



复杂地下巷道场景三维点云两阶段去噪方法

任助理 袁瑞甫 王李管 邓浩坤 王文 张金龙

引用本文:

任助理, 袁瑞甫, 王李管, 等. 复杂地下巷道场景三维点云两阶段去噪方法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(S1): 327–337.
REN Zhuli, YUAN Ruifu, WANG Liguang. Two-stage denoising method for complex underground tunnel scene three-dimensional point clouds[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(S1): 327–337.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1852>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

激光雷达和IMU融合的煤矿掘进巷道三维重建方法

A three-dimensional reconstruction method of coal mine tunnel fused with LiDAR and IMU

煤炭科学技术. 2025, 53(2): 351–362 <https://doi.org/10.12438/cst.2024-1386>

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>

基于图像与点云融合的巷道锚护孔位识别定位方法

Roadway anchor hole recognition and positioning method based on image and point cloud fusion

煤炭科学技术. 2024, 52(5): 249–261 <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1050>

基于三维激光扫描的矿区地表倾斜值提取方法研究

Study on extraction method of surface deformation tilt based on 3D laser scanning

煤炭科学技术. 2020, 48(11): 199–205 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/3cf47728-d687-4c2f-b53f-08cf0066f6f5>

三维可视化技术在智慧矿山领域的研究进展

Research progress on 3D visualization technology for intelligent mine

煤炭科学技术. 2021, 49(2): 153–162 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2021.02.019>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息



移动扫码阅读

任助理,袁瑞甫,王李管,等.复杂地下巷道场景三维点云两阶段去噪方法[J].煤炭科学技术,2025,53(S1):327-337.

REN Zhuli, YUAN Ruifu, WANG Liguang, *et al.* Two-stage denoising method for complex underground tunnel scene three-dimensional point clouds[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(S1): 327-337.

复杂地下巷道场景三维点云两阶段去噪方法

任助理^{1,2,3},袁瑞甫^{2,3},王李管⁴,邓浩坤²,王文^{2,3},张金龙²

(1.河南理工大学 河南省矿产资源绿色高效开采与综合利用重点实验室,河南 焦作 454003; 2.河南理工大学 能源科学与工程学院,河南 焦作 454003; 3.煤炭安全生产与清洁高效利用省部共建协同创新中心,河南 焦作 454003; 4.中南大学 资源与安全工程学院,湖南 长沙 410083)

摘要:矿山智能化进程持续推进,三维激光扫描技术为感知矿山提供了基础,为高质量获取矿山三维点云数据,提出了一种鲁棒性的复杂地下巷道场景三维点云两阶段去噪方法。首先,利用三维激光扫描技术获取井下巷道场景的3D点云信息,并分析巷道点云中不同噪声特点;其次,设计两阶段巷道去噪模型,在第1阶段,通过计算点云法向量,同时构建巷道轴线,探明点云法向与巷道轴线夹角关系对噪声的影响并去除;在第2阶段,优化巷道点云,通过分析巷道待优化点云和噪声点云的距离变化,将距离相近的点整合回第1阶段的去噪后点云中,最终得到去噪后的完整点云,该方法基于开源软件Cloud Compare进行二次开发实现;最后,以某地下矿山主运大巷和回风巷道为具体案例,详细分析了点云去噪过程中各阶段的处理时间、角度阈值、去噪数量、点云法线计算,以及邻近点选择等,系统验证了该方法的有效性。研究表明,设计的地下巷道场景三维点云去噪方法能够实现对噪声的有效去除,当角度阈值小于 1° 时,可以获得最佳的去噪效果,并通过二阶段优化算法,实现对巷道表面孔洞的有效修复。该研究为井下巷道点云去噪的实际应用提供了有力的指导,展示了在提高数据质量和可靠性方面的潜力,可实际应用于矿山智能化、地质勘探以及安全监测等领域。

关键词:地下矿山;智能矿山;巷道;三维激光;点云去噪

中图分类号:TD76 文献标志码:A 文章编号:0253-2336(2025)S1-0327-11

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

REN Zhuli^{1,2,3}, YUAN Ruifu^{2,3}, WANG Liguang⁴, DENG Haokun², WANG Wen^{2,3}, ZHANG Jinlong²

(1. Henan Key Laboratory for Green and Efficient Mining & Comprehensive Utilization of Mineral Resources, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China; 2. School of Energy Science and Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China;

3. Collaborative Innovation Center of Coal Work Safety and Clean High Efficiency Utilization, Jiaozuo 454003, China;

4. School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: The advancement of intelligent mining continues unabated, with three-dimensional laser scanning technology laying the foundation for the perception of mines. A robust two-stage denoising method for complex underground tunnel scenes in three-dimensional point cloud data has been proposed to acquire high-quality mine 3D point cloud data. First, three-dimensional laser scanning technology is used to acquire 3D point cloud information of underground tunnel scenes and analyze the different noise characteristics within the tunnel point cloud. Secondly, a two-stage tunnel denoising model is designed. In the first stage, the impact of the angle relationship between the point cloud normals and the tunnel axis is investigated and removed by calculating the normals and constructing the tunnel axis. In the second stage, the optimization of the tunnel point cloud is carried out. By analyzing the distance variations between the tunnel's point cloud

收稿日期:2023-12-06 责任编辑:常琛 DOI: 10.12438/cst.2023-1852

基金项目:国家自然科学基金青年资助项目(52204168);河南省重点研发与推广专项(科技攻关)资助项目(222102220027);河南省矿产资源绿色高效开采与综合利用实验室重点资助项目(KCF2201)

作者简介:任助理(1990—),男,河南周口人,副教授,硕士生导师,博士。E-mail: zhuliren@hpu.edu.cn

通讯作者:袁瑞甫(1977—),男,河北定州人,教授,博士生导师,博士。E-mail: yrf@hpu.edu.cn

pending optimization and the noise point cloud, points in close proximity are integrated back into the denoised point cloud from the first stage. This results in a complete point cloud post-denoising. The method is implemented through secondary development based on the open-source software Cloud Compare. Finally, using a specific case of the main haulage drift and return airway in an underground mine, the processing time for each stage of point cloud denoising, the impact of angle thresholds on denoising results, comparisons between different denoising quantities, point cloud normal calculations, and key parameters for point selection in the optimization process are analyzed in detail. The effectiveness of the method is systematically validated. The research results show that the proposed denoising method for underground tunnel scenes in three-dimensional point clouds effectively removes noise. When the angle threshold is less than 1° , the optimal denoising effect can be achieved. Through the two-stage optimization algorithm, effective repair of surface holes on the tunnel is achieved. This study provides strong guidance for the practical application of denoising of underground tunnel point clouds, demonstrating its potential in improving data quality and reliability. It holds significant practical application significance in the fields of mining intelligence, geological exploration, and safety monitoring.

Key words: underground mines; intelligent mines; tunnels; three-dimensional laser; point cloud denoising.

