

文章编号: 1671-251X(2025)06-0088-08

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2025030017

基于多源信息融合的井下无人驾驶建图与定位方法

杜军¹, 李航², 李坤³

(1. 达州职业技术学院 人工智能学院, 四川 达州 635001; 2. 四川轻化工大学 机械工程学院, 四川 宜宾 644002; 3. 绵阳职业技术学院 电子与信息学院, 四川 绵阳 621000)

摘要: 由于煤矿井下环境恶劣, 基于单源里程信息的建图方法易出现偏移、遮挡、缺失语义特征等现象, 现有主流定位算法应用于煤矿井下时存在定位失准等现象。针对上述问题, 提出一种基于多源信息融合的井下无人驾驶建图与定位方法。采用基于多源信息融合的 RTAB-Map 算法建图, 通过融合点云与图像信息, 显著降低建图偏移, 提高特征捕捉能力; 采用自适应蒙特卡罗定位 (AMCL) 算法实现精准定位, 结合激光雷达与运动信息, 利用粒子滤波、位姿预测与重采样实现自适应定位, 减少定位失准和建图漂移问题。仿真及试验结果表明: 相较于单轮式里程计, 基于多源信息融合的 RTAB-Map 建图相对误差绝对值缩减到 1% 以内, 地图匹配度更高, 提升了建图可靠性; 基于 AMCL 算法的定位粒子能够在 2 m 内迅速收敛, 满足无人驾驶辅助运输车辆的定位要求。

关键词: 井下无人驾驶; SLAM; 多源信息融合; RTAB-Map 算法; AMCL 算法

中图分类号: TD525

文献标志码: A

Multi-source information fusion based underground autonomous mapping and localization method

DU Jun¹, LI Hang², LI Kun³

(1. College of Artificial Intelligence, Dazhou Vocational and Technical College, Dazhou 635001, China;
2. College of Mechanical Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Yibin 644002, China;
3. College of Electronics and Information Technology, Mianyang Polytechnic, Mianyang 621000, China)

Abstract: Due to the harsh environment in coal mines underground, mapping methods based on single-source odometry information are prone to issues such as drift, occlusion, and missing semantic features. Existing mainstream localization algorithms applied underground in coal mines often encounter localization errors. To address these issues, this paper proposed an underground autonomous mapping and localization method based on multi-source information fusion. The mapping was performed using the multi-source information fusion-based RTAB-Map algorithm, which significantly reduced mapping drift and improved feature capture ability by fusing point cloud and image data. Precise localization was achieved using the Adaptive Monte Carlo Localization (AMCL) algorithm, which combined LiDAR and motion information and employed particle filtering, pose prediction and resampling to achieve adaptive localization, thereby reducing localization inaccuracies and mapping drift. Simulation and experimental results showed that, compared with a single wheel odometry, the absolute value of the relative error of RTAB-Map mapping based on multi-source information fusion was reduced to within 1%, and the map matching accuracy was higher, improving mapping reliability. Particles using the AMCL algorithm converged rapidly within 2 meters, meeting the localization requirements of autonomous auxiliary transport vehicles.

Key words: underground autonomous driving; SLAM; multi-source information fusion; RTAB-Map algorithm; AMCL algorithm

收稿日期: 2025-03-04; 修回日期: 2025-06-22; 责任编辑: 胡娴。

基金项目: 四川省教育厅自然科学重点资助项目 (18ZA0217)。

作者简介: 杜军 (1989—), 男, 四川达州人, 讲师, 硕士, 研究方向为人工智能算法与模式识别, E-mail: dujun_dj102@126.com。

引用格式: 杜军, 李航, 李坤. 基于多源信息融合的井下无人驾驶建图与定位方法[J]. 工矿自动化, 2025, 51(6): 88-95.

DU Jun, LI Hang, LI Kun. Multi-source information fusion based underground autonomous mapping and localization method[J].
Journal of Mine Automation, 2025, 51(6): 88-95.



扫码移动阅读

0 引言

无人驾驶辅助运输车辆为煤矿智能化的关键部分。无人驾驶技术包含感知、建图与定位、决策和控制等^[1-3]。其中建图与定位技术是通过传感器收集四周环境数据并进行分析处理,得到周围环境信息与自身位姿的一种技术^[4-5]。建图与定位信息可为车辆后续决策提供关键判断依据。由于井下环境复杂,全球定位系统(Global Positioning System, GPS)无法适用^[6];同时,井下无线信号传播受到地形和障碍物的限制,增加了建图与定位难度^[7]。将即时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)技术引入井下无人驾驶定位系统中,可有效构建车辆运行环境地图,实现车辆精确定位^[8]。然而,SLAM本身也面临计算复杂度高、对动态变化的环境适应性差等挑战^[9-10]。

