



文章编号: 1671-251X(2025)05-0147-08

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2025030076

煤矿井下巷道三维建模研究

廉博翔¹, 弥浪涛¹, 李尚杰¹, 郭继尧²

(1. 陕煤集团神木柠条塔矿业有限公司, 陕西 榆林 719300;

2. 西安科技大学 测绘科学与技术学院, 陕西 西安 710054)

摘要:巷道三维重建是实现矿井探测的重要手段。三维激光扫描结合同时定位与建图(SLAM)技术可实现巷道扫描与三维重建,但在井下几何特征稀疏环境中存在点云配准精度不足、效率不高等问题。以陕西煤业化工集团柠条塔煤矿南翼东区辅运巷道为工程背景,对井下巷道高精度建模展开研究。针对柠条塔煤矿井下环境特点,将测量控制点布置在巷道顶板,减少环境因素对控制点位置的干扰;采用GOSLAM-GSJH12手持式三维激光扫描仪采集点云数据;通过构建已知点约束,根据已知控制点坐标对点云坐标进行非线性优化,实现点云漂移校正;采用小波分解、非局部均值等去噪算法和基于PointNet++的深度学习分割算法去除点云数据中的噪声;基于改进的Harris3D角点检测器和随机样本一致(RANSAC)算法提取巷道点云特征,融合三维激光雷达和惯性测量单元数据进行巷道点云配准,实现高精度地图构建;采用Delaunay三角剖分算法构建井下巷道的不规则三角网模型,再通过多阶段优化实现三维模型精细化重建,最终通过可视化平台展示。研究成果可与物联网、大数据、人工智能等技术结合,实现矿井智能化管理和决策。

关键词:巷道三维建模; 三维激光扫描; 激光雷达; 惯性测量单元; 点云漂移校正; 同时定位与建图

中图分类号: TD67

文献标志码: A

Research on 3D modeling of underground roadways in coal mines

LIAN Boxiang¹, MI Langtao¹, LI Shangjie¹, GUO Jiayao²

(1. Shenmu Ningtiaota Mining Co., Ltd., Shaanxi Coal and Chemical Industry Group, Yulin 719300, China;

2. College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: 3D reconstruction of underground roadways is an important approach for mine surveying. 3D laser scanning combined with Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) technology enables roadway scanning and 3D reconstruction. However, in underground environments with sparse geometric features, there exist problems such as insufficient point cloud registration accuracy and low efficiency. Taking the auxiliary haulage roadway in the southeastern section of the south wing of Ningtiaota Coal Mine under Shaanxi Coal and Chemical Industry Group as the engineering background, this study conducted high-precision modeling of underground roadways. Considering the characteristics of the underground environment of Ningtiaota Coal Mine, control points were arranged on the roadway roof to reduce environmental interference on their positions. A GOSLAM-GSJH12 handheld 3D laser scanner was used to collect point cloud data. By constructing known point constraints and performing nonlinear optimization on the point cloud coordinates based on the known control point coordinates, point cloud drift was corrected. Denoising algorithms such as Wavelet Decomposition and Non-Local Means, along with the deep learning segmentation algorithm based on PointNet++, were applied to remove

收稿日期: 2025-03-20; 修回日期: 2025-05-20; 责任编辑: 李明。

基金项目: 陕西省重点研发计划项目(2024GX-YBXM-294)。

作者简介: 廉博翔(1991—), 男, 陕西渭南人, 硕士, 主要从事煤矿地测防治水工作, E-mail: 371486893@qq.com。

引用格式: 廉博翔, 弥浪涛, 李尚杰, 等. 煤矿井下巷道三维建模研究[J]. 工矿自动化, 2025, 51(5): 147-154.

LIAN Boxiang, MI Langtao, LI Shangjie, et al. Research on 3D modeling of underground roadways in coal mines[J]. Journal of Mine Automation, 2025, 51(5): 147-154.



扫码移动阅读

noise in the point cloud data. Roadway point cloud features were extracted using an improved Harris3D corner detector and the Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm. Point cloud registration was performed by fusing data from 3D LiDAR and the Inertial Measurement Unit (IMU), enabling high-precision map construction. The Delaunay Triangulation algorithm was adopted to construct an irregular triangular mesh model of the underground roadway, and multi-stage optimization was used to achieve fine 3D reconstruction, which was finally presented via a visualization platform. The research results can be integrated with technologies such as the Internet of Things, big data, and artificial intelligence to realize intelligent mine management and decision-making.

