

基于三维激光扫描的岩体结构面智能识别与提取技术研究

移根旺¹, 韦广勇¹, 洪应宋¹, 姚高峰¹, 李正顺¹, 宋传星¹, 郑钧开²

(1. 中国能源建设集团广西电力设计研究院有限公司 勘测公司, 广西 南宁 530007; 2. 河海大学 水利水电学院, 江苏 南京 210024)

摘要:【目的】三维激光扫描技术为非接触式获取岩体结构面信息提供了新途径, 分析不同点云分割算法在岩体结构面提取中的工程适配特性, 为工程岩体结构面智能识别与提取提供技术流程和解决方案。【方法】依托广西玉林抽水蓄能电站勘探平硐工程, 采用 FARO Focus 高精度三维激光扫描仪获取硐壁点云数据, 系统对比了 RANSAC 算法与区域生长算法在结构面提取中的性能, 进行了算法参数的敏感性分析, 并以各结构面 PCA 法向量为聚类单元, 引入 ISODATA 自适应聚类算法实现岩体结构面优势组划分。【结果】①RANSAC 算法依托全局数学拟合机制处理复杂岩体点云时, 易产生大量离散孤立噪点, 存在迭代计算冗余度高、整体提取效果较差的问题。②区域生长算法充分利用点云空间连通性与局部几何特征, 可有效抑制离散噪点, 同时规避随机迭代运算, 显著提升海量高密度点云数据的处理效率。③岩体结构面智能识别与提取技术可批量、快速获取海量结构面产状数据, 弥补了人工测量的诸多不足。同时, 利用 ISODATA 算法能有效识别优势结构面。【结论】区域生长算法提取的岩体结构面产状精度可靠, 与人工实测对比, 误差在 2° 以内。联合 ISODATA 算法, 可精准划分主次结构面。该组合算法可实现岩体结构面智能识别与优势组分析, 工程应用价值突出。

关键词: 三维激光扫描; 岩体结构面; 区域生长算法; RANSAC; 智能提取

中图分类号: TU457

文献标识码: A

文章编号:

岩体结构面是指岩体中存在的各类地质界面(如节理、裂隙、断层等), 其产状(倾向、倾角)、分布密度及连通性是决定岩体稳定性的核心因素, 直接影响地下工程的设计安全与施工效率^[1]。抽水蓄能电站作为新能源电力系统的关键调峰设施, 其核心功能依赖地下洞室群(包括发电厂房、输水隧洞等)实现, 而勘探平硐作为先行勘察工程, 承担着揭示地下岩体结构、获取地质参数的重要任务。

获取结构面信息的方式主要包括接触式与非接触式两类。接触式测量方法主要有钻探测量法和罗盘量测法, 钻探测量法通过钻孔获取地下岩体样本, 分析结构面的位置和性质, 而罗盘量测法则通过人工测量直接获取结构面的产出状态。这些方法虽然精确, 但操作繁琐、工作量大, 且存在较高

的人工误差。同时, 接触式测量在大范围、高风险区域以及难以接触的位置, 往往面临较大的局限性。随着岩体工程规模的不断扩大, 非接触式的测量方法逐渐得到广泛应用^[2]。非接触式方法包括摄影测量法和三维激光扫描法, 摄影测量法通过影像重建三维模型获取结构面信息^[3], 三维激光扫描法则通过激光束快速扫描岩体表面, 获取高密度的点云数据。这些方法能在大范围内快速收集数据和降低人为误差, 尤其适用于复杂或危险的环境。随着技术的发展, 非接触式测量已成为获取岩体结构面信息的主流方式^[4]。在地面三维激光扫描(Terrestrial Laser Scanning, TLS)技术应用于岩体工程的应用研究中, Slob S^[5]等将该技术引入边坡监测领域, 证实了其在岩体几何建模中的可行性。Gigli G 和

收稿日期/Received: 2026-04-13

修回日期/Revised: 2026-07-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(50175095)。

第一作者: 移根旺(1982—), 男, 正高级工程师, 硕士研究生, 从事水利水电工程地质勘测、岩土工程、地理信息等方面的研究。E-mail: 14932388@qq.com。

通信作者: 韦广勇(1971—), 男, 正高级工程师, 硕士研究生, 从事岩土工程勘察与设计方面的研究。E-mail: weiguangyong@126.com。

