 为比例系数, 此处取 $\vartheta=0.4$ 。若第 $k+1$ 帧中的边缘点数不满足要求, 则说明当前帧提取的特征没有代表性, 无法进行有效的点云匹配。

在短时间之内, IMU 所给定的轨迹不会出现大幅度漂移, 因此可将其给定的初始位姿变换作为判据之一为

$$\|T_{k+1}^{ICP} - T_{k+1}^I\| \leq \xi T_{k+1}^I, \xi \in (0, 1) \quad (5)$$

其中, ξ 为与 IMU 自身精度相关的系数, 若 ICP 得到的位姿变换在一定范围, 则判定为匹配成功。若不满足上述条件, 则更新初始变换为

$$T_{k+1}^{init} = \xi T_{k+1}^{ICP} - (1 - \xi) T_{k+1}^I \quad (6)$$

其中, T_{k+1}^{init} 为 $k+1$ 时刻更新后的初始变换矩阵。将更新后的初始变换作为参数传给 NDT 匹配算法, 用于求解 \bar{P}_k 、 \bar{P}_{k+1} 的位姿变换。将最终的位姿变换结果加入到里程计中, 实现防冲钻孔机器人在巷道中的快速、准确定位。上述匹配得到的里程计信息及变换后的点云将作为输入参与后端优化和建图。

1.2.3 基于图优化的巷道全局地图构建

虽然利用前端里程计的输出结果可得到更为精确的点云, 但是激光雷达本身的观测误差和里程计估计过程的计算误差将会随时间累积, 最终导致建图失败。因此, 将关键帧以位姿图的形式形成相关约束, 并通过闭环检测将构成回环的历史帧所转换的位姿

图加入优化过程进行位姿的优化, 从而消除累计误差、调整全局的轨迹和地图。同时, 通过关键帧选取形成的局部地图与现有全局地图以低频率进行精细匹配从而不间断地校正里程计的累积误差。另一方面, 局部地图以增量的形式不断添加、完善全局地图的环境细节, 最终完成全局地图构建, 后端地图构建和优化模块如图 3 所示。

1.3 建图效果的仿真测试

为了验证防冲钻孔机器人在密闭巷道中的定位和地图构建效果, 设计了如图 4 所示的密闭坡道模型, 并将其在 Gazebo 仿真环境中显示, 该模型可以提供直线和坡度为 15° 的斜坡, 且巷道内壁较为光滑, 棱角边界信息较少。

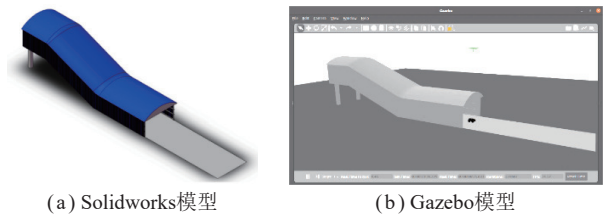


图 4 仿真实验模型

Fig.4 Simulation experimental model

仿真实验平台由 Husky 机器人搭载 VLP-16 激光雷达和一个 9 轴 IMU 而组成, 在搭建的仿真环境内机器人行走路径长度为 39.378 m, 并采集了 63.3 s 的传感数据, 包含 633 帧激光雷达数据和 6 313 条 IMU 数据。随后, 分别利用 LOAM 算法^[8]、LeGO-LOAM 算法^[9]、LIO-SAM 算法^[15]以及笔者改进算法对采集的数据进行处理, 得到估测轨迹, 结果见表 1。

由表 1 可以看出, 笔者所提改进算法在仿真模型中的定位精度明显优于其他 LOAM 算法。图 5 为各算法的估测轨迹对比图, 由于 y 轴数据波动较小, 这里作 xoz 平面的投影, 重点关注 x 方向和 z 方向的轨迹误差。

表 1 仿真实验轨迹定位数据对比

Table 1 Comparison of simulation experimental trajectory positioning data

算法	位姿数量/个	轨迹长度/m	相对误差/%
真值	6 326	39.378	—
LOAM	633	30.168	-23.39
LeGO-LOAM	630	41.289	+4.85
LIO-SAM	315	36.011	-8.55
本文算法	626	39.166	-0.54

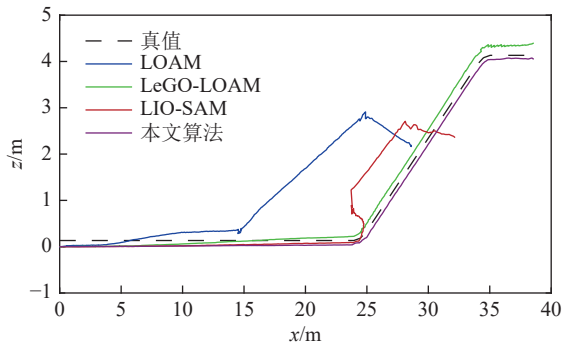


图 5 仿真实验轨迹对比

Fig.5 Simulation experimental trajectory comparison diagram

如图 5 所示,笔者改进算法、LeGO-LOAM 算法所得轨迹与真值的重合度较高,而 LOAM 算法和 LIO-SAM 算法在上坡和到达坡顶时刻发生了剧烈变化。骤变的速度和姿态导致了激光雷达点云数据的运动畸变,LOAM 算法采用了简单的基于匀速模型的畸变校正;另一方面,IMU 数据的突变会给基于惯性测量数据预测的算法带来误差,LIO-SAM 算法利用因子图将 IMU 和激光雷达的里程计信息紧耦合在一起,IMU 数据的可靠性对最终位姿变换的影响较大,因此,LOAM 算法和 LIO-SAM 算法的所得轨迹与真值重合度较差。

为了进一步展现对比结果,采用 KITTI 提供的 evo 工具对误差数据进行分析,绝对误差 (APE) 用于衡量算法轨迹的全局一致性,相对误差 (RPE) 用于衡量算法的定位精度。由于 evo 提供的误差评价指标众多,笔者选取均方根误差作为衡量尺度。对仿真实验得到的结果做进一步误差分析,得到的误差对比见表 2。不难看出,笔者所提 SLAM 算法在轨迹一致性的误差最小,其 RPE 均方根误差的位移误差为 0.026 m、旋转误差为 0.779°,相较于 LOAM 算法,误差水平分别降低了 96.30% 和 54.18%。这说明笔者所提的 SLAM 方案在坡度大、姿态变化剧烈的环境中适应性比其他方法的适应性好。

利用上述 4 种算法对仿真模拟巷道进行地图构建,得到如图 6 所示的点云地图。由图 6 可以看出,

表 2 仿真实验误差对比

Table 2 Error comparison of simulation experiment

算法	APE 均方根误差		RPE 均方根误差	
	位移/m	旋转/(°)	位移/m	旋转/(°)
LOAM	3.334	4.189	0.702	1.700
LeGO-LOAM	0.127	16.696	0.212	6.072
LIO-SAM	2.842	179.969	2.204	7.296
本文算法	0.043	1.168	0.026	0.779

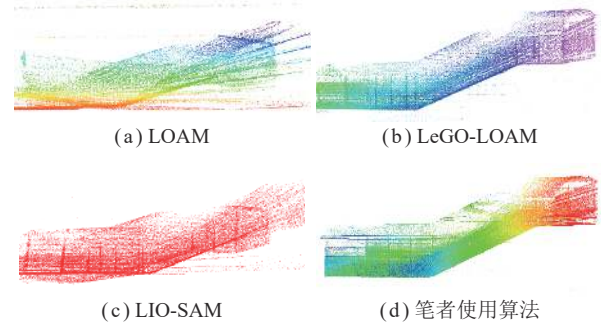


图 6 仿真实验建图效果

Fig.6 Mapping effect of simulation experiment

LOAM 算法构建的地图发生明显偏转,轮廓模糊不清;LIO-SAM 算法构建的最终地图出现了重影,多帧点云数据交叠在一起。LeGO-LOAM 算法和笔者算法的建图效果良好,能够清晰表示仿真模型的整体轮廓,但总体精度低于笔者改进算法。