Key words: 3D roadway modeling; 3D laser scanning; LiDAR; inertial measurement unit; point cloud drift correction; simultaneous localization and mapping

0 引言

矿井探测是煤矿开采前和开采过程中不可或缺的重要环节,其主要目的是详细查明矿井巷道的地质条件、煤层赋存情况、地下水分布及潜在的地质灾害等信息^[1-2]。矿井巷道三维场景重建通过三维可视化技术提供真实感强的巷道环境,支持安全培训、事故分析和应急响应等^[3-4]。

早期多采用摄影测量与传统测绘技术实现矿井三维场景重建及三维地图构建^[5]。摄影测量依赖光学影像特征匹配,但井下低光照环境易导致影像模糊,且粉尘干扰易引发特征点误判,特别是针对光滑壁面或纹理重复区域(如锚杆阵列),匹配精度与效率较低^[6-7]。传统的全站仪测量受限于人工布点与视线遮挡,长距离作业时累计误差显著,无法保证全局地图的一致性,且数据采集周期长,难以满足巷道快速建模需求^[8]。

近年来学者在矿井三维重建研究中引入三维激光扫描技术。该技术无需大量标记控制点,更无需依赖全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)信号,在煤矿巷道等复杂环境中具有广泛的应用前景^[9]。其主要通过三维激光雷达(LiDAR)发射激光束获取高密度点云数据,可穿透粉尘,且不受光照条件影响,能精准捕捉巷道几何特征(如拱形顶、支护结构尺寸等)^[10],精度达毫米级,满足矿井精细化建模需求。但单一LiDAR在复杂巷道中易因物体遮挡导致数据缺失,且海量点云数据实时处理对硬件性能要求较高。对此,有学者提出结合同时定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)技术进行巷道扫描与三维重建^[11]。SLAM可与其他传感器数据,如惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)^[12]、全球定位系统(Global Positioning System, GPS)等融合,从而获取更全面、更丰富的矿井信息,提高数据的准确性和可靠性^[13]。

虽然目前SLAM技术已相对成熟,但应用于煤矿井下几何特征稀疏环境中仍存在点云配准精度不足、效率不高问题。本文以陕西煤业化工集团柠条塔煤矿井下巷道为例,提出一种已知点约束的高精度激光SLAM建模技术,以期为采煤巷道三维模型重建提供参考。

1 研究区概况

柠条塔煤矿坐落于陕西省神木市西北部,距神木县城约36 km,行政区划隶属神木市孙家岔镇、麻家塔乡管辖。地理坐标为东经 $110^{\circ}09'29.515''$ ~ $110^{\circ}16'23.355''$,北纬 $38^{\circ}57'24.238''$ ~ $39^{\circ}07'57.126''$ 。柠条塔井田位于陕北黄土高原北部,毛乌素沙漠东南缘。地形西北、西南高,中部低。井田南翼地形总体上西南高东北低,北部考考乌素沟一带最低,中西部较中东部略高,除几条较小支沟外,整体地形较平坦。南翼最高点在中南部的龚家梁,标高+1 328 m,最低点在肯铁令河入考考乌素沟处,标高+1 150 m,一般标高为+1 220~+1 280 m,相对最大高差为178 m。井田南翼大部分地表被现代风积砂及萨拉乌苏组砂层所覆盖,局部地表出露第四系黄土及新近系红土;北翼地表大部出露第四系黄土及新近系红土,基岩零星出露于考考乌素沟及肯铁岭沟等主要沟谷两侧^[14]。

柠条塔煤矿是典型的浅埋煤层群开采矿井,采用2个水平和斜井开拓,实施一次采全高综合机械化及采空区自然垮落法工艺。矿井巷道内光线昏暗且不均匀,几乎没有自然光线,灰尘量大。因井下地质构造复杂,存在断层、褶皱、裂隙等地质现象,导致巷道形状不规则,墙壁表面不平整。

2 研究路线

以柠条塔煤矿南翼东区辅运巷道为研究对象,综合考虑井下巷道错综复杂的特点及距离等因素,通过高精度巷道三维模型重建技术完成巷道探测,研究路线设计如图1所示。

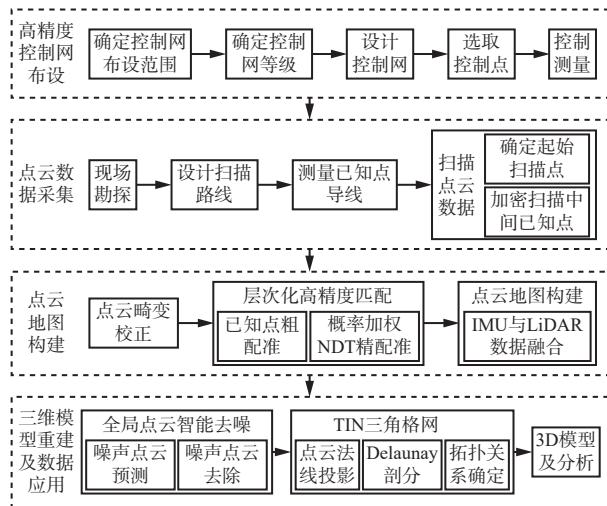


图1 矿井巷道三维模型重建技术研究路线

Fig. 1 Research route for 3D model reconstruction technology of mine roadways

1) 高精度控制网布设。基于煤矿井下巷道的具体测绘需求,明确控制网的覆盖范围,选用符合施工精度标准的控制网等级,挑选并安置控制点标志,以支撑后续的测量作业。

2) 点云数据采集。设计合理的扫描路线,使用三维激光扫描仪进行点云数据扫描。

3) 点云地图构建。对采集的点云数据进行分析和畸变校正,提升数据质量。针对巷道复杂环境,通过特征提取技术识别不同结构特征,进行点云数据初步匹配(粗配准),并依据特征权重进行精细匹配(精配准)。采用IMU数据初始化位姿估计,以提升点云匹配精度。结合IMU与LiDAR数据进行实时交叉验证与融合处理,以提升定位精度,增强定位可靠性。