Casagli N^[6]针对大规模边坡结构面参数化建模需求,提出基于平面拟合与聚类的自动提取方法。Vöge M^[7]等则围绕参数提取流程优化展开研究,在赤平投影、网格划分与聚类算法方面进行改进,推动形成了较为成熟的理论体系与软件平台。董秀军和黄润秋^[8]开展边坡点云获取相关研究,验证了TLS技术在结构面识别中的潜力。陈致富^[9]等将TLS技术拓展应用到基坑与地下洞室监测领域。近年来,陈娜^[10]等聚焦结构面自动识别程序研发,提出基于改进RANSAC的技术方案,徐志华^[11]则围绕区域生长方法优化开展研究,发展出结合稳健Hough变换的技术手段,这些研究成果在野外工程实践中均表现出良好的适用性。

与此同时,伴随人工智能的飞速发展,基于

3D深度学习(如point transformer系列^[12]、三维稀疏卷积^[13]等)的点云语义分割技术逐渐被引入岩体工程领域^[14],在结构面自动解译任务中展现出强大的高维特征学习能力。深度学习具备优异的点云高维特征提取能力,但难以直接适配地下勘探平硐复杂工况。该类方法依赖大量精细标注样本,地下硐室渗水、岩性突变等复杂条件导致高质量数据集获取成本高、模型泛化差;同时模型可解释性弱、算力需求大,不符合地质勘察对结果物理地质含义的要求。而依托几何拓扑规则的传统算法无需训练样本,地质机理清晰,现场部署简便、工程适应性更优^[15]。传统几何方法与深度学习方法的详细对比,如表1所示。

表1 三维激光点云结构面提取方法综合对比

Tab. 1 The comprehensive comparison of methods for extracting structural planes from 3D laser point clouds

对比维度	传统几何方法	深度学习方法
标注数据需求	无需训练标注。	依赖大规模标注。单个项目非常耗时,且地质条件变化后需重新标注。
算力要求	CPU 可运行。	训练需高性能 GPU。训练和推理阶段需高性能 GPU。
可解释性	物理模型透明。基于平面方程、法向量夹角、空间连通性等具有明确岩体力学含义的几何特征,产状计算全过程可追溯,审查人员可逐参数验证。	黑盒特征显著。高维抽象特征缺乏明确的岩体力学与几何对应关系,难以向地质工程师解释"为何将某区域识别为结构面",不利于勘察成果审查与验收。
现场部署难度	较低。开源软件 CloudCompare 即可实现。	较高。需部署 CUDA (Compute Unified Device Architecture) 环境,模型文件数百 MB~数 GB,对现场硬件要求高。

国内三维激光扫描(TLS)工程应用研究逐步深入,但现有方案仍受设备精度、点云分布不均、重建误差、算法稳定性等问题制约,岩体结构面识别效果难以满足复杂地下工程需求。

本研究以广西玉林抽水蓄能电站勘探平硐为工程载体,采用 FARO Focus 高精度扫描仪采集岩体点云,依托 CloudCompare 搭建自动化结构面识别处理流程。通过对比 RANSAC 与区域生长算法的点云分割效果,辅以 ISODATA 聚类完成结果统计分析,证实该流程兼顾操作便捷性、产状提取精度与运算效率,可为地下工程围岩稳定性分析提供一套轻量化、高精度数字化勘察手段。

1 岩体结构面三维点云数据获取与处理

1.1 三维激光扫描技术原理

三维激光扫描依托光学测距与空间定位实现岩体非接触测量^[16],整体工作包含测距、扫描、坐

标换算与点云生成四个关键环节。主流测距方式分为脉冲法与相位偏移法,脉冲法依托激光往返时长完成距离解算,抗干扰性能优异,适用于远距离扫描作业。相位偏移法通过检测激光发射与接收的相位差测算距离,测量精度可达微米级别,更适配近距离精细化建模场景。设备控制激光光束完成水平与竖向角度偏转采集球面坐标数据,再通过坐标换算公式将观测数据转换为具备精准空间位置信息的三维点云(Point Cloud)。

本研究采用德国 FARO Focus 相位式三维激光扫描仪采集点云,设备集成激光模块、HDR 同轴相机,整机约 5kg,便于在狭窄潮湿、低照度勘探平硐内搬运架设,可同步获取岩体三维坐标、纹理与反射强度多维点云。相较于人工接触测量,高密度点云完整还原结构面空间形态,规避传统二维编录信息缺失、人为读数偏差问题,为结构面智能解译提供优质数据源。