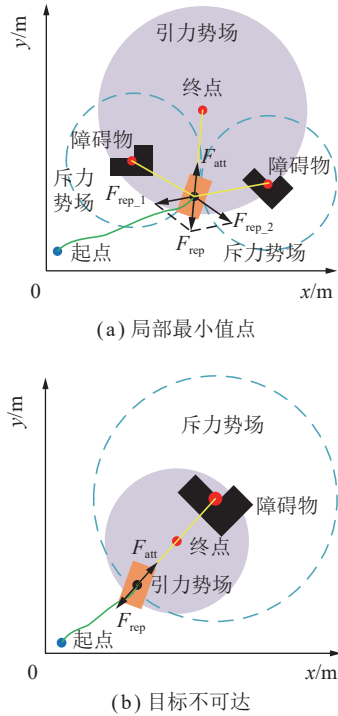
2 路径规划与导航方法

路径规划是实现机器人导航的主要方法,也是连接环境感知和底层控制的关键技术。在煤矿井下卸压巷道,防冲钻孔机器人会面临未知突发情况较多、场景单一导致的定位依据少等情况,故在全局路径规划的过程中,要着重考虑避障工作的准确性,即局部路径规划。

2.1 基于改进 APF 的局部路径规划

人工势场法 (Artificial Potential Field, APF) 是 Khatib 提出的一种用虚拟力场来描述工作空间内物体运动的方法,具有较强的实时性、路径平滑度高、局部路径规划避障效果好等优点。但它在实际应用中存在一定的局限性,主要有 2 个: ① 局部最小值问题。由于煤矿井下环境复杂,引力和斥力的双重作用导致机器人在某些位置所受合力为零,但并未到达目标点的情况发生 (图 7(a))。此时,若无外力打破当前平衡,路径规划将在该位置跳动一段时间后陷入停滞状态并最终导致规划失败。② 目标不可达问题。若目标点附近出现相对独立的大障碍物 (即障碍物区域所施加的斥力方向相对一致),此时,随着目标点位置与机

机器人当前位置的欧氏距离不断减小而斥力影响变大,则最终导致机器人始终无法迈向目标钻孔区域的情况(图7(b))。



注: F_{att} 为机器人在工作空间某一处受到的目标区域引力; F_{rep} 为障碍物对最近点 x_{near} 生成的斥力, F_{rep1} 和 F_{rep2} 分别为机器人受到周围2个障碍物的斥力。

图7 APF 局限性受力分析

Fig.7 Force analysis of the robot at the local minimum point

2.1.1 随机扩展路径的引入

为了解决 APF 易陷入局部最小值的问题,笔者通过目标点位置检测,并在引入随机扩展路径,可使 APF 规划路径跳出最小值点。为验证该方法对解决局部最小值问题的有效性,在 MATLAB 中构造 1 个 $500\text{ m} \times 500\text{ m}$ 的工作空间进行仿真实验,随机扩展步长 $\varepsilon = 20\text{ m}$,生长次数为 2,结果如图 8 所示。

当路径沿势场力方向前进陷入局部最小值点时(图 8(a)),改进算法可以及时进行检测并利用随机扩展方法跳出局部最小值点,同时在该点出生成虚拟障碍物,添加新的斥力约束以防止该点阻碍路径规划的继续。第 1 段随机扩展枝方向趋向于局部最小值点与目标点的连线,第 2 段随机扩展枝方向为新节点所受合力方向。由于 2 段随机扩展枝会增加路径总代价,因此将局部最小值点与新节点作为控制点对这一段路径进行平滑处理,路径规划的整体效果如图 8(b) 中红色线条所示。

2.1.2 斥力的分解

为了进一步克服人工势场法的不足,笔者通过相对距离概念的引入对人工势场函数及其势场力函数

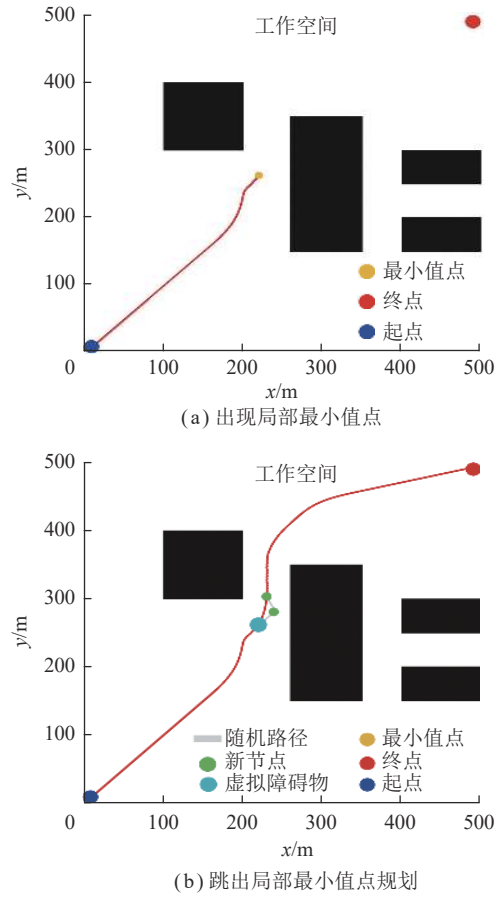


图 8 跳出局部最小值点的仿真实验

Fig.8 Simulation experiment of jumping out of local minimum point

进行重构,得到引力势场 $U_{att}(X)$ 和引力 $F_{att}(X)$ 的分段表达为

$$U_{att}(X) = \begin{cases} \frac{1}{2}\lambda\alpha^2(X, X_{goal}), \alpha(X, X_{goal}) \leq d_{th} \\ \frac{1}{2}\lambda d_{th}^2, \alpha(X, X_{goal}) > d_{th} \end{cases} \quad (7)$$

$$F_{att}(X) = \begin{cases} \lambda\alpha(X, X_{goal}), \alpha(X, X_{goal}) \leq d_{th} \\ \lambda d_{th}, \alpha(X, X_{goal}) > d_{th} \end{cases} \quad (8)$$

其中, λ 为引力增益系数; $\alpha(X, X_{goal})$ 为机器人当前位置到目标点距离; d_{th} 为引力范围阈值。

重构后的斥力势场函数 $U_{rep}(X)$ 和斥力函数 $F_{rep}(X)$ 为

$$U_{rep}(X) = \frac{\mu}{2} \left(\frac{1}{\alpha(X, X_{obs})} - \frac{1}{\alpha_0} \right)^2 \frac{\alpha^n(X, X_{goal})}{\tau + \alpha^n(X, X_{goal})} \quad (9)$$

$$F_{rep}(X) = \begin{cases} F_{rep1}(X) + F_{rep2}(X), \alpha(X, X_{obs}) \leq \alpha_0 \\ 0, \alpha(X, X_{obs}) > \alpha_0 \end{cases} \quad (10)$$

$$F_{rep1}(X) = \frac{\mu \left(\frac{1}{\alpha(X, X_{obs})} - \frac{1}{\alpha_0} \right) \alpha^n(X, X_{goal})}{\alpha^2(X, X_{obs}) [\tau + \alpha^n(X, X_{goal})]} \quad (11)$$

$$F_{\text{rep}2}(X) = \frac{n\mu \left(\frac{1}{\alpha(X, X_{\text{obs}})} - \frac{1}{\alpha_0} \right)^2 \alpha^{n-1}(X, X_{\text{goal}})}{2 \left[\tau + \alpha^n(X, X_{\text{goal}}) \right]^2} \quad (12)$$