4) 三维模型重建及数据应用。根据点云数据噪声特点选择不同算法进行去噪处理,之后基于Delaunay三角剖分算法构建精确的三维拓扑结构,最终生成高质量的三维数字模型。

3 巷道高精度控制网布设

在矿山巷道工程领域,控制网作为实现空间定位的核心基准,其精确性至关重要。在应用巷道三维激光扫描技术的情况下,控制网精度与所获取的空间点云数据的准确性紧密相连,这种联系会进一步对后续工程分析、设计及管理效能产生深远影响。与地面环境中相对常规的扫描流程相比,井下控制网构建面临的挑战纷繁复杂。井下空间极为狭小,且存在数量众多的干扰因素,如:弥漫的尘埃会使光线传播受到阻碍,从而影响测量的清晰度;大量湿气会对测量设备产生侵蚀作用,降低其性能和精

度;设备不合理布置可能导致测量视线受阻或产生误差。上述因素都可能给控制网的稳定性和测量精度带来不利影响。

针对柠条塔煤矿井下环境的特点,将测量控制点布置在巷道顶板,利用巷道顶板的结构稳定性,有效减少环境因素对控制点位置的干扰。在巷道入口、出口、边墙等关键位置,选取宽阔无遮挡的控制点作为控制网的基准点。布点过程中应合理设置控制点间距,确保扫描过程中控制网均匀分布且具有足够的覆盖密度,从而提高数据的准确性和可靠性。一般可根据巷道宽度 W 和扫描精度要求 ε 来确定控制点间距 D 。

$$D = KW \frac{1}{\sqrt{\varepsilon}} \quad (1)$$

式中 K 为比例系数,可根据实际情况调整。

控制网的覆盖面积应涵盖整个扫描区域,并考虑一定的缓冲区。假设扫描区域长度为 L ,缓冲距离为 b ,则控制网覆盖面积为

$$a = (L + 2b)(W + 2b) \quad (2)$$

扫描精度受多种因素影响,包括扫描仪性能、控制网精度、环境噪声等。在理想情况下,扫描精度 P 与控制点间距 D 、扫描仪性能 S 的关系可表示为

$$P = \frac{S}{D^n} \quad (3)$$

式中 n 为指数系数,反映扫描精度随控制点间距变化的敏感程度。

根据式(1)—式(3)得出控制点间距、位置及数量,进而布设控制网。

4 点云数据采集

采用GOSLAM-GSJH12手持式三维激光扫描仪对所研究巷道进行点云数据采集。为保证扫描精度,扫描过程中应满足:①扫描路线闭合,以提高扫描数据的拼接精度。②一次扫描范围不能太大,以保证数据精度。③扫描路线控制在500 m内。

具体扫描步骤:①由巷道入口开始,每隔50 m记录巷道特征,避开遮挡位置,确定合理的扫描路线,确保全面覆盖需采集的区域。②开启GOSLAM-GSJH12扫描仪并进行初始化设置。③作业人员手持扫描仪在巷道内行走作业,在扫描过程中保持设备稳定并匀速移动,确保仪器和巷道的相对位置和姿态稳定,保证扫描数据的连续性。④完成数据采集后,及时检查数据质量,如发现数据异常或缺失等情况,及时采取措施进行处理或重新采集。

单巷道三维激光扫描结果如图2所示,红框显

示巷道局部细节,整体采集数据完整。

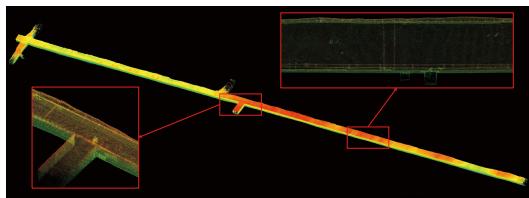


图 2 单巷道三维激光扫描结果

Fig. 2 3D laser scanning results of a single roadway

5 点云数据处理与地图构建

5.1 点云数据漂移校正

随着采集时间的增加(超过 20 min),点云易出现漂移现象,如图 3 所示。此时巷道点云存在明显位移,与巷道位置不重合。

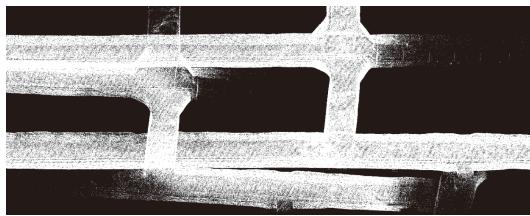


图 3 巷道点云漂移

Fig. 3 Roadway point cloud drift

本文通过构建已知点约束来降低点云漂移现象,具体步骤如下:

1) 将激光雷达 SLAM 建图过程中生成的地图坐标作为所有地图点的初始化坐标,每隔一定时间计算一次激光雷达所在位置与初始位置的大致距离,每隔 90 m 设置 1 个测站点,利用测站点坐标反算观测边(2 个相邻测站点位置 A, B 的连线)的方位角 α_{AB} 。首先计算观测边 AB 的象限角:

$$R_{AB} = \arctan \frac{y_B - y_A}{x_B - x_A} = \arctan \frac{\Delta y_{AB}}{\Delta x_{AB}} \quad (4)$$

式中: (x_A, y_A) , (x_B, y_B) 分别为相邻测站点位置 A, B 的坐标; $(\Delta x_{AB}, \Delta y_{AB})$ 为相邻测站点位置 A, B 坐标差值。

表 1 采用不同点云漂移校正算法时区域样本误差统计

Table 1 Error statistics of regional samples under different point cloud drift correction algorithms

编号	实际值/m	Lego-LOAM			LIO-SAM			已知点约束		
		测量值/m	绝对误差/m	相对误差/%	测量值/m	绝对误差/m	相对误差/%	测量值/m	绝对误差/m	相对误差/%
1	4.600	4.356	0.244	5.30	4.562	0.038	0.83	4.582	0.018	0.39
2	2.000	1.916	0.084	4.20	1.986	0.014	0.70	1.991	0.009	0.45
3	0.600	0.585	0.015	2.50	0.595	0.005	0.83	0.595	0.005	0.83
4	3.500	3.663	0.163	4.66	3.533	0.033	0.94	3.487	0.013	0.37
5	0.900	0.923	0.023	2.56	0.862	0.038	4.22	0.893	0.007	0.78
6	1.500	1.482	0.018	1.20	1.490	0.01	0.67	1.493	0.007	0.47

若 $\Delta x_{AB} > 0$, $\Delta y_{AB} > 0$, 观测边 AB 位于第 1 象限, $\alpha_{AB} = R_{AB}$; 若 $\Delta x_{AB} < 0$, $\Delta y_{AB} > 0$, 观测边 AB 位于第 2 象限, $\alpha_{AB} = 180^\circ - R_{AB}$; 若 $\Delta x_{AB} < 0$, $\Delta y_{AB} < 0$, 观测边 AB 位于第 3 象限, $\alpha_{AB} = 180^\circ + R_{AB}$; 若 $\Delta x_{AB} > 0$, $\Delta y_{AB} < 0$, 观测边 AB 位于第 4 象限, $\alpha_{AB} = 360^\circ - R_{AB}$ 。得到方位角后,根据传统附合导线计算方法进行附合导线平差计算,得到各测站点坐标^[15]。

2) 利用非线性优化方法校正点云坐标。

$$X^* = \operatorname{argmin} \left(-\ln \left(p(X) \prod_{k=1}^m p(z_k | X_k) \right) \right) = \operatorname{argmin} \left(\sum_{k=1}^m \|h_k(X_k) - z_k\|_{\Omega_k}^2 \right) \quad (5)$$

式中: X^* 为未知点云坐标集合 X 的信赖度,即校正后的点云坐标; $p(X)$ 为 X 的先验概率; m 为地图点总数; z_k 为校正前的第 k 个地图点坐标; $p(z_k | X_k)$ 为第 k 个未知地图点坐标 X_k 的概率约束; $h_k(X_k)$ 为 X_k 的几何变换非线性函数; Ω_k 为校正前第 k 个地图点的信息矩阵。

通过上述方法求得校正后的点云坐标,完成点云漂移校正,结果如图 4 所示。可看出校正后巷道结构清晰,点云位移得到明显修正,巷道转角等特征重合。

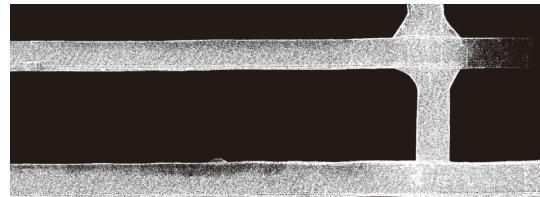


图 4 巷道点云漂移校正结果

Fig. 4 Correction results of roadway point cloud drift

分别采用 Lego-LOAM, LIO-SAM 算法和本文提出的已知点约束方法对获取的巷道点云进行漂移校正,随机选取其中 6 个区域样本,根据校正的点云计算区域长度,并统计误差,结果见表 1。

根据表1数据可计算出,经Lego-LOAM算法校正后,6个区域样本的平均相对误差为3.40%,经LIO-SAM算法校正后平均相对误差为1.37%,经已知点约束方法校正后平均相对误差最低,为0.55%,验证了已知点约束方法对于点云漂移校正具有较高的精度,能够有效提高点云地图的构建精度。

5.2 基于深度学习的全局地图智能去噪

采用GOSLAM-GSJH12手持式三维激光扫描仪对目标进行扫描时,扫描设备自身的性能与精度、周围复杂多变的环境、人为操作产生的扰动及目标自身特性等因素会综合作用于扫描过程,导致获取的点云数据存在噪声^[16-17],无法准确表达扫描对象在空间中的实际位置。因此,去噪操作对提取巷道结构特征信息非常关键。

