



巷道形变轻量化点云扫描装备研制与应用分析

陈登红 庞宁 邱宇 马言 封居强 何阳 聂闻

引用本文:

陈登红, 庞宁, 邱宇, 等. 巷道形变轻量化点云扫描装备研制与应用分析[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(8): 141-155.

CHEN Denghong, PANG Ning, QIU Yu. Development and application analysis of lightweight point cloud scanning equipment for roadway deformation[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(8): 141-155.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12438/cst.2025-0459>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

三维激光扫描技术在高速公路沉降监测中的应用

Application of 3D laser scanning technology in settlement monitoring of Expressway

煤炭科学技术. 2020, 48(3) <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/9277735e-4219-4d82-99b2-ebc35d29385f>

复杂地下巷道场景三维点云两阶段去噪方法

Two-stage denoising method for complex underground tunnel scene three-dimensional point clouds

煤炭科学技术. 2025, 53(S1): 327-337 <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1852>

基于“云-边-端”协同的煤矿火灾智能化防控体系建设

Construction of intelligent prevention and control of coal mine fire based on “cloud-edge-end” cooperation

煤炭科学技术. 2022, 50(12): 136-143 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2021-0488>

基于改进统计滤波的多尺度融合点云去噪方法

Multi scale fusion point cloud denoising method based on improved statistical filtering

煤炭科学技术. 2025, 53(6): 480-492 <https://doi.org/10.12438/cst.2025-0118>

基于激光点云的割煤顶板线提取技术研究

Research on extraction technology of coal wall and roof boundary based on laser point cloud

煤炭科学技术. 2022, 50(6): 286-291 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/157ab5ae-fdd5-4629-9a28-c944e3c03b04>

基于激光雷达点云的煤炭快速装车质量检测方法

Rapid coal loading quality detection method based on lidar point cloud

煤炭科学技术. 2024, 52(10): 199-207 <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1552>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息



移动扫码阅读

陈登红, 庞宁, 邱宇, 等. 巷道形变轻量化点云扫描装备研制与应用分析[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(8): 141-155.

CHEN Denghong, PANG Ning, QIU Yu, *et al.* Development and application analysis of lightweight point cloud scanning equipment for roadway deformation[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(8): 141-155.



陈登红, 男, 安徽潜山人, 教授, 博士生导师, 博士。安徽理工大学矿业工程学院副院长。主要从事深井巷道强矿压控制、煤基固废充填开采、低功率微波辅助破岩等方向研究, 在深井高水平应力巷道围岩稳定性控制方面出版专著 1 部, 提出了复杂条件巷道围岩位移三维智能扫描、支护全断面全周期矿压显现监测与时空危险区域控制理念及协调控制对策, 先后主持国家自然科学基金 2 项, 主持参与纵横向科研项目 20 余项, 第一作者发表论文 40 余篇, 获省部级科技奖励 8 项, 授权专利 20 余项。先后获评“全国煤炭青年科技奖”“安徽省高校高端人才引育行动青年拔尖人才青年学者”“全国高校矿业石油安全工程领域青年科技人才奖”“全国煤炭青年五四奖章提名奖”。

巷道形变轻量化点云扫描装备研制与应用分析

陈登红^{1,2}, 庞宁^{1,2}, 邱宇³, 马言⁴, 封居强¹, 何阳², 聂闻³

(1. 安徽理工大学 深部煤炭安全开采与环境保护全国重点实验室, 安徽淮南 232001; 2. 安徽理工大学 矿业工程学院, 安徽淮南 232001; 3. 金属矿
山安全与健康国家重点实验室, 安徽马鞍山 243000; 4. 皖北煤电集团有限责任公司, 安徽宿州 234000)

摘要: 针对地下工程三维形变监测领域的双重技术瓶颈, 围绕轻量化扫描装备高效采集, 低重叠点云配准算法优化展开研究。设计一种集成式矿用头盔智能扫描装备, 采用多传感器融合技术, 实现井下环境的精准定位与快速建模; 采用一种分块导向的低重叠点云配准算法, 经匹配金字塔网络 (Matching Pyramid Network, MPN) 提升点对精度, 并融合一致性判断模块, 维持各层点对关联稳定性, 获取高质量的点对集合。以山西省恒昇煤业 9303 孤岛工作面回风巷为应用场景, 开展多维空间的数据采集、配准与形变监测研究。结果表明: 160 m 复杂巷道环境实践中, 装备完成全域数据采集共耗时 10.8 min, 最大高度和宽度测量误差分别为 6、5 mm, 数据模型与平面场景的重叠率介于 98.1%~99.6%, 展现出较强的工况适应性与实时建图性能, 可较高精度复现巷道表面地貌特征。含噪声对齐任务中, 配准网络有效滤除了非重叠区域的伪匹配点对, 均方根误差和运行时长仅分别增加 8.09% 和 0.26 s, 可高效处理因点云残缺与动态形变导致的位姿估计漂移问题, 在非结构化巷道场景中实现鲁棒匹配。监测技术可快速构建巷道全空间形变量场, 且精准识别断面局部位移, 全域测量最大标准差和平均相对差分别为 1.43、0.42 mm, 能够为矿山数字化转型升级与智能化精准开采提供有效的监测数据支撑。

关键词: 智能化矿山; 三维扫描装备; 点云; 巷道形变监测; 空间测量

中图分类号: TD76 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-2336(2025)08-0141-15

Development and application analysis of lightweight point cloud scanning equipment for roadway deformation

CHEN Denghong^{1,2}, PANG Ning^{1,2}, QIU Yu³, MA Yan⁴, FENG Juqiang¹, HE Yang², NIE Wen³

(1. State Key Laboratory for Safe Mining of Deep Coal Resources and Environment Protection, Huainan 232001, China; 2. School of Mining Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 3. State Key Laboratory of Safety and Health for Metal Mines, Maanshan 243000, China; 4. Wanbei Coal-Electricity Group Co., Ltd., Suzhou 234000, China)

收稿日期: 2025-04-02 策划编辑: 朱恩光 责任编辑: 陈思成 DOI: 10.12438/cst.2025-0459

基金项目: 应急管理部重点科技计划资助项目 (2024EMST141405); 安徽恒源煤电股份有限公司研究生企业工作站资助项目 (2023qygz020); 国家自然科学基金面上资助项目 (51974008)

作者简介: 陈登红(1986—), 男, 安徽潜山人, 教授, 博士生导师, 博士。E-mail: ahhncdh@163.com

通讯作者: 聂闻(1982—), 男, 重庆人, 教授, 博士生导师, 博士。E-mail: wen.nie@vip.tom.com

Abstract: Aiming at the double technical bottlenecks in the field of 3D deformation monitoring of underground engineering, it focuses on the efficient acquisition of lightweight scanning equipment and the optimization of low-overlap point cloud alignment algorithms. An integrated mining helmet intelligent scanning equipment is designed, which adopts multi-sensor fusion technology to realize accurate positioning and fast modelling of underground environment; a chunk-oriented low-overlap point cloud alignment algorithm is proposed, which employs Matching Pyramid Network (MPN) to improve the precision of point pairs and integrates the consistency judgment module to maintain the correlation and stability of point pairs at each layer. Moreover, the consistency judgment module will be incorporated to maintain the stability of the point pair associations at each layer and obtain a high-quality point pair collection. Using the return roadway of the 9303 island face of the Hengsheng Coal Industry in Shanxi Province as an application scenario, we research data collection, matching and deformation monitoring in multi-dimensional space. The results show that: In the practice of 160 m complex roadway environment, the equipment takes 10.8 min to complete the whole domain data acquisition, the maximum height and width measurement error is 6 mm and 5 mm respectively, and the overlap rate of the data model and the planar scene ranges from 98.1% to 99.6%, which shows strong adaptability to the working conditions and real-time mapping performance, and it can reproduce the surface morphology and characteristics of the roadway with high accuracy. The surface features of the roadway can be reproduced with high accuracy. The alignment network effectively filters out the pseudo-matching point pairs in the non-overlapping area, and the RMSE and running time in the noise-containing alignment task only increase by 8.09% and 0.26 s, respectively, so that it can efficiently deal with the drift problem of position estimation due to the residuals of the point cloud and the dynamic deformation, and realize the robust matching in unstructured roadway scenarios. The monitoring technology can quickly construct the full-space deformation field of the roadway and accurately identify the local displacement of the section, and the maximum standard deviation and average relative difference of the whole area measurement are 1.43 mm and 0.42 mm, respectively, which can provide adequate monitoring data support for the digital transformation and upgrading of the mines and the intelligent and precise mining.