SLAM技术包含建图和定位2个部分。目前主流的建图算法主要有Gmapping算法、HectorSLAM算法、Cartographer算法、KartoSLAM算法等^[11-15],都是基于单激光雷达或激光雷达融合惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)实现建图。但针对井下狭长、高相似、低光照、高粉尘环境,建图迭代易出现偏移现象,基于激光雷达建图易缺失语义特征,基于单相机建图易出现光照不稳定及遮挡现象。基于外观的实时建图(Real-Time Appearance-Based Mapping, RTAB-Map)算法采用渐进式闭环检测策略,可显著降低大规模建图复杂度,将点云信息和图像深度信息融合,能够捕捉更多特征点,更加适用于井下恶劣环境。因此,本文采用RTAB-Map建图技术。

目前主流的定位算法包括扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)/无损卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)算法、ORB-SLAM算法、PoseNet算法、KartoSLAM算法^[16-19],这些算法对环境的要求较高,如特征丰富场景、低动态、光照稳定等,应用于煤矿井下时存在定位失准、建图漂移等现象。自适应蒙特卡罗定位(Adaptive Monte Carlo Localization, AMCL)算法使用车辆激光雷达获取地图信息,结合车辆自身的运动信息(通常由里程计提供)实现定位,能够自适应调整定位精度来适应车辆的不稳定性^[20]。因此,本文采用AMCL算法实现井下精确定位,并将RTAB-Map建图技术与AMCL算法相结合,提出一种基于多源信息融合的井下无人驾驶建图与定位方法。

1 SLAM 算法原理

1.1 基于RTAB-Map的建图算法

RTAB-Map算法基于优化策略求解SLAM问题^[21],其支持RGB-D视觉信息、位姿、激光点云的多源信息输入,构建的地图具有多样性。RTAB-Map系统框架如图1所示,主要包含里程信息估计和建图两大部分。为实现车辆里程信息的高精度计算,利用激光雷达、深度相机和IMU获取点云信息、图像信息和车辆位姿信息,将3种信息进行时空同步,对图像和激光点云源信息进行特征提取和特征匹配,并基于IMU与积分参数对畸变参数进行校正,最后使用EKF实现多源信息融合,实现车辆里程信息高精度估计。为实现煤矿井下巷道的高精度建图,基于激光雷达采集的点云信息,构建巷道局部地图,然后基于里程信息实现全局地图的增量式构建^[22];设计闭环检测算法,利用图形优化策略避免无效的闭环检测,实现高可靠闭环优化;构建全局高匹配地图,最终输出实际场景的地图。

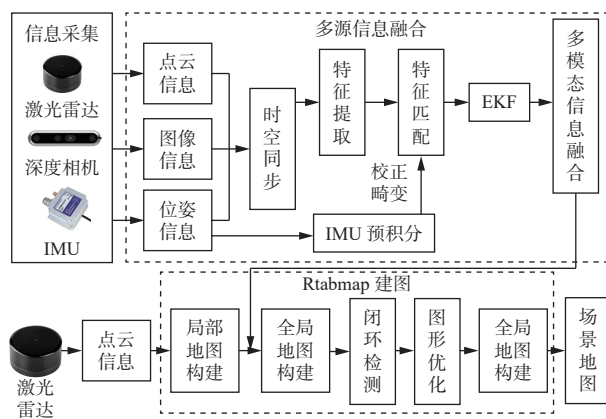


图1 RTAB-Map系统框架

Fig. 1 Framework of RTAB-Map system

1.2 基于AMCL的定位算法

AMCL算法主要由粒子初始化、预测粒子位姿、更新粒子位姿、重采样及将重采样的粒子放入直方图5个部分组成。

1) 粒子初始化。基于传感器采集的信息确定初始位置,在初始位置周围构建一组粒子,粒子根据初始位置(均值)和协方差矩阵定义的高斯分布进行采样,将粒子的权重值初始化为统一值。AMCL算法性能高度依赖于粒子初始化时设定的初始位置和粒子数量。初始位置的选取应尽量与实际初始位置吻合。粒子数量的选取需综合考虑实时性与定位精度。基于全局坐标系 OXY ,设置位姿初值为0,粒子初始空间分布如图2所示。

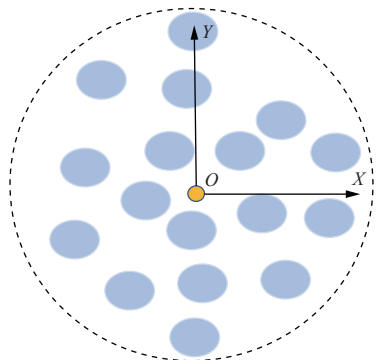


图 2 粒子初始空间分布

Fig. 2 Initial spatial distribution of particles

2) 预测粒子位姿。AMCL 粒子预测的核心是利用车辆当前运动位姿推断下一时刻位姿, 包含 2 个关键步骤: 运动更新和采样。运动更新阶段, 利用车辆的运动模型推算每个粒子下一时刻的位姿。再从预测的粒子中采样, 得到新的粒子位姿。粒子位姿预测如图 3 所示, 灰色粒子群从车辆里程计信息中获取, 然后转换为紫色粒子群分布。由于估计误差的存在, 紫色粒子群分布发散性较高。