1.2 点云数据获取与处理

针对勘探平硐特点,构建了“扫描准备与环境

优化-高精度数据采集-结构面智能提取”的技术流程^[17]，具体技术流程如图 1 所示。

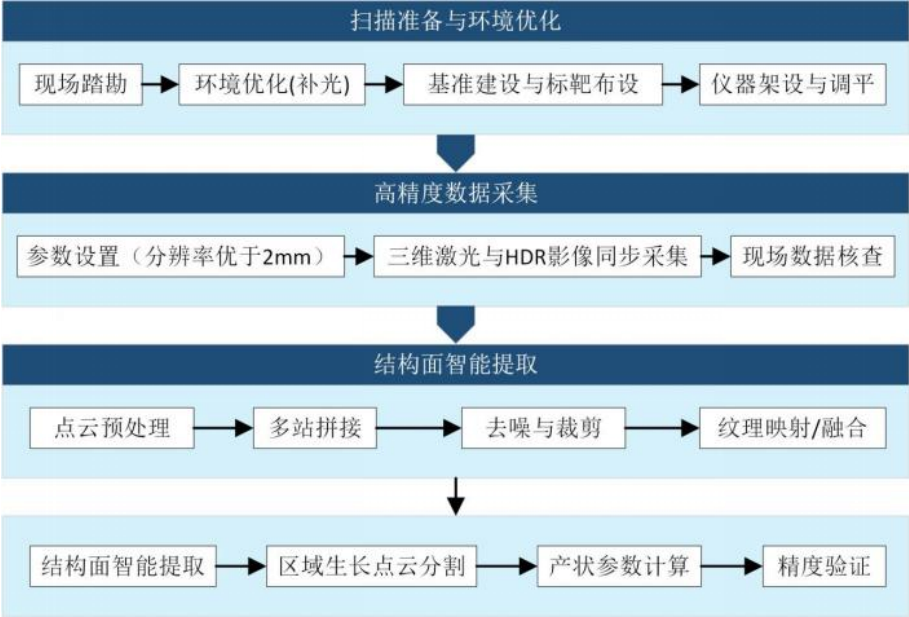


图 1 岩体结构面提取技术流程图

Fig.1 The workflow of rock mass structural planes extraction

1.2.1 扫描前的准备工作

正式采集前完成勘探平硐现场踏勘与测站条件核查，结合场区特征制定专项扫描与预处理方案，保障点云数据完整可靠。本次作业依据硐室形态采用由洞口向洞内递进的连续设站方式，设置优于 2 毫米的采样分辨率以精细保留岩体表面特征。相邻测站布设不少于三处球形标靶，为多站点云高精度拼接提供稳定公共基准。针对硐内无现成控制点位的问题，本次采用洞口引测方式建立绝对坐标体系。在洞口通视良好位置布设棋盘纸标靶，通过 RTK 技术获取标靶中心 CGCS2000 绝对坐标。首站扫描完整捕捉标靶信息，实现相对点云数据向国家绝对坐标系的统一转换。作业前清理现场杂物以规避环境干扰，同时针对硐内弱光环境布设高亮度补光

设备，充足的光照条件有效提升岩壁纹理采集清晰度，保障点云色彩与细节信息的完整还原。

1.2.2 三维点云数据采集与预处理

结合勘察精度与现场工况设定扫描参数；单站扫描范围不足时可布设球形标靶完成多站点云拼接，无标靶智能拼接则需保证相邻测站点云充足重叠。标靶布置于高质量点云区间两端，点云质量受激光入射洞壁夹角 α 控制， α 过大会造成点云密度衰减，需控制夹角以保证点云均匀稳定。标靶需安置在稳固无位移的有效扫描区间，布设形式避免共线、共面，形成空间三角约束提升拼接精度。标靶与扫描仪间距不小于 $d=0.5\text{ m}$ ，防止遮挡^[18]。扫描仪架设如图 2 所示。