Key words: intelligent mine; three-dimensional scanning equipment; point cloud alignment; deformation monitoring; spatial measurement

0 引 言

煤矿智能化作为煤炭工业转型升级和高质量发展的核心方向,可显著提升煤矿生产的效率和自动化水平。通过构建煤矿开采的数字孪生系统,并集成高精度的巷道形变监测技术,不仅能够推动矿山安全管理的智能化升级,还可为风险管控提供强有力的数据支持与决策依据^[1-3]。但目前较多的巷道形变监测技术,主要是基于收敛仪、全站仪等通过有限数量的选点进行,难以全面、精确地反映巷道整体形变特征^[4]。因此,亟需对形变监测方法进行深入研究与技术创新。

激光扫描技术作为一种创新性的三维空间信息感知方法^[5],凭借测量速度快、范围广、精度高等优势,为煤矿巷道形变监测开辟了新途径。JIANG等^[6]率先开展了初步监测实践,并验证了该技术在矿业领域的应用可行性。但扫描技术工程化应用于巷道形变监测,仍存在多维度技术瓶颈。尤其涉及井下半结构化环境,受限于专业设备操作复杂性与视角限制^[7]。不仅增添了从业人员劳动负担,还导致多期同区段点云数据重叠率较低,严重影响后续数据采集效率与配准比对精度。因此,高效低成本的数据采集与配准成为形变监测中的关键环节。当前,ZHAO等^[8]采用固定式三维扫描仪实施分段采集,在各扫描区架设棱镜作为公共控制点,通过全站仪预先获取控制点坐标,运用切除法解算扫描仪定位参数后进行多段数据拼接。进一步的,PU等^[9]通过

搭载同步定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)系统的移动式激光扫描装备,实现巷道三维点云的连续动态采集,并以此为基底模型,对软膨胀岩进行形变分析,成功揭示了其形变模式。针对大规模低重叠的巷道点云配准,采用迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)^[10]、正态分布变换(Normal Distributions Transform, NDT)^[11]或其他变体算法^[12-13],存在配准效率低、误差大等问题。近年来,有学者提出了两步法的配准策略^[14-15],先通过全局粗略配准获得一个相对理想的初始变换估计,再基于此,采用其他变种进行局部精细配准。随着深度学习的发展,越来越多的学者将其应用于点云配准领域。因神经网络强大的建模能力,一些方法^[16-19]专注于三维数据中的表示学习,它们采用由三维卷积网络提取的几何特征,如KPConv^[20]与PAConv^[21]。另一种主流方法是通过网络学习3D特征描述符,然后计算特征描述符之间的距离获得对应点对^[22-24],这类方法大多需要RANSAC^[25]估计器来计算变换矩阵,具有较好的可解释性。

综上所述,巷道三维形变轻量化装备扫描—监测—分析系统研究偏少。现有扫描装备一次扫描时间长、多次扫描配准难、分析时效性较差,难以兼顾高效采集与精准监测分析,需根据具体井下环境及工作特点进行调整与优化,现有配准算法多以计算不稳定的点特征描述子间的相关性获取对应点对,显著影响旋转矩阵与平移向量的求解精度。为此,深入分析巷道场景及工作特性,设计一种新型轻量

化智能扫描装备,融合精简的人机交互模式,避免增加从业人员工作量,使其在作业期间即可采集完整的空间几何信息,为形变监测构建高质量的点云数据库,并且采用一种以分块为导向的低重叠巷道点云配准技术框架,经大分块粗匹配、小分块精匹配与点级优化匹配的三阶段处理流程,实现不同空间尺度匹配信息的融合优化,建立高信度的对应点对集合,最终实现复杂条件巷道形变快速精准监测。

1 轻量化采集装备研制

1.1 研究背景

煤矿井下巷道是安全高效生产的重要通道。如

图 1 所示,受原岩应力、掘进扰动及回采动压等影响,导致巷道围岩形变失稳现象常见^[26]。严重时制约工作面生产效率,且存在较大的安全隐患。为了实现对巷道形变情况的有效监测,且不增加从业人员工作量,使其在作业期间即可采集完整的空间几何信息。需优化数据处理算法与主控计算单元,在减轻装备重量的同时提升系统的定位时效、建图精度和计算能力。考虑巷道中的灰尘、湿度、温度等因素,对装备的外壳和整体结构进行特殊设计。选用高效的电源管理系统,降低设备能耗,减轻电池负担,使其满足各种复杂地下场景的扫描需求。



图 1 恒昇煤矿 9303 工作面回风巷形变破坏实拍

Fig.1 Field photographs of deformation and failure in the return airway of the 9303 working face at Hengsheng coal mine

1.2 整体架构设计

图 2 为整机采集装备功能架构,其共分为 5 层结构:系统硬件、通信接口、系统应用、指令交互和控制单元。

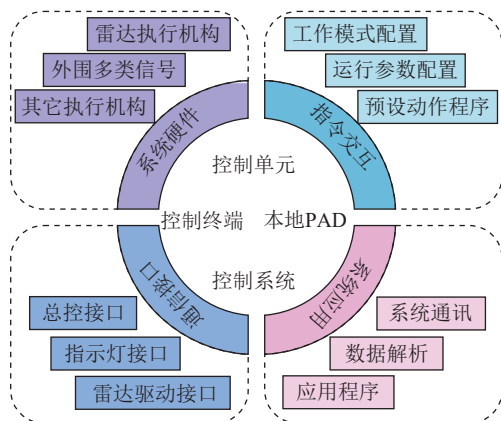


图 2 采集装备功能架构

Fig.2 Functional architecture of acquisition equipment

整体设计方案如图 3 所示。搭载四核 ARM Cortex-A53 作为核心控制单元,它具有 32 KB 的 L1 Cache 和 512 KB 的 L2 Cache,并支持 FPU 和 NEON 加速,典型工作频率为 1.2 GHz。通过有限元分析法优化结构设计,减少材料使用,轻量化的同时保持耐用性和稳定性。权衡装备工作时长,选用大功率超

薄矿用锂电池,满足其长续航需求。综合优化电路板布线,减少臃肿的电缆和连接器,进一步降低负重,使整机质量保持在 400 g。最后,配备用于与服务端交互、程序升级和后期拓展的以太网接口。

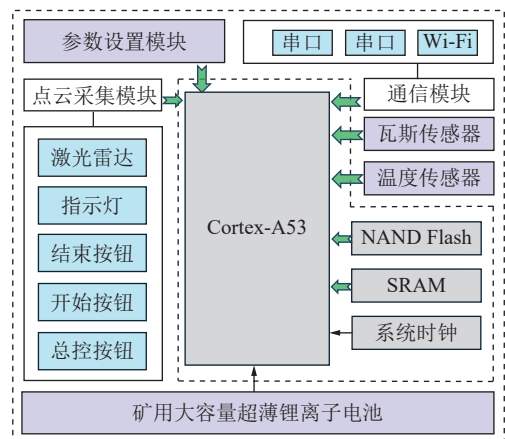


图 3 装备硬件总体设计

Fig.3 Overall design of equipment hardware

1.3 硬件总体设计

图 4 为轻量化智能点云采集装备。通过矿用头盔集成多传感器模块,实现从业人员移动状态下的非接触式数据采集。装备经指令交互单元自动配置工作模式,控制单元协调各进程间的调度工作。通信接口驱动雷达发射激光脉冲,并基于飞行时间法

计算激光反射相位差, 高速率获取环境中物体的三维坐标。同步搭载 SLAM 技术完成实时三维建图, 经 Wi-Fi、串口等通信方式传输数据模型至地面监测中心, 为巷道形变分析提供高精度的基底模型。

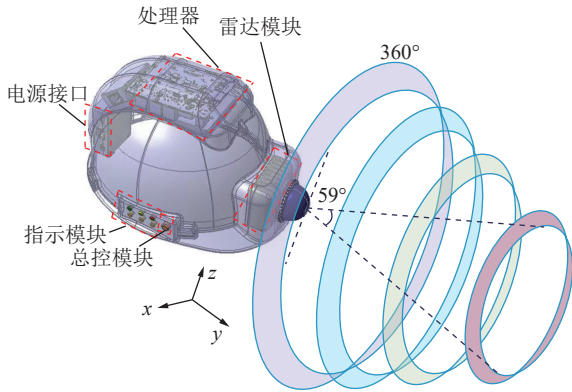


图 4 采集装备示意

Fig.4 Collection device schematic

扫描装备关键性能参数见表 1。其遵循本质安全性设计规范, 10 m 范围内随机测量误差小于 1 cm, 且整机质量仅 400 g。与其他主流装备相比, 轻巧的人体工学设计不仅便于佩戴和操作, 还可有效提升数据采集效率。

1.4 FAST-LIO 2 技术

为适应复杂的煤矿巷道环境, 给装备搭载快速轻量级室内测距与绘图 (Fast Lightweight Indoor Odometry and Mapping 2, FAST-LIO 2) 技术, 对巷道进行实时高精度建图。FAST-LIO 2 在 FAST-LIO 的基础上进一步提高了激光雷达惯性导航系统的鲁棒性与定位精度, 通过紧密耦合的迭代扩展卡尔曼滤波器, 将激光雷达特征点与 IMU 数据进行融合, 保持其在快速移动、复杂地形及具有高噪声环境下的稳定性能^[27]。

表 1 轻量化三维扫描装备性能参数

Table 1 Lightweight three-dimensional laser scanning equipment parameter

参数	描述		参数	描述	
	本文装备	主流装备		本文装备	主流装备
扫描视场角(水平×竖直)/((°)×(°))	360×59	360×72	续航时间/h	2	2.5
扫描距离/m	40	20	扫描速度/(10 ⁴ 点云·s ⁻¹)	20	35
点云帧率/Hz	10	7	雷达数量	1	1
是否闭环	否	否	存储容量/GB	512	250
工作方式	按键+终端	按键	防护等级	IP67	IP54
工作温度/°C	-20 ~ 55	0 ~ 40	激光波长/mm	905	900
整机质量/g	400	1 000	解析方式	实时+后处理	实时+后处理

建图流程如图 5 所示。顺序采样的 LiDAR 原始点在 10 ~ 100 ms 的周期内累积, 将新扫描中的点配准至里程计, 通过紧耦合迭代卡尔曼滤波器在大型局部地图中维护, 由增量 k-d 树结构 ikd-Tree 组织大型局部标测图中的全局标测图点。若当前 LiDAR 的 FoV 范

围跨越地图边界, 则将距离最远地图区域中的历史点从 ikd-Tree 中删除。ikd-Tree 跟踪区域中的所有映射点, 并用于状态估计模块中计算残差。优化后的姿态将新扫描中的点配准到全局帧, 以里程计的速率插入至 ikd-Tree, 实现全局地图的增量式构建与实时更新。