其中, μ 为斥力势场增益系数; $F_{\text{rep}1}(X)$ (方向: $X_{\text{obs}} \rightarrow X_{\text{robot}}$) 和 $F_{\text{rep}2}(X)$ (方向: $X_{\text{robot}} \rightarrow X_{\text{goal}}$) 为斥力 $F_{\text{rep}}(X)$ 的 2 个分力; $\alpha(X, X_{\text{obs}})$ 为机器人当前位置到障碍物的距离; τ 为自适应因子; α_0 为引力作用范围阈值。

通过引入引力作用范围阈值和自适应因子可以很好地避免因机器人与目标点相对距离过大而导致引力、斥力无限增长的问题, 从而较好地规避机器人的失控情况。

2.2 基于改进 RRT 的全局路径规划

快速扩展随机树算法 (Rapidly-Exploring Random Tree, RRT) 作为 1 种增量式的路径规划算法, 通过连接随机点创建随机树以探索环境。虽然 RRT 算法在路径规划过程中无需具体建模, 能快速对大范围、复杂空间进行探索, 但由于其每次采样随机性强, 容易产生冗余节点, 导致最后生成的路径并非最优, 且无法完成动态场景下的规划。为此, 笔者引入重选父节点、势场力和环境最大探索半径等改进措施, 增强 RRT 算法对空间障碍物的理解, 并减少路径的冗余枝干。

2.2.1 重选父节点

在重选父节点时, 将考虑总体路径代价, 图 9(a) 中的节点 6 是从节点 3 扩展出来的新节点, 但是通过最近点的范围搜索可以发现节点 3 和节点 4 都在最

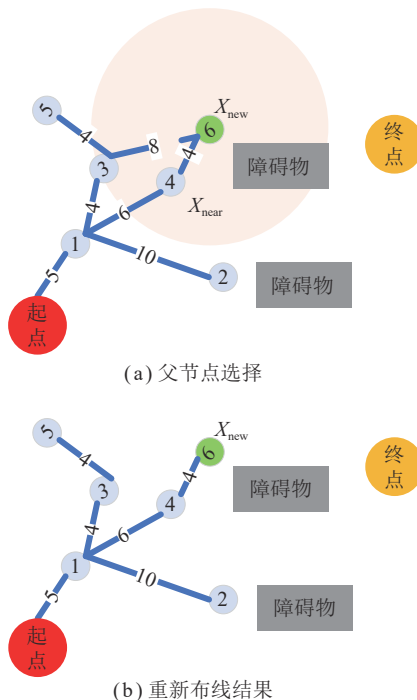


图 9 重选父节点

Fig.9 Reselect the parent node

近临搜索范围内, 且 1—3—6 的路径代价为 12, 而 1—4—6 的路径代价为 10, 因此对于新节点 6 而言, 选择节点 4 作为其父节点可以获得代价更小的路径, 重新布置路线后的结果如图 9(b) 所示。

2.2.2 势场力的引入

在 RRT 算法中引入势场力的原理如图 10 所示, 其中, F_{att} 为目标点对最近点 x_{near} 生成的引力, F_{rep} 为障碍物对最近点 x_{near} 生成的斥力, 2 个分力经过受力合成, 得到整个势场对最近点 x_{near} 的总合力 F_{total} , 由合力方向为轴线生成 1 个角度为 θ 、半径为 r 的扇形, 作为随机点的拾取区域, 取 ε 为固定扩展步长, 生成新节点 x_{new} 。

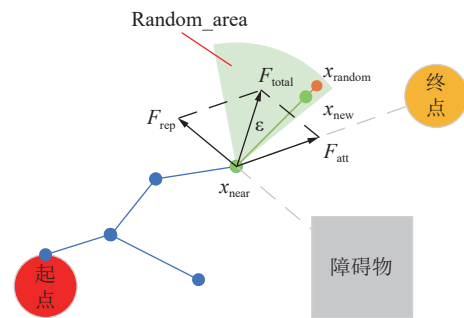


图 10 RRT 引入势场力的原理

Fig.10 Principle of introducing the potential field force to improve RRT

因此, 沿着合力 $F_{\text{total}}(x_{\text{near}})$ 方向进行随机点采样可得新节点 x_{new} 位置坐标为

$$x_{\text{new}} = \begin{cases} x_{\text{near}} + \varepsilon(\theta_1 + \theta_2), & F_{\text{total}}(x_{\text{near}}) \neq 0 \\ x_{\text{near}} + \varepsilon\theta_1, & F_{\text{total}}(x_{\text{near}}) = 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中, 单位向量 $\theta_1 = \frac{x_{\text{random}} - x_{\text{near}}}{|x_{\text{random}} - x_{\text{near}}|}$, 方向由最近点 x_{near} 指向随机采样点 x_{random} ; 单位向量 $\theta_2 = \frac{F_{\text{total}}(x_{\text{near}})}{|F_{\text{total}}(x_{\text{near}})|}$, 方向与合力 $F_{\text{total}}(x_{\text{near}})$ 的方向一致。

2.2.3 环境最大探索半径的引入

在 RRT 算法中, 扩展步长 ε 的设定对路径规划结果的平滑度有较大影响, 如图 11 所示。为了在规划路径过程中自适应调节扩展步长, 笔者引入环境最大探索半径 r_0 来衡量运动环境的空旷程度, 其基本原理如下: 测量防冲钻孔机器人当前位置与距离最近障碍物之间的距离, 并以 $r_0 - \alpha_{\text{th}}$ 为半径划分安全探索区域, 在安全探索区域内采用大步长快速探索, 而在安全探索区域外采用小步长防止碰撞。环境最大探索半径随着防冲钻孔机器人与工作空间中障碍物的最小距离而变化, 进而实现扩展步长的实时调整, 该措施可以兼顾路径平滑和算法快速收敛, 有助于防冲钻孔机器人在井下导航稳定性的提升。

引入环境最大探索半径后的扩展步长 ε_{new} 可用式

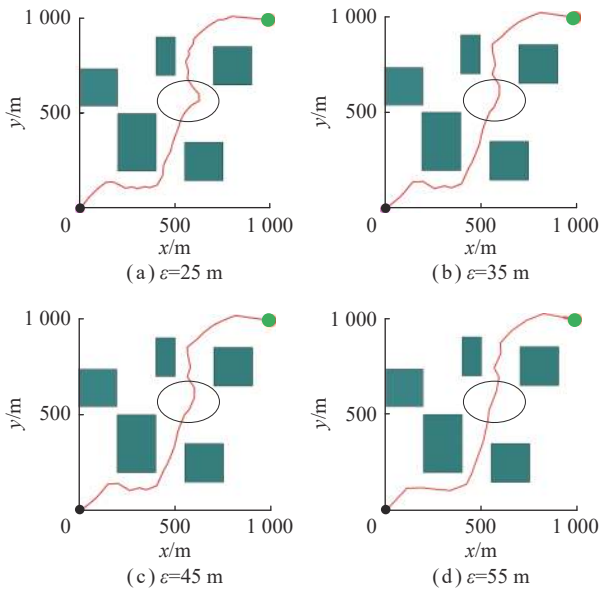


图 11 不同扩展步长的 RRT 路径规划结果对比

Fig.11 Comparison of path planning results in out-of-sync step (14) 表示为

$$\varepsilon_{\text{new}} = \begin{cases} \left[1 + \delta \ln \left(\frac{r_0}{\alpha_{\text{th}}} \right) \right] \varepsilon, r_0 \leq \alpha_{\text{th}} \\ \varepsilon, r_0 > \alpha_{\text{th}} \end{cases} \quad (14)$$

$$r_0 = \min \{d_1\}$$

式中, δ 为步长调整系数; α_{th} 为防冲钻孔机器人的安全探索阈值。

为了避免防冲钻孔机器人按照规划路径行走时与障碍物发生碰撞, 需要为防冲钻孔机器人预留出足够的反应空间, 因此设定真数 r_0/α_{th} 的取值范围为 $[0.75, 1]$ 。为探究步长调整系数 δ 的调整效果, 以真数为变量对比不同步长调整系数下的函数值 (图 12)。