去噪包括噪声识别和图像分割2个部分。在噪声识别过程中,通过统计分析和邻域搜索去除明显的离群点。具体地,若某个点到其周围相邻点的距离超出特定阈值,便判定为离群点并去除。之后根据不同区域点云数据的噪声特征,选择合适的去噪算法,如含有高频噪声时采用小波去噪,存在局部相似噪声时采用非局部均值去噪。在图像分割过程中,引入基于PointNet++的深度学习分割算法。该算法通过多层感知机与特征聚合机制,学习点云的局部几何特征和全局空间关系,提升对巷道复杂结构(如巷道壁、支柱、设备等)分割的准确性。采用形态学滤波方法对分割后的区域进行平滑处理,去除分割边界的毛刺和不连续部分,以提升分割效果。

巷道点云数据去噪前后对比如图5所示。可看出在点云去噪前,噪声掩盖了巷道的真实结构,导致特征模糊,空间关系混乱;去噪后巷道的拱形顶部、侧壁、地面等核心特征能够清晰呈现,结构规整,几何形态可辨,点云数据对巷道空间特征的表达能力得以提升。

5.3 特征提取与配准

对煤矿巷道点云数据实施特征提取与配准操作,能够显著减小定位误差,大幅提高SLAM系统在复杂多变环境中的定位准确性。

在特征提取阶段,采用改进的Harris3D角点检测器^[18],通过计算点云曲率张量的特征值来识别显著角点(图6中的紫色点)。采用随机样本一致(Random Sample Consensus, RANSAC)算法提取巷道顶板、底板及侧壁平面结构(图6中的黄点标记区域)。利用区域生长算法将点云聚类为线特征(顶板锚杆)、面特征(巷道壁)两类基元。

LiDAR具备提供高精度地图数据的能力,但在

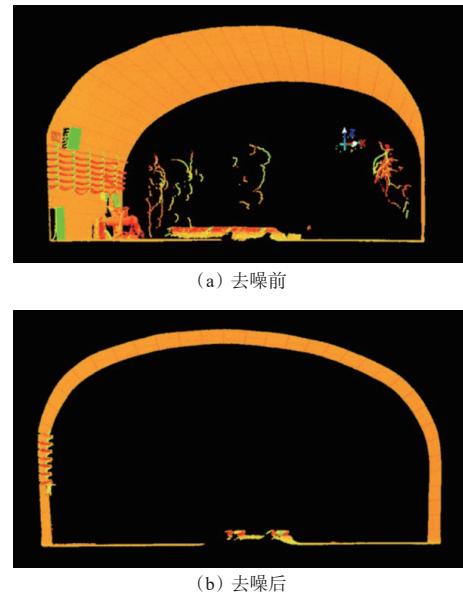


图5 巷道点云去噪前后对比
Fig. 5 Comparison of roadway point cloud before and after denoising

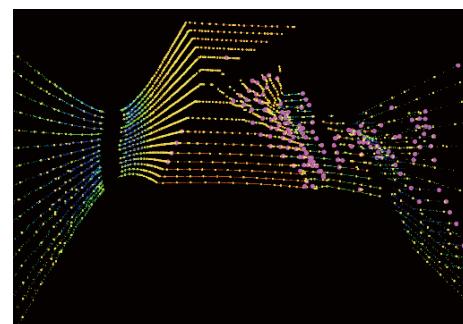


图6 点云特征提取结果
Fig. 6 Feature extraction result of point cloud

复杂环境条件下,如存在物体遮挡情况,会导致部分区域无法被有效探测,或存在特殊表面材质,造成反射异常等,引发测量误差^[19]。IMU内部传感器可敏锐地感知物体的运动状态和姿态变化。因此,在巷道点云特征配准阶段,采用IMU辅助的层次化匹配框架,将IMU状态信息作为帧间匹配的初始位姿,与LiDAR数据相互参照和融合,从而提高定位精度。LiDAR和IMU数据融合原理如图7所示。节点 M_0 — M_5 为不同时刻的位姿状态(包含位置和姿态信息,为待优化的变量)。里程计因子(LiDAR里程计算)、大小闭环因子(LiDAR闭环检测,提供全局位姿约束,修正累计误差)、IMU因子(IMU运动状态和姿态测量,辅助帧间匹配初始位姿)分别作为因子图的边,对相邻位姿节点施加约束。LiDAR通过里程计和闭环因子构建环境地图与位姿的局部和全局约束,解决复杂环境下的探测盲区问题;IMU利用其对运动状态的敏锐感知,在LiDAR数据受遮挡或反射异常时,提供连续的姿态和运动约束,作为帧间

匹配的初始位姿。二者通过因子图优化框架(如 SLAM 中的图优化), 将多源数据约束融合, 最小化整体误差, 从而实现位姿的高精度估计。例如, 里程计因子连接连续位姿, 描述相对运动; 大小闭环因子在检测到重复场景(如回到 M_0 附近)时, 施加全局约束, 消除漂移; IMU 因子在 LiDAR 数据较稀疏(如 M_3 到 M_4 可能受遮挡)时, 维持位姿连续性。通过融合各因子的约束, 优化位姿节点, 实现 LiDAR 和 IMU 数据深度融合, 提升巷道等复杂环境下的定位精度。

