煤炭科学技术
COAL SCIENCE AND TECHNOLOGY

基于多源里程融合的井下无人驾驶自主导航SLAM方法

崔邵云 鲍久圣 李芳威 袁晓明 阴妍 王茂森 张可琨 葛世荣

引用本文:
崔邵云，鲍久圣，李芳威，等. 基于多源里程融合的井下无人驾驶自主导航SLAM方法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(8): 337−345.
CUI Shaoyun, BAO Jiusheng, LI Fangwei. Autonomous navigation SLAM method for underground unmanned driving based on multi−source mileage fusion scenarios[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(8): 337−345.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12438/cst.2024−0864

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

煤矿用无人驾驶辅助运输车辆的蒙特卡罗定位方法
Monte Carlo Localization for autonomous auxiliary transport vehicles used in coal mine
煤炭科学技术. 2021, 49(11): 211−217 http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/2e4d3bca−e1f3−4aaf−9140−ff84483d94c2

基于UKF滤波加权C−T融合算法的无人驾驶单轨吊双标签UWB定位
UWB localization of unmanned monorail crane with dual tags based on UKF weighted C−T fusion algorithm
煤炭科学技术. 2024, 52(S2): 221−235 https://doi.org/10.12438/cst.2023−1082

基于特征地图的煤矿辅助运输车辆定位方法
Localization method for auxiliary transport vehicles of coal mine based on feature map
煤炭科学技术. 2020, 48(5) http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/26eda528−505a−4260−9bc7−a5c13d8aad15

基于激光雷达的煤矿井底车场地图融合构建方法研究
Lidar based map construction fusion method for underground coal mine shaft bottom
煤炭科学技术. 2023, 51(8): 219−227 https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2022−1111

基于改进A*与DWA算法的井下搬运机器人自主行走路径规划
Autonomous walking path planning of underground handling robot based on improved A* and DWA algorithm
煤炭科学技术. 2024, 52(11): 197−213 https://doi.org/10.12438/cst.2024−0747

基于多编码器与惯导融合的无轨胶轮车定位方法
A positioning method for underground trackless rubber wheel vehicle based on fusion of multiple encoders and strapdown inertial navigation system
煤炭科学技术. 2024, 52(S2): 284−293 https://doi.org/10.12438/cst.2023−1944

关注微信公众号，获得更多资讯信息

机电工程与智能化

崔邵云, 鲍久圣, 李芳威, 等. 基于多源里程融合的井下无人驾驶自主导航 SLAM 方法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(8): 337−345.
CUI Shaoyun, BAO Jiusheng, LI Fangwei, *et al*. Autonomous navigation SLAM method for underground unmanned driving based on multi-source mileage fusion scenarios[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(8): 337−345.

移动扫码阅读

基于多源里程融合的井下无人驾驶自主导航 SLAM 方法

崔邵云[1], 鲍久圣[1], 李芳威[1], 袁晓明[2], 阴 妍[1], 王茂森[1], 张可琨[1], 葛世荣[3]
(1. 中国矿业大学 机电工程学院, 江苏 徐州 221116; 2. 中国煤炭科工集团太原研究院有限公司, 山西 太原 030006; 3. 中国矿业大学 (北京) 机械与电气工程学院, 北京 100083)

摘 要: 自主导航是实现无人驾驶的关键技术基础，采用即时定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, 简称 SLAM)技术是目前的主流解决方案。然而，在煤矿井下光照不足、巷道狭窄、粉尘干扰等恶劣环境下，基于视觉或激光雷达单一传感器的传统 SLAM 技术容易失效，存在适应性不强与可靠性不足的问题。面向煤矿恶劣环境与复杂工况，提出了一种基于多源里程融合的井下无人驾驶自主导航 SLAM 方法，并通过试验进行了验证。首先，针对自主导航的核心问题——环境重构，开展了基于多源里程融合的环境重构方法研究：利用多传感器融合 SLAM 算法 RTAB-Map(Real-Time Appearance-Based Mapping，基于外观的实时建图)实现环境重构，并为提高其在煤矿环境下的重构精度，通过卡尔曼滤波将激光里程计、视觉里程计、轮式里程计及 IMU(Inertial Measurement Unit，惯性测量单元)进行紧耦合，以更高精度的耦合结果替代 RTAB-Map 原位姿估计信息；随后，针对当前单点导航重复繁琐、自主性降低的问题，提出了一种新的多点导航策略：基于现有的单点导航方法，通过构建可根据时间先后存储与发布位姿信息的中间节点来实现多点导航；最后，在实验室搭建无人驾驶试验平台及模拟井下巷道场景，开展无人驾驶自主导航试验，包括环境重构试验及多点自主导航试验，结果分别表明：融合多源里程的 RTAB-Map 算法可实现高精度的环境重构，模拟场景地图中所测量的多处标注尺寸的最大绝对误差绝对值仅为 11.9 cm；多点自主导航方法实现了无人驾驶车辆至少 3 个目标点的依次连续导航，避免多次重复单点导航，有效提高自主导航运行效率，且轨迹拟合最大纵向误差仅为 0.25 m，最大横向误差仅为 0.19 m，具有良好的导航精度。

关键词: 无人驾驶; 多源里程融合; Real-Time Appearance-Based Mapping; 环境重构; 多点自主导航
中图分类号: TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253−2336(2025)08−0337−09

Autonomous navigation SLAM method for underground unmanned driving based on multi-source mileage fusion scenarios