0 引言

矿山智能化建设加速推进^[1-2], 三维激光扫描技术在岩性分类、岩体结构面建图识别、岩体特征量化、变形监测分析、巷道成形测量、巷道支护评价、采场贫化及爆破形成的地下空区分析等方面均有广泛应用^[3-4]。然而, 三维激光扫描技术的应用依然面临着一系列挑战, 如地下矿山巷道安全问题(尤其是在煤矿)、不平坦的地形、低照度以及大量粉尘等复杂条件, 同时在矿山巷道建设时, 巷道中会包含风水管网、行人、车辆等目标, 获取的三维点云数据常受到各种噪声的干扰, 导致原始数据包含大量杂乱信息, 不仅增加计算机处理负担, 还降低了数据的质量和可靠性, 进而限制了三维激光扫描技术的适用性。因此, 对于地下巷道复杂场景的三维点云数据进行有效去噪是三维激光扫描技术在矿山成功运用的前提。

近年来, 点云去噪是三维数据处理中的重要环节, 旨在滤除数据中的噪声, 国内外学者面向各自研究对象在点云去噪领域探索了多种方法, 可分为基于优化思想的传统滤波算法和基于深度学习方式的去噪算法 2 大类。传统滤波算法^[5]通常依赖于局部拟合函数或优化目标函数, 以去除点云中的噪声和离群点, 如均值滤波、中值滤波和统计滤波等直接作用于点云坐标空间, 用于去除离群点和噪声; 另一方面, 移动最小二乘(MLS)类方法^[6]和 LOP、WLOP 等^[7-9]算子利用局部拟合函数或优化目标函数来完成去噪任务; 一些方法还引入了稀疏化和低秩思想^[10-11], 将去噪过程转化为重建任务。传统滤波方法在点云去噪方面取得了一定的成果, 但对于复杂点云和高精度要求的场景仍有挑战。近年来, 基于深度学习的点云去噪算法崭露头角, 通过学习点云的特征表示来完成去噪任务。监督式学习方法利用

噪声点云和真实点云对进行训练, 如 PointProNets、PointCleanNet 和 Pointfilter^[12-14]。无监督式学习方法, 如 Total Denoising^[15], 则不依赖真实点云数据进行训练, 更适用于现实世界中难以获取真实点云的情况。深度学习方法相对于传统方法, 具有更高的精度和更好的通用性, 但算法的复杂性和数据需求也更高。

针对巷道、隧道及管廊点云去噪领域, 研究者们面临着特殊的挑战, 需要专门的方法来处理。传统滤波方法如双边滤波算法^[16-17]、平均曲率流滤波算法^[18-19]、均值漂移算法^[20-22]等, 对狭长密闭空间的隧道点云去噪效果差且容易破坏原始数据的精度, 一些交互式的手工去噪方法也无法有效地深入到点云内部进行噪声去除。XU 等^[23]利用隧道结构的对称性和圆形的性质, 用圆函数逼近截面点云, 有效滤除了大量干扰点并保持了隧道形状的重要细节, 但该方法不适用于矩形或拱形隧道场景。ZHU 等^[24]提出了一种有效滤除隧道噪声点云的迭代滤波模型算法, 但该算法不能有效滤除地面点云。程效军等^[25]采用双向投影获取隧道中轴线, 根据圆形隧道表面点到中轴线距离剔除噪声点。同样是基于中轴线的去噪算法, 琚俏俏等^[26]沿轴线方向提取隧道点云切片, 对切片点作椭圆拟合识别其中噪声点。托雷等^[27]在利用中轴线截取隧道断面后, 对断面使用基于圆型模型的 RANSAC 算法剔除噪声。徐光华^[28]提出了基于隧道设计半径的粗去噪和多项式拟合的精确去噪相结合的去噪方法。李嘉等^[29]根据邻域内点到扫描仪中心点的深度值异常识别出其中离群点, 并以深度值的期望值修复离群点。余鹏磊等^[30]基于 RANSAC 算法在隧道壁上选取种子点, 利用区域生长方法从点云数据中提取隧道内表面点, 实现噪声点的剔除。ZHU 等^[31]提出了一种专为隧道点云定

制的方法,该方法将椭圆柱模型拟合到数据中以滤除非隧道点。

综上所述,巷道点云去噪领域的研究文献相对较少,且巷道作为狭长密闭的空间,内部存在管壁附属物、粉尘和人为噪声,由于地下巷道要素点云密度差异较大、结构复杂程度也不相同,使用上述的方法进行统一去噪,都难以达到理想效果,应根据具体应用场景和数据特点进行调整和优化,以提高去噪效果和精度,需要更多的研究工作来解决。为了应对这一挑战,提出一种鲁棒性的复杂地下巷道场景三维点云两阶段去噪方法,首先计算并深入分析了点云法向量和构建巷道轴线来去除噪声,探讨了它们对噪声去除的影响。然后在第2阶段对点云进行优化,提出了1种基于邻近点距离变化的整合方法,有效地将距离相近的点整合回去噪后的点云中,恢复错误去除的点云。研究成果将有望为矿山智能化、地质勘探和安全监测等领域提供更可靠的数据支持,并为提高生产效率、降低事故风险以及更好地利用资源提供关键支持。

1 设备和方法

1.1 巷道噪声分析

巷道承载了矿井运输、通风、排水、供电、逃生路径等功能,通常由巷道顶底板,巷道两帮,带式输送机,通风管网,水管、线缆等组成,行人和车辆等在其中通行。通过三维激光扫描技术可以快速获得地下复杂巷道场景的表面三维坐标,得到的巷道点云数据精度高、密度大,不仅包含坐标信息,还包括反射强度信息。在煤矿井下环境作业时,三维激光扫描系统自身的位姿必须通过惯性测量单元和里程计确定,由于组成惯性测量单元的陀螺仪存在漂移问题,长时间累积计算会产生较大误差。同时由于地下巷道粉尘、湿度等复杂场景,增加了巷道点云噪声,针对巷道场景的感知,如巷道变形监测等,三维激光在扫描巷道过程中,行人和移动设备也会给巷道点云带来额外噪声。如图1所示,试验针对的巷道点云噪声主要包括2类:一类是由于井下复杂场景和传感器误差造成异常点,一类是行人和移动设备造成的离群噪声点,其分布通常比较稀疏,距离巷道两帮相对较远。