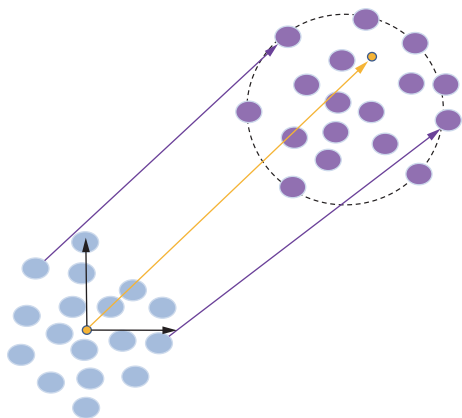


图 3 粒子位姿预测

Fig. 3 Particle pose prediction

3) 粒子位姿更新。通过传感器模型计算每个粒子的似然值, 更新粒子权重。粒子位姿更新如图 4 所示, 粒子颜色越暗, 表明权重越大。

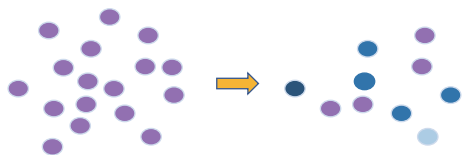


图 4 粒子位姿更新

Fig. 4 Particle pose update

4) 粒子重采样。粒子重采样前, 设定粒子群短期权重和长期权重的平均值不变, 并增加随机粒子。重采样阶段需维持粒子总数恒定, 依据权重值进行筛选, 淘汰低权重粒子, 同时复制高权重粒子。粒子重采样如图 5 所示。

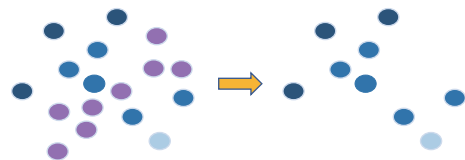


图 5 粒子重采样

Fig. 5 Particle resampling

2 仿真分析

2.1 基于 RTAB-Map 的建图仿真

在 Gazebo 仿真平台中构建井下巷道模拟环境, 开展无人驾驶辅助运输车辆的地图构建与导航仿真试验。模拟巷道包含封闭空间的联络巷、辅运大巷及运输巷, 如图 6 所示, L_1 — L_6 为各巷道宽度。

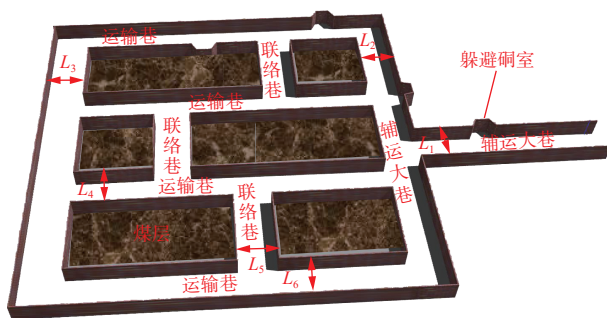


图 6 模拟巷道

Fig. 6 Simulated roadway

在仿真环境中定义车辆模型, 且加装激光雷达、深度相机、轮式里程计。采用轮式里程计和多源信息融合 2 种方式获取车辆里程信息, 进行对比分析, 建图效果分别如图 7 和图 8 所示。

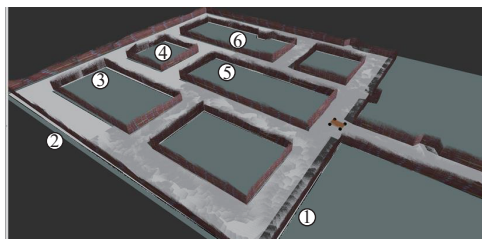


图 7 基于轮式里程计的 RTAB-Map 建图仿真效果

Fig. 7 Simulation result of RTAB-Map mapping based on wheel odometer

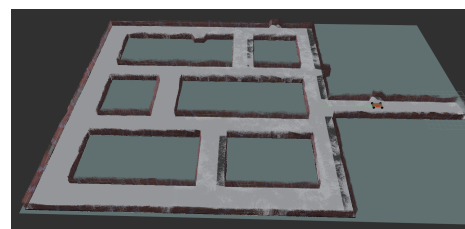


图 8 基于多源信息融合的 RTAB-Map 建图仿真效果

Fig. 8 Simulation result of RTAB-Map mapping based on multi-source information fusion

由图 7 可看出, 基于轮式里程计所建地图存在

错位,存在多处图像重影与重叠现象。这是由于低精度车辆轮式里程计信息导致构建的立体图与栅格图无法统一位置,降低了地图的准确性与匹配度。由图8可看出,基于多源信息融合的RTAB-Map建图效果显著改善,有效抑制了漂移现象。