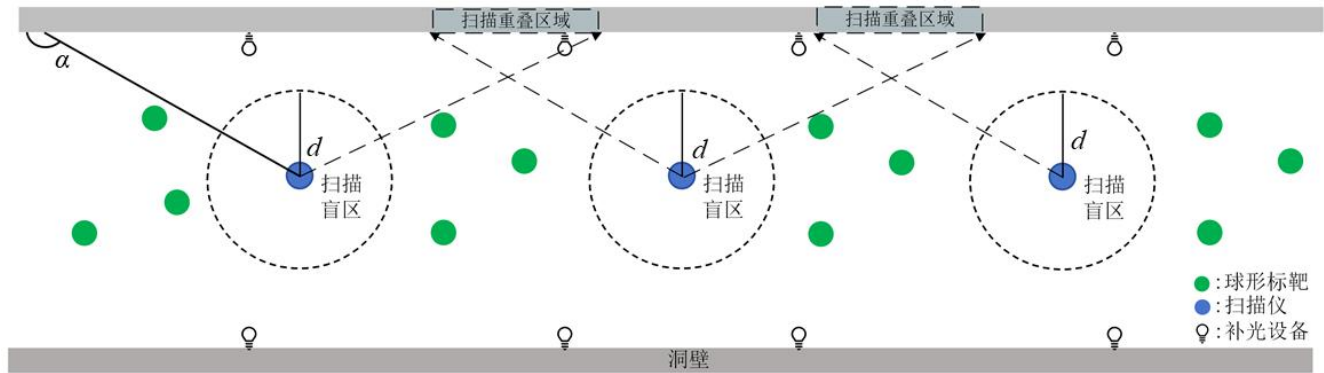


图 2 扫描仪架设

Fig.2 The deployment of scanner

扫描开始前，应安排相关人员撤离扫描区域，防止人员或设备穿越造成点云异常。扫描完成后，将采集数据上传至计算机，进行后续拼接与质量检查^[19]。

采集完成后采用 FARO SCENE 处理原始点云：依托球形标靶完成多站拼接，辅以 ICP（Iterative Closest Point，迭代最近点算法，简称 ICP）算法优化至整体拼接误差 $\leq 2\text{ mm}$ ；按硐室断面裁剪外部冗余点云，融合 HDR 纹理影像以凸显裂隙边界，最后导出通用格式点云，为结构面分割提供优质数据源。

2 岩体结构面智能提取算法研究

岩体结构面是影响围岩稳定、指导地下工程支护设计的关键地质要素，其产状与空间分布难以直接通过原始离散激光点云获取，从海量点云中自动分割结构面并解算几何参数，是平硐数字化勘察的核心。

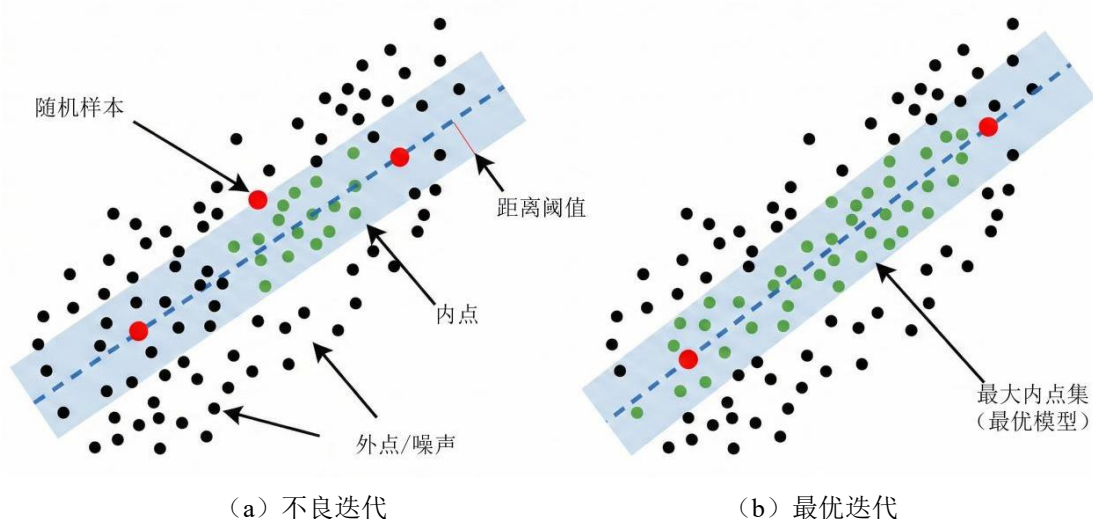


图 3 RANSAC 算法原理

Fig.3 The principle of RANSAC algorithm

2.2 基于区域生长的岩体结构面提取

区域生长算法作为一种基于同质性规则的图像分割方法，通过“种子”点的扩展实现三维点云中岩体结构面的智能提取，原理如图 4 所示。先对点云预处理并计算各点法线、曲率。选取优质平滑点作为种子，若邻域点法线夹角、曲率满足阈值则划入同一区域并持续迭代扩张。完成单一面域提取后剔除对应点集，循环处理剩余点云，实现全部岩体结构面自动分割识别^[22]。