1.2 移动式三维激光扫描仪

GoSLAM RS100S 是一款先进的三维激光扫描移动测量系统,由多线激光雷达和惯性测量单元(IMU)组成,通过旋转 LiDAR 扩大视野,并使用

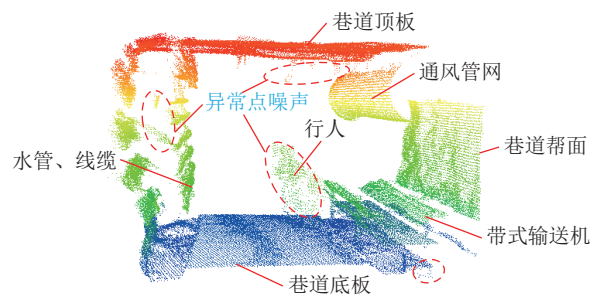


图1 巷道点云组成分析

Fig.1 Analysis of tunnel point cloud composition

SLAM 算法整合激光雷达和 IMU 数据,生成精确的三维点云,无需 GNSS 接收器,如图2所示。该系统拥有 120 m 的扫描射程,每秒采集 32 万个数据点,以及 $360^{\circ} \times 285^{\circ}$ 的视场角,相对点精度最高可达 1 cm,能够高精度地捕捉环境信息。独特的 RTD 实时解算技术可在扫描过程中实时高效进行 SLAM 解算。通过移动端 APP,可以更加便捷实时浏览点云数据并支持多种交互方式。此外,RS100S 可在 $-30 \sim 60^{\circ}\text{C}$ 的环境下工作,并兼容多种移动平台,如背包、无人机和车载等,具体参数见表1。



图2 三维激光扫描系统

Fig.2 Three-dimensional laser scanning system

1.3 方法

利用三维激光扫描仪获取井下巷道场景 3D 点云信息,对由误差和复杂场景造成的异常点和行人车辆造成的离群点等采用两阶段法进行巷道点云去噪,去噪原理如图3所示。

第1阶段:巷道点云噪声初次去除,由于巷道类似矩形的形状特征,其巷道轴线方向与巷道点云中的每一个点的法向量存在垂直关系,因此需要计算巷道点云法向量,同时构建巷道高斯球获取巷道轴线,然后计算并分析巷道点云中每个点与巷道轴线夹角关系判定巷道噪声,进而对其去除。

第2阶段:巷道点云优化,由于第1阶段去除的巷道点云噪声可能把真实点云去除,为了回收被错误去除的巷道点云,通过分析巷道待优化点云和噪声点云的距离变化进行优化,距离相近的点云为真实点云,需要整合到第1阶段点云中,最终获得去噪

表 1 GoSLAM RS100S 移动激光扫描器的规格
Table 1 Specifications of GoSLAM RS100S mobile laser scanner

技术参数	描述	技术参数	描述
扫描距离	120 m	解算方式	实时、后处理
点精度	1 cm(最高)	重量	1.5 kg(手持端)
工作状态	LED状态屏	防护等级	IP65
扫描定位	SLAM技术(无需GPS)	工作时间	2 h(电池冗余, 支持热插拔)
闭环	无需(室外)	导航系统	GPS、GLONASS、北斗
背包RTK系统精度	水平: $\leq \pm 2$ cm, 高程: $\leq \pm 3$ cm	扫描速度	32万点/s
扫描范围	$360^{\circ} \times 285^{\circ}$	激光头数量	1个
操作方式	实体按键+移动端APP	内置固态硬盘	500 G(可拓展)
工作温度	$-30 \sim 60^{\circ}\text{C}$	激光等级	I级人眼安全
多平台搭载	手持、背包、无人机、车、船载安装套件	彩色影像	1 800万像素
背负系统重量	5.5 kg	定位服务	千寻、CORS等

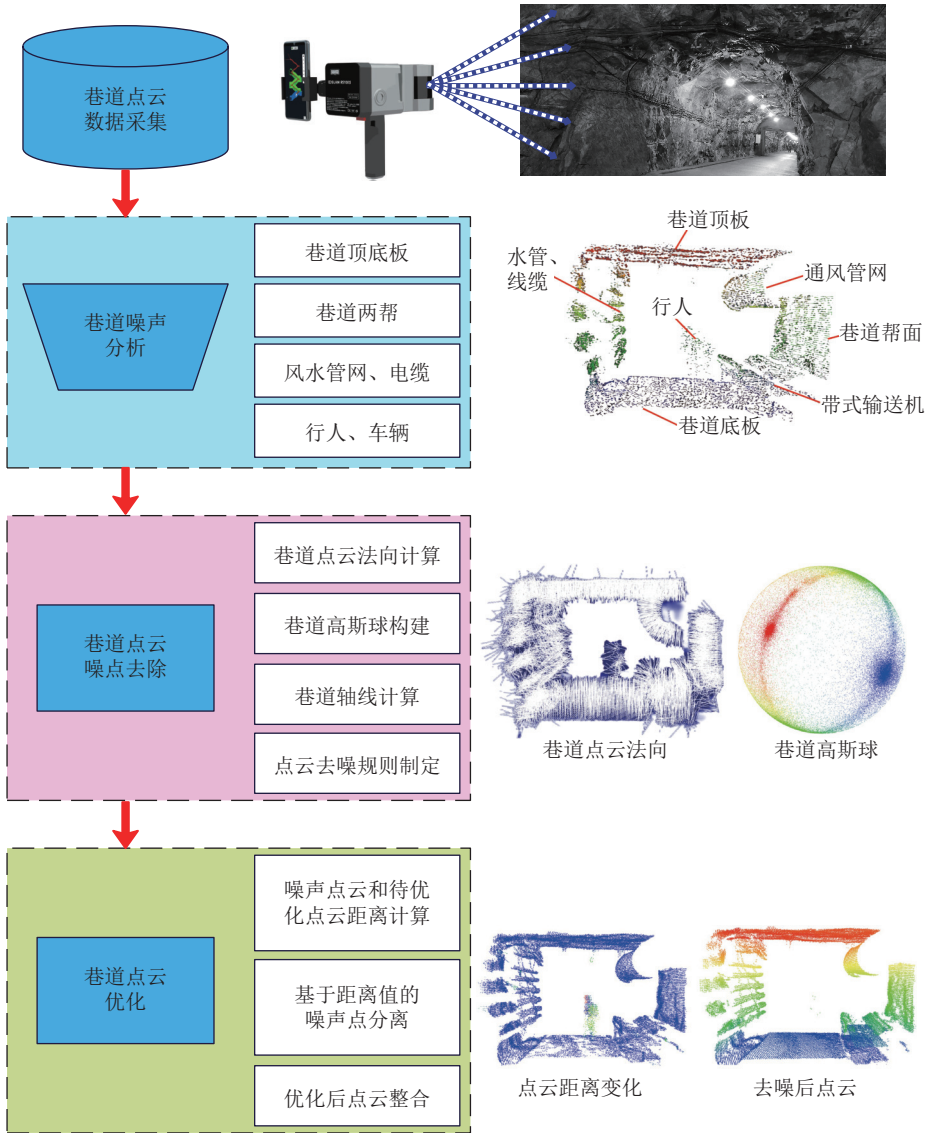


图 3 巷道点云去噪原理
Fig.3 Principle of noise reduction for tunnel point clouds

后的完整巷道点云。

该方法基于开源软件 CloudCompare 进行二次开发实现相对应的功能。

1.3.1 巷道轴线自动提取

1) 计算巷道点云法向量。巷道点云的法向量采用局部平面拟合进行计算, 首先针对巷道点云中的某点 $p_i \in P^k$, P^k 为巷道局部点云(可以以 p_i 点为圆心, 一定半径范围内的点, 也可以设定具体周围点个数), k 为点数目, \bar{p} 为周围点的质心, 计算该局部点云的质心 g 满足公式 (1):

$$g = \bar{p} = \frac{1}{k} \times \sum_{i=1}^k p_i \quad (1)$$

在局部点云 P^k 中找到一个超平面, 使通过点 c 的一个法向量 \vec{n} 满足公式 (2):

$$\min_{g, \vec{n}, \|\vec{n}\|=1} \sum_{i=1}^k ((p_i - g)^T \vec{n})^2 \quad (2)$$