对2种方式的建图效果进行定量分析,结果见表1与表2,误差对比如图9所示。可看出在模拟巷道不同位置处,基于多源信息融合的方法图测值更加接近实际值,绝对误差和相对误差更小。

表1 基于轮式里程计的RTAB-Map建图仿真误差
Table 1 RTAB-Map mapping simulation errors based on wheel odometer

测量距离	实际值/cm	图测值/cm	绝对误差/cm	相对误差绝对值/%
L_1	242	243.4	+1.4	0.72
L_2	692	695.1	+3.1	0.45
L_3	371	368.1	-2.9	0.78
L_4	957	958.1	+1.1	0.11
L_5	1 538	1 524.7	-13.3	0.86
L_6	1 834	1 811.1	+22.9	1.24

表2 基于多源信息融合的RTAB-Map建图仿真误差
Table 2 RTAB-Map mapping simulation errors based on multi-source information fusion

测量距离	实际值/cm	图测值/cm	绝对误差/cm	相对误差绝对值/%
L_1	242	242.5	+0.5	0.21
L_2	692	693.5	+1.5	0.22
L_3	371	370.5	-0.5	0.13
L_4	957	957.7	+0.7	0.07
L_5	1 538	1 534.7	-3.3	0.21
L_6	1 834	1 823.5	-10.5	0.57

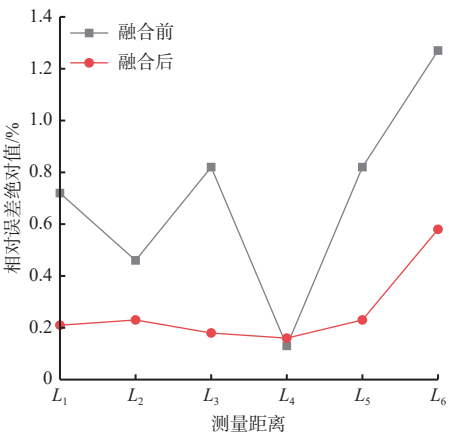


图9 融合多源信息前后仿真误差绝对值对比

Fig. 9 Comparison of absolute simulation errors before and after multi-source information fusion

2.2 基于AMCL的定位仿真

在井下巷道仿真环境中,采用AMCL算法进行

定位仿真,并通过Rviz可视化平台验证定位性能,如图10所示。其中红色粒子群(箭头集)表示无人车可能的位姿,箭头起点和方向分别对应位置和朝向;绿色为预行驶轨迹。图10(a)显示,初始位置粒子分布较发散,定位精度较低,此时AMCL算法尚无法为无人车提供精确位姿信息。无人车行进约1 m时,定位粒子开始显著收敛(图10(b));行进3 m后,粒子向车辆中心聚集,表明此时位姿已基本确定;图10(d)所示的稳定跟踪阶段,粒子持续收缩于较小区域,全程保持高度稳定。

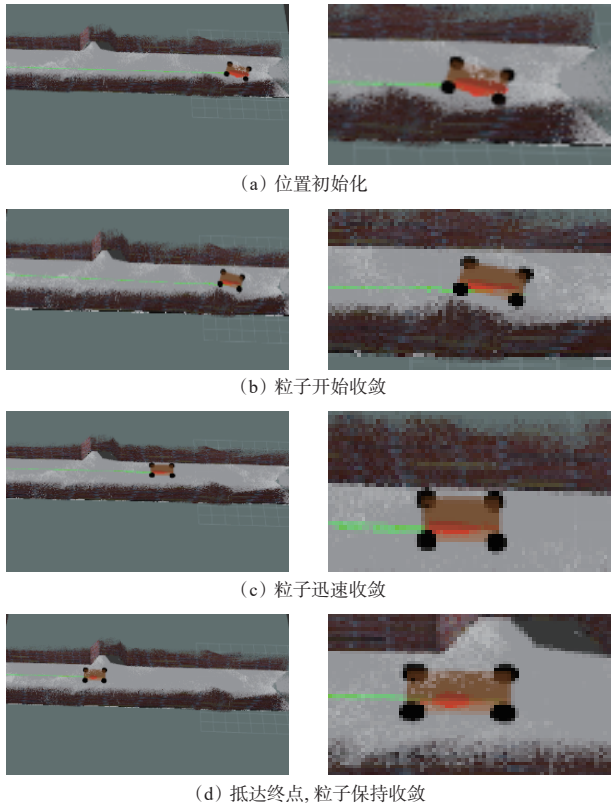


图10 AMCL定位过程

Fig. 10 AMCL localization process

车辆行驶过程中,AMCL算法可快速收敛,获取无人车在地图中的精确位姿,并在行驶全程保持良好的稳定性,满足井下无人驾驶定位要求。AMCL算法在不同阶段的仿真收敛效果见表3,可看出粒子抵达终点时方差最小,收敛性最好。