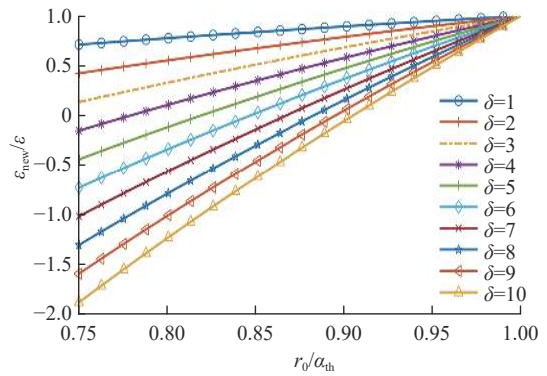


图 12 不同步长调整系数的调整效果

Fig.12 Adjustment effect of the out-of-sync long adjustment factor

通过函数数值对比可以发现, $\delta > 3$ 时, 函数在 $r_0/\alpha_{\text{th}}=0.75$ 处的取值为负数, 显然不符合探索步长的要求; 而当 $0 < \delta < 2$ 时, 函数曲率过小, 步长的动态调节效果不明显。综上所述, 当步长调整系数 $\delta \in [2, 3]$ 时最能发挥随机树探索步长的动态调节效果, 从而实现算法在规划速度和路径平滑度的统一。

在引入环境最大探索半径后, 改进 RRT 算法中新节点 x_{new} 的位置公式 (14) 可更新为

$$x_{\text{new}} = \begin{cases} x_{\text{near}} + \varepsilon_{\text{new}}(\theta_1 + \theta_2), F_{\text{total}}(x_{\text{near}}) \neq 0 \\ x_{\text{near}} + \varepsilon_{\text{new}}\theta_1, F_{\text{total}}(x_{\text{near}}) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

2.3 路径规划与导航融合策略

为了实现防冲钻孔机器人的稳定、高效导航, 笔者根据前述改进算法设计了路径规划与导航融合方案, 如图 13 所示。该方案包含 3 部分: 第 1 部分为地图处理, 将 SLAM 地图处理成便于执行路径规划的工

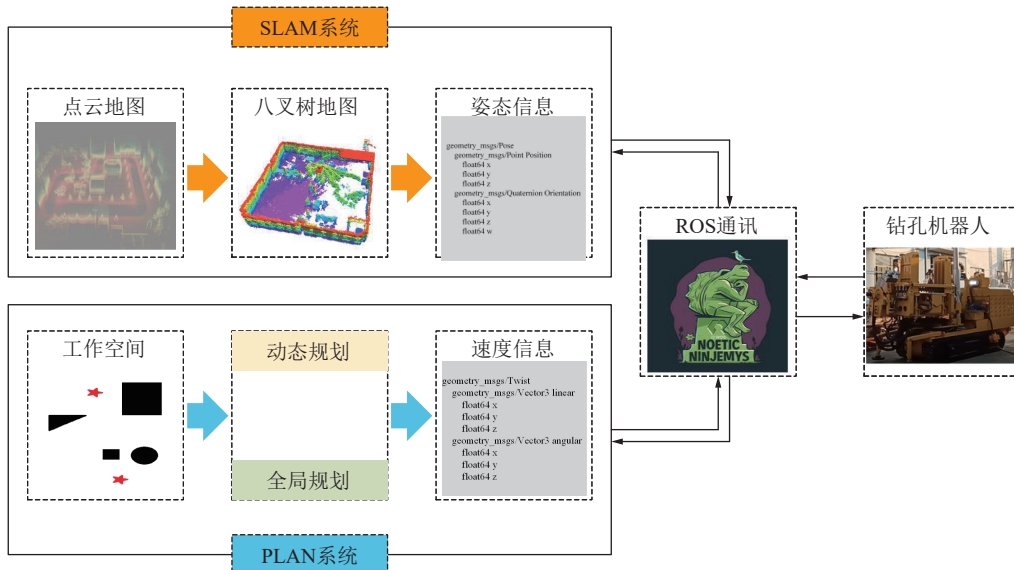


图 13 路径规划与导航融合方案

Fig.13 Fusion framework of path planning and navigation

作空间;第2部分为路径规划,即利用改进算法规划一条指引防冲钻孔机器人导航至下一钻孔点的路径,包括为局部规划和全局规划,改进的RRT算法执行全局规划,而改进的APF算法执行动态的局部路径规划;第3部分为结果的输出,即将规划结果转化为适合钻孔机器人底盘运动的数据格式。

2.4 路径规划的仿真测试

在64位Win 10操作系统下的MATLAB R2020b中搭建仿真环境,设计静态路径和动态路径规划的仿真方案,分别对改进RRT算法和改进APF算法进行仿真测试分析。算法的主要参数设定见表3。

表3 算法的主要参数
Table 3 List of parameters

参数	数值	参数	数值
引力增益系数 λ	1	自适应因子 k	1
斥力增益系数 μ	0.8	实数 n	2
步长调整系数 δ	2	—	—

2.4.1 全局路径规划

在仿真环境中构造1个1000 m×1000 m的工作空间,放置4个矩形障碍物,将起点、终点布置在地图两角。引力作用范围阈值 $d_{th} = 300$ m,斥力作用范围阈值 $\alpha_0 = 180$ m,固定扩展步长 $\epsilon = 20$ m,新节点随机扩展半径 $r = 30$ m,随机树节点预设安全探索阈值 $\alpha_{th} = 10$ m。