则法向量 \vec{n} 的值通过主成分分析点集合 P^k 的协方差矩阵 $C \in R^{3 \times 3}$ 的特征值和特征向量可以得到, 对于制定区域的点集合 P^k , 其协方差矩阵定义如公式 (3):

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T, C \times \vec{v}_j = \lambda_j \times \vec{v}_j, j \in (0, 1, 2) \quad (3)$$

C 为一个对称的半正定矩阵, λ_j 为协方差矩阵的第 j 个特征值, \vec{v}_j 为协方差矩阵的第 j 个特征向量。 $\lambda_0 = \min(\lambda_j)$, 即 3 个特征值中的最小值为该点的法向量, 如图 4 所示。

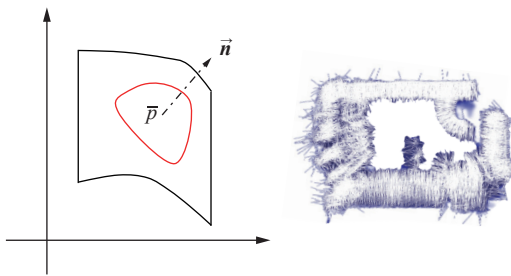


图 4 巷道点云法向量

Fig.4 Tunnel point cloud normal vectors

2) 基于高斯映射计算巷道方向。为确定巷道轴线的方向, 理论上可以使用 2 个非共线的法向量。然而, 巷道存在噪点以及巷道两帮的凹凸不平, 直接使用 2 个非共线法向量计算巷道轴线存在很大误差, 因此采用巷道所有点的法向量来计算轴线的方向。同时为了提高计算效率, 采用了高斯映射法, 将单位法向量映射到高斯球面上的点, 根据前述对巷道特

征的分析, 高斯映射点大部分分布在垂直于巷道轴线的平面附近, 可以通过高斯映射点拟合平面模型, 进而得到该拟合平面的法向量, 即为巷道轴线方向, 如图 5 所示。

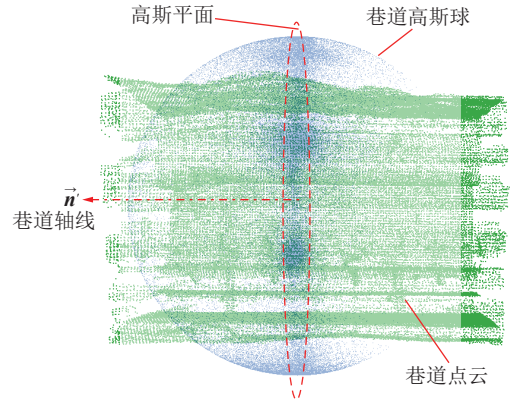


图 5 高斯映射计算巷道方向

Fig.5 Calculation of tunnel orientation using gaussian mapping

① 建立平面方程, 设定该平面方程满足公式 (4) 形式:

$$ax + by + cz = 0 \quad (4)$$

并满足约束条件 $a^2 + b^2 + c^2 = 1$, 这个方程可以表示一个平面的位置和方向, 其中 a 、 b 和 c 为平面方程的系数, 通过调整系数可以得到不同的平面。

② 计算法向量在巷道高斯球面上映射点到拟合平面的距离。假设点云集合法向量在高斯球面上映射点集合为 $F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$, 对于集合 F 中的任意一点 x_i, y_i, z_i , 可以通过 $ax_i + by_i + cz_i$ 计算出点到拟合平面的距离, 该距离可以用于评估拟合平面与点云数据之间的匹配程度。

③ 确定满足距离和最小条件的方程参数。从最小二乘的角度来看, 平面模型拟合满足映射点到拟合平面的距离和 d 是最小的, 满足公式 (5):

$$d = \sum_i (ax_i + by_i + cz_i)^2 \quad (5)$$

式 (5) 可以计算出所有点到平面的距离的平方和, 然后通过最小化这个平方和来求解最优的方程参数。

④ 通过构造拉格朗日函数, 求解出满足 d 最小值条件下的 a 、 b 、 c , 拉格朗日函数可以将原始的约束优化问题转化为一个无约束优化问题, 并使用优化算法来求解最优的 a 、 b 、 c 值。最终, 平面模型的法向量估值 $\vec{n}'(a, b, c)$ 可以用于表示巷道轴线方向。

1.3.2 巷道点云去噪判定准则

根据巷道轴线及巷道断面特点, 即可进行巷道

点云噪声去除,距离高斯平面越远的映射点,在巷道点云中的噪声概率越大,如图 6 所示。对于巷道点云,将其分成 2 部分,设定噪声点被移到一个点云集合 N 中,巷道点被移入另一个点云集合 Z 中。具体判定准则如下:

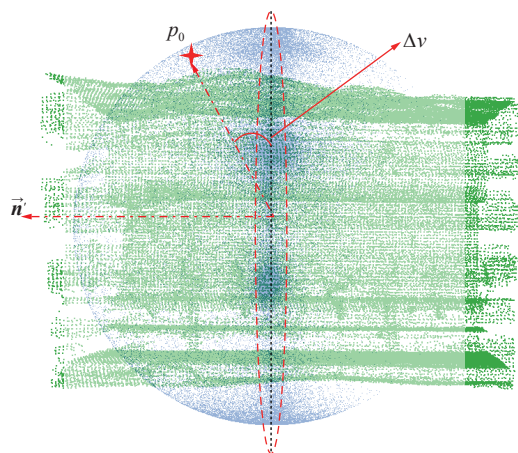


图 6 巷道点云去噪判定准则示意

Fig. 6 Schematic representation of tunnel point cloud denoising criteria

1) 预设一个角度阈值 θ ;

2) 巷道初始点云集合为 P , 噪声点云集合为 N , 巷道点云集合为 Z ;

3) 对于集合 P 中的每个点, 计算其法向量与巷道轴线的夹角, 其夹角的垂直残差是法向量和轴线方向之间的夹角与 90° 的差, 根据以下规则初步确定巷道点和噪声点:

① 如果法向量与轴线方向的垂直残差 $\Delta v > \theta$, 那么认为该点是噪声点的概率较高, 将其移到点云集合 N 中。

② 如果法向量与轴线方向的垂直残差 $\Delta v \leq \theta$, 那么说明该点为巷道点云的概率较高, 将其放入到点云集合 Z 中。

1.3.3 巷道点云去噪优化

通过巷道点云去噪判定准则获得噪声点云集合为 N 和巷道点云集合为 Z , 可能会使错误的把巷道点云中的点当成噪声点放入到 N 中, 导致获得的巷道点云比较稀疏, 导致巷道表面出现孔洞情况, 影响后续点云的有效使用, 无法更好地满足巷道去噪要求。因此需要对第 1 阶段去噪的点云进行进一步优化, 形成最终巷道去噪点云。

1) 噪声点云与待优化巷道点云距离分析。

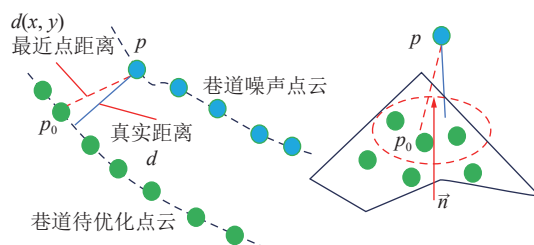
点云距离计算是在三维空间中计算 2 个或多个点云之间的距离或相似性的过程, 点云距离计算是三维空间中重要的一项任务, 可以应用于各种领域,

如测量、建模、识别等。欧几里得距离是最常用的点云距离计算方法之一, 计算的是空间中 2 点之间的直线距离。对于 2 个点云中的点, 其欧几里得距离可定义为公式 (6):

$$d(x, y) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (6)$$

其中, x 和 y 分别为 2 个点云中的点坐标。

为了确保点云距离计算准确, 在巷道噪声点云和待优化巷道点云中, 对于任意一点噪声点, 要在巷道中寻找最近点, 同时要在最近点寻找不少于 3 个相邻点 (M) 进行局部最小平面拟合, 计算噪声点到拟合平面的距离, 建设平面由 1 个法向量 \vec{n} 和 1 个经过平面上最近点 p_0 确定, 如图 7 所示。



为矩形断面,采用锚网喷支护方式,巷道净宽 5.4 m,净高 3.75 m,净断面积 20.25 m^2 。

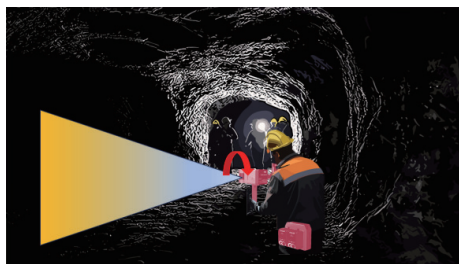


图 8 井下巷道场景三维激光扫描图

Fig.8 Three-dimensional laser scanning image of an underground tunnel scene

工人携带三维激光扫描设备分别在主运大巷 21406 工作面段巷道 90 m 范围和 21407 工作面回风巷巷道 130 m 范围进行扫描试验,如图 9 和图 10 所示,获得相对应的三维点云数据,在此数据基础上进行巷道点云去噪分析。

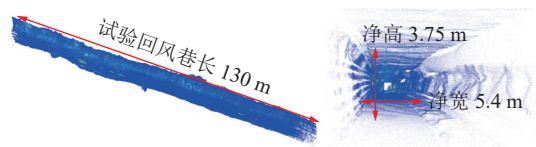


图 9 主运大巷 21406 工作面段巷道

Fig.9 Main haulage tunnel in workface segment 21406

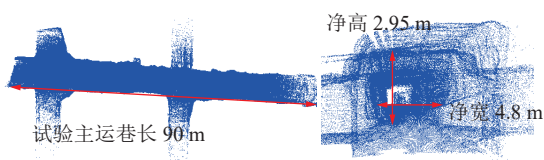


图 10 21407 工作面回风巷巷道

Fig.10 Return airway tunnel for workface 21407

2.2 巷道点云去噪及优化

为方便展示巷道去噪效果,分别在主运大巷 21406 工作面段和 21407 工作面回风巷截取 2 段进行分析,主运大巷 21406 工作面段截取的巷道内有移动车辆造成的噪声(a 段)和行人造成的噪声(b 段),如图 11 所示;21407 工作面回风巷截取的巷道内有线缆盒子造成的噪声(a 段)和行人造成的噪声(b 段),如图 12 所示。

1) 巷道点云初次去噪。运用巷道点云两阶段去噪方法对主运大巷 21406 工作面段巷道 a 段和 b 段点云,21407 工作面回风巷巷道 a 段和 b 段点云进行初次去噪。巷道点云法向量计算时,拟合局部平面过程中每个点周围临近点个数设置 15 个点,巷道点云去噪判定规则中角度阈值 θ 为 1° ,去噪后的点云结果如图 13 和图 14 所示。

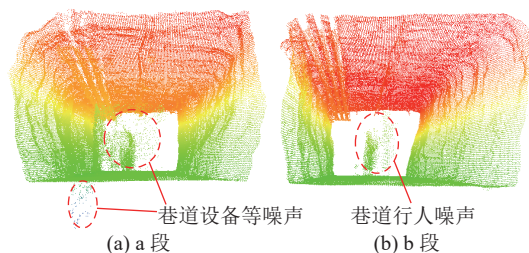


图 11 主运大巷 21406 工作面段巷道 a 段和 b 段点云

Fig.11 Point cloud data for section a and section b of main haulage tunnel in workface segment 21406

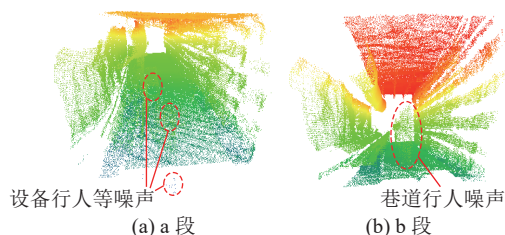


图 12 21407 工作面回风巷巷道 a 段和 b 段点云

Fig.12 Point cloud data for section a and section b of return airway tunnel for workface 21407



图 13 主运大巷 21406 工作面段巷道 a 段和 b 段

去噪后点云图

Fig.13 Denoised point cloud images for section a and section b of main haulage tunnel in workface segment 21406

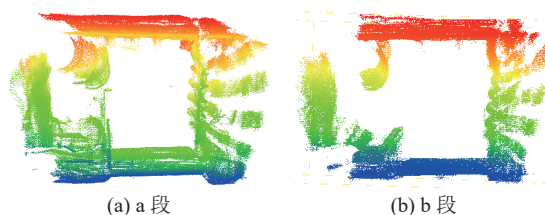


图 14 21407 工作面回风巷巷道 a 段和 b 段去噪后点云图

Fig.14 Denoised point cloud images for section a and section b of return airway tunnel for workface 21407