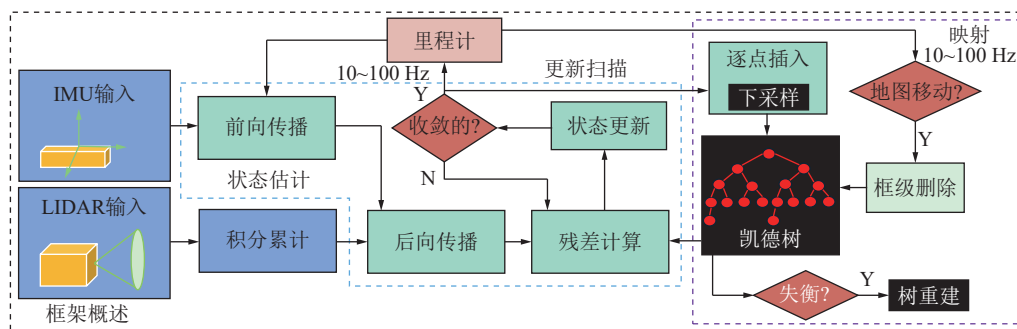


图 5 FAST-LIO 2 系统概览

Fig.5 Overview of the FAST-LIO 2 system

2 巷道形变监测方法

2.1 形变监测流程

为了便于描述,将初次采集的点云数据定义为源点云,后期采集的点云数据定义为参考点云。具

体监测流程如图 6 所示。首先,对源点云和参考点云进行去噪、降采样预处理。接着,对齐两组点云的空间特征,配准至同一坐标系。最后,采用 K 近邻算法建立两组点云之间的对应点关系,并逐点计算欧氏距离差,生成巷道全空间形变量场,量化断面局部位移。

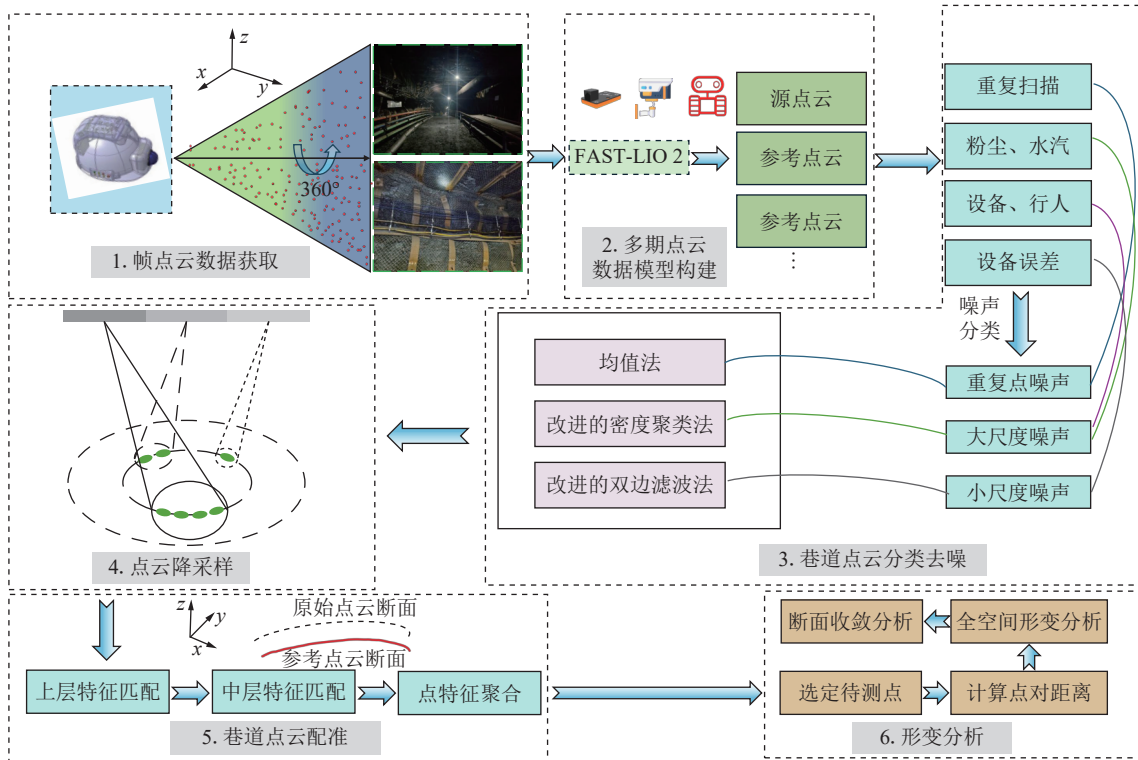


图 6 巷道形变监测流程

Fig.6 Flow chart of roadway deformation detection

2.2 巷道点云去噪

利用扫描装备采集数据时,因运动轨迹、角度变换等会造成对巷道内某一区域的重复扫描,导致获取到与物体表面真实信息不相符的点云,称为重复点噪声^[28];扫描到巷道内辅助运输车辆、工作人员、粉尘等非目标物体时,产生偏离主体的点云,称为大尺度噪声^[29];因操作步骤、设备本身等原因产生与主体点云相混的点云,称为小尺度噪声^[30]。3 类噪声的存在形态如图 7 所示。

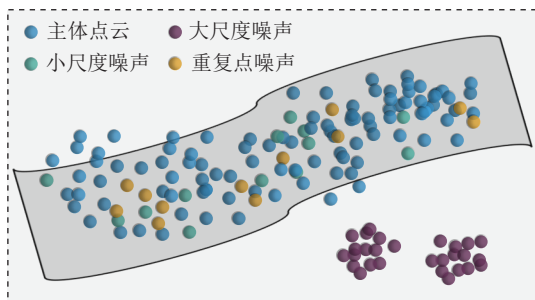


图 7 多类型噪声

Fig.7 Multi-type noise

噪声的存在会严重影响巷道形变分析精度与计算效率。本文采用均值法、改进的密度聚类算法、改进的双边滤波算法分别去除 3 类噪声。均值法通过计算数据点的平均回波波距,直接删除波距相同的重复点噪声;改进的密度聚类算法将数据分为簇和离群点 2 种类型,直接去除离群点后,通过计算簇前后的误差平方和,判定是否存在显著变化,若明显减小,则视为密集噪声剔除;改进的双边滤波算法基于法向量判定数据点的类型后,针对性的调节滤波因子,在保持特征区域的前提下,剔除与主体点云相混的小尺度噪声。

2.3 巷道点云配准

2.3.1 配准网络概述

针对大场景低重叠巷道点云的配准需求,采用一种如图 8 所示的配准算法^[31]。其主要由特征金字塔网络(Feature Pyramid Network, FPN)、匹配金字塔网络(Matching Pyramid Network, MPN)以及匹配一致性判断模块 3 部分组成。FPN 采用通用的 KP-Conv^[32] 框架对输入点云进行编码,通过下采样和上

采样生成不同尺度的分块特征。MPN 由块与点匹配模块(Patch/Point Matching, P2M)和跨层上下文聚合模块(Cross Context Aggregation, CCA)组成。其中, P2M 模块分别对块特征和点特征进行匹配, CCA 模块用于融合上层匹配特征与下层匹配特征, 进一步

提升匹配精度, 在获得不同层次的分块特征与点特征后, 通过特征相似性生成匹配得分矩阵, 并结合匹配一致性判断模块, 融合多个匹配得分矩阵中的匹配信息, 得到最终对应的点对, 为形变监测生成高质量的配准点云。

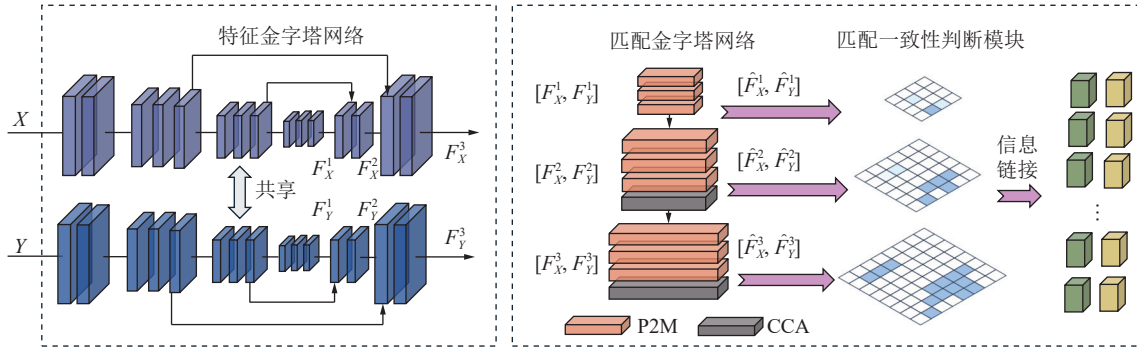


图 8 配准网络结构

Fig.8 Registration network structure

2.3.2 FPN

骨干网络采用 KPConv-FPN 结构, 它包含多个编码器和解码器。编码器对点云进行下采样和特征提取; 解码器对编码后的特征进行上采样, 并与浅层特征进行信息融合。给定源点云 X 与参考点云 Y 后, 采用相同的骨干网络进行特征提取, FPN 的输出式为

$$F = \left[(F_X^l, F_Y^l) \right]_{l=1}^L \quad (1)$$

式中: l 为解码器层数; L 为总层数; 特征向量 (F_X^l, F_Y^l) 为点特征; $[(F_X^l, F_Y^l)]_{l=1}^L$ 为块特征。

定义源点云 X 第 l 层的块集为 P_X^l :

$$P_X^l = [\alpha(p_i) | p_i \in X^l] \quad (2)$$

$$\alpha(p_i) = (p_j | |p_i - p_j| < r, p_j \in X^{l-1}) \quad (3)$$

式中: X^l, X^{l-1} 分别为第 l 层与第 $l-1$ 层的下采样点云; $\alpha(p_i)$ 为半径为 r 的球中的点集, 参考点云 Y 的块集 P_Y^l 也是如此。