在构建的仿真空间中分别利用RRT算法、RRT*算法、Informed-RRT*算法以及笔者改进RRT算法进行路径规划,结果如图14所示。RRT算法的枝干扩

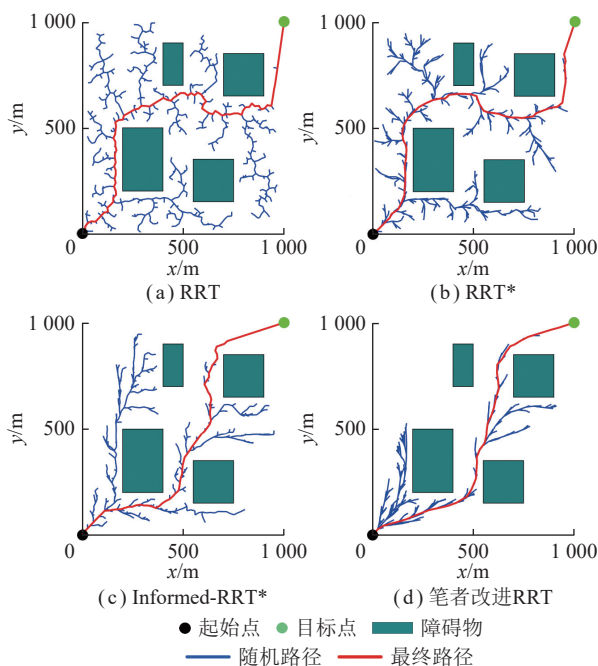


图14 全局路径规划的仿真结果对比

Fig.14 Simulation results comparison of global path planning

张和生长具有盲目性,因此图14(a)中的随机树有大量冗余的枝干,该算法探索可行路径带来的资源消耗远超预期。RRT*算法采用父节点重新选择和重新布线等措施使随机树扩展过程减少了枝干的错误生长,但是仍具有生长方向的随机性,对于环境和目标点的信息未充分利用,因此图14(b)也生成了大量冗余节点,路径的拐点多。图14(c)所示的Informed-RRT*算法采用椭圆采样方式来代替全局的均匀采样,在一定程度上限定了采样的范围,也改变了随机树在向目标点探索时的无向性,因此最终生成的路径总体拐点较少、路径相对平滑。笔者改进的RRT算法通过引入势场参数和调节探索步长,使随机树在扩展时能够有效利用运动空间所得信息,全局路径规划所得路径的总节点少且路径更为平滑,如图14(d)所示。

由于RRT算法本身的随机性特点,对于同一个工作空间的每次仿真规划路径都会有细微的差别。因此笔者在该工作空间中重复实验50次并求取每次所得路径、节点数、运行时间的均值作为衡量指标,结果见表4,可以看出,笔者改进的RRT算法在平均路径长度、平均运行时间和平均生成节点数均优于其他对比算法,验证了改进RRT算法在全局路径规划方面的优越性和可靠性。

表4 全局路径规划仿真结果对比

Table 4 Comparison of global path planning simulation experimental data

对比算法	平均路径长度/m	平均运行时间/s	平均生成节点数
RRT	1798.223	5.979	420.64
RRT*	1683.144	6.284	407.02
Informed-RRT*	1671.914	3.997	304.34
本文改进RRT	1587.218	3.952	276.86

2.4.2 动态路径规划

为了进一步验证笔者改进算法及路径规划融合方案在复杂环境的运行效率,在上述4种全局规划算法的基础上,加入传统APF算法和笔者改进APF算法形成了4种动态规划方案:RRT+APF、RRT*+APF、Informed-RRT*+APF以及笔者的融合路径规划方案,并构造工作空间探究融合方案在复杂场景下的路径规划性能。在上述1000 m×1000 m的工作空间中放置不规则障碍物,并随机放置多个动态障碍物(如图13中的黄色方块),将起点、终点布置在地图两角。为了更加清晰地展示规划路径结果,去除了探索时的随机路径仅保留最终路线,如图15所示。

利用4种路径规划方案在该工作空间中各进行

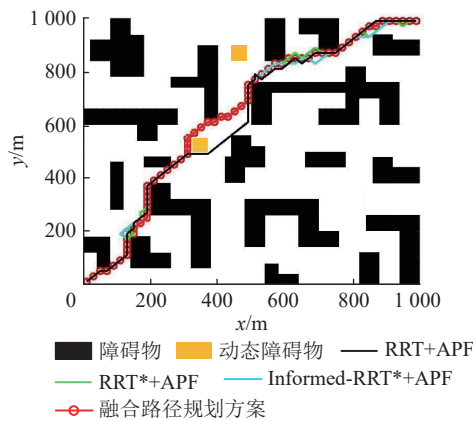


图 15 动态路径规划仿真结果对比

Fig.15 Simulation results comparison of dynamic path planning

表 5 动态路径规划仿真实验数据对比

Table 5 Comparison of dynamic path planning simulation experimental data

实验算法	平均路径长度/m	平均运行时间/s	平均生成节点数
RRT+APF	1 685.113	17.483	867.96
RRT*+APF	1 642.452	18.257	718.42
Informed-RRT*+APF	1 560.769	15.598	755.12
融合路径规划方案	1 578.085	12.844	650.34

50 次重复实验, 相关指标的平均值见表 5, 可以看出, 相较于其他用于动态路径规划方案, 笔者所提融合路径规划方案的综合性能最优。

3 实验验证

3.1 实验平台

本实验所用的实验平台如图 16 所示, 主要包括 AGV 小车、Ouster 公司生产的型号为 OS0-128 的多线激光雷达和稳定可靠的高频 IMU。为了准确获取 AGV 小车的真实轨迹并作为参考数据, 在小车上安装了 BW-GI810 型高精度惯导系统和轮式里程计用于输出轨迹真值。

3.2 定位建图实验

为了验证笔者所提定位建图算法的可行性和优越性, 在校内模拟巷道 (场景 A) 和防冲钻孔机器人实验基地 (场景 B) 分别开展了建图对比实验, 其中, 校内模拟巷道可以模拟煤矿井下巷道的环境退化现象, 有利于验证算法在环境退化场景下的定位和地图构建效果; 实验基地可以模拟煤矿卸压巷道壁上的支撑梁结构, 并在内部设置了一个上坡, 如图 17 所示。

分别利用笔者所提定位建图算法、LOAM 算法、LeGO-LOAM 算法和 LIO-SAM 算法在上述实验场景进行定位建图测试, 运动轨迹对比见表 6 和如图 18 所示。

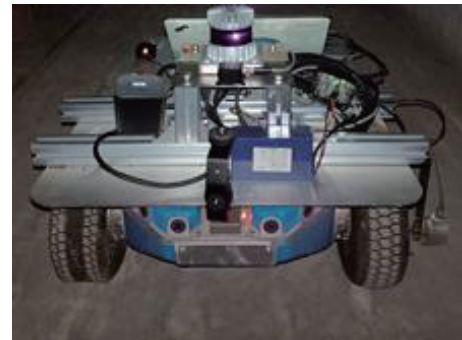
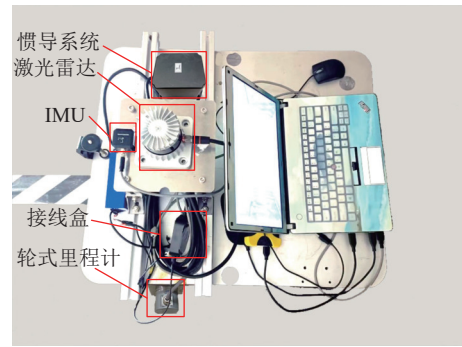


图 16 实验平台搭建

Fig.16 Establishment of experimental platform



(a) 校内模拟巷道



(b) 实验基地

图 17 定位建图实验场景

Fig.17 Positioning and mapping experimental scenarios

表 6 运动轨迹定位对比结果

Table 6 Comparison results of motion trajectory positioning

实验场景	算法	位姿/个	轨迹长度/m	相对误差/%
场景A	真值	17 464	167.173	—
	LOAM	1 744	19.901	-88.10
	LeGO-LOAM	1 741	12.013	-92.81
	LIO-SAM	871	137.451	-17.78
	笔者使用算法	1 738	155.984	-6.69
场景B	真值	7 356	48.718	—
	LOAM	735	51.475	+5.66
	LeGO-LOAM	734	49.386	+1.37
	LIO-SAM	366	49.049	+0.68
	笔者使用算法	729	48.927	+0.43