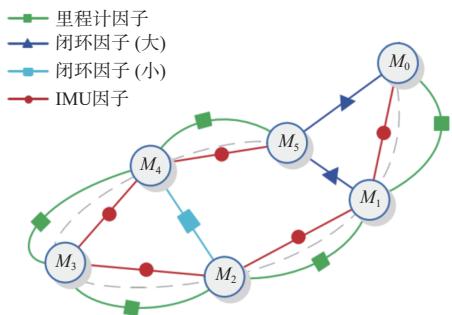


图 7 LiDAR 和 IMU 测量数据融合原理

Fig. 7 Principle of LiDAR and IMU data fusion

6 巷道三维模型重建

6.1 点云模型转 TIN 格网

全局点云地图可通过三角剖分技术转换为不规则三角网(Triangulated Irregular Network, TIN), 提升数据处理效率与精度^[20]。三角剖分可直接对三维点云进行剖分, 也可将点云投影至二维平面进行剖分后再映射回三维空间。点云库提供了多种三角剖分算法, 如贪婪投影三角化算法、Delaunay 三角剖分算法等^[21-22]。其中 Delaunay 三角剖分算法应用广泛, 其生成的三角网格结构良好, 三角形接近等边三角形, 且遵循“最小角最大”和“空外接圆”准则, 有利于后续处理和分析。此外, 该算法能依据点云的具体分布情况及显著特征, 自动将相邻的点相互连接, 从而形成三角形网格, 不仅极大地方便了后续的处理工作, 而且对于可视化效果的实现起到了关键作用。因此, 本文采用 Delaunay 三角剖分算法, 具体步骤为: 计算点云中点的法线, 将点云通过法线投影到二维坐标平面; 使用基于 Delaunay 三角剖分的空间区域增长算法完成平面点集的三角化; 对投影得到的二维点云应用 Delaunay 三角剖分算法, 生成二维三角网格; 根据二维投影点的拓扑连接关系, 反向映射回三维空间, 确定每个三维点在三角网格中的位置及连接关系, 利用映射得到的拓扑关系, 在三维空间中构建三角网格。

在 Delaunay 三角剖分的基础上进行插值, 计算得到每个三角形内部点的高程值, 进而形成连续的 TIN 格网。煤矿井下巷道 TIN 格网模型示例如图 8 所示。

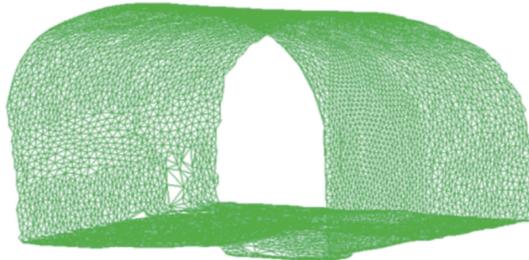


图 8 煤矿巷道 TIN 格网模型

Fig. 8 TIN grid model of mine roadway

6.2 煤矿巷道三维模型重建

完成巷道 TIN 格网模型构建后, 通过多阶段优化实现三维模型精细化重建。对初始 TIN 格网进行后处理: 基于径向基函数插值填补数据缺失区域的孔洞, 采用拉普拉斯平滑算法消除表面锯齿并降低几何噪声, 结合边折叠简化策略优化网格拓扑结构, 在保留关键特征的前提下将三角形数量缩减至合理规模。随后, 通过多光谱影像数据与 UV(纹理映射中的二维坐标系统)展开技术实现高精度纹理贴合, 并依据点云反射强度信息标注材质属性(如岩体、金属支护结构等)。模型经格式标准化导出为兼容工程软件与可视化平台的多类型文件(如 OBJ, GLB 等)。本文选取 Geomagic Control 软件对部分巷道的三维模型进行可视化展示, 如图 9 所示。

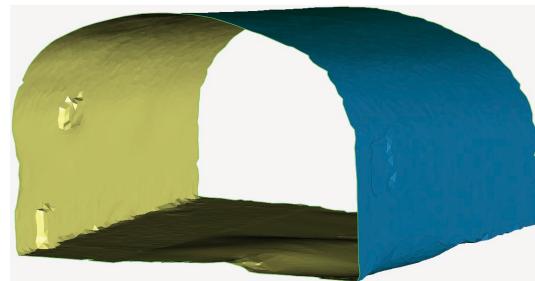


图 9 煤矿巷道部分三维模型

Fig. 9 Partial 3D model of mine roadway

7 总结与讨论

以柠条塔煤矿南翼东区辅运巷道为研究对象, 采用 SLAM 技术设计了巷道高精度三维模型重建方法, 取得了一定成果, 但仍面临以下挑战。

1) 通过融合 LiDAR 与 IMU 紧耦合、已知点约束与 SLAM 算法等, 在一定程度上提高了点云配准算法的适应性, 但在极端复杂的环境下, 点云配准精度仍可能受到影响, 导致回环检测(图 7 中闭环因子