2.3.3 MPN

MPN 的每一层(除第 1 层外)均包含 3 个级联的 P2M 模块和 1 个 CCA 模块。P2M 模块利用线性注意力机制实现大场景巷道点云特征匹配; CCA 模块通过跨层特征聚合来融合不同层的匹配特征, 提高底层的匹配精确度。下面将详细介绍 P2M 模块和 CCA 模块的设计与实现。

1) P2M 模块。P2M 模块不仅将注意力机制应用于顶层的特征匹配, 且进一步拓展至中间层特征匹配与点特征聚合, 分别提高匹配区域的准确性和点

对匹配的精确度。但注意力机制的复杂度为 $O(N^2C)$, N 为特征的数量, C 为特征的维度。由复杂度分析可知, 当注意力机制用于中间层分块特征或点特征的匹配时, 将产生较高的空间复杂度。为此, 引入线性注意力机制以降低系统的内存消耗, 使其在性能上与 Transformer 保持相近。线性注意力机制的表达式为

$$\text{Linear-attention}(Q, K, V) = \frac{\tau(Q)\tau(K^T)V}{\tau(Q)\sum\tau(K^T)} \quad (4)$$

式中: Q, K, K^T, V 分别为查询矩阵、键矩阵、键矩阵的转置、值矩阵; τ 为 1 个 Swish^[33] 函数。

线性注意力的复杂度为 $O(NC^2)$, 在线性匹配过程中, C 远小于 N , 故线性注意力机制显著减少了内存消耗。

如图 9a 所示, P2M 模块包含一个线性自注意力模块和一个线性交叉注意力模块。对于源点云 X , 当执行自注意力机制时, 线性自注意力模块的输入为 $Q=K=V=F_X^l$, 通过聚合源点云中与 F_X^l 相似的特征来消除单一特征向量不稳定性对匹配结果的影响。当执行交叉注意力机制时, 线性交叉注意力模块的输入为 $Q=F_X^l, K=V=F_Y^l$, 通过聚合与参考点云 Y 中 F_Y^l 相似的特征, 来提高源点云与参考点云之间的相关性。

2) CCA 模块。CCA 模块旨在通过融合上层和下层的匹配特征, 实现对下层特征匹配的有效辅助。设计基于上层特征相较于下层特征所具有的信息优势, 其匹配结果具有更高的置信度。采用上层分块特征的另一个的原因在于, 上层分块特征包含了部分与下层分块相关的全局信息, 可为下层匹配任务

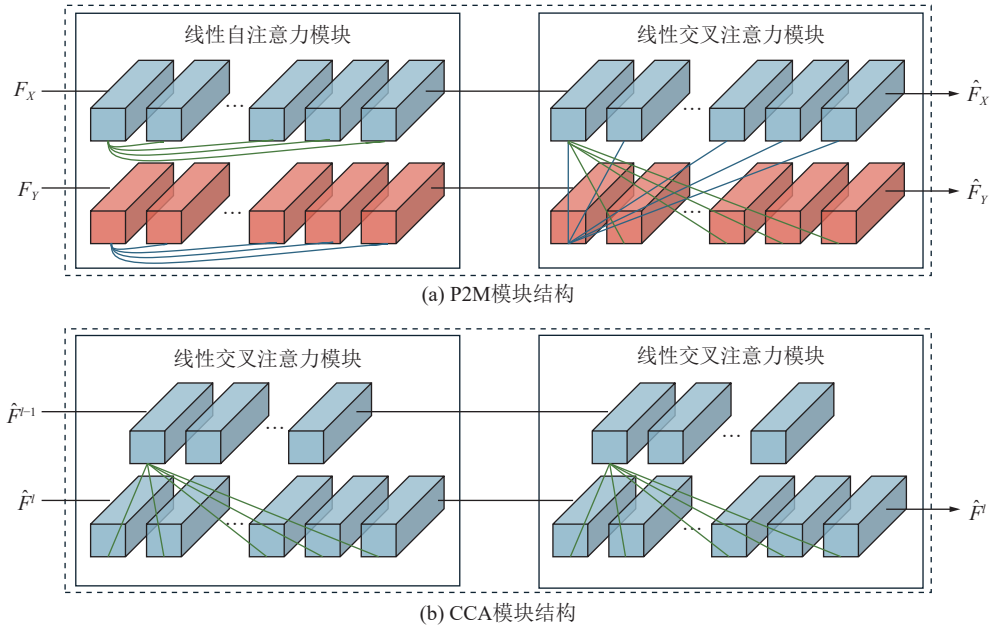


图 9 MPN 结构

Fig.9 Structure of MPN

提供更丰富的上下文信息。

如图 9b 所示,CCA 模块由 2 个线性交叉注意力模块组成,其输入包括上层的匹配特征 \hat{F}_X^{l-1} , \hat{F}_Y^{l-1} 和当前层的匹配特征 \hat{F}_X^l , \hat{F}_Y^l 。对于源点云 X ,线性交叉注意力模块的输入为 $Q=F_X^l$, $K=V=F_X^{l-1}$,对于参考点云 Y ,线性交叉注意力模块的输入为 $Q=F_Y^l$, $K=V=F_Y^{l-1}$,在该框架下,交叉注意力机制可有效聚合上层匹配特征中与当前层匹配特征相似部分,实现不同层特征之间匹配信息的融合。

2.3.4 匹配一致性判断模块

MPN 为不同层输出分块特征与点特征。定义匹配得分矩阵为 S^l ,分块匹配特征为

$$S^l = \exp\left[-\left\|\text{Norm}(\hat{F}_X^l) - \text{Norm}(\hat{F}_Y^l)\right\|_2^2\right], l = 1, 2, \dots, L-1 \quad (5)$$

式中: Norm 为特征向量的归一操作,且对 S^l 进行了双归一操作以消除错误匹配。

点匹配特征 S^l 为

$$S^l = \frac{\hat{F}_X^l (\hat{F}_Y^l)^T}{\sqrt{d}}, l = L \quad (6)$$

式中: d 为特征维度,在 S^l 上应用了一个最优传输层,以进一步优化匹配结果。

获得 S^l 后,根据得分选择匹配对 C^l :

$$C^l = \{(x_i^l, \gamma_j^l) | (i, j) \in \text{top}_{i,j}^k(S^l)\}, l = 1, 2, \dots, L \quad (7)$$

式中: x_i^l 和 γ_j^l 分别为源点云和参考点云的分块或点; top^k 为得分最高的 k 个匹配对;上层的 x_i^l 和 γ_j^l 表示大

区域,包含丰富的有效信息,匹配结果有较高的置信度,但定位精度较低,仅能表示区域之间的匹配关系;下层的 x_i^l 和 γ_j^l 表示小区域,包含的有效信息较少,可能存在误匹配,但定位精度较高。

在获得分块对和点对之间的匹配关系后,利用上层分块的匹配关系对底层点对进行筛选。筛选遵循的原则为:① 匹配对必须同时满足各层的匹配关系。② 优先选择匹配得分最高的点对。为此,对 S^l 进行二值化处理,并将二值化后的得分矩阵表示为 S_b^l :

$$S_b^l(i, j) = \begin{cases} 1, (x_i^l, \gamma_j^l) \in C^l \\ 0, \text{else} \end{cases} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (8)$$

上层的 S_b^l 仅能确定分块之间的匹配关系,而无法精确确定分块内点的匹配关系。假设匹配分块对内的所有点对都是匹配对,进而可将上层的匹配得分矩阵映射到底层,得到等效的得分矩阵 \hat{S}_b^l 为

$$\hat{S}_b^l(i, j) = \begin{cases} 1, (x_i, y_j) \in C^l \\ 0, \text{else} \end{cases} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (9)$$

式中: x_i 与 y_j 分别为源点云与参考点云中的点。

通过计算所有层等效匹配关系的交集来获得一致的匹配点对。对于二值数组,通过矩阵的 Hadamard 积运算得到一致的匹配矩阵 S_c 与匹配得分 S 为

$$S_c = \hat{S}_b^1 * \hat{S}_b^2 * \dots * \hat{S}_b^L \quad (10)$$

$$S = S_c * S^L \quad (11)$$

式中: $*$ 为 Hadamard 积。获得 S 后,根据匹配得分选

择 K 对点对作为最终的匹配对集合。

一致匹配点对的提取过程如图 10 所示, 在处理重叠率较低的巷道点云对时, 上层分块匹配得分首

先对重叠区域进行初步筛选, 中间层分块匹配得分进一步对重叠区域进行细化筛选, 底层点匹配专注于从重叠区域中提取匹配点对。

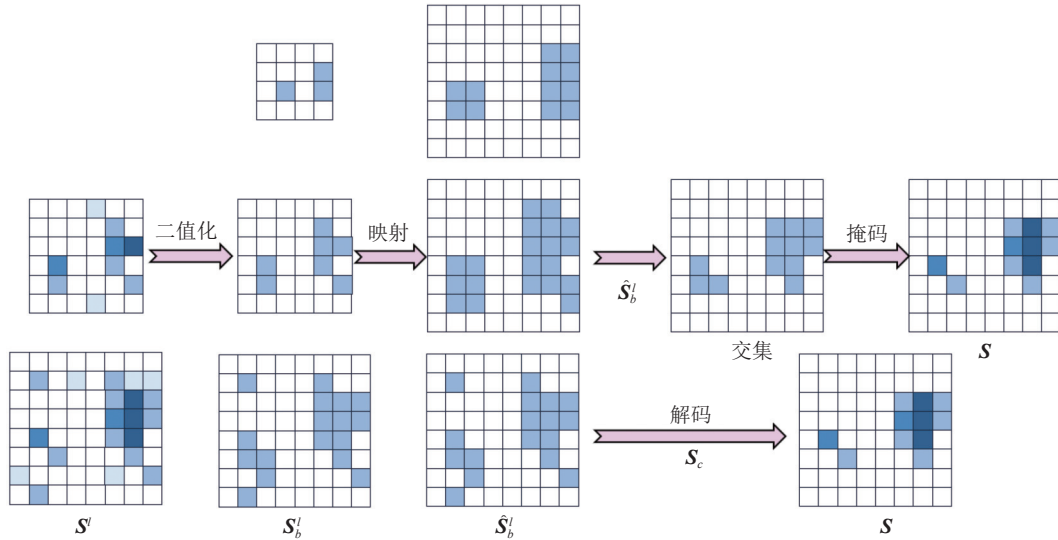


图 10 一致性匹配点对提取

Fig.10 Consistency matching point pair extraction

2.3.5 损失函数

损失函数 Loss 由分块匹配损失 Loss^n 和点匹配损失 Loss^s 组成。对于分块匹配, 采用重叠感知图形损失, 判断分块正负样本式为

$$\text{Pair}(\eta_i^x, \eta_j^y) = \begin{cases} \text{positive, } \theta(\eta_i^x, \eta_j^y) \geq 10\% \\ \text{negative, } \theta(\eta_i^x, \eta_j^y) = 0 \\ \text{omitted, else} \end{cases} \quad (12)$$