表3 AMCL算法在不同阶段的收敛效果(仿真)

Table 3 Convergence performance of AMCL localization algorithm at different stages (simulation)

行驶位置	粒子方差/ m^2	最大位姿误差/cm
图10(a)	2.5	120
图10(b)	0.8	45
图10(c)	0.4	15
图10(d)	0.3	8

3 试验验证

3.1 无人驾驶试验车及试验场景搭建

结合井下巷道真实环境与楼道模拟巷道环境,对宽窄楼道进行测量,用走廊模拟运输巷,用房间模拟煤层,如图 11 所示。自主搭建辅助运输车辆模型,如图 12 所示,包括激光雷达、RGB-D 相机、IMU、主控模块、移动底盘、驱动电源等。

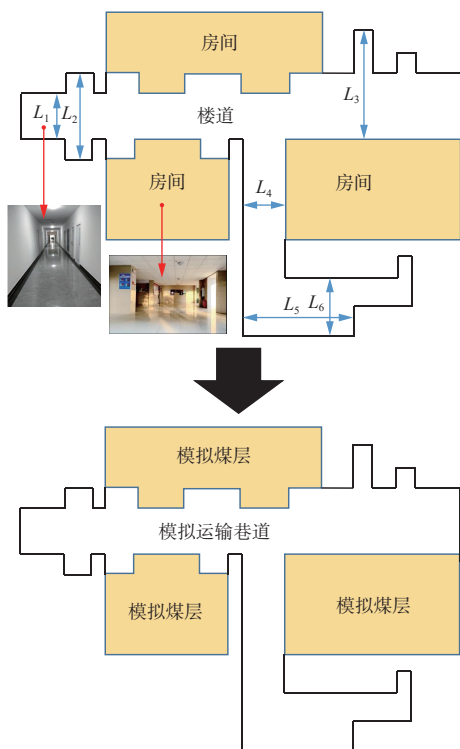


图 11 模拟工况

Fig. 11 Simulated operation conditions

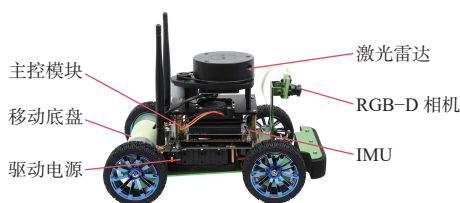


图 12 辅助运输车辆模型

Fig. 12 Auxiliary transportation vehicle model

3.2 基于 RTAB-Map 的建图试验

基于轮式里程计和多源信息融合的 RTAB-Map 建图试验效果分别如图 13、图 14 所示。由图 13 可看出,基于轮式里程计所建地图整体与原场景相吻合,但在部分区域出现漂移现象,这主要是由于里程计存在累计误差。轮式里程计驱动的 RTAB-Map 在短距离内建图精准,但随着距离增加,里程计累计误差导致位姿估计偏差线性增大,最终引发地图漂移。由图 14 可看出,基于多源信息融合的 RTAB-Map 建图整体精度较高,与原场景吻合度较高。

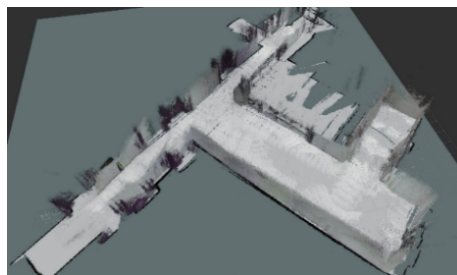


图 13 基于轮式里程计的 RTAB-Map 建图试验效果

Fig. 13 Test results of RTAB-Map mapping based on wheel odometer

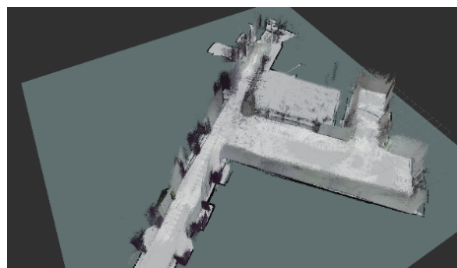


图 14 基于多源信息融合的 RTAB-Map 建图试验效果

Fig. 14 Test results of RTAB-Map mapping based on multi-source information fusion

为了对比分析融合多源信息前后 RTAB-Map 算法的建图效果,计算绝对误差和相对误差绝对值,结果见表 4 和表 5,误差对比如图 15 所示。可看出融合多源信息后的测量误差更小。

表 4 基于轮式里程计的 RTAB-Map 建图试验误差

Table 4 Error in RTAB-Map mapping test based on wheel odometer

测量距离	实际值/cm	图测值/cm	绝对误差/cm	相对误差绝对值/%
L_1	356	358.6	+2.6	0.72
L_2	692	699.1	+7.1	1.03
L_3	251	248.1	-2.9	1.15
L_4	798	808.1	+10.1	1.27
L_5	1 216	1 204.7	-11.3	0.93
L_6	1 793	1 811.1	+18.1	1.01