对累计误差的修正机制)能力不足,直接影响后续建模的精度和可靠性。

2) 点云配准算法对初始值的高度依赖是本研究面临的一个重要问题。初始值选择不当可能导致配准精度下降或算法运行时间过长,增加数据处理的复杂性和不确定性。虽然采用IMU数据提供初始位姿来辅助选择初始值可在一定程度上提高定位精度,但在实际应用中,如何根据矿井环境动态变化情况(如巷道宽度突变、设备临时堆放等)自动、准确地优化初始值,仍是一个亟待解决的问题。

3) 在三维模型重建方面,采用Delaunay三角剖分算法提高了构网效率,但千万级点云数据的处理仍面临计算资源消耗大、实时性不足等问题。此外,算法参数(如投影平面选择、区域增长阈值)的经验性设置对三角剖分结果影响较大,不同参数可能导致TIN格网在关键特征(如锚杆、巷道转角)处的拓扑结构失真。

针对上述问题和挑战,未来将着重开发更加智能的特征匹配算法,以适应复杂多变的矿井环境;研究更有效的点云配准初始值选择方法,提高配准的稳定性和准确性;拓展深度学习在三维模型重建中的应用,提高模型的构建质量和效率。此外,将研究成果与物联网、大数据、人工智能等先进技术相结合,实现矿井智能化管理和决策,如通过物联网技术实时获取矿井各类型监测数据,与巷道三维模型进行融合分析,为矿井安全生产和高效运营提供更全面、更精准的支持。

参考文献(References):

[1] WANG Yang. Twenty years of development and future prospects of coal beneficiation in China[J]. *Frontiers in Power and Energy Systems*, 2024, 3(1). DOI: [10.23977/FPES.2024.030109](https://doi.org/10.23977/FPES.2024.030109).

[2] 邓军,王津睿,任帅京,等.声波探测技术在矿井领域中的应用及展望[J].*煤田地质与勘探*,2023,51(6):149-162.
DENG Jun, WANG Jinrui, REN Shuaijing, et al. Application and prospect of acoustic detection in the mining sector[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2023, 51(6): 149-162.

[3] BI Fengyi, YU Ping, JIAO Jian, et al. An adaptive modeling-based aeromagnetic maneuver noise suppression method and its application in mine detection[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(18). DOI: [10.3390/RS15184590](https://doi.org/10.3390/RS15184590).

[4] YANG Lin, MA Hongwei, NIE Zhen, et al. 3D LiDAR point cloud registration based on IMU preintegration in coal mine roadways[J]. *Sensors*, 2023, 23(7). DOI: [10.3390/S23073473](https://doi.org/10.3390/S23073473).

[5] 孙伟.巷道测量方法对煤矿安全生产的影响分析[J].*内蒙古煤炭经济*,2025(3):108-110.
SUN Wei. Analysis of the impact of roadway surveying methods on coal mine safety production[J]. *Inner Mongolia Coal Economy*, 2025(3): 108-110.

[6] 刘杰,连增增,何荣,等.基于近景摄影测量技术的地下巷道三维建模[J].*金属矿山*,2020(9):179-183.
LIU Jie, LIAN Zengzeng, HE Rong, et al. 3D modeling of underground tunnel based on close range photogrammetry technique[J]. *Metal Mine*, 2020(9): 179-183.

[7] GURGEL M J M, PREUSSE A. New opportunities and challenges in surveying underground cavities using photogrammetric methods[J]. *International Journal of Mining Science and Technology*, 2021, 31(1): 9-13.

[8] 张中豪.煤矿井下全站仪定位与设备姿态角测量技术分析[J].*机械管理开发*,2024,39(7):290-292.
ZHANG Zhonghao. Analysis of total station positioning and equipment attitude angle measurement technology in underground coal mine[J]. *Mechanical Management and Development*, 2024, 39(7): 290-292.

[9] 彭超,臧洪源.某矿山地下空间三维激光扫描建模技术及可视化研究[J].*矿业工程*,2024,22(4):88-92.
PENG Chao, ZANG Hongyuan. Research on three-dimensional laser scanning, modeling technology and visualization of underground space in a mine[J]. *Mining Engineering*, 2024, 22(4): 88-92.

[10] 张亚,山锋,王涛.三维激光扫描技术点云数据采集与配准研究[J].*地理空间信息*,2021,19(3):24-27, 6.
ZHANG Ya, SHAN Feng, WANG Tao. Research on point cloud data acquisition and rectification of 3D laser scanning technology[J]. *Geospatial Information*, 2021, 19(3): 24-27, 6.

[11] 蔺小虎,杨鑫,姚顽强,等.面向复杂地下空间的多源传感器数据动态加权融合SLAM方法[J].*测绘学报*,2025,54(3):523-535.
LIN Xiaohu, YANG Xin, YAO Wanqiang, et al. A dynamic weighted fusion SLAM method using multi-source sensor data in complex underground spaces[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2025, 54(3): 523-535.

[12] 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.

[13] 刘敬东,李旭,于凤启,等.激光SLAM技术在巷道精细建模的应用研究[J].*煤矿机械*,2024,45(10):

199-202.