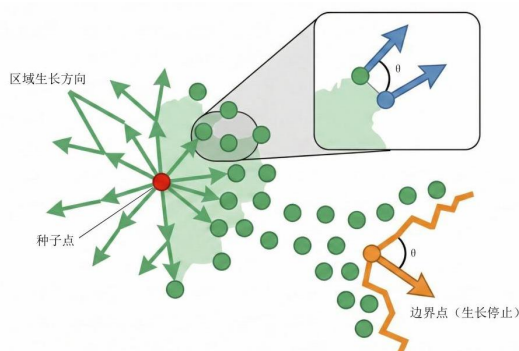


图 4 区域生长算法原理

Fig.4 The principle of region-growing algorithm

2.3 结构面产状参数计算

基于 RANSAC 或区域生长算法分割出的岩体结构面点云簇，通过最小二乘法拟合得到的最优平面，其几何特征可用一般平面方程描述：

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (1)$$

式中： $\mathbf{n}=(A,B,C)$ 为平面法向量， D 为平面方程常数项。

依据法向量与地理坐标北方向的几何关系，可计算结构面的产状信息（包括倾向与倾角）^[23]。平面法向量在水平面上的投影向量可表示为：

$$\mathbf{n}_h = (A, B, 0) \quad (2)$$

倾向角 α 定义为 $\mathbf{n}_h$ 与正北方向之间的夹角确定。设 $\mathbf{n}_h$ 在水平面上的东向分量为 A （ x 轴）、北向分量为 B （ y 轴），其计算公式为：

$$\alpha_0 = \arcsin \frac{A}{\sqrt{A^2+B^2}} \quad (3)$$

当 $ABC \geq 0$ 时, $\alpha = \alpha_0$; 当 $AB \geq 0$ 时, $\alpha = \pi + \alpha_0$; 当 $BC \leq 0$ 时, $\alpha = \pi - \alpha_0$ 其他情况则 $\alpha = 2\pi - \alpha_0$ [24]。倾角 β 表征结构面相对于水平面的倾斜程度, 取值范围为 $0 \sim 90^\circ$ 。根据平面法向量与水平面的夹角, 法向量 n 的模长为

$$|n| = \sqrt{A^2+B^2+C^2} \quad (4)$$

其与竖直方向的夹角 γ 满足:

$$\cos \gamma = \frac{|C|}{|n|} \quad (5)$$

倾角 β 为结构面与水平面的夹角, 等于 γ 的余角:

$$\beta = 90^\circ - \gamma = 90^\circ - \arccos \left(\frac{|C|}{\sqrt{A^2+B^2+C^2}} \right) \times \frac{180^\circ}{\pi} \quad (6)$$

式中, C 为法向量在垂直方向 (z 轴) 上的分量。该式反映了结构面法向量与水平面的几何关系 [25]。

2.4 ISODATA 自适应聚类优势分组

在获取了独立的岩体结构面后, 会存在大量的细碎结构面, 需要对相同或近似产状的岩体结构面进行归并, 以达到准确描绘优势组结构面的效果。现有研究中, 基于点云直接聚类的方法有 K-means、模糊 C 均值聚类、改进分水岭聚类等。上述方法以原始点为聚类单元, 易受点云质量及岩面凹凸不平特性的影响, 聚类结果存在一定偏差。为此, 本文引入 ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique, 迭代自组织数据分析技术) 算

法, 实现优势组结构面的自适应划分。该算法基于分配-更新迭代框架, 自带分裂、合并机制, 无需预先设定聚类总数。以初始聚类数采用 K-means 初始化中心, 依据各结构面法向量与聚类中心夹角完成簇分配, 取夹角绝对值消除法向量方向歧义, 剔除样本过少的噪声簇。迭代更新聚类中心与类内标准差, 满足阈值条件时对离散程度大的簇分裂, 合并中心夹角过小的同类簇; 循环至聚类数量稳定或达最大迭代 50 次, 自动区分主次优势结构面组。

3 算法应用与对比分析

为了筛选出适合勘探平硐复杂环境的岩体结构面提取算法, 本研究选取了长度约 10 m、点数 4,232,278、分辨率为 2 mm 的平硐段点云数据。从算法参数敏感性、识别机理与提取精度、算法性能对比分析及产状分布一致性四个维度, 对 RANSAC 算法与区域生长算法进行了深入的对比分析与工程验证。

3.1 参数选取依据与敏感性分析

算法参数的选择直接影响结构面提取的精度、完整度和运算效率。本研究通过控制变量法系统分析各参数对提取结果的敏感性。

3.1.1 区域生长算法参数敏感性

区域生长算法涉及三个核心参数: 法向量夹角阈值、曲率阈值和邻域点数。以基准参数法向量夹角阈值 15° , 曲率阈值 0.15, 邻域点数 30, 体素采样 voxel_size=0.01 m 为中心, 采用控制变量法, 每次仅改变一个参数, 统计结构面提取数量、平均平面拟合残差和运算耗时, 结果如图 5 所示。