对于 l 层的源点云分块, 匹配损失函数式为

$$\text{Loss}_l^x = \frac{1}{|\mu|} \sum_{\eta_i^x \in \mu} \log \left[1 + \sum_{\eta_j^y \in \mu} \exp \left[\lambda_i^j \beta_p^{i,j} (d_i^j - \Delta_p) \right] \right. \\ \left. \sum_{\eta_k^y \in \psi} \exp \left[\beta_n^{i,k} (\Delta_n - d_i^k) \right] \right] \quad (13)$$

式中: η_i^x, η_j^y 分别为源点云与参考点云的局部分块; θ 为 2 个分块的重叠比率; μ 和 ψ 分别为正样本集合与负样本集合; η_j^y 为与 η_i^x 对应的正样本; η_k^y 为与 η_i^x 对应的负样本; λ_i^j 为正样本加权系数; $\beta_p^{i,j}$ 与 $\beta_n^{i,k}$ 分别为正样本权重与负样本权重; Δ_p 和 Δ_n 为边距超参数。参考点云 Y 的损失 Loss_l^y 以类似方式计算。

整体分块匹配损失为

$$\text{Loss}^n = \frac{1}{2(L-1)} \sum_{l=1}^{L-1} (\text{Loss}_l^x + \text{Loss}_l^y) \quad (14)$$

由于点匹配得分矩阵是稀疏的, 故仅对重叠区域的匹配得分进行监督。采用负对数似然损失函数作为点匹配的损失函数:

$$\text{Loss}_l^s = \frac{-1}{|\omega_l|} \sum_i \left(\sum_{(x,y) \in \sigma_i} \log \bar{Z}_{x,y}^i + \sum_{(x \in \phi_i)} \log \bar{Z}_{x,m_i+1}^i + \sum_{(y \in \delta_i)} \log \bar{Z}_{n_i+1,y}^i \right) \quad (15)$$

式中: ω_l 为第 l 层的真实分块匹配对集合; σ_i 为第 i 个点的真实点匹配对集; ϕ_i 和 δ_i 为 2 个分块中未匹配点的集合; \bar{Z} 为匹配得分矩阵; m_i 和 n_i 分别为第 i 个得分矩阵的行数和列数。

整体点匹配损失为

$$\text{Loss}_l^s = \frac{1}{(\text{Loss} - 1)} \sum_{l=1}^{L-1} \text{Loss}_l^s \quad (16)$$

2.4 巷道形变测量

2.4.1 全空间形变测量

巷道形变监测的核心目标, 在于实现围岩位移区域的全局精准定位。然而, 受多期点云数据质量异构性, 非显著特征区域对应点缺失的影响。导致两组数据之间的完全对应点对较少, 难以提取每点的具体形变值。鉴于此, 本文采用 K 近邻算法进行点替代计算。具体过程如下: ① 在源点云中任意择取一待测试点 $M(x, y, z)$, 准备计算该点的形变值。② 在参考点云中搜索点 M 的 K 个最近邻点。③ 根据 K 个最近邻点的三维坐标, 计算几何中心(质心)。

④ 计算目标点 M 与质心之间的欧氏距离, 作为点 M 的具体形变值。⑤ 基于色阶深浅梯度表征形变值大小, 重复上述步骤, 获取全空间的巷道形变信息。

2.4.2 断面形变测量

沿巷道走向将数据模型等距划分为连续断面, 通过 XOY 平面与 YOZ 平面双向投影点集, 采用协方差分析法求解几何中心。以中心点为基准, 构建法向垂直平面, 并依据局部点云密度动态调节平面厚度, 捕获更多有效的点云数据。采用非均匀 B 样条技术, 通过弦长参数化生成平滑节点序列, 递归计算样条基函数并优化控制点权重, 实现断面点云的高精度拟合。最后计算数据模型断面拟合后的面积, 进行收敛率的定量分析。

3 工程应用与结果分析

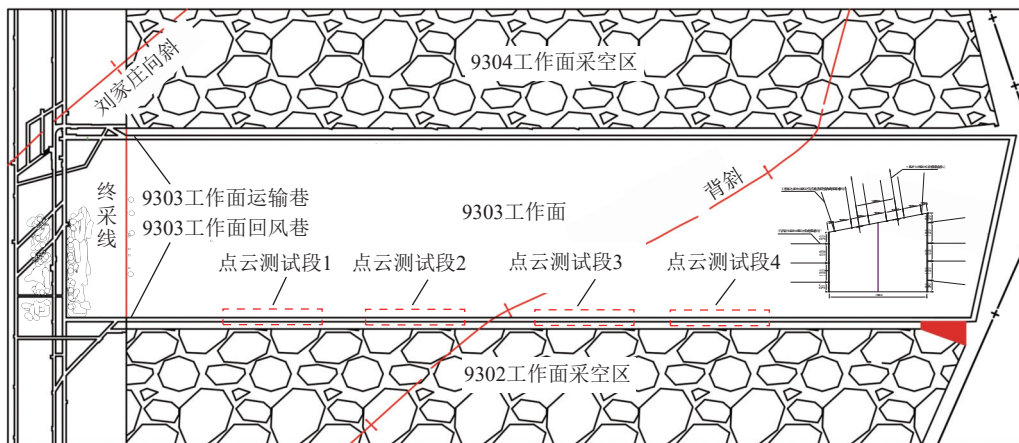
3.1 工程概况

山西省恒昇煤业的掘进工作面为 9303 孤岛工作面。如图 11a 所示, 工作面南北两侧分别布置为

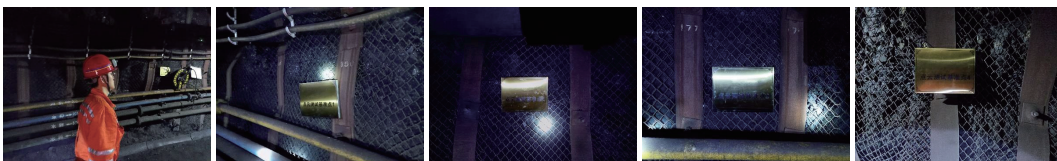
回风巷和运输巷, 运输巷北侧紧邻 9304 工作面采空区, 回风巷南侧紧邻 9302 工作面采空区, 9303 工作面与 9302 工作面之间大部分区段煤柱为 8 m, 因此将 9303 工作面回风巷作为实践地点, 并进行为期 1 个月的实际形变监测。

3.2 装备性能测试及精度分析

如图 11 所示, 在回风巷内设置 4 段长度均为 40 m 的点云测试区, 以测试段 1 作为点云坐标的初始控制点。在每个测试段的两侧及顶底板位置分别布置基准标靶, 用于与全站仪所测数据进行定点对比。首先, 操作人员佩戴轻量化采集装备执行扫描作业, 记录各测试段的完整数据采集周期, 量化采集效率。接着, 对各测试段的标靶位置点云进行切片处理, 并与全站仪在同一位置所测数据进行对比分析。最后, 将各测试段的点云数据进行降维处理, 并同相应位置的二维平面图形进行空间匹配对比分析, 以实现多源数据融合的性能验证。具体结果如图 12 和表 2 所示。



(a) 9303工作面四邻采动情况及点云测试段布局



(b) 装备性能测试

图 11 数据分段采集性能测试

Fig.11 Data segmentation acquisition performance test

根据图 12 和表 2 的结果分析可知, 装备在复杂巷道环境中, 表现出较强的工况适应性与实时建图性能。160 m 典型巷道的实地测试中, 完成全段扫描共耗时 10.8 min, 显著优于传统人工手动测绘方式, 充分满足井下作业对高效低耗的技术要求。精度验证方面, 数据模型经剖面切片处理后, 高度、宽度测量值与全站仪高度、宽度测量值的最大差分别为 6、

5 mm。此外, 三维重建质量评估显示, 点云 40 m 处反射率最高为 10%, 数据模型与实际平面场景的重叠率介于 98.1% ~ 99.6%, 可高质量复现巷道实际工况, 进一步验证了轻量化扫描装备为煤矿巷道形变监测及稳定性评估提供数据的可靠度。