从图中可以看出,主运大巷 21406 工作面段巷道 a 段和 b 段点云,21407 工作面回风巷巷道 a 段和 b 段点云中的车辆噪声、行人噪声以及异常点,初次去噪方案都能得到比较好的结果,但是也存在一个问题,噪声去除的同时,该方法把真实的巷道点云也作为噪声点删除了,导致巷道点云数据在部分区域

存在失真的情况,如出现稀疏孔洞等。

2)巷道点云去噪优化。为解决去噪后的点云数据失真问题,需要对噪声点云进行分析,把错误丢失的真实数据整合到去噪后的点云数据中,保证去除点云噪声的同时,尽可能地恢复巷道真实情况。通过对去噪后的点云数据和噪声数据进行距离分析的方法,将距离计算过程中局部平面拟合临近搜索点个数设置为 6 个,以实现巷道点云数据优化,如图 15 和图 16 所示。

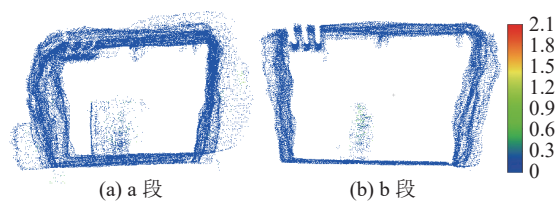


图 15 主运大巷 21406 工作面段巷道 a 段和 b 段点云距离变化

Fig.15 Point clouds distance variation for section a and section b of main haulage tunnel in workface segment 21406

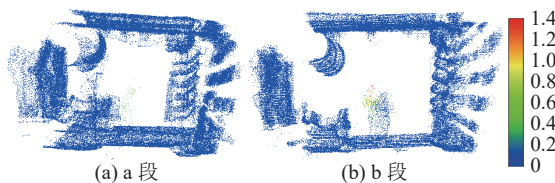


图 16 21407 工作面回风巷巷道 a 段和 b 段点云距离变化
Fig.16 Point clouds distance variation for section a and section b of return airway tunnel for workface 21407

在巷道点云距离变化图中可以看出,和去噪后的点云相比,噪声点云中行人、车辆以及异常点等噪声变化距离更大,符合预期结果,极个别噪声点的变化距离达到 2 m 左右,大部分的噪声点的距离变化范围在 0.6 ~ 0.9 m,而图中蓝色点云基本是变化很小的点云,是被作为噪声点删除的点云,需要通过距离变化分析,把距离变化比较小的点云重新移入到去噪后的巷道点云中。优化后的结果如图 17 和图 18 所示,分别为主运大巷 21406 工作面段巷道 b 段优化前后对比和 21407 工作面回风巷巷道 b 段优化前后对比。从图中可以看出,在点云去噪完成初次去噪后,点云优化前,2 类巷道表面都存在不同程度的孔洞且点云密度相对稀疏,而优化后点云较好的补充了孔洞,而且点云密度增加了,更好地反映出巷道表面情况。

2.3 分析讨论

为进一步分析巷道点云去噪方法关键参数对去

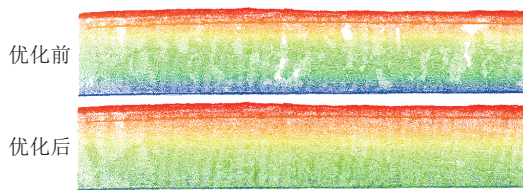


图 17 主运大巷 21406 工作面段巷道 b 段优化前后对比
Fig.17 Comparison before and after optimization of section b in main haulage tunnel of workface segment 21406

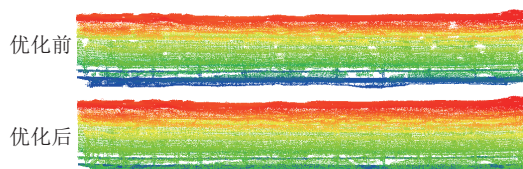


图 18 21407 工作面回风巷巷道 b 段优化前后对比
Fig.18 Comparison before and after optimization of section b in return airway tunnel for workface 21407

噪效果的影响。在巷道点云法向量计算时主要涉及法线计算邻近点个数 k 的选择,巷道点云去噪判定准则中角度阈值 θ 的选择,以及巷道点云去噪优化分析中点云距离计算时最小拟合平面邻近点个数 M 的选择,同时分析该方法每个阶段所花费时间以及有前后的点云数量对比。

1)计算时间分析。根据点云处理的时间数据,如图 19 所示,可以观察到以下情况:对于不同的巷道段,点云处理的总时间各有不同,主运大巷 a 段处理总时间为 1 425 ms,主运大巷 b 段为 1 008 ms,回风巷道 a 段为 3 446 ms,回风巷道 b 段为 3 156 ms。这些数据说明,在处理过程中,点云法向量计算通常需要较短的时间,而点云去噪及优化阶段所需时间较长。特别是回风巷道 a 段和 b 段的数据处理时

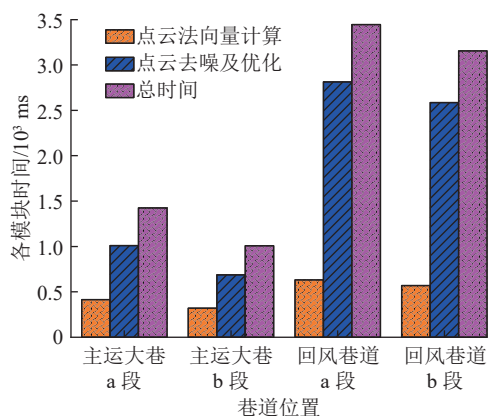


图 19 巷道点云去噪各模块耗时分析
Fig.19 Analysis of processing time for different modules in tunnel point cloud denoising

间明显较长,可能反映了数据复杂性和处理需求的不同。

2)点云法线与轴线的角度阈值关系。随着去噪阈值的逐渐增加,去噪后的点云数据经历了一系列变化,如图 20 所示。最低阈值为 1° 时,去噪后点云包含 206 893 个点,随着阈值逐步增加到 11° ,去噪后点云数量逐渐减少,最终为 221 708 个点,这表明删除的噪声逐渐减少,阈值越小去噪效果越显著。从图 21 可以看出,角度阈值越小时,行人噪声去除的效果越好,随着角度增大,去除效果越不明显。