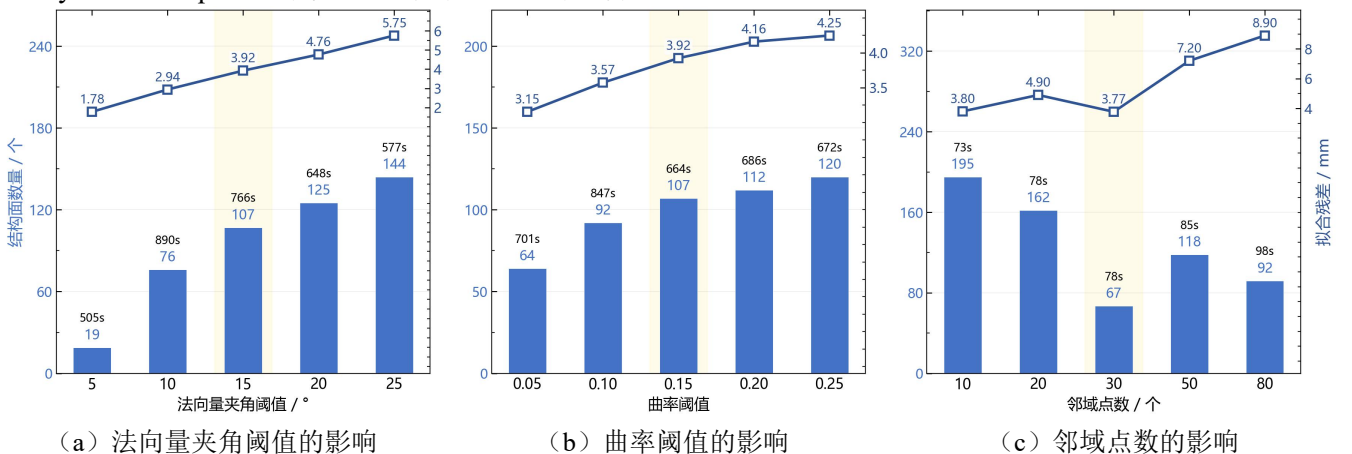


图 5 区域生长算法参数敏感性综合分析

Fig.5 The comprehensive analysis of the sensitivity of parameters in regional growth algorithm

从图 5 可以看出, 法向量夹角阈值为最敏感参数, 曲率阈值次之, 邻域点数影响相对平缓。推荐参数组合: 夹角阈值 $12^\circ \sim 18^\circ$ 、曲率阈值 0.10~0.20、邻域点数 20~40。

3.1.2 RANSAC 算法参数敏感性

RANSAC 算法涉及三个核心参数: 距离阈值、角度阈值和最小点数。以基准参数距离阈值 0.02 m, 角度阈值 25° , 最小点数 200, 体素采样 0.01 m

为中心，采用与上节相同的控制变量法进行测试，结果图 6 所示。

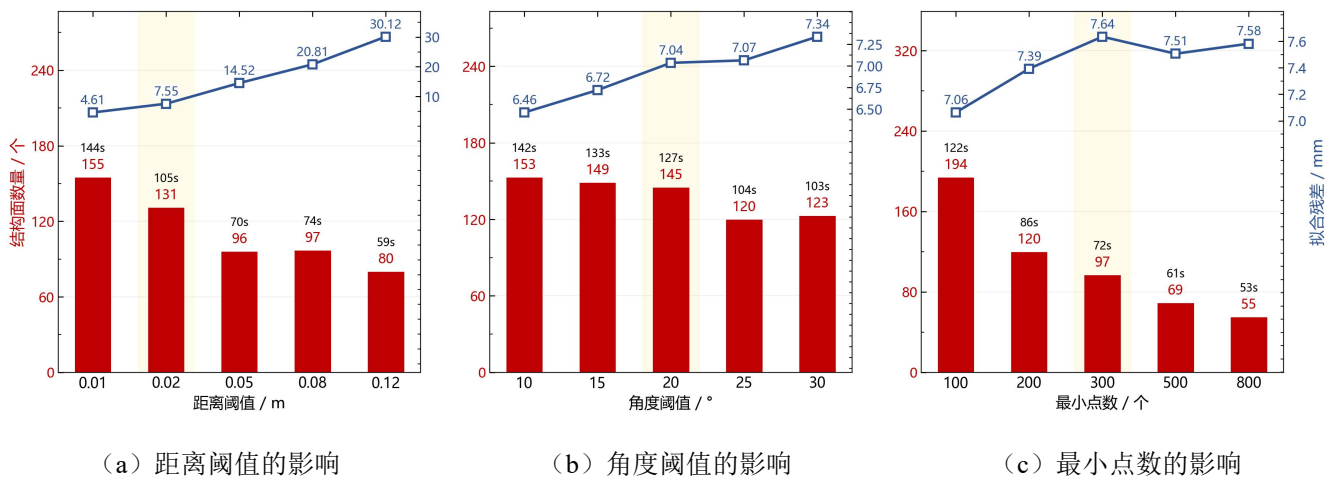


图 6 RANSAC 算法参数敏感性综合分析

Fig.6 The comprehensive analysis of the sensitivity of parameters in RANSAC algorithm