CUI Shaoyun[1], BAO Jiusheng[1], LI Fangwei[1], YUAN Xiaoming[2], YIN Yan[1], WANG Maosen[1], ZHANG Kekun[1], GE Shirong[3]
(1. *School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou* 221116, *China*; 2. *Taiyuan Institute of China Coal Technology & Engineering Group Co., Ltd., Taiyuan* 030006, *China*; 3. *School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Autonomous navigation is the key technological foundation for achieving autonomous driving, and the use of Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) technology is currently the mainstream solution. However, in harsh environments such as insufficient lighting, narrow tunnels, and dust interference underground in coal mines, traditional SLAM technology based on a single sensor of vision

收稿日期: 2024−09−25 **策划编辑:** 常 琛 **责任编辑:** 王晓珍 **DOI:** 10.12438/cst.2024−0864
基金项目: 煤矿采掘机械装备国家工程实验室开放课题资助项目 (GCZX-2023-01); 江苏高校优势学科建设工程资助项目 (PAPD)
作者简介: 崔邵云(1999—), 男, 山西晋城人, 硕士研究生。E-mail: 1055462124@qq.com
通讯作者: 鲍久圣(1979—), 男, 安徽桐城人, 教授, 博士生导师, 博士。E-mail: cumtbjs@cumt.edu.cn

or LiDAR is prone to failure, resulting in weak adaptability and insufficient reliability. A SLAM method for autonomous navigation of underground unmanned driving based on multi-source mileage fusion is proposed for the harsh environment and complex working conditions of coal mines, and verified through experiments. Firstly, research has been conducted on the core issue of autonomous navigation - environmental reconstruction based on multi-source mileage fusion. The multi-sensor fusion SLAM algorithm RTAB-Map (Real-Time Appearance-Based Mapping) is used to achieve environmental reconstruction, and to improve its reconstruction accuracy in coal mine environments, the laser odometer, visual odometer, wheel odometer, and IMU (Inertial Measurement Unit) are tightly coupled through Kalman filtering, replacing the RTAB-Map in-situ pose estimation information with higher accuracy coupling results; Subsequently, a new multi-point navigation strategy was proposed to address the problems of repetitive and cumbersome single point navigation, as well as reduced autonomy. Based on existing single point navigation methods, multi-point navigation was achieved by constructing intermediate nodes that can store and publish pose information in chronological order; Finally, an unmanned driving test platform was set up in the laboratory and simulated underground tunnel scenes for autonomous navigation experiments, including environmental reconstruction experiments and multi-point autonomous navigation experiments. The results showed that the RTAB-Map algorithm, which integrates multiple sources of mileage, can achieve high-precision environmental reconstruction. The absolute value of the maximum absolute error for the multi measurement size of the simulated scene map is only 11.9 cm; The multi-point autonomous navigation method achieves continuous navigation of at least 3 target points for autonomous vehicles, avoiding repeated single point navigation and effectively improving the efficiency of autonomous navigation operation. The maximum longitudinal error of trajectory fitting is only 0.25 m, and the maximum lateral error is only 0.19 m, with good navigation accuracy.

Key words: autonomous driving; multi-source mileage fusion; Real-Time Appearance-Based Mapping; environmental reconstruction; multi point autonomous navigation

0 引 言

近年以来,我国开始大力推进煤矿智能化建设,现已取得了突出进展。在此基础上,2024 年 4 月,国家发改委、矿监局等七部门联合印发《关于深入推进矿山智能化建设 促进矿山安全发展的指导意见》,强调要“重点攻克复杂条件无人驾驶等关键技术”[1]。由此可见,研究开发矿山无人驾驶关键技术并加快应用,已成为推动矿山智能化建设的重要手段[2]。自主导航是无人驾驶关键技术基础之一,包括环境重构、路径规划、驱动控制 3 个环节,其中环境重构是实现自主导航的前提[3]。采用即时定位与建图(Simultaneous Localization and Map-ping, SLAM)技术是目前主流的环境重构方案。SLAM 技术利用无人驾驶设备配置的传感器即可实现自身位姿确定以及环境重构[4],根据传感器不同分为基于激光雷达的激光 SLAM、基于相机的视觉 SLAM 以及多传感器融合 SLAM[5]。由于煤矿井下具有光照不足且变化明显、巷道狭窄且伴有粉尘干扰等特点[6-9],基于单一传感器实现的 SLAM 技术容易失效,因此基于多传感器融合的 SLAM 技术是适合煤矿井下应用的最佳选择。

目前,多传感器融合 SLAM 技术的融合方案主要包括:激光雷达与 IMU 融合、相机与 IMU 融合以及激光雷达、相机、IMU 三者融合等[10]。例如,SHAN 等[11]将激光雷达与 IMU 数据融合提出 LIO-SAM 算法,克服激光雷达运动过程中产生的点云畸变问题;QIN 等[12]提出的 VINS-Mono 算法是目前应用较为广泛的相机与 IMU 融合 SLAM;LVI-SAM[13]将激光雷达、相机、IMU 融合,分别构成视觉惯性与激光惯性 2 个子系统,既可独立工作也可协同完成 SLAM 任务,具有极佳的鲁棒性。