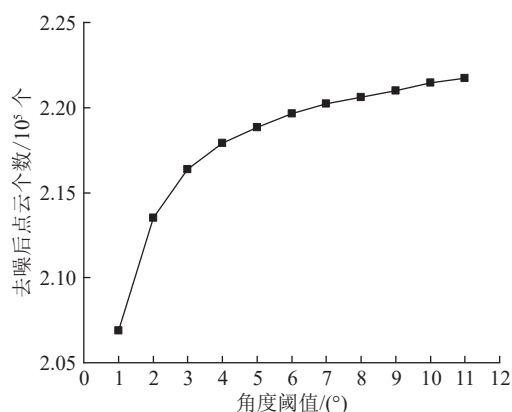


图 20 不同角度阈值下点云去噪个数变化情况
Fig.20 Variation in number of denoised points at different angular thresholds

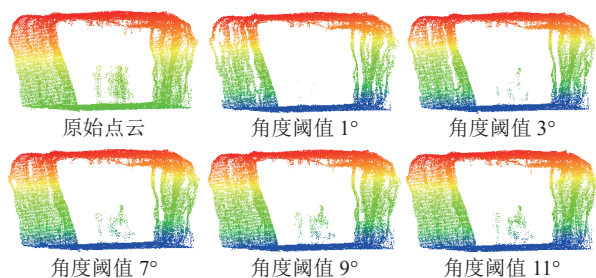


图 21 不同角度阈值下点云去噪效果
Fig.21 Denoising effects of point clouds at different angular thresholds

这一观察结果表明,减少去噪阈值可以更有效地滤除噪声点,从而提高了点云数据的质量。然而,随着阈值的增加,去噪后点云的数量增加,这可能导致巷道噪声没有很好的去除。因此,在选择适当的去噪阈值时,需要权衡数据质量和数据数量,根据具体应用的需求来做出决策。如果需要高质量的点云数据,可以选择较低的阈值,但要注意可能的数据损失。

3)点云法线计算所需个数规律。根据法向量计

算数据的分析,如图 22 所示,可以清晰地看到一个明显的趋势:随着法向量计算的 k 值逐渐增加,所需的计算时间也逐步上升,从 k 值为 6 的 225 ms 逐渐增加到 k 值为 15 的 323 ms。这不仅影响了法向量计算本身的效率,也导致了总处理时间的增加,从最短的 858 ms 逐渐增加到最长的 1 022 ms。这意味着法向量计算的复杂性对整个点云数据处理流程产生了显著影响,高 k 值需要更多的计算时间,因此,在点云处理中需要仔细平衡计算复杂性与处理时间,以选择最适合具体应用需求和性能要求的 k 值参数。这一趋势基于具体的数据支持,对点云数据处理的优化和参数选择提供了重要参考。

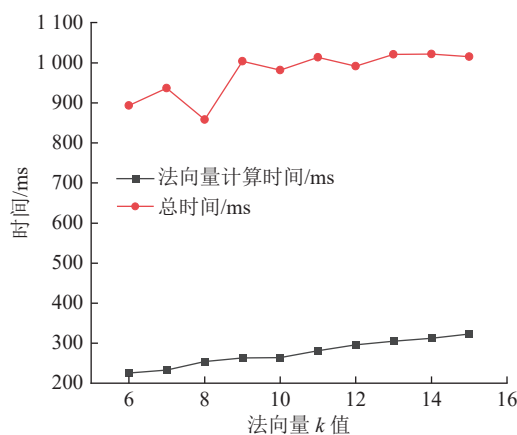


图 22 不同 k 值下点云法向量计算耗时
Fig.22 Computation time for point cloud normal vectors at different values of k

4)优化方法中邻近点 M 分析。随着邻近点 M 值的逐渐增加,点云处理的时间逐渐增长,从最低的 0.29 s 到最高的 0.33 s,变化幅度不大,见表 2。同时,平均距离和标准差也随着 M 值的增加而略微增加,表明点云处理的精确性逐渐提高。然而 M 值对平均距离和标准差的影响相对较小,变化幅度较小。因此,在选择 M 值时,需要综合考虑计算时间和数据精度,以满足具体应用需求。

5)点云去噪过程数量变化分析。经过分析数据发现,在各个巷道段中,初次去噪后点云相对于原始点云都表现出明显的质量改进,点数减少幅度在 12.7%~21.9%,这表明去噪过程有效地减少了噪音点,提高了数据的清洁度和准确性,如图 23 所示。而在进一步的优化处理后,点云数量相对原始数据增加,增加幅度在 11.6%~19.1%,这反映了更多地下巷道的细节信息得以保留或添加,从而为后续地下工程应用提供更精确的数据基础。

表 2 点云优化中距离计算 M 值的选择对距离的影响

Table 2 Influence of M-Value selection on distance calculation in point cloud optimization

序号	邻近点M取值	时间/s	平均距离/m	标准差/m
1	6	0.30	0.005 052 05	0.035 224 2
2	7	0.29	0.005 287 59	0.038 949 9
3	8	0.30	0.005 401 17	0.044 755 3
4	9	0.29	0.005 976 58	0.049 838 6
5	10	0.30	0.061 352 3	0.050 740 6
6	11	0.29	0.006 058 81	0.050 600 1
7	12	0.30	0.006 114 27	0.051 203 3
8	13	0.29	0.006 595 43	0.056 850 8
9	14	0.29	0.007 074 8	0.060 644 9
10	15	0.33	0.007 430 71	0.064 095 7

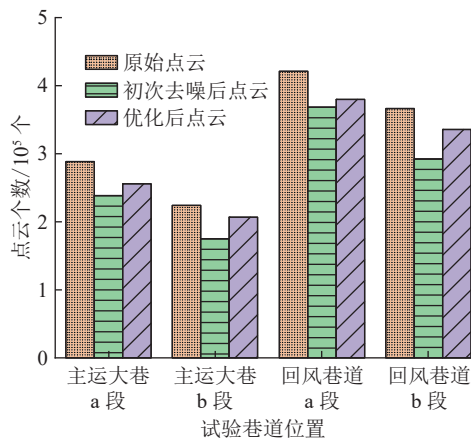


图 23 点云去噪前后个数对比分析

Fig.23 Comparative analysis of point cloud count before and after denoising

3 结 论

1)面向井下复杂巷道场景,以三维激光扫描技术为基础,提出了一种地下巷道三维点云两阶段的去噪方法,提升了井下巷道点云去噪的效果,为矿山巷道三维点云的进一步应用提供了高质量数据。

2)以某地下矿山主运大巷和回风巷道为实例,验证了移动式三维激光扫描的井下复杂巷道点云去噪方法,分析了点云去噪各阶段的处理时间、角度阈值对去噪效果的影响、点云去噪数量对比、点云法线计算以及优化方法中邻近点的选择,为巷道点云去噪实际应用中参数的确定提供了指导。

3)点云去噪效果受两阶段去噪方法参数影响,其中第 1 阶段点云去噪时受角度影响最大,当角度阈值小于 1°时,去噪效果最好,但会使巷道出现较多孔洞;点云去噪计算时间主要受巷道长度和法向量计算影响,无其他特殊要求情况下,点云法线计算个

数确定为 6~8 个,优化方法中邻近点个数为 6 个,消耗时间适宜。

参考文献(References):