表 5 基于多源信息融合的 RTAB-Map 建图试验误差

Table 5 Error in RTAB-Map mapping experiment based on multi-source information fusion

测量距离	实际值/cm	图测值/cm	绝对误差/cm	相对误差绝对值/%
L_1	356	357.5	+1.5	0.43
L_2	692	687.8	-4.2	0.60
L_3	251	249.2	-1.8	0.71
L_4	798	804.6	+6.6	0.83
L_5	1 216	1 209.7	-6.3	0.52
L_6	1 793	1 803.9	+10.9	0.61

3.3 基于 AMCL 的定位试验

基于 AMCL 的定位试验效果如图 16 所示。由

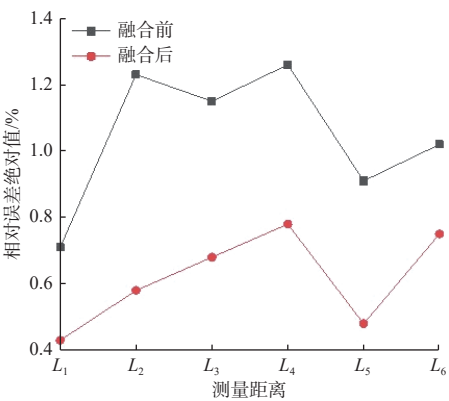


图 15 融合多源里程计前后试验误差绝对值对比

Fig. 15 Comparison of absolute values of test errors before and after fusion of multi-source odometry

图 16(a)可知,初始位姿时粒子分布松散且范围大,定位精度较低;行驶约 1 m 后,粒子迅速收敛(图 16(b));移动 2 m 后,粒子聚集至车辆中心,表明位姿已基本确定(图 16(c));图 16(d)所示的跟踪阶段,粒子持续收缩于较小区域,全程保持稳定。试验结果表明:基于 AMCL 算法的定位粒子能够快速收敛至较小区域,具有较高的定位精度。在狭长环境内,依然能够准确估计出无人车位姿,满足无人驾驶辅助运输车辆的实际定位需求。

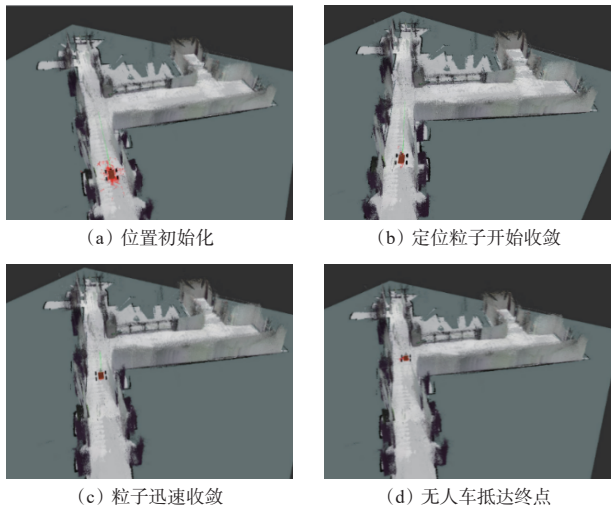


图 16 AMCL 定位试验效果

Fig. 16 AMCL localization test effect

AMCL 算法在不同阶段的收敛效果见表 6,可看出粒子抵达终点时方差最小,收敛性最好。

3.4 不同条件下的建图效果分析

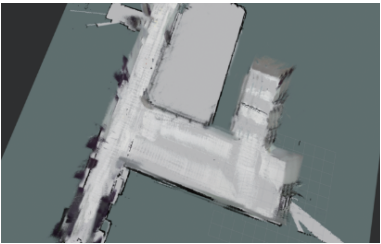
3.4.1 不同信息源建图效果

采用相机融合激光雷达、激光雷达融合 IMU、相机融合 IMU 的方式采集信息,建图效果如图 17 所示。可看出拐角处易出现不吻合现象,局部存在扭曲问题(图中红圈所示)。不同信息源下的建图误差见表 7,可看出本文提出的多源信息融合方法误差最小。

表 6 AMCL 算法在不同阶段的收敛效果(试验)

Table 6 Convergence effect of AMCL algorithm at different stages (test)