针对煤矿井下特殊恶劣环境,李猛钢等[14]将激光雷达与 IMU 融合,IMU 可校正激光雷达点云畸变,同时提供短时间高精度的位姿信息以避免特殊环境导致的激光雷达失效;薛光辉等[15]针对井下非结构化场景特点,提出一种融合 FPFH 和 ICP 算法的点云特征匹配方法,用以改善 LIO-SAM 算法在煤矿井下的特征识别及匹配能力;陈伟等[16]提出一种改进 ORB-SLAM3 算法,通过引入直方图均衡化等策略使得特征点均匀分布,并引入 RANSAC 算法剔除误匹配特征,进一步提高煤矿复杂环境下特征匹配的准确性。

如前文所述,学者分别针对煤矿环境,对激光−IMU 方案及相机−IMU 进行了大量研究,然而两类方案均存在一定的局限性。

陈步平[17]首先论证了相机−IMU 与激光雷达−IMU 两种融合方案在煤矿井下环境的缺陷:相机−IMU 融合 SLAM 在长时间无光环境中失效,不具备井下全场景应用的能力;而激光雷达−IMU 受井下单一特征影响较大,在长距离巷道场景下定位建图精度有待提升。之后借鉴 LVI-SAM 框架,融合相

机、激光雷达、IMU 分别构建 LIO、VIO 子系统，二者均可独立运行，提高了 SLAM 技术在井下特殊场景的稳定性；马艾强等二人[18] 同样采取激光雷达、相机、IMU 三者融合方案，分别利用 IMU 预积分状态校正畸变激光点云、图像增强算法处理低照度图像，以同时获取高精度的激光点云估计位姿、视觉估计位姿以及 IMU 推算位姿，并根据设定的动态阈值选取三者之中的最优位姿，最终实现井下精确可靠的建图与定位。在复杂的煤矿场景下，激光雷达、相机、IMU 融合 SLAM 理应是目前最佳的解决方案。然而相关研究尚少，且融合程度较低，更类似于激光−IMU 与相机−IMU 两类融合方案的简单组合，信息融合不够充分，无法充分利用三者的互补优势。

针对上述问题，笔者提出了一种基于多源里程融合的井下无人驾驶自主导航 SLAM 方法。首先，基于卡尔曼滤波实现激光里程计、视觉里程计以及 IMU 的紧耦合，为 RTAB-Map 算法提供更高精度的位姿估计信息，优化 SLAM 环境重构效果；接着，针对现阶段单点导航效率低的问题，提出多点自主导航策略，实现了无人驾驶设备多目标点依次导航；最后，搭建无人驾驶试验平台及模拟井下巷道场景，完成了试验验证。

1　基于多源里程融合的环境重构方法研究

SLAM 环境重构是实现井下自主导航的重要基础，因此笔者选择采用鲁棒性更强的多传感器融合 SLAM 技术方案。基于外观的实时建图（Real-Time Appearance-Based Mapping，简称 RTAB-Map）算法[19] 具有多类传感器接口，可拓展性和环境适应性出色，为此以其为基础开展环境重构方法研究。

1.1　RTAB-Map 算法环境重构原理分析

RTAB-Map 是一套集成前端里程计、后端优化以及回环检测的多传感器融合 SLAM 方案，其采用图结构的方式构建环境地图。

图结构包含节点与边：节点内存储当前帧的位姿估计、观测数据、视觉单词以及局部地图等信息；边包含节点之间的转换信息，用作后端图优化的约束。边可具体划分为相邻边、闭环边与相似边，相邻边包含连续节点间的坐标变换；闭环边与相似边分别包含不同节点间的闭环信息与相似信息。

根据短时间的节点及边信息可构建局部地图，利用局部地图拼接成为连贯的全局地图。但局部地图构建过程中存在累积误差，需借助回环检测与整体优化进行消除，提高地图精度。

在回环检测阶段，利用视觉词袋法和贝叶斯滤波识别回环。根据回环检测信息将节点与边进行整体优化，对全局环境地图进行相应的校正。

1.2　融合多源里程的 RTAB-Map 算法优化

由前文可知，RTAB-Map 算法环境重构依赖节点之间高精度的坐标转换关系，这一信息主要由里程计及 IMU 提供。但是任一类型的里程计都存在缺陷，如：轮式里程计存在累积误差、激光里程计及视觉里程计受动态物体干扰，而 IMU 存在累积漂移等问题。因此借鉴多传感器融合策略，通过融合多源里程提高 RTAB-Map 算法环境重构过程中的坐标转换精度。

本文的多源里程主要包括轮式里程计、激光里程计以及视觉里程计。除此之外，由于 IMU 获取的姿态、方向等信息可作为确定无人驾驶设备位姿的重要参考，为进一步提高位姿估计的准确性，本文在多源里程融合时将 IMU 获取信息作为重要融合信息之一。

多源里程融合基于卡尔曼滤波[20] 实现，最终确定的多源里程融合状态估计方程为

$$\hat{x}(k\mid k)=\hat{x}(k\mid k-1)+\sum_{i=1}^{4}\boldsymbol{K}_i(k)\{z_i(k)+\boldsymbol{H}_i(k)[\boldsymbol{\varphi}_i-\hat{x}(k\mid k-1)]\} \tag{1}$$

其中，$\hat{x}(k\mid k)$为 k时刻状态的滤波估计量；$\hat{x}(k\mid k-1)$为k时刻状态的预测估计量；$\boldsymbol{K}_i(k)$为第i个传感器的增益矩阵；$z_i(k)$为第i个传感器的量测方程；$\boldsymbol{H}_i(k)$为第i个传感器的量测矩阵；$\boldsymbol{\varphi}_i$为第i个传感器的增广向量。