- [1] 王国法,杜毅博.智慧煤矿与智能化开采技术的发展方向[J].煤炭科学技术,2019,47(1):1-10.
WANG Guofa, DU Yibo. Development direction of intelligent coal mine and intelligent mining technology[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(1): 1-10.
- [2] 王国法,刘峰,孟祥军,等.煤矿智能化(初级阶段)研究与实践[J].煤炭科学技术,2019,47(8):1-36.
WANG Guofa, LIU Feng, MENG Xiangjun, et al. Research and practice on intelligent coal mine construction(primary stage)[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(8): 1-36.
- [3] 余润泽,单伽程,李培振,等.基于三维点云的工程结构平面分割及表面检测[J].中南大学学报(自然科学版),2023,54(6):2233-2243.
YU Runze, SHAN Jiazeng, LI Peizhen, et al. Point cloud-based plane segmentation and surface inspection of engineering structures[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2023, 54(6): 2233-2243.
- [4] KUMAR SINGH S, PRATAP BANERJEE B, RAVAL S. A review of laser scanning for geological and geotechnical applications in underground mining[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2023, 33(2): 133-154.
- [5] RUSU R B, COUSINS S. 3D is here: Point cloud library (PCL) [C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1-4.
- [6] KOLLURI R. Provably good moving least squares[J]. ACM Transactions on Algorithms, 2008, 4(2): 1-25.
- [7] LIPMAN Y, COHEN-OR D, LEVIN D, et al. Parameterization-free projection for geometry reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(99): 22.
- [8] HUANG H, WU S H, GONG M L, et al. Edge-aware point set resampling[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(1): 1-12.
- [9] HUANG H, LI D, ZHANG H, et al. Consolidation of unorganized

- point clouds for surface reconstruction[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(5): 1–7.
- [10] MATTEI E, CASTRODAD A. Point cloud denoising via moving RPCA[J]. *Computer Graphics Forum*, 2017, 36(8): 123–137.
- [11] SUN Y J, SCHAEFER S, WANG W P. Denoising point sets via L0 minimization[J]. *Computer Aided Geometric Design*, 2015, 35: 2–15.
- [12] ROVERI R, CENGİZ ÖZTIRELİ A, PANDELE I, et al. Point-ProNets: Consolidation of point clouds with convolutional neural networks[J]. *Computer Graphics Forum*, 2018, 37(2): 87–99.
- [13] ZHANG D B, LU X Q, QIN H, et al. Pointfilter: Point cloud filtering via encoder-decoder modeling[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2021, 27(3): 2015–2027.
- [14] RAKOTOSAONA M J, LA BARBERA V, GUERRERO P, et al. PointCleanNet: Learning to denoise and remove outliers from dense point clouds[J]. *Computer Graphics Forum*, 2020, 39(1): 185–203.
- [15] CASAJUS P H, RITSCHER T, ROPINSKI T. Total denoising: Unsupervised learning of 3D point cloud cleaning[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2019: 52–59.
- [16] JONES T R. Feature preserving smoothing of 3D surface scans[D]. Cambridge, U. S: Massachusetts Institute of Technology, 2003: 63–70.
- [17] FLEISHMAN S, DRORI I, COHEN-OR D. Bilateral mesh denoising[C]//ACM SIGGRAPH 2003 Papers. New York: ACM, 2003: 950–953.
- [18] VOLLMER J, MENCL R, MÜLLER H. Improved Laplacian smoothing of noisy surface meshes[J]. *Computer Graphics Forum*, 1999, 18(3): 131–138.
- [19] DESBRUN M, MEYER M, SCHRODER P, et al. Implicit fairing of irregular meshes using diffusion and curvature flow[M]//Seminal graphics papers: Pushing the boundaries, volume 2. New York, NY, USA: ACM, 2023: 149–156.
- [20] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. The variable bandwidth mean shift and data-driven scale selection[C]//Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. IC-CV 2001. Piscataway, NJ: IEEE, 2001: 438–445.
- [21] Georgescu, Shimshoni, Meer. Mean shift based clustering in high dimensions: A texture classification example[C]//Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2003: 456–463.
- [22] COMANICIU D, MEER P. Mean shift analysis and applications[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 1999: 1197–1203.
- [23] XU X Y, YANG H, NEUMANN I. Time-efficient filtering method for three-dimensional point clouds data of tunnel structures[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2018, 10(5): 16878140–18773159.
- [24] ZHU M, LENG B, XIAO C H, et al. Research on fast pre-processing method of tunnel point cloud data in complex environment[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, 2185(1): 012038.
- [25] 程效军, 贾东峰, 刘燕萍, 等. 基于中轴线的隧道点云去噪算法[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2015, 43(8): 1239–1245.
- CHENG Xiaojun, JIA Dongfeng, LIU Yanping, et al. Tunnel point cloud denoising algorithm based on centerline[J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2015, 43(8): 1239–1245.
- [26] 据俏俏, 程效军, 徐工. 基于椭圆拟合的隧道点云去噪方法[J]. *工程勘察*, 2014, 42(9): 69–72, 81.
- JU Qiaoqiao, CHENG Xiaojun, XU Gong. Denoising of tunnel point cloud data based on ellipse fitting[J]. *Geotechnical Investigation & Surveying*, 2014, 42(9): 69–72, 81.
- [27] 托雷, 康志忠, 谢远成, 等. 利用三维点云数据的地铁隧道断面连续截取方法研究[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2013, 38(2): 171–175, 185.
- TUO Lei, KANG Zhizhong, XIE Yuancheng, et al. Continuously vertical section abstraction for deformation monitoring of subway tunnel based on terrestrial point clouds[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(2): 171–175, 185.
- [28] 徐光华. 基于二次曲线拟合的隧道激光点云滤波方法及其应用[J]. *测绘通报*, 2015(5): 42–45, 108.
- XU Guanghua. Laser point cloud filtering and application in tunnel deformation monitoring based on quadratic curves fitting[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2015(5): 42–45, 108.
- [29] 李嘉, 林欢, 蓝秋萍, 等. 基于深度差的离群点识别与修正方法[J]. *测绘工程*, 2014, 23(11): 1–6.
- LI Jia, LIN Huan, LAN Qiuping, et al. Algorithm of recognizing and correcting the outlier based on depth difference[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2014, 23(11): 1–6.
- [30] 余鹏磊, 于海洋, 谢秋平, 等. 基于RANSAC算法的地铁隧道点云数据滤波[J]. *测绘工程*, 2014, 23(8): 28–31.
- YU Penglei, YU Haiyang, XIE Qiuping, et al. Filtering for subway tunnel point cloud data based on RANSAC algorithm[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2014, 23(8): 28–31.
- [31] ZHU N N, JIA Y H, LUO L. Tunnel point cloud filtering method based on elliptic cylindrical model[J]. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2016, 41B1: 735–740.