LIU Jingdong, LI Xu, YU Fengqi, et al. Research on application of laser SLAM technology in fine modeling of roadway[J]. Coal Mine Machinery, 2024, 45(10): 199-202.

[14] 朱珍, 何满潮, 王琦, 等. 柠条塔煤矿自动成巷无煤柱开采新方法[J]. 中国矿业大学学报, 2019, 48(1): 46-53.

ZHU Zhen, HE Manchao, WANG Qi, et al. An innovative non-pillar mining method for gateroad formation automatically and its application in Ningtiaota Coal Mine[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2019, 48(1): 46-53.

[15] 李智勇. 导线近似平差计算[J]. 全球定位系统, 2014, 39(3): 97-99.

LI Zhiyong. Approximate adjustment calculation of the traverse[J]. GNSS World of China, 2014, 39(3): 97-99.

[16] 邱俊玲. 基于三维激光扫描技术的矿山地质建模与应用研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2012.

QIU Junling. Mine geological modeling and application based on the three-dimensional laser scanner technology[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2012.

[17] 潘廷凤, 王楠, 王卫东. 三维激光扫描技术在矿山地质测量中的应用研究[J]. 黑龙江环境通报, 2024, 37(6): 151-153.

PAN Tingfeng, WANG Nan, WANG Weidong. Research on the application of 3D laser scanning technology in mine geological survey[J]. Heilongjiang Environmental Journal, 2024, 37(6): 151-153.

~~~~~

(上接第 119 页)

[16] 陈景文, 周婧, 张文倩. 基于小波包-模糊算法的混合储能功率分配策略[J]. 智慧电力, 2023, 51(1): 61-68.

CHEN Jingwen, ZHOU Jing, ZHANG Wenqian. Hybrid energy storage power allocation strategy based on wavelet packet-fuzzy algorithm[J]. Smart Power, 2023, 51(1): 61-68.

[17] 贾伟青, 任永峰, 薛宇, 等. 基于小波包-模糊控制的混合储能平抑大型风电场功率波动[J]. 太阳能学报, 2021, 42(9): 357-363.

JIA Weiqing, REN Yongfeng, XUE Yu, et al. Wavelet packet-fuzzy control of hybrid energy storage for power fluctuation smoothing of large wind farm[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2021, 42(9): 357-363.

[18] 赵靖英, 乔珩浦, 姚帅亮, 等. 考虑储能 SOC 自恢复的风电波动平抑混合储能容量配置策略[J]. 电工技术学报, 2024, 39(16): 5206-5219.

ZHAO Jingying, QIAO Hengpu, YAO Shuailiang, et al. Hybrid energy storage system capacity configuration strategy for stabilizing wind power fluctuation

[18] 华宇宁, 刘永俊. 基于 Harris3D 关键点提取和 RANSAC 算法的改进 ICP 算法研究[J]. 电子世界, 2021(24): 73-74.

HUA Yuning, LIU Yongjun. Research on improved ICP algorithm based on Harris3D key point extraction and RANSAC algorithm[J]. Electronics World, 2021(24): 73-74.

[19] CHEN Min, YAN Weishan, FENG Yuan, et al. Large-scale underground mine positioning and mapping with LiDAR-based semantic intersection detection[J]. Mining, Metallurgy & Exploration, 2023, 40(5): 2007-2021.

[20] 冀晓伟, 卢才武, 李海波. 三维矿体表面建模中的三角剖分技术及其应用[J]. 金属矿山, 2011(2): 106-110, 114.

JI Xiaowei, LU Caiwu, LI Haibo. Triangulation technique and its application in 3D ore body surface modeling[J]. Metal Mine, 2011(2): 106-110, 114.

[21] 刘翔宇, 王健, 常清法, 等. 改进贪婪投影三角化算法的激光点云快速三维重建[J]. 激光与红外, 2022, 52(5): 763-770.

LIU Xiangyu, WANG Jian, CHANG Qingfa, et al. Fast 3D reconstruction of point cloud based on improved greedy projection triangulation algorithm[J]. Laser & Infrared, 2022, 52(5): 763-770.

[22] SONG Yuanlong, LI Ming, LIU Xiaojia. A paralleled delaunay triangulation algorithm for processing large LIDAR points[J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2022, X3W1: 141-146.

~~~~~

considering SOC self-recovery[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(16): 5206-5219.

[19] 肖谧, 宿玉鹏, 杜伯学. 超级电容器研究进展[J]. 电子元件与材料, 2019, 38(9): 1-12.

XIAO Mi, SU Yupeng, DU Boxue. Research progress of supercapacitors[J]. Electronic Components and Materials, 2019, 38(9): 1-12.

[20] 乔亮波, 张晓虎, 孙现众, 等. 电池-超级电容器混合储能系统研究进展[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(1): 98-106.

QIAO Liangbo, ZHANG Xiaohu, SUN Xianzhong, et al. Advances in battery-supercapacitor hybrid energy storage system[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(1): 98-106.

[21] 胡昆民. 基于超级电容矿用电机车混合储能系统的研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2020.

HU Kunmin. Research on hybrid energy storage system of mine electric locomotive based on supercapacitor[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2020.