从图 6 可以看出，距离阈值为最敏感参数，最小点数次之，角度阈值影响最平缓。推荐参数组合：距离阈值 0.02~0.05 m、角度阈值 20°~30°、最小点数 200~500。

3.2 识别机理与提取精度分析

将参数应用到完整试验区，RANSAC 算法共提取 123 个结构面，区域生长算法共提取 143 个结构面，算法参数如表 2 所示，两种算法法向量角度阈值相同。

表 2 算法参数

Tab.2 the parameters of algorithms

RANSAC 算法参数		区域生长算法参数		
距离阈值/m	迭代次数	法向量夹角阈值/°	邻域点数	曲率阈值
0.05	2000	15	30	0.15

RANSAC 算法本质上是一种基于全局数学模型的统计拟合方法。在处理岩体点云时，该算法主要依赖平面方程的几何一致性(点到平面的距离)，而忽略了点云的空间邻域关系。这种“全局拟合”特性导致它倾向于将所有满足平面方程的点，即便是空间上显著分离的非连通点也会强制归类为同一结构面。区域生长算法依托空间连通性与局部几何相似性开展分割，以种子点为起点，仅纳入法向量相近且空间连续的邻域点。该机制能够抑制离散噪声影响，提取得到的结构面边界清晰，可直接用于产状求解。算法对局部特征具备良好感知能力，可以识别出 RANSAC 全局拟合策略容易遗漏的小规模次级结构面，完善地质编录成果。为定量对比两种算法的工程提取精度，选取六处典型结构面的人工实测数据作为真值，结合图 7 开展分析。

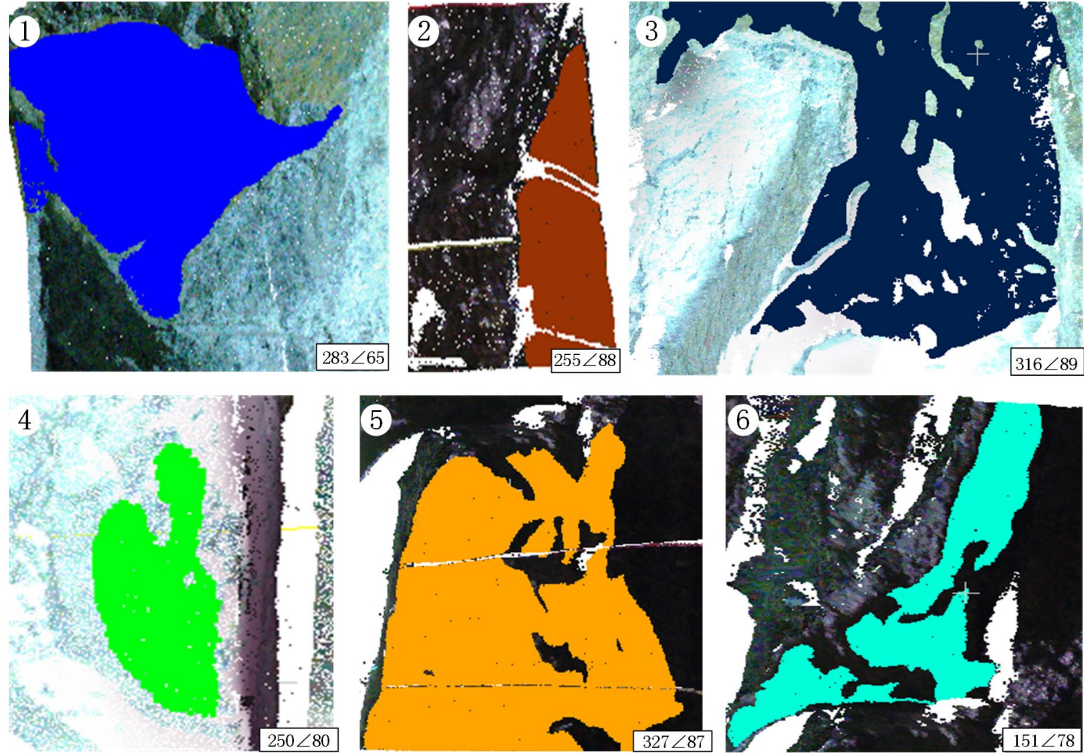


图 7 岩体结构面提取细节图

Fig.7 The detail of rock structure plane extraction

分别采用两类算法求解结构面产状并统计计算误差，相关结果如表 3 所示。

表 3 智能算法计算与部分实测结果的产状数据对比

Tab.3 Comparison of orientation data between algorithm calculations and part of actual results for the model