3.3 配准网络性能测试及对比分析

如图 13 所示, 先对原始点云实施去噪与降采样

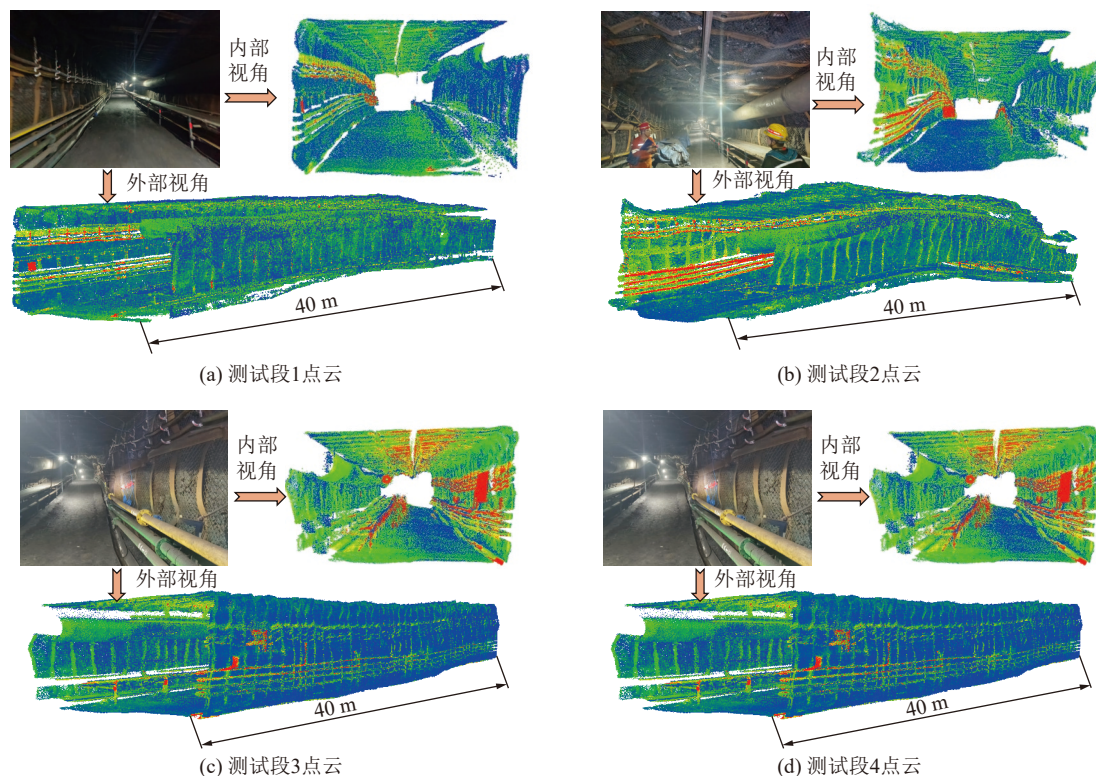


图 12 巷道轮廓点云扫描分析效果

Fig.12 Analysis effect of roadway's outline scanning point clouds

表 2 装备工程实践参数测定

Table 2 Equipment engineering practice parameter determination

测试段	宽度/m		相对差值/m	高度/m		相对差值/m	采集时长/min	重叠率/%	40 m反射率/%
	全站仪测量	切片测量		全站仪测量	切片测量				
1-1	5.418	5.417	0.001	3.570	3.568	0.002			
1-2	5.407	5.410	0.003	3.561	3.557	0.004			
1-3	5.417	5.419	0.002	3.560	3.561	0.001	2.6	98.2	10.0
1-4	5.420	5.418	0.002	3.552	3.554	0.002			
1-5	5.415	5.410	0.005	3.575	3.578	0.003			
2-1	5.400	5.398	0.002	3.551	3.552	0.001			
2-2	5.384	5.386	0.002	3.546	3.549	0.003			
2-3	5.391	5.388	0.003	3.552	3.557	0.005	3.0	99.4	9.8
2-4	5.379	5.377	0.002	3.533	3.537	0.004			
2-5	5.364	5.365	0.001	3.500	3.503	0.003			
3-1	5.372	5.377	0.005	3.490	3.493	0.003			
3-2	5.381	5.378	0.003	3.480	3.482	0.002			
3-3	5.386	5.385	0.001	3.515	3.511	0.004	2.5	98.1	9.6
3-4	5.372	5.368	0.004	3.522	3.523	0.001			
3-5	5.370	5.374	0.004	3.506	3.509	0.003			
4-1	5.381	5.387	0.006	3.517	3.515	0.002			
4-2	5.372	5.371	0.001	3.502	3.505	0.003			
4-3	5.365	5.369	0.004	3.465	3.466	0.001	2.7	99.6	9.9
4-4	5.370	5.375	0.005	3.472	3.474	0.002			
4-5	5.812	5.815	0.003	3.453	3.458	0.005			

预处理。按照 4 : 1 设置训练样本与测试样本,采用 Adam 自适应优化器进行学习,初始学习率设置为 0.001。

选用 Predator、CoFiNet、GoTransformer 和本文采用配准算法开展性能对比试验。为准确量化各算法对低重叠巷道点云的配准效果,统计了各算法的

均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和消耗时长。其中, RMSE 用于衡量全局配准误差,计算方法如式(17)、式(18)所示; MAE 用于衡量配准结果与实际值之间的平均误差,计算方法如式(19)、式(20)所示。具体结果如图 14、图 15 与表 3、表 4 所示。

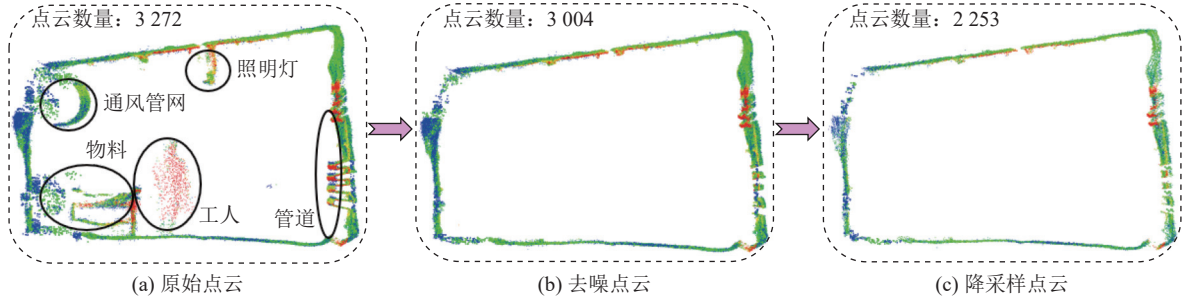


图 13 巷道点云预处理

Fig.13 Pre-processing of roadway point clouds

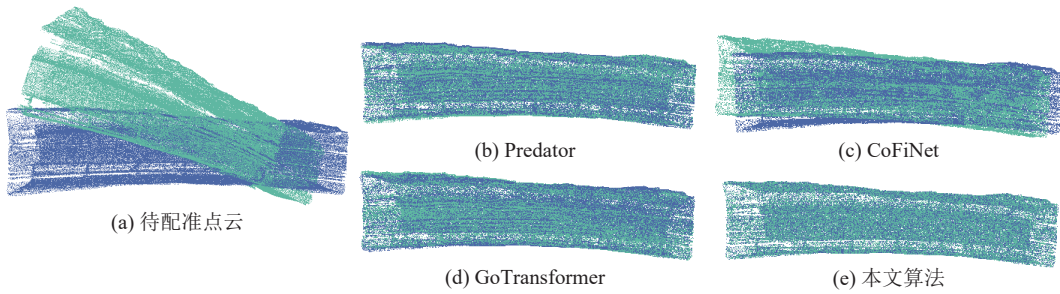


图 14 各算法对无遮挡低重叠巷道点云的配准结果

Fig.14 Alignment results of each algorithm for unobstructed low overlap roadway point clouds

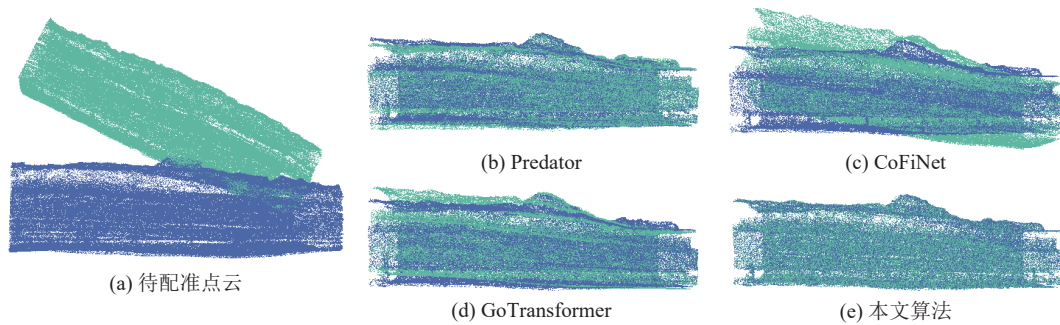


图 15 各配准算法对有遮挡低重叠巷道点云的配准结果

Fig.15 Alignment results of each alignment algorithm for occluded low overlap roadway point clouds

$$RMSE(R) = \sqrt{\frac{1}{3} \|\hat{r} - r^*\|_2^2} \quad (17)$$

$$MAE(t) = \sqrt{\frac{1}{3} \|\hat{t} - t^*\|_1} \quad (20)$$

$$RMSE(t) = \sqrt{\frac{1}{3} \|\hat{t} - t^*\|_2^2} \quad (18)$$

$$MAE(R) = \sqrt{\frac{1}{3} \|\hat{r} - r^*\|_1} \quad (19)$$

式中: \hat{r} 与 \hat{t} 分别为预测的旋转欧拉角与平移向量; r^* 和 t^* 分别为真实的旋转角度与平移向量。

根据图 14 与表 3 量化对比结果分析,在无遮挡点云配准任务中, Predator、GoTransformer 及本文采用算法展现出较优的配准鲁棒性,而 CoFiNet 因特

征描述子判别性不足导致性能显著劣化。从计算效率维度分析,本文采用算法以 2.651 s 的配准耗时达到最快速度,较次优竞品 CoFiNet 的 2.653 s 提升 0.08%,且明显优于 GoTransformer 的 2.972 s 与 Predator 的 4.720 s。