多源里程融合结果为k时刻的节点位姿信息，用于替换 RTAB-Map 算法前端里程计信息，为后续构建环境地图提供高精度的节点坐标转换关系，有效提升环境重构精度。

2　井下无人驾驶多点自主导航方法研究

传统的自主导航方式为单点导航，即无人驾驶设备到达目标点后才可人工设置下一目标点，再次执行导航任务。当无人驾驶设备单次任务周期内需到达多个目标点时，人工操作频繁，自主性降低，无疑违背了井下无人驾驶应用的初衷。因此，本文开展多点自主导航方法研究，以期提高无人驾驶设备运行效率。

2.1　多点自主导航原理分析

单点自主导航仅可保留一个目标点位姿信息，新目标点的设置将直接取代前一目标点，这一机制

是导致其无法实现多点导航的关键所在。针对这一问题，笔者采取了一种新的策略：基于现有单点导航方法，在目标点发布与订阅节点之间构建中间节点，负责目标点位姿信息的存储与发布(图 1)；同时，信息的存储与发布以时间先后排序，且仅当前一目标点到达后才可发布下一目标点位姿信息。

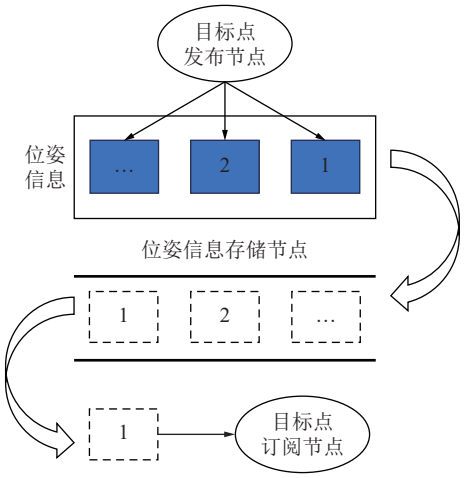


图 1　目标点位姿信息流向示意

Fig.1　Schematic diagram of target point pose

基于新的策略实现多点自主导航，流程如图 2 所示。首先根据目标点位姿信息的发布时间进行排序，并引入 Count 与 Goal 两参数分别表示目标点总数量与当前目标点序号；之后根据当前目标点序号

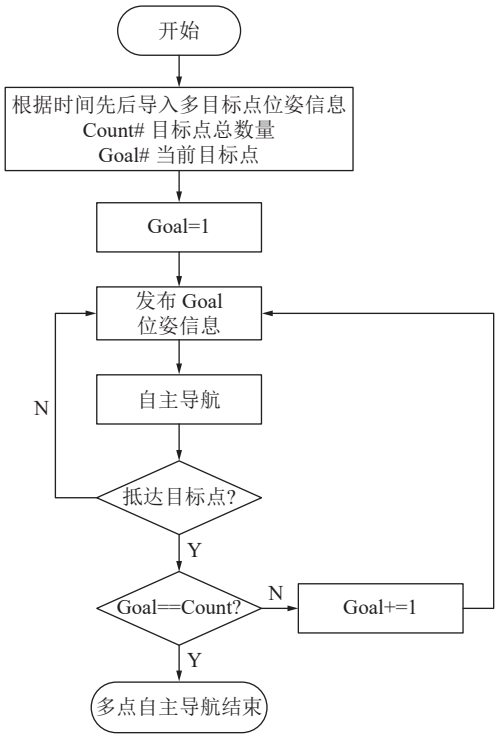


图 2　多点自主导航流程

Fig.2　Flowchart of multi point autonomous navigation

发布目标点位姿信息，执行单点导航操作；到达目标点后，判断其是否为最终目标点；若是，多点自主导航完成，若否，则执行下一目标点的导航任务。

2.2　多点自主导航框架搭建

无人驾驶设备实现多点自主导航，需将定位与建图、路径规划、多点自主导航控制策略集成于统一框架下。因此，基于前文开展的环境重构研究以及多点导航策略分析，搭建井下无人驾驶多点自主导航框架，如图 3 所示。

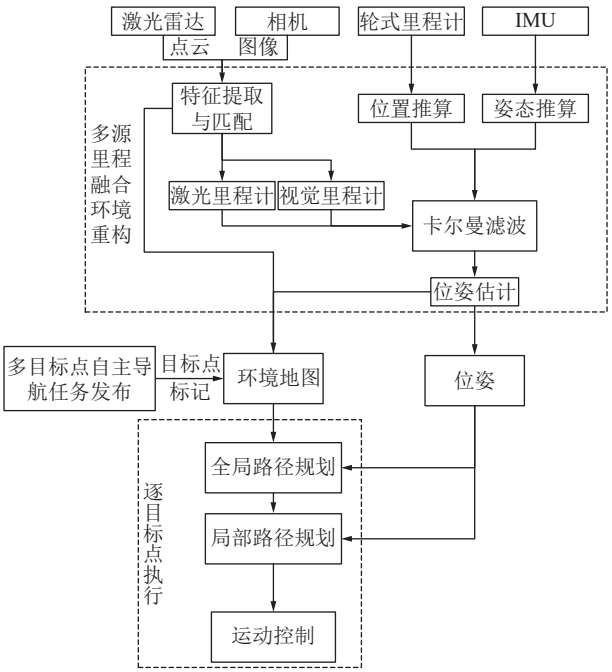


图 3　井下无人驾驶多点自主导航框架

Fig.3　Multi-point autonomous navigation framework for underground unmanned driving