由表 6 可以看出, 在 2 种实验场景下, LOAM 算法和 LeGO-LOAM 算法所得全局轨迹与真值相差很

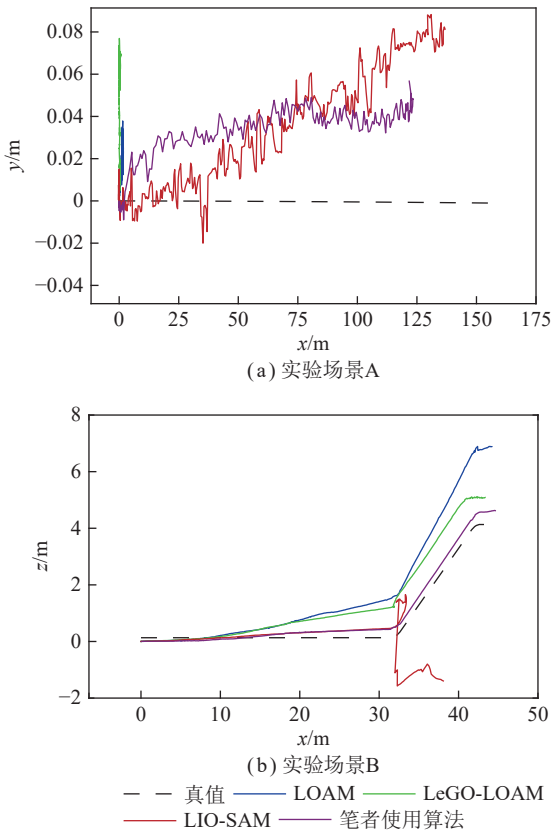


图 18 运动轨迹定位曲线

Fig.18 Motion trajectory positioning curves

大,而笔者所提算法借助 IMU 的辅助定位,轨迹误差最小,虽然其轨迹中包含的位姿数量略低,但其定位建图综合性能明显最优。

由图 18 可以看出,基于特征提取进行位姿估计的 LOAM 算法和 LeGO-LOAM 算法在环境退化场景下(实验场景 A)无法获得足够多的匹配特征点,在位姿估计时陷入局部最优,并在初始位姿附近晃动,定

位建图失败。在实验场景 B 中,LIO-SAM 算法的轨迹与真实轨迹重合度不高,且在某一个位置发生了明显的漂移,导致后续的轨迹发生畸变。这是由于实验基地的地面随机放置了部分小石子,钻孔机器人在行走的时候发生颠簸,使 IMU 数据发生突变,而 LIO-SAM 是将 IMU 里程计作为因子参与到最终的位姿估计中,因此,IMU 的异常值将会影响到整体的位姿估计。

为了进一步展现对比结果,表 7 给出了 2 种实验场景下的定位建图误差对比结果,可以看出,笔者所提算法的 APE 和 RPE 均方根误差均最小,验证了本文所提算法在退化场景和起伏路面下的可行性和优越性。

表 7 真实场景下的实验误差对比

Table 7 Error comparison of experiments in real scenarios

实验场景	算法	APE均方根误差		RPE均方根误差	
		位移/m	旋转/(°)	位移/m	旋转/(°)
场景A	LOAM	9.924	178.756	17.567	0.050
	LeGO-LOAM	9.729	75.483	9.552	0.145
	LIO-SAM	1.844	100.099	0.467	0.584
	本文算法	1.232	12.863	0.112	0.419
场景B	LOAM	0.198	5.036	0.076	1.083
	LeGO-LOAM	0.590	31.550	0.550	8.144
	LIO-SAM	2.528	176.836	2.180	7.889
	本文算法	0.060	0.908	0.030	0.776

2 种实验场景下的最终建图效果如图 19、20 所示。从图 19 可以明显看出,LOAM 算法和 LeGO-LOAM 算法在位姿估计过程中出现误匹配,匹配结果认为小车并未移动,因此地图点云主要集中在红色圆圈标记处,而其他部分的点云较为稀疏。LIO-SAM 算

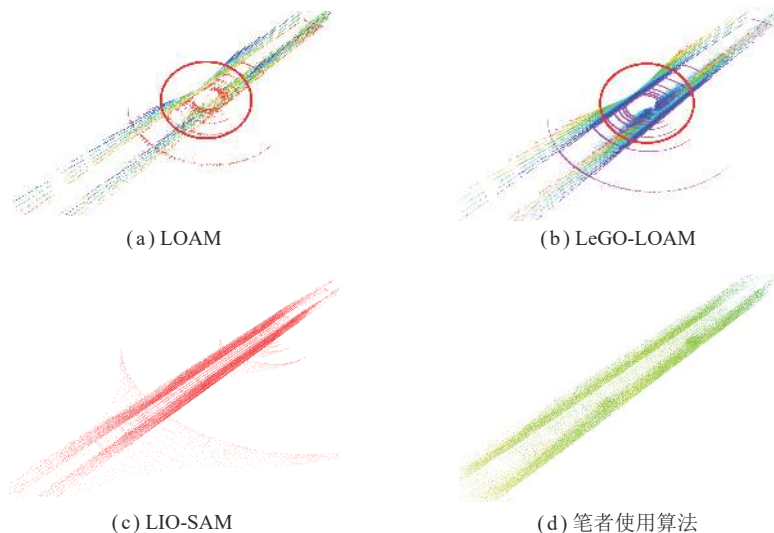


图 19 实验场景 A 的建图效果

Fig.19 Mapping effect of experiment scenario A

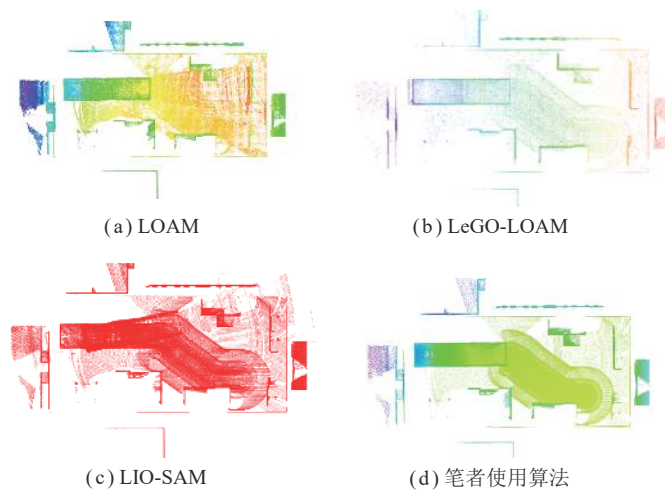


图 20 实验场景 B 的建图效果

Fig.20 Mapping effect of experiment scenario B

法和算法所得地图点云较为均匀,能够表现巷道整体轮廓,但方法对离群点的过滤使最终地图相较于 LIO-SAM 算法更为简洁。

从图 20 还可以看出, LOAM 算法和 LeGO-LOAM 算法构建的地图特征信息并不明显, LIO-SAM 算法在小车上坡时轨迹发生突变,地图发生漂移,坡道处的特征出现了偏转,而笔者算法的建图效果特征最明显、效果最优。

3.3 规划导航实验

该实验仍在上述 2 种实验场景内开展,对笔者所提路径规划方案的稳定性和实用性进行验证。算法相关参数设定如下,引力作用范围阈值 $d_{th} = 4\text{ m}$,斥力作用范围阈值 $a_0 = 1.5\text{ m}$,固定扩展步长 $\varepsilon = 0.5\text{ m}$,新节点随机扩展半径 $r = 0.7\text{ m}$,随机树节点预设安全距离 $a_{th} = 0.5\text{ m}$,其他参数与表 3 一致。