图 15 与表 4 的遮挡配准试验表明,各算法精度均呈现规律性衰减,其中 CoFiNet 的 RMSE(R) 增幅达 34.83%,而本文采用算法仅增加 8.09%,验证了其强泛化特性。优势源于分块匹配机制,通过局部区域一致性约束,动态筛除非重叠区的伪匹配点,从而抑制了遮挡干扰。

表 3 各算法对无遮挡低重叠巷道点云的配准效果对比

Table 3 Comparison of alignment effectiveness of various algorithms for unobstructed low overlap roadway point clouds

方法	RMSE (R)/(°)	RMSE (t)/cm	MAE (R)/(°)	MAE (t)/cm	时间/s
Predator	2.156 6	0.015 1	0.613 5	0.003 7	4.720
CoFiNet	5.157 5	0.025 1	3.471 8	0.018 6	2.653
GoTransformer	3.570 1	0.020 6	1.064 5	0.006 8	2.972
本文算法	1.101 3	0.002 0	0.080 4	0.000 2	2.651

3.4 形变测量及精度分析

以点云测试段 3 为监测对象,如图 16a、图 16b 所示,采用 K 近邻算法对配准至同一坐标系的两期点云进行三维形变分析。通过彩色映射技术可视化全空间形变场,色谱空间分布表征巷道不同区域形变,色阶深浅梯度对应形变量绝对值大小。

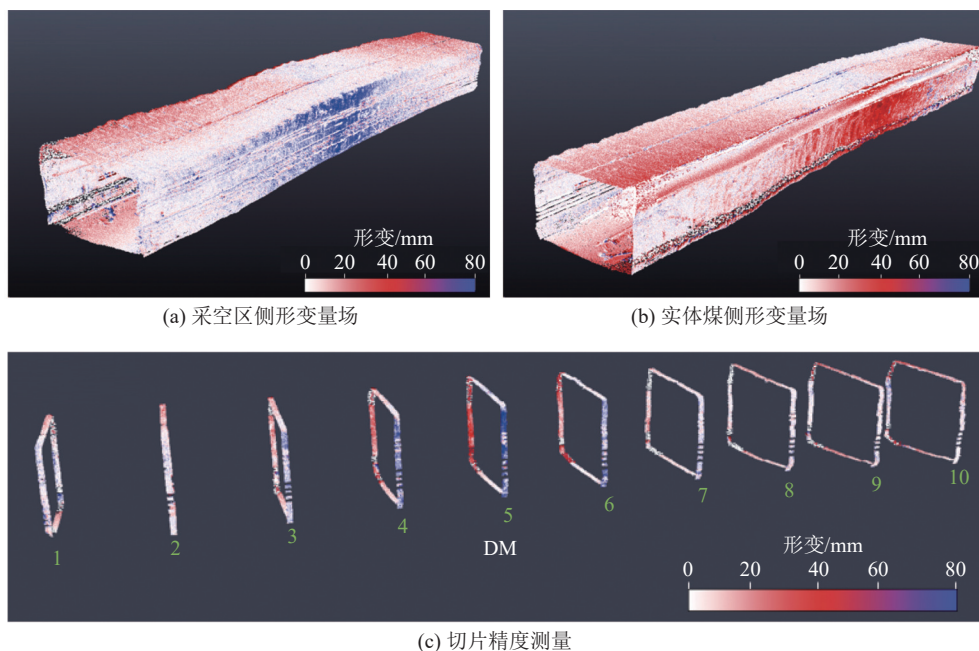
表 4 各算法对有遮挡的点云的配准效果对比

Table 4 Comparison of alignment effectiveness of algorithms on occluded point clouds

方法	RMSE (R)/(°)	RMSE (t)/cm	MAE (R)/(°)	MAE (t)/cm	时间/s
Predator	3.917 3	0.012 1	2.795 5	0.010 3	5.753
CoFiNet	6.953 9	0.304 0	4.121 6	0.138 5	3.319
GoTransformer	4.896 2	0.024 8	3.329 6	0.016 7	3.127
本文算法	1.190 3	0.020 4	0.106 8	0.010 1	2.911

为验证监测方法的工程精度,如图 16c 所示,沿巷道走向按 4 m 间距布设 10 组基准监测断面,在对应位置架设全站仪进行围岩位移表面实测,并将全站仪实测数据与点云切片(DM)监测结果与作对比,具体误差分布如图 16d—图 16g 所示。数据分析表明,顶底板方向最大位移误差为 6 mm (标准差 1.43 mm),两帮方向最大误差为 5 mm(标准差 1.1 mm),充分验证了该形变监测技术的工程可靠性。

为深入探究实验巷道的形变演化特征,采用断面切片拟合法,对巷道形态变化进行定量分析。如图 17a 所示,建立两次独立测量的巷道断面拟合曲线,黑线为初次采集数据拟合剖面形态,红线为对应二次采集数据拟合剖面形态。分析图 17b,实测结果表明,巷道形变主要表现为采空区侧帮部的内敛,1 个月的形变监测对比分析断面收缩率为 0.6%~2.7%,表明掘进动压影响趋稳、支护参数设计有效,回采期间将结合受力与窥视加强研究。



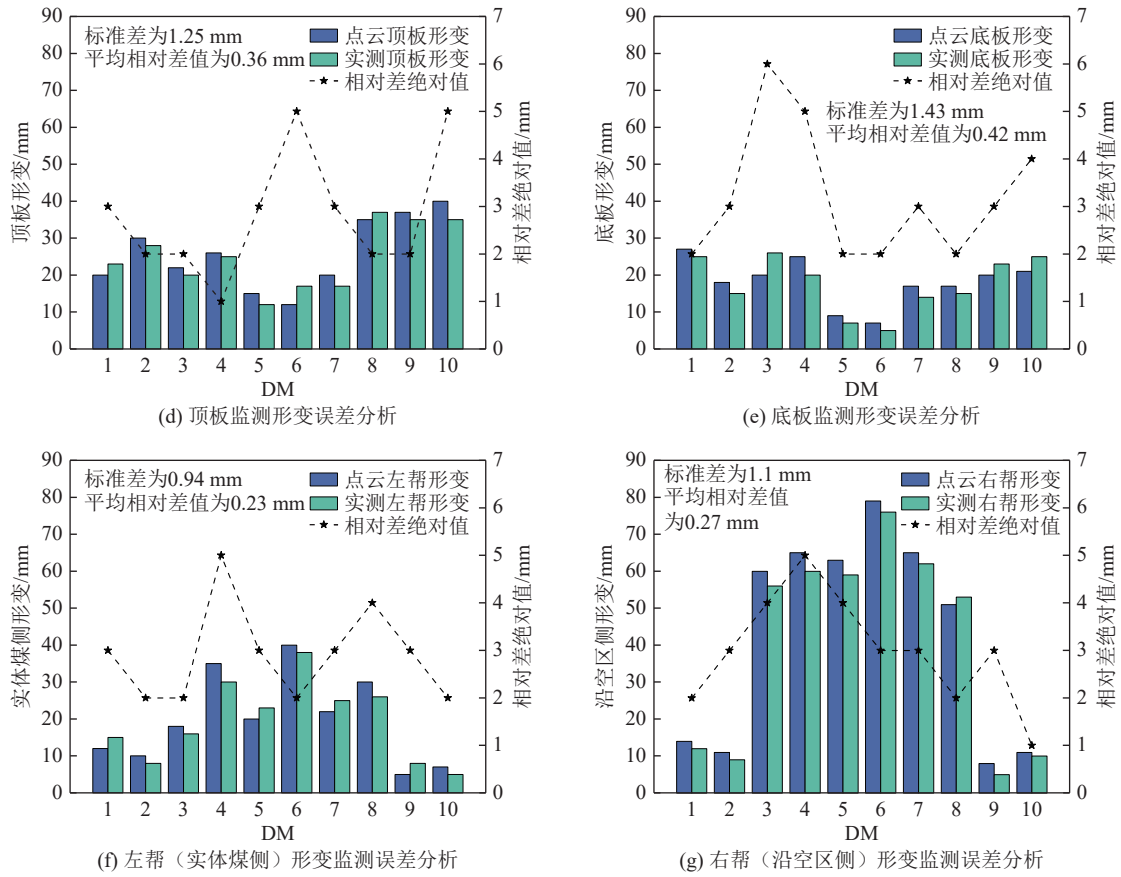


图 16 全空间形变测量及精度分析

Fig.16 Full-space deformation measurement and accuracy analysis

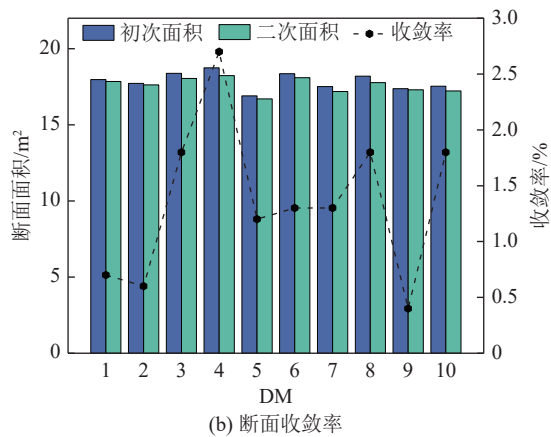
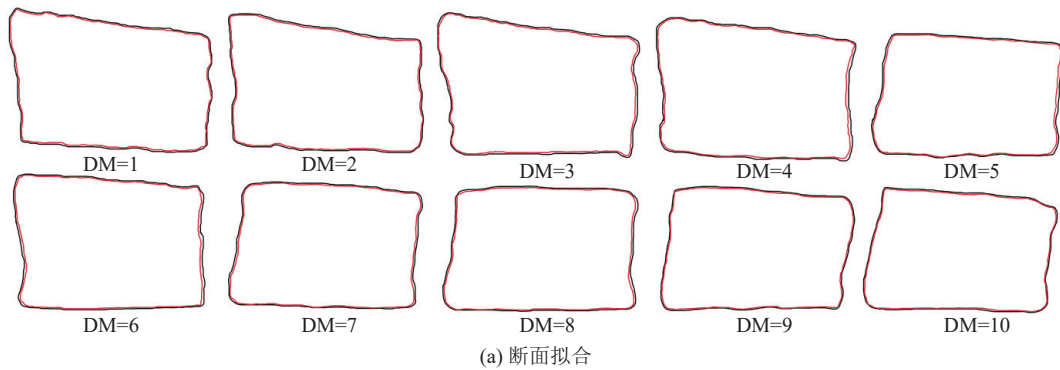