首先，基于融合多源里程的 RTAB-Map 算法建立环境地图，同时获取无人驾驶设备的位姿信息；接着，根据实际需求人为发布多点目标导航任务，即在环境地图中逐个添加目标点；之后，按照本文所设计的多点导航策略，根据目标点添加时间先后，逐点进行全局、局部路径规划及导航；最终实现多点自主导航。

3　模拟井下无人驾驶自主导航试验

为验证本文所提方法在实际场景应用的可行性，根据现实情况设计并搭建无人驾驶试验平台及模拟井下巷道场景，进行现场试验。首先，进行环境重构试验，验证融合多源里程的 RTAB-Map 算法精度；之后，开展自主导航试验，验证多点自主导航方法的可行性。

3.1　无人驾驶试验平台搭建

以煤矿井下广泛应用的 WLR 型无轨胶轮车为

模型，搭建了一款以 TD-01 线控底盘为基础，配置各类传感器的无人驾驶试验平台。

TD-01 线控底盘如图 4 所示，参数配置见表 1，传感器选型情况见表 2。

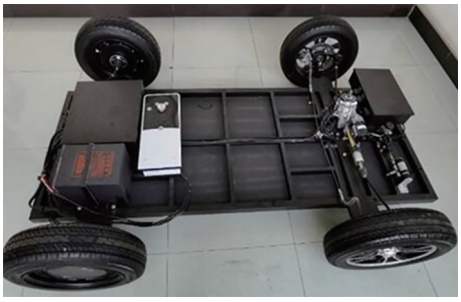


图 4　TD-01 线控底盘

Fig.4　TD-01 wire-controlled chassis

表 1　底盘参数配置

Table 1　Parameters of chassis

项目	参数
几何尺寸/(mm×mm×mm)	1 860×1 245×500
轮轴间距/mm	1 200
车轮间距/mm	1 136
最高速度/(km·h^{-1})	40
最大爬坡度/(°)	20
驱动模式	后置后驱
转向机构	阿克曼
最小转弯半径/mm	3 500
通信方式	CAN标准通信协议

表 2　传感器选型情况

Table 2　Sensor selection

传感器类型	型号	数量/个
激光雷达	RS-LiDAR-16	1
双目深度相机	MYNT EYE Depth	1
IMU	LPMS-IG1P	1

传感器布局如图 5 所示。最终搭建的无人驾驶试验平台如图 6 所示。

3.2　模拟井下巷道场景搭建

搭建模拟试验场景准确还原井下巷道情况，图 7a 展示了本次试验所用场景的二维平面布局，图 7b 为本次试验搭建地实际场景。图 7a 中标注的二维平面几何尺寸实测值见表 3。

3.3　融合多源里程的 RTAB-Map 算法环境重构试验

在模拟井下巷道场景中分别运行融合多源里程

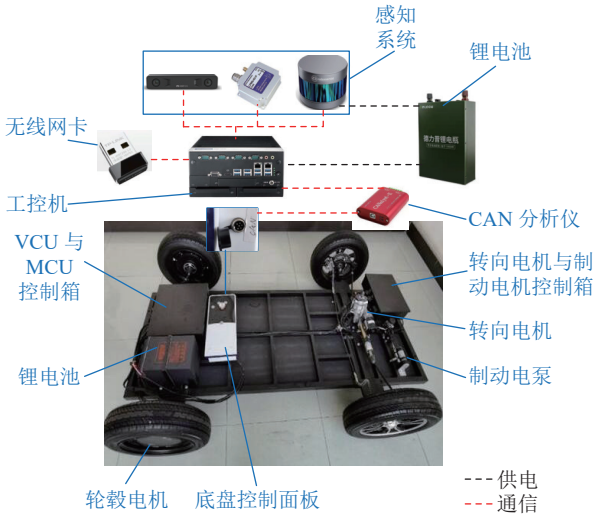


图 5　传感器布局

Fig.5　Sensor layout

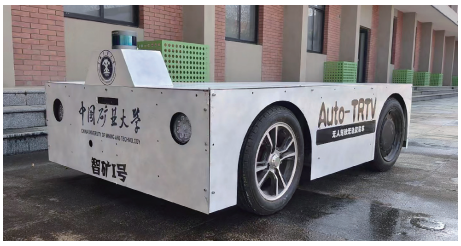
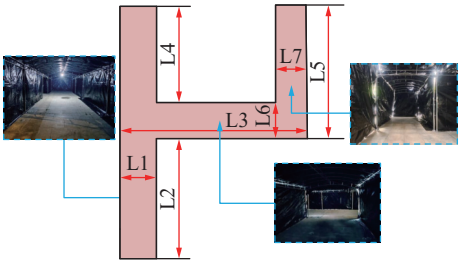