行驶位置	粒子方差/m ²	最大位姿误差/cm
图16(a)	2.8	140
图16(b)	0.9	53
图16(c)	0.5	18
图16(d)	0.2	6



(a) 激光雷达融合相机



(b) 激光雷达融合 IMU



(c) 相机融合 IMU

图 17 基于不同信息源的建图效果

Fig. 17 Mapping results based on different information sources

表 7 基于不同信息源的建图误差

Table 7 Mapping errors based on different information sources

实验组别	平均绝对误差/cm	相对误差/%
激光+IMU	12.3	2.1
相机+IMU	9.7	1.4
激光+相机	5.8	0.8
多源融合	3.1	0.4

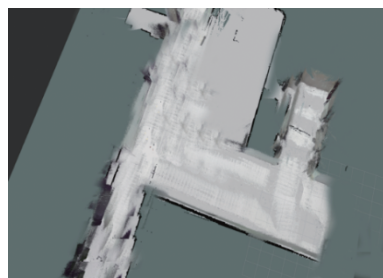
3.4.2 不同速度下的建图效果

参照《煤矿安全规程》规定的井下运输车辆速度限制(运人 25 km/h, 运物 40 km/h),对比速度为 10, 30, 40 km/h 时的建图效果,如图 18 所示。可看出低速行驶时建图效果最佳,正常速度下整体建图效果与低速时差别不大,符合实际工矿场景,能够满足正常使用需求。不同速度条件下的建图误差见表 8。

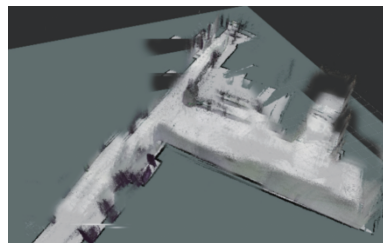
可看出不同行驶速度下的建图和定位结果较接近,不会对车辆安全行驶造成较大干扰。



(a) 车辆行驶速度为 10 km/h



(b) 车辆行驶速度为 30 km/h



(c) 车辆行驶速度为 40 km/h

图 18 不同行驶速度下的建图效果

Fig. 18 Mapping results at different driving speeds

表 8 不同速度条件下的建图误差

Table 8 Mapping errors at different speed conditions

速度/(km·h ⁻¹)	绝对轨迹误差/cm	收敛距离/m	最大瞬时误差/cm
10	7.2	4.2	27.9
30	7.6	4.5	28.1
40	7.8	4.8	28.4

4 结论

1) 针对煤矿井下巷道环境与实际行驶需求,提出一种基于多源信息融合的井下无人驾驶建图与定位方法。采用基于多源信息融合的 RTAB-Map 算法建图,将点云信息和图像深度信息融合,实现煤矿井下巷道的高精度建图。采用 AMCL 算法实现无人驾驶运输车辆的精准定位。

2) 仿真及试验结果表明:相较单一轮式里程计,基于多源信息融合的 RTAB-Map 建图相对误差绝对值缩减到 1% 以内,地图匹配度更高,提升了建图可靠性;基于 AMCL 算法的定位粒子能够在 2 m 内迅速收敛,满足无人驾驶辅助运输车辆的定位要求。

参考文献(References):

- [1] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(1): 1-27.
WANG Guofa. New technological progress of coal mine intelligence and its problems[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(1): 1-27.
- [2] 王陈, 鲍久圣, 袁晓明, 等. 无轨胶轮车井下无人驾驶系统设计与控制策略研究[J]. 煤炭学报, 2021, 46(增刊 1): 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.
- [3] 鲍久圣, 章全利, 葛世荣, 等. 煤矿井下无人化辅助运输系统关键基础研究及应用实践[J]. 煤炭学报, 2023, 48(2): 1085-1098.
BAO Jiusheng, ZHANG Quanli, GE Shirong, et al. Basic research and application practice of unmanned auxiliary transportation system in coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(2): 1085-1098.
- [4] 韦晓琴. 基于激光雷达的 AGV 机器人 SLAM 与定位导航研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2019.
WEI Xiaoqin. Research on SLAM, localization and navigation of an AGV robot based on laser sensors[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019.
- [5] 王陈. 井下无人驾驶无轨胶轮车自主建图与导航技术研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
WANG Chen. Research on autonomous mapping and navigation technology of underground driverless trackless rubber-tyred vehicle[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022.
- [6] 李仲强. 煤矿救援机器人自主建图和导航技术研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2019.
LI Zhongqiang. Research on self-construction and navigation technology of coal mine rescue robot[D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2019.
- [7] 刘停. 基于机器视觉的井下救援探测机器人路径规划研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2017.
LIU Ting. Research on path planning of mine rescue detection robot based on machine vision[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2017.
- [8] 胡青松, 李敬雯, 张元生, 等. 面向矿井无人驾驶的 IMU 与激光雷达融合 SLAM 技术[J]. 工矿自动化, 2024, 50(10): 21-28.
HU Qingsong, LI Jingwen, ZHANG Yuansheng, et al. IMU-LiDAR integrated SLAM technology for unmanned driving in mines[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(10): 21-28.
- [9] 田野, 陈宏巍, 王法胜, 等. 室内移动机器人的 SLAM 算法综述[J]. 计算机学报, 2021, 48(9): 223-234.