(1) 校内模拟巷道。在模拟巷道环境中随机摆放一些桶状、方块状物体,作为小车导航的障碍物,同时也为小车的定位提供一些环境特征,障碍物的实际摆放位置如图 21(a) 所示。首先对模拟巷道进行地图构建,生成该环境下的先验地图,并将其处理成八叉树地图格式。为进一步突出显示障碍物和墙体特征,将八叉树地图分辨率设置为 0.15 m ,使得地图整体平整规则,并将地面点云去除,如图 21(b) 所示。在先验地图地基础上,设置起始点和目标点(图 22 中的 2 个绿色圆点),路径规划模块在对环境中的障碍物信息进行分析后,规划出一条连接起始点和目标点的无碰撞路径,指导小车自主行走。

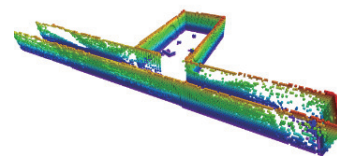
用 RRT+APF 和笔者所提融合路径规划方案在该场景进行路径规划实验,并进行 30 次重复实验。由图 22 可以看出,笔者所提算法规划的路径更为平滑、拐点较少。2 种算法的性能对比见表 8,融合路径规

划方案相较于 RRT+APF 算法在运算效率上提升了 58.42%, 路径代价减少了 7.02%。

(2) 防冲钻孔机器人实验基地。为了进一步验证笔者所提融合路径规划方案对防冲钻孔机器人规划



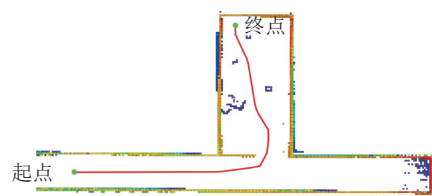
(a) 巷道真实环境



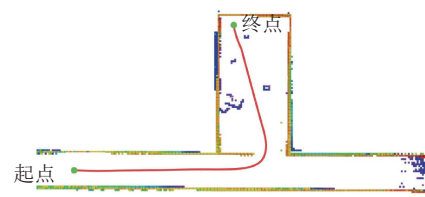
(b) 巷道八叉树地图

图 21 模拟巷道实验场景

Fig.21 Simulate roadway experiment scenarios



(a) RRT+APF



(b) 融合路径规划方案

图 22 模拟巷道场景路径规划

Fig.22 Path planning of simulated roadway scenario

表 8 模拟巷道场景路径规划结果

Table 8 Experimental results of simulated roadway scenario path planning

算法	平均运行时间/s	平均路径长度/m
RRT+APF	1.961	37.485
融合路径规划方案	0.850	35.527

导航的实用性,在自行搭建的实验基地开展路径规划实验,该场地包含了平面路段和上坡路段,在水平路段设置了固定障碍物,上坡路段即将抵达坡顶处放置了一处障碍物,并以人员作为动态障碍物,如图 23 所示,防冲钻孔机器人在机身顶部搭载了激光雷达和 IMU,对周围环境进行实时观测。首先进行环境感知并构建先验地图,其八叉树地图显示效果如图 23(c) 所示。

在八叉树地图的基础上,设置钻孔机器人的起始点和目标点,完成路径规划。为了体现笔者算法对上坡路段的路径规划效果,将实验场景划分为水平路段和上坡路段 2 部分,其路径规划结果如图 24 所示,重复 30 次实验后平均性能指标见表 9。

由表 9 可以看出,笔者提出的融合路径规划方案无论在水平路段还是在上坡路段场景都可以为钻孔机器人规划出性能更好的行走路径,相较于 RRT+APF 算法,融合路径规划方案在运算效率上提升了 51.80%,路径代价减少了 7.87%。

3.4 井下现场实验

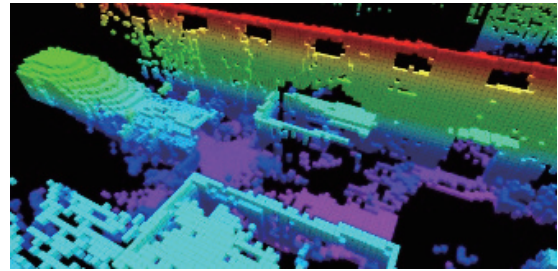
为了进一步验证所提方法在煤矿井下的实际应用效果,开展了定位导航行走实验,井下场景如图 25 所示。在实验过程中,相关参数与前文设置一致。经过计算得出不同算法的定位建图误差和路径规划对比结果见表 10、11。



(a) 平面路段行驶



(b) 上坡路段行驶

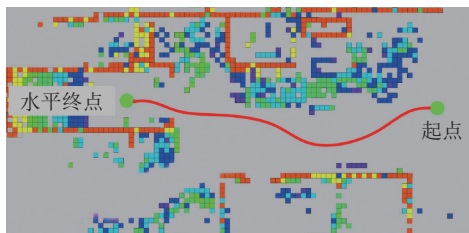


(c) 八叉树地图

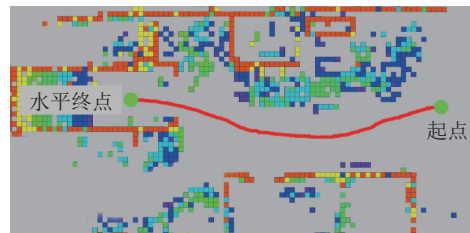
图 23 实验基地及其地图构建

Fig.23 Ground experimental environment and mapping

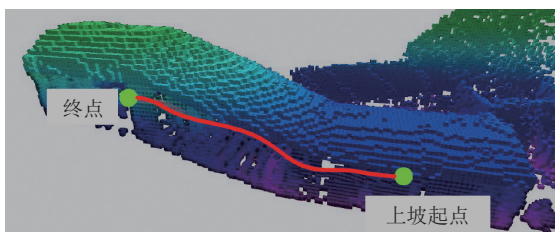
从井下卸压巷道的实际测试效果来看,笔者所提算法的 APE 和 RPE 均方根误差均最小,且路径规划所需时间和平均路径长度均优于 RRT+APF 算法,验证了所提定位建图算法在实际应用场景下的可行性和优越性。



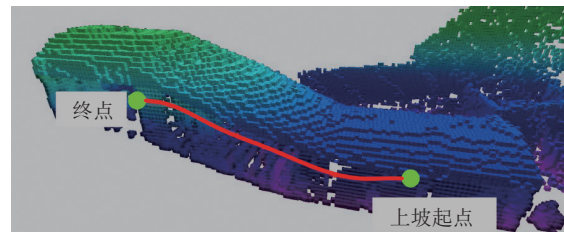
(a) 水平路段的路径规划 (RRT+APF)



(b) 水平路段的路径规划 (融合路径规划方案)



(c) 上坡路段的路径规划 (RRT+APF)



(d) 上坡路段的路径规划 (融合路径规划方案)

图 24 实验基地场景的路径规划

Fig.24 Path planning of experimental base scenario

表 9 实验基地场景路径规划结果

Table 9 Experimental results of experimental base scenario path planning

算法	平均运行时间/s	平均路径长度/m
RRT+APF	2.477	45.179
融合路径规划方案	1.194	41.625

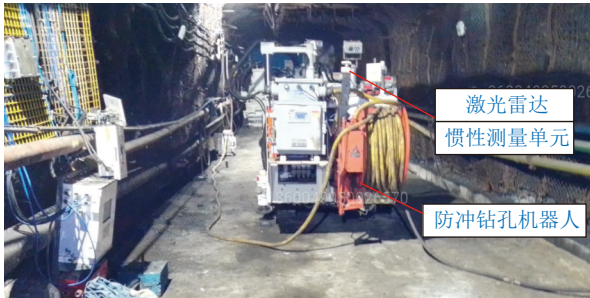


图 25 井下现场实验场景

Fig.25 Underground on-site experimental scenario

表 10 井下卸压巷道的定位建图误差对比

Table 10 Comparison of positioning and mapping errors in underground pressure relief tunnel