图 6　无人驾驶试验车

Fig.6　Autonomous driving test vehicle



(a) 搭建巷道二维平面图

(b) 实际搭建场景

图 7　试验场景

Fig.7　Test environment

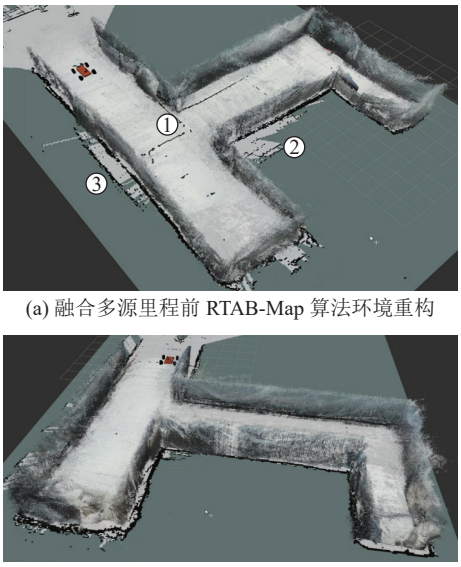
前后的 RTAB-Map 算法进行环境重构，效果如图 8 所示。

优化前 RTAB-Map 算法构建的环境地图在①、②、③处出现由于相机深度信息与激光点云信息不

表 3　二维平面标注尺寸实测值

Table 3　Measured values of two-dimensional planar geometric dimensions

标注尺寸	实测值/cm
L1	360
L2	800
L3	1 380
L4	580
L5	720
L6	360
L7	220



(a) 融合多源里程前 RTAB-Map 算法环境重构

(b) 融合多源里程的 RTAB-Map 算法环境重构

图 8　融合多源里程前后 RTAB-MAP 算法环境重构效果

Fig.8　RTAB Map test environmental reconstruction before and after optimization

匹配导致的地图错位现象，如图 8a 所示；而融合多源里程后，此现象得到有效抑制，如图 8b 所示。

为了评估融合多源里程前后 RTAB-Map 算法进行环境重构的准确性，将图 7 中 7 组标注尺寸的环境重构测量值与实测值相比较，并计算绝对误差及相对误差的绝对值。

优化前后 RTAB-Map 算法在 7 组标注尺寸的环境重构测量值分别见表 4 和表 5。图 9 展示的是相对误差绝对值的对比折线。

如图 9 所示，当 RTAB-Map 算法融合多源里程计后，在长走廊这类特征稀疏的场景中，其性能得到了显著的提升，环境重构测量中最大绝对误差的绝对值由 14.1 cm 缩小至 11.9 cm。与此同时，引入多源里程融合能够有效避免在地图构建过程中出现的大幅度偏移或漂移现象。综合表 4 和表 5 中的数据以及图 9 所示的相对误差绝对值对比折线图，可以得出结论：多源里程融合技术的使用有效改善了 RTAB-Map 算法在长距离、特征缺乏且结构重复的井下环境中的环境重构精度。

表 4　融合前的 RTAB-Map 算法标注尺寸测量值

Table 4　Labeling dimensional measurement values using the RTAB-Map algorithm before fusion

标注尺寸	实测值/cm	环境重构测量值/cm	绝对误差绝对值/cm	相对误差绝对值
L1	360	363.4	3.4	0.94
L2	800	790.6	9.4	1.18
L3	1 380	1 365.9	14.1	1.02
L4	580	586.5	6.5	1.12
L5	720	710.6	9.4	1.31
L6	360	364.3	4.3	1.19
L7	220	222.8	2.8	1.27

表 5　融合后的 RTAB-Map 算法标注尺寸测量值

Table 5　Labeling dimensional measurement values using the RTAB-Map algorithm after fusion

标注尺寸	实测值/cm	环境重构测量值/cm	绝对误差绝对值/cm	相对误差绝对值
L1	360	361.9	1.9	0.53
L2	800	796.2	3.8	0.48
L3	1 380	1 391.9	11.9	0.86
L4	580	583.4	3.4	0.59
L5	720	715.1	4.9	0.68
L6	360	362.2	2.2	0.61
L7	220	218.4	1.6	0.73