图 17 断面收敛特征分析

Fig.17 Characterization of section convergence

4 结论与展望

1) 轻量化智能装备经复杂巷道场景实测表明,可显著降低技术人员测量作业负担。完成 160 m 采集任务共耗时 10.8 min, 动态点云采集最大误差率仅 1.1%。其在保持高效采集的前提下,展现出较强的工况适应性,能够有效满足矿井工作面、运输巷道等特殊场景的作业需求。

2) 采用的配准网络创新性地采用了大分块-小分块-点的三级匹配架构,并通过双路径引导机制提升匹配精度。显式路径构建 MPN,其包含 P2M 模块和 CCA 模,P2M 模块采用线性注意力机制有效降低了大场景点云的内存消耗问题,CCA 通过跨层特征交互增强了下层匹配特征;隐式路径设计匹配一致性判断策略,通过层级递进的特征融合与一致性验证机制,为复杂场景下的低重叠巷道点云配准提供了全新的解决方案。

3) 与有限选定点的平面测量方法相比,本文形变监测技术可快速生成全空间形变量场,精准定位局部位移,且顶底板方向和两帮方向的最大位移监测误差仅分别为 6、5 mm。解决了一维位移监测无法表征空间形变特征、离散测点导致关键形变区域漏检、多次测量配准分析形变机制方法有限等问题。未来可结合巷道表面的受力观测协同形变破坏的全过程研究,从而科学揭示复杂条件巷道围岩形变破坏机理,推动巷道形变监测持续向数字化、智能化、科学化方向变革。

参考文献(References):

- [1] 王国法,张建中,刘再斌,等. 煤炭绿色开发复杂巨系统数智化技术进展[J]. *煤炭科学技术*, 2024, 52(11): 1-16.
WANG Guofa, ZHANG Jianzhong, LIU Zaibin, et al. Progress in digital and intelligent technologies for complex giant systems in green coal development[J]. *Coal Science and Technology*, 2024, 52(11): 1-16.
- [2] 王国法,庞义辉,任怀伟,等. 智慧矿山系统工程及关键技术研究与实践[J]. *煤炭学报*, 2024, 49(1): 181-202.
WANG Guofa, PANG Yihui, REN Huaiwei, et al. System engineering and key technologies research and practice of smart mine[J]. *Journal of China Coal Society*, 2024, 49(1): 181-202.
- [3] 袁亮,吴劲松,杨科. 煤炭安全智能精准开采关键技术与应用[J]. *采矿与安全工程学报*, 2023, 40(5): 861-868.
YUAN Liang, WU Jinsong, YANG Ke. Key technology and its application of coal safety intelligent precision mining[J]. *Journal of Mining & Safety Engineering*, 2023, 40(5): 861-868.
- [4] YANG H, XU X Q, XU X Y, et al. TLS and FEM combined methods for deformation analysis of tunnel structures[J]. *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, 2024, 31(6): 1264-1271.
- [5] 孙文潇,王健,靳奉祥,等. 变形分析中点云虚拟基准的确定方法[J]. *测绘学报*, 2023, 52(6): 956-965.
SUN Wenxiao, WANG Jian, JIN Fengxiang, et al. Point cloud virtual datum determination method in deformation analysis[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(6): 956-965.
- [6] JIANG Q, ZHONG S, PAN P Z, et al. Observe the temporal evolution of deep tunnel's 3D deformation by 3D laser scanning in the Jinchuan No. 2 Mine[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2020, 97: 103237.
- [7] 戴文祥,陈雷,闫鹏飞,等. 基于三维激光扫描的煤矿巷道形变监测方法[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(10): 61-67, 95.
DAI Wenxiang, CHEN Lei, YAN Pengfei, et al. A deformation monitoring method for coal mine roadway based on 3D laser scanning[J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(10): 61-67, 95.
- [8] ZHAO Y, ZHU Z Z, LIU W, et al. Application of 3D laser scanning on NATM tunnel deformation measurement during construction[J]. *Acta Geotechnica*, 2023, 18(1): 483-494.
- [9] PU J Y, YU Q L, ZHAO Y, et al. Deformation analysis of a roadway tunnel in soft swelling rock mass based on 3D mobile laser scanning[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2024, 57(7): 5177-5192.
- [10] RUSINKIEWICZ S, LEVOY M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. *Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*. Piscataway, NJ: IEEE, 2001: 145-152.
- [11] BIBER P, STRASSER W. The normal distributions transform: A new approach to laser scan matching[C]. *Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003)*. Piscataway, NJ: IEEE, 2003: 2743-2748.
- [12] CUIRAL-ZUECO I, LÓPEZ-NICOLÁS G. Multiscale Procrustes-based 3-D shape control[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2024, 29(3): 1738-1748.
- [13] AUBERT B, CRESSON T, DE GUISE J A, et al. X-ray to DRR images translation for efficient multiple objects similarity measures in deformable model 3D/2D registration[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2023, 42(4): 897-909.
- [14] 李建微,占家旺. 三维点云配准方法研究进展[J]. *中国图象图形学报*, 2022, 27(2): 349-367.
LI Jianwei, ZHAN Jiawang. Review on 3D point cloud registration method[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2022, 27(2): 349-367.
- [15] 薛光辉,张钰昊,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] HUANG S Y, GOJCIC Z, USVYATSOV M, et al. PREDATOR: Registration of 3D point clouds with low overlap[C]. *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, 2021: 4265-4274.
- [17] XU J B, HUANG Y K, WAN Z Y, et al. GLORN: Strong general-

- ization fully convolutional network for low-overlap point cloud registration[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5704814.
- [18] AO S, HU Q Y, YANG B, et al. SpinNet: Learning a general surface descriptor for 3D point cloud registration[C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2021: 11748–11757.
- [19] XIE Y F, ZHU J H, LI S Q, et al. Cross-modal information-guided network using contrastive learning for point cloud registration[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(1): 103–110.
- [20] DE GÉLIS I, LEFÈVRE S, CORPETTI T. Siamese KPConv: 3D multiple change detection from raw point clouds using deep learning[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 197: 274–291.
- [21] XU M T, DING R Y, ZHAO H S, et al. PACConv: Position adaptive convolution with dynamic kernel assembling on point clouds[C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2021: 3172–3181.
- [22] LI L, FU H, OVSJANIKOV M. WSDesc: Weakly supervised 3D local descriptor learning for point cloud registration[J]. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 2022, 29(7): 3368–3379.
- [23] YU H, LI F, SALEH M, et al. Cofinet: Reliable coarse-to-fine correspondences for robust pointcloud registration[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34: 23872–23884.
- [24] HUANG P, SU C, WU B W, et al. Global context aware dual channel pyramid model for robust image shadow removal[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 133: 108552.
- [25] QIN Z, LIANG Y G, LI K B, et al. Measurement-driven sequential random sample consensus GM-PHD filter for ballistic target tracking[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 155: 107407.
- [26] 常聚才, 齐潮, 殷志强, 等. 爆破扰动高应力巷道围岩力学响应特征研究[J]. *煤炭科学技术*, 2024, 52(6): 1–13.
- CHANG Jucai, QI Chao, YIN Zhiqiang, et al. Study on the dynamic response characteristics of surrounding rock in high stress tunnel under blasting disturbance[J]. *Coal Science and Technology*, 2024, 52(6): 1–13.
- [27] XU W, CAI Y X, HE D J, et al. FAST-LIO2: Fast direct LiDAR-inertial odometry[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(4): 2053–2073.
- [28] 曾洋, 徐锋, 明吉花, 等. 退化环境下的连续运动校正-强度辅助激光惯性 SLAM[J/OL]. *激光与光电子学进展*, 1–16[2025–03–25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.tn.20250324.1655.026.html>.
- ZENG Yang, XU Feng, MING Jihua, et al. Intensity-Aided lidar-inertial SLAM with continuous motion correction for degraded environments[J/OL]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 1–16 [2025–03–25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.tn.20250324.1655.026.html>.
- [29] 郑天洋, 马斌. 多尺度点云噪声的平滑去噪方法[J]. *应用激光*, 2024, 44(12): 148–157.
- ZHENG Tianyang, MA Bin. Smooth denoising method for multi-scale point cloud noise[J]. *Applied Laser*, 2024, 44(12): 148–157.
- [30] 葛程鹏, 赵东, 王蕊, 等. 基于改进 DBSCAN 和距离共识评估的分段点云去噪方法[J]. *系统仿真学报*, 2024, 36(8): 1800–1809.
- GE Chengpeng, ZHAO Dong, WANG Rui, et al. Section point cloud denoising method based on enhanced DBSCAN and distance consensus evaluation[J]. *Journal of System Simulation*, 2024, 36(8): 1800–1809.
- [31] ZHAO T M, LI L F, TIAN T, et al. Patch-guided point matching for point cloud registration with low overlap[J]. *Pattern Recognition*, 2023, 144: 109876.
- [32] MAO Y Q, BI H B, LI X X, et al. Twin deformable point convolutions for airborne laser scanning point cloud classification[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2025, 221: 78–91.
- [33] ADEM K. Impact of activation functions and number of layers on detection of exudates using circular Hough transform and convolutional neural networks[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 203: 117583.