误差	APE均方根误差		RPE均方根误差	
	位移/m	旋转/(°)	位移/m	旋转/(°)
LOAM	0.346	9.178	0.135	1.683
LeGO-LOAM	0.781	36.368	1.764	9.257
LIO-SAM	1.647	176.836	3.235	7.385
笔者使用算法	0.143	2.469	0.067	0.891

表 11 井下卸压巷道的路径规划结果

Table 11 Path planning results of underground pressure relief tunnels

算法	平均运行时间/s	平均路径长度/m
RRT+APF	3.218	35.109
融合路径规划方案	1.847	31.348

综上所述,通过在仿真模型、校内模拟巷道、地面实验基地和井下卸压巷道等多种场景下开展的多组对比实验,证明了笔者所提定位导航方法在煤矿卸压巷道这类特征退化场景的定位建图和路径规划方面具有较好的可行性和实用性。

4 结 论

(1) 为了提高防冲钻孔机器人在煤矿卸压巷道的自主导航性能和智能化作业水平,笔者通过分析激光雷达点云畸变问题的成因,提出了基于连续时间轨迹的校正方案,并针对卸压巷道环境退化问题,设计了基于 IMU 紧耦合的激光雷达里程计定位方法,并通

过仿真分析对所提方法的建图效果进行了测试。

(2) 针对传统 APF 算法和 RRT 算法的固有缺陷,提出了基于改进 APF 的局部路径规划和基于改进 RRT 的全局规划方法,在此基础上,设计了适用于防冲钻孔机器人的路径规划与导航融合方案,并设计了全局路径和动态路径规划的仿真方案,分别对改进 RRT 算法和改进 APF 算法进行了测试分析。

(3) 搭建了相关实验平台,在校内模拟巷道、地面实验基地和井下卸压巷道等场景下开展了多组对比实验,结果表明,设计的定位建图方法在特征退化场景中具有优越的定位建图性能;提出的融合路径规划方案相较于 RRT+APF 算法在运算效率和路径代价方面均具有良好的表现,验证了融合路径规划方案在多种场景中的可行性和实用性。

参考文献(References):

- [1] 窦林名, 田鑫元, 曹安业, 等. 我国煤矿冲击地压防治现状与难题[J]. 煤炭学报, 2022, 47(1): 152-171.
DOU Linming, TIAN Xinyuan, CAO Anyue, et al. Present situation and problems of coal mine rockburst prevention and control in China[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1): 152-171.
- [2] TAHERI H, ZHAO C X. SLAM: Definition and evolution[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 97(5): 1-25.
- [3] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[J]. Machine Intelligence & Pattern Recognition, 1988, 5(5): 435-461.
- [4] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LiDAR SLAM[C]// 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016: 1271-1278.
- [5] 陈先中, 刘荣杰, 张森, 等. 煤矿地下毫米波雷达点云成像与环境地图导航研究进展[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2182-2192.
CHEN X Z, LIU R J, ZHANG S, et al. Development of millimeter wave radar imaging and SLAM in underground coal mine environment[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2182-2192.
- [6] 杨健健, 张强, 吴森, 等. 巷道智能化掘进的自主感知及调控技术研究进展[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2045-2055.
YANG Jianjian, ZHANG Qiang, WU Miao, et al. Research progress of autonomous perception and control technology for intelligent heading[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2045-2055.
- [7] 李猛钢, 胡而已, 朱华. 煤矿移动机器人 LiDAR/IMU 紧耦合 SLAM 方法[J]. 工矿自动化, 2022, 48(12): 68-78.
LI Menggang, HU Eryi, ZHU Hua. LiDAR/IMU tightly-coupled SLAM method for coal mine mobile robot[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(12): 68-78.
- [8] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time[C]// Robotics: Science and Systems Conference (RSS). RSS, 2014, 9: 564-573.

- [9] SHAN T X, ENGLLOT B, RATTI C, et al. LeGO-LOAM: Lightweight and Ground-Optimized Lidar odometry and mapping on variable terrain[C]// 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 4758–4765.
- [10] 柴梦娜, 刘元盛, 任丽军. 基于激光点云 NDT 特征的两步回环检测[J]. 激光与红外, 2020, 50(1): 17–24.
CHAI Mengna, LIU Yuansheng, REN Lijun. Two step loop closure detection based on laser point cloud NDT features[J]. Laser and Infrared Laser Infr, 2020, 50(1): 17–24.
- [11] LI M G, ZHU H, YOU S, et al. Efficient laser-based 3D SLAM for coal mine rescue robots[J]. IEEE Access, 2019, 7: 14124–14138.
- [12] ZHANG J, SINGH S. Visual LiDAR odometry and mapping: low-drift, robust, and fast[C]// 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2015: 2174–2181.
- [13] KARAM S, LEHTOLA V, VOSSelman G. Strategies to integrate IMU and Lidar SLAM for indoor mapping[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2020, 1: 223–230.
- [14] LI J, ZHANG X, LI J H, et al. Building and optimization of 3D semantic map based on Lidar and camera fusion[J]. Neurocomputing, 2020, 409: 394–407.
- [15] SHAN T X, ENGLLOT B, MEYERS D, et al. LIO-SAM: tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2020: 5135–5142.
- [16] 田子建, 高学浩, 张梦霞. 基于改进人工势场的矿井导航装置路径规划[J]. 煤炭学报, 2016, 41(S2): 589–597.
TIAN Zijian, GAO Xuehao, ZHANG Mengxia. Path planning based on the improved artificial potential field of coal mine dynamic[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(S2): 589–597.
- [17] 马宏伟, 王岩, 杨林. 煤矿井下移动机器人深度视觉自主导航研究[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2193–2206.
MA Hongwei, WANG Yan, YANG Lin. Research on depth vision based mobile robot autonomous navigation in underground coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2193–2206.
- [18] 金书奎, 寇子明, 吴娟. 煤矿水泵房巡检机器人路径规划与跟踪算法的研究[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(5): 253–262.
JIN Shukui, KOU Ziming, WU Juan. Research on path planning and tracking algorithm of inspection robot in coal mine water[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(5): 253–262.
- [19] 杨健健, 王超, 张强, 等. 井工巷道环境建模与掘进障碍检测方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(11): 12–18.
YANG Jianjian, WANG Chao, ZHANG Qiang, et al. Research on environment modeling and excavation obstacle detection method of mine roadway[J]. Coal Science And Technology, 2020, 48(11): 12–18.
- [20] 陈龙, 檀祖冰, 田滨, 等. 基于 3D LiDAR 的矿山无人驾驶车行驶边界检测[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2140–2146.
CHEN Long, TAN Zubing, TIAN Bin, et al. Boundary detection of mine drivable area based on 3D LiDAR[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2140–2146.
- [21] 黄金彪, 白润才, 刘威, 等. 基于改进 RRT 算法的露天矿路径优化模型[J]. 煤炭学报, 2021, 46(12): 3846–3854.
HUANG Jinbiao, BAI Runcai, LIU Wei, et al. Routing optimizing model based on improved RRT algorithm in open-pit mines[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(12): 3846–3854.
- [22] 周治国, 邸顺帆, 冯新. 语义信息增强的 3D 激光 SLAM 技术进展[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(3): 209–220.
ZHOU Zhiguo, DI Shunfan, FENG Xin. Advances in SIE 3D Lidar SLAM technology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(3): 209–220.