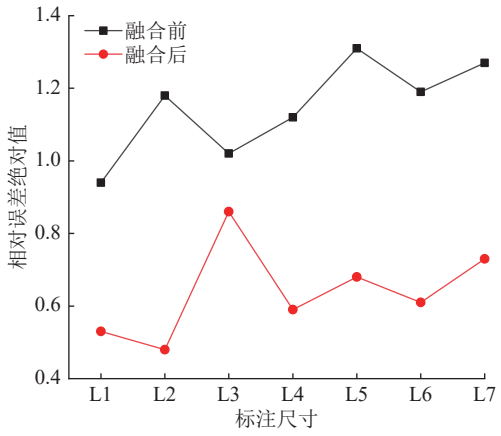


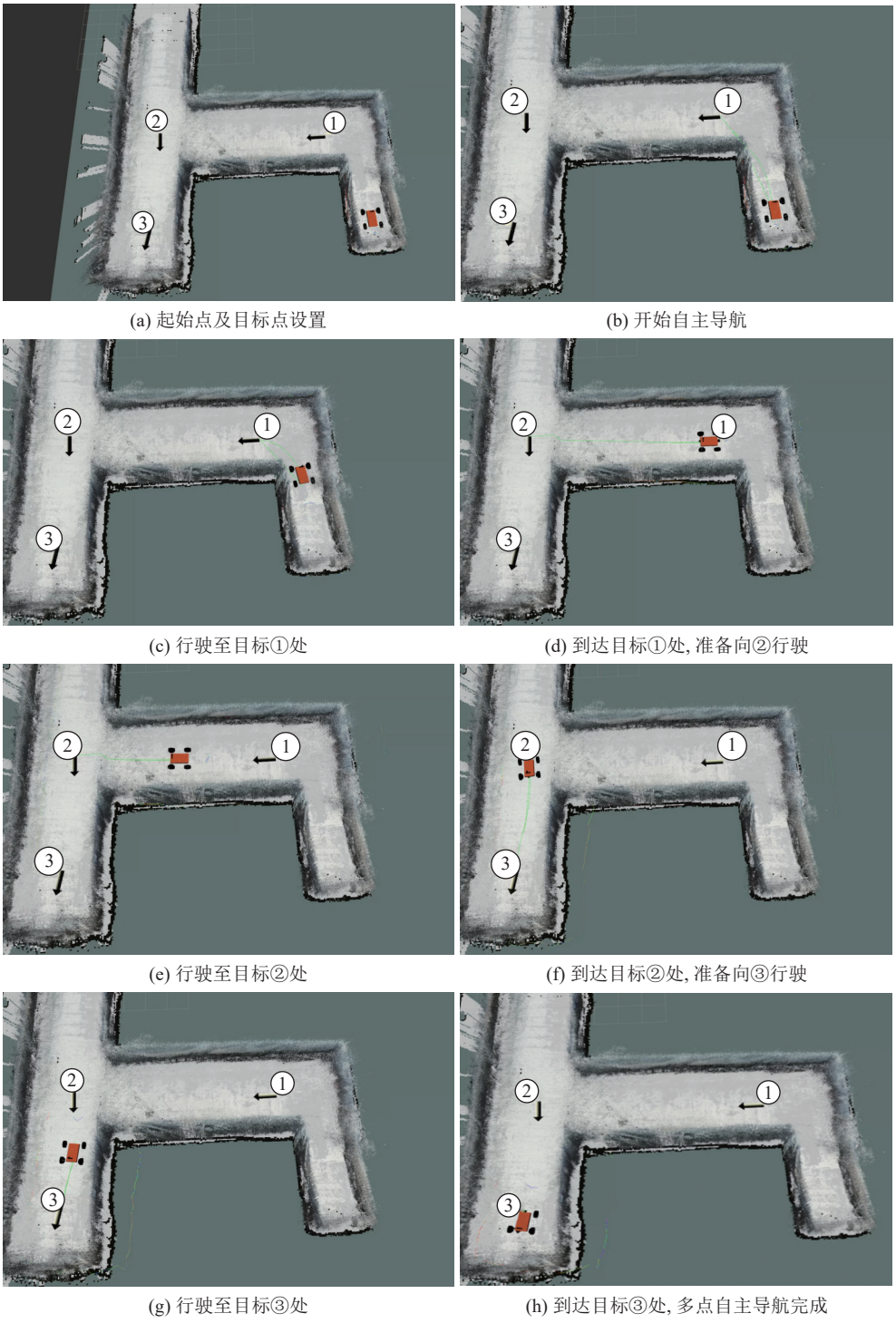
图 9　融合前后相对误差绝对值对比折线示意

Fig.9　Line chart comparing the absolute value of relative error before and after fusion

3.4　无人驾驶多点自主导航试验

为提升井下无人驾驶设备工作效率，集成本文所提的环境重构方法及多点自主导航策略，开展无人驾驶设备多点自主导航试验。

具体试验过程如下：首先，设置无人驾驶试验车起始点以及 3 个目标点，如图 10a 所示；接着，开始多点自主导航；图 10b、c 为试验车由起始点行驶至目标①处过程；图 10 d、e 为试验车由目标①处行驶至目标②处过程；图 10f、g、h 为试验车由目标②处行驶至目标③处过程。



(a) 起始点及目标点设置　(b) 开始自主导航

(c) 行驶至目标①处　(d) 到达目标①处，准备向②行驶

(e) 行驶至目标②处　(f) 到达目标②处，准备向③行驶

(g) 行驶至目标③处　(h) 到达目标③处，多点自主导航完成

图 10　多点自主导航试验

Fig.10　Experiment of multi point autonomous navigation

最终的多点自主导航路径与车辆规划路径如图 11 所示，轨迹拟合的最大纵向误差为 0.25 m，最大横向误差为 0.19 m，具有良好的导航精度；同时在试验过程中，试验车完成路径规划后开始自主导航

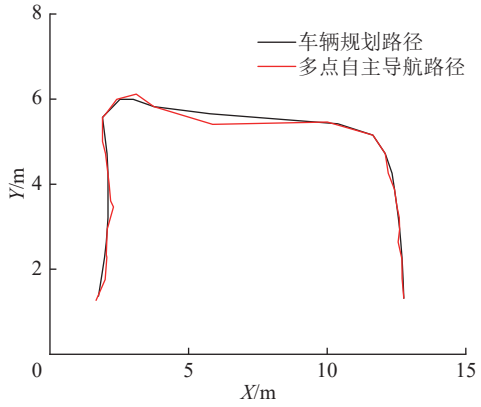


图 11　多点自主导航轨迹拟合

Fig.11　Multi point autonomous navigation trajectory fitting

的延时小于 2 s, 满足低时延要求。

试验结果表明, 基于本文提出的环境重构方法以及多点导航策略, 可实现煤矿井下无人驾驶设备的多点自主导航, 提高井下生产效率。

4　结　　论

1)在多传感器融合 SLAM 算法 RTAB-Map 的基础上, 融合多源里程对其优化, 并通过模拟环境重构试验进行验证。结果表明, 搭建的无人驾驶试验车在模拟巷道场景中, 环境重构精度良好, 其最大绝对误差的绝对值仅为 11.9 cm。