- TIAN Ye, CHEN Hongwei, WANG Fasheng, et al. Overview of SLAM algorithms for mobile robots[J]. *Computer Science*, 2021, 48(9): 223-234.
- [10] MARTÍN F, MORENO L, BLANCO D, et al. Kullback-Leibler divergence-based global localization for mobile robots[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2014, 62(2): 120-130.
- [11] 韩彦峰, 李君君, 肖科. 基于优化 Gmapping 算法的巷道喷浆机器人建图研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(6): 118-126.
- HAN Yanfeng, LI Junjun, XIAO Ke. Research on mapping of shotcrete robot in roadway based on optimized gmapping algorithm[J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2023, 50(6): 118-126.
- [12] 汪建华, 黄磊, 石雨婷, 等. 基于优化 Hector-SLAM 算法的机器人自主导航系统设计[J]. *工程设计学报*, 2023, 30(6): 678-686.
- WANG Jianhua, HUANG Lei, SHI Yuting, et al. Design of robot autonomous navigation system based on optimized Hector-SLAM algorithm[J]. *Chinese Journal of Engineering Design*, 2023, 30(6): 678-686.
- [13] 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(增刊 2): 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.
- [14] 侯可馨, 李霁翔, 邹腾跃, 等. 基于 Karto 算法的割草机器人建图及其运动畸变校正[J]. *南方农机*, 2022, 53(14): 1-4.
- HOU Kexin, LI Jixiang, ZOU Tengyue, et al. Drawing and motion distortion correction of mowing robot based on Karto algorithm[J]. *China Southern Agricultural Machinery*, 2022, 53(14): 1-4.
- [15] 崔邵云, 鲍久圣, 胡德平, 等. SLAM 技术及其在矿山无人驾驶领域的研究现状与发展趋势[J]. *工矿自动化*, 2024, 50(10): 38-52.
- CUI Shaoyun, BAO Jiusheng, HU Deping, et al. Research status and development trends of SLAM technology in autonomous mining field[J]. *Journal of Mine Automation*, 2024, 50(10): 38-52.
- [16] 刘燕, 张健, 肖庆高, 等. UKF 与 EKF 在导航定位中的对比研究[J]. *微处理机*, 2023, 44(4): 30-33.
- LIU Yan, ZHANG Jian, XIAO Qinggao, et al. A comparative study of UKF and EKF in navigation and positioning[J]. *Microprocessors*, 2023, 44(4): 30-33.
- [17] 尚明姝, 王克朝, 高玉宝. 一种基于 SURF-ORB 的改进图像配准算法[J]. *计量学报*, 2025, 46(3): 323-328.
- SHANG Mingshu, WANG Kechao, GAO Yubao. An improved image registration algorithm based on SURF-ORB[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2025, 46(3): 323-328.
- [18] 王珊, 张双寒, 高靖楠, 等. 基于 PoseNet 模型实现人体姿态识别[J]. *电脑编程技巧与维护*, 2022(1): 112-113, 135.
- WANG Shan, ZHANG Shuanghan, GAO Jingnan, et al. Realization of human posture recognition based on PoseNet model[J]. *Computer Programming Skills & Maintenance*, 2022(1): 112-113, 135.
- [19] 李泽龙, 张小俊, 王晓阳, 等. 基于改进 AMCL 的 AGV 激光定位技术研究 [J/OL]. *激光杂志*: 1-10 [2025-03-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1085.TN.20240926.1432.008.html>.
- LI Zelong, ZHANG Xiaojun, WANG Xiaoyang, et al. Research on AGV laser positioning technology based on improved AMCL[J/OL]. *Journal of Lasers*: 1-10 [2025-03-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1085.TN.20240926.1432.008.html>.
- [20] 薛光辉, 李瑞雪, 张钰昊, 等. 基于 3D 激光雷达的 SLAM 算法研究现状与发展趋势[J]. *信息与控制*, 2023, 52(1): 18-36.
- XUE Guanghui, LI Ruixue, ZHANG Zhenghao, et al. State-of-the-art and tendency of SLAM algorithms based on 3D LiDAR[J]. *Information and Control*, 2023, 52(1): 18-36.
- [21] 赵文金, 朱子恒, 吴云雁. 基于 SLAM 导航的煤矿井下机器人设计[J]. *山东煤炭科技*, 2024, 42(2): 161-165.
- ZHAO Wenjin, ZHU Ziheng, WU Yunyan. Design of coal mine downhole robot based on SLAM navigation[J]. *Shandong Coal Science and Technology*, 2024, 42(2): 161-165.
- [22] 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/OL]. *煤炭科学技术*: 1-10 [2025-03-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.td.20240925.1231.002.html>.
- CUI Shaoyun, BAO Jiusheng, LI Fangwei, et al. Autonomous navigation SLAM method for underground unmanned driving based on multi-source mileage fusion scenarios[J/OL]. *Coal Science and Technology*: 1-10 [2025-03-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.td.20240925.1231.002.html>.