2)针对单点导航过程繁琐、效率低下的问题, 提出多点自主导航策略, 构建井下无人驾驶自主导航框架, 并通过模拟自主导航试验进行验证。结果表明: 多点导航方法可实现无人驾驶设备至少 3 个目标点的依次自主导航, 有效提高井下工作效率; 且轨迹拟合的最大纵向误差为 0.25 m, 最大横向误差为 0.19 m, 具有良好的导航精度。

3)模拟场景试验已验证井下无人驾驶自主导航 SLAM 方法的可行性。但若想实现煤矿井下的推广应用, 仍需在条件允许的情况下, 进一步开展现场试验。

参考文献(References):

[1] 王国法, 庞义辉. 智能化示范煤矿建设成效与发展方向[J]. 智能矿山, 2024, 5(1): 2−11.
WANG Guofa, PANG Yihui. Construction effect and development direction of intelligent demonstration coal mine[J]. Journal of Intelligent Mine, 2024, 5(1): 2−11.

[2] 鲍久圣, 刘琴, 葛世荣, 等. 矿山运输装备智能化技术研究现状及发展趋势[J]. 智能矿山, 2020, 1(1): 78−88.
BAO Jiusheng, LIU Qin, GE Shirong, et al. Research status and development trend of intelligent technologies for mine transportation equipment[J]. Journal of Intelligent Mine, 2020, 1(1): 78−88.

[3] 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. Unmanned trackless rubber wheeler based on LD improved Cartographer mapping algorithm underground SLAM autonomous navigation method and test[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(S2): 1271−1284.

[4] 刘铭哲, 徐光辉, 唐堂, 等. 激光雷达 SLAM 算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(1): 1−14.
LIU Mingzhe, XU Guanghui, TANG Tang, et al. Review of SLAM based on lidar[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(1): 1−14.

[5] HUANG L Y. Review on LiDAR-based SLAM techniques[C]// 2021 International Conference on Signal Processing and Machine Learning (CONF-SPML). Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 163−168.

[6] 王陈, 鲍久圣, 袁晓明, 等. 无轨胶轮车井下无人驾驶系统设计及控制策略研究[J]. 煤炭学报, 2021, 46(S1): 520−528.
WANG Chen, BAO Jiusheng, YUAN Xiaoming, et al. Design and control strategy of underground driverless system for trackless rubber tire vehicle[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(S1): 520−528.

[7] 葛世荣, 胡而已, 李允旺. 煤矿机器人技术新进展及新方向[J]. 煤炭学报, 2023, 48(1): 54−73.
GE Shirong, HU Eryi, LI Yunwang. New progress and direction of robot technology in coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(1): 54−73.

[8] 张鑫. 深井受限空间智能无轨胶轮车路径规划与驾驶行为决策[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.
ZHANG Xin. Path planning and driving behavior decision of intelligent trackless rubber-tyred vehicle in confined space of deep well[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.

[9] 葛君超, 王利鹏. 基于自适应 Retinex 算法的煤矿低光照图像增强研究[J]. 金属矿山, 2024(8): 152−157.
GE Junchao, WANG Lipeng. Study on low-light image enhancement in coal mine based on adaptive retinex algorithm[J]. Metal Mine, 2024(8): 152−157.

[10] 梁晓栋. 移动智能体多源信息融合感知方法研究 [D]. 天津: 中国民航大学, 2023.
LIANG Xiaodong. Research on multi-source information fusion perception method of mobile agent[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2023.

[11] SHAN T X, ENGLOT B, MEYERS D, et al. LIO-SAM: Tightly-coupled lidar inertial odometry *via* smoothing and mapping [C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 5135−5142.

[12] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004−1020.

[13] SHAN T X, ENGLOT B, RATTI C, et al. LVI-SAM: Tightly-coupled lidar-visual-inertial odometry *via* smoothing and mapping[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and

Automation (ICRA). IEEE, 2021: 5692−5698.

[14] 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.

[15] 薛光辉, 张钲昊, 张桂艺, 等. 煤矿井下点云特征提取和配准算法改进与激光 SLAM 研究[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(5): 301−312.
XUE Guanghui, ZHANG Zhenghao, ZHANG Guiyi, et al. Improvement of point cloud feature extraction and alignment algorithms and lidar slam in coal mine underground[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(5): 301−312.

[16] 陈伟, 巫帅达, 田子建, 等. 基于 ORB-SLAM3 视觉与惯导融合的煤矿机器人定位算法研究[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(S1): 297−307.
CHEN Wei, WU Shuaida, TIAN Zijian, et al. Research on coal mine robot positioning algorithm based on integration of ORB-SLAM3 vision and inertial navigation[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(S1): 297−307.

[17] 陈步平. 矿用搜救机器人多源信息融合 SLAM 方法研究 [D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.
CHEN Buping. Research on SLAM method for multisource information fusion of mine search and rescue robot[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.

[18] 马艾强, 姚顽强. 煤矿井下移动机器人多传感器自适应融合 SLAM 方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(5): 107−117.
MA Aiqiang, YAO Wanqiang. Multi sensor adaptive fusion SLAM method for underground mobile robots in coal mines[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(5): 107−117.

[19] LABBÉ M, MICHAUD F. RTAB-Map as an open-source lidar and visual simultaneous localization and mapping library for large-scale and long-term online operation[J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36(2): 416−446.

[20] 彭丁聪. 卡尔曼滤波的基本原理及应用[J]. 软件导刊, 2009, 8(11): 32−34.
PENG Dingcong. Basic principle and application of Kalman filter[J]. Software Guide, 2009, 8(11): 32−34.