结构面	实测产状/°		区域生长产状/°				RANSAC 产状/°			
	倾向	倾角	倾向	倾向误差	倾角	倾角误差	倾向	倾向误差	倾角	倾角误差
1	283	65	283	0	64	-1	284	1	67	2
2	254	88	255	1	88	0	256	2	89	1
3	316	89	315	-1	89	0	317	1	88	-1
4	250	80	248	-2	80	0	249	-1	73	-6
5	327	87	325	-2	87	0	327	0	88	2
6	151	78	149	-2	78	0	145	-6	88	-10

由表 3 误差数据可知，区域生长算法提取的产状信息与人工实测结果高度吻合，最大倾向与倾角误差均在 2°以内，满足工程勘察规范的精度要求。反观 RANSAC 算法，倾角误差高达 10°。这从工程数据层面直观证明了区域生长算法的高保真度与稳定性。

本研究基于三维激光扫描技术，形成了岩体结构面提取的完整技术流程，依靠区域生长算法实现岩体结构面批量识别。试验区内分布百余组结构面，若采用传统人工罗盘实测方式，受平硐空间制约，众多高位、隐蔽、小尺度结构面难以近距开展接触测量，存在数据采集盲区，并且人工逐点量测效

率低下，测量偏差受人为因素干扰大。三维激光扫描技术以非接触测量方式获取点云数据，通过算法可批量输出岩体结构面产状数据，区域生长算法保障了产状计算精度，弥补了传统人工接触测量手段在复杂环境下大规模获取岩体结构面信息的短板。

3.3 算法性能对比分析

综合考虑运算效率与识别质量，两种算法的详细性能对比如表 4 所示。所有实验测试硬件为 Intel Core i7-12700H @ 2.30 GHz，48 GB DDR5 RAM，系统为 Windows 11 Pro。软件平台为 CloudCompare 2.13 和 Python 3.10（Open3D 0.18）。

表 4 RANSAC 算法与区域生长算法性能对比表

Tab.4 Performance comparison between RANSAC and Region-Growing algorithms

比较维度	RANSAC 算法	区域生长算法
面域提取完整度	结构面破碎，产生大量离散的点集，无法准确圈定平硐岩壁的真实节理边界。	面域连续性好，提取边界与平硐实际节理迹线高度吻合，表面纯净无飞散噪点。
产状计算精度	陡倾结构面受噪点影响产生严重偏转。	与罗盘实测值高度一致。
地质细节捕获能力	次级节理信息丢失。	峰值形态宽泛且保留了多个次级优势方向，能有效识别平硐内不同规模的复杂节理网络。
地质特征保真度	极点高度集中于极小范围，用理想平面掩盖了岩体表面的局部凹凸与粗糙度，解译过于理想化。	极点呈自然发散且核部清晰，保留了天然岩体的波状起伏与表面粗糙度等地质属性。
算法运算耗时/s	1546.56	77.8
峰值内存占用 /MB	50.76	3.33

综上所述，鉴于勘探平硐环境的复杂性及对地质资料精度的严格要求，区域生长算法在抗噪性、完整度及产状准确性上均优于 RANSAC 算法，更适合作为地下工程岩体结构面智能识别的核心算法。

3.4 产状统计分布一致性分析

为了进一步量化和比较两种算法的提取精度，本研究基于 RANSAC 算法提取的 123 个结构面和区域生长算法提取的 143 个结构面，分别绘制倾向玫瑰花图与极点等密度图（图 8）。从两种算法对应的倾向玫瑰花图中可以看出，研究区节理发育的优势方位是 NW 向，次为 SE 向，表明研究区可能存在两组共轭节理系。RANSAC 算法提取的结构面倾向呈现出极其集中分布的特征，如图 8（a）所示。而区域生长算法提取结果虽然在主优势方向上与 RANSAC 算法提取结果保持一致，如图 8（b）所示，但其倾向分布范围相对宽泛，且清晰地捕获到了更多的次级结构面方向。这表明区域生长算法不仅能识别主构造体系，还能有效保留岩体中多期次、不同规模的节理发育特征。

极点等密度图也呈现出相似的分布特点，两种算法的高密度中心均分布在 NW 象限，其次为 SE 象限。RANSAC 算法提取结果的极点分布呈现出极小范围的绝对高密度中心，如图 8（c）所示，反映出该算法倾向于用少数几个全局最优平面去掩盖岩体的局部形态变异，导致产状解译过于理想化。相反，区域生长算法提取结果的高密度“核部”虽然同样显著，如图 8（d）所示，但其极点分布

及等值线呈现出一定范围的合理发散。RANSAC 算法能有效剔除噪声点和异常值，但对节理面的细微特征识别能力不足，容易平滑掉次级的节理组；区域生长算法能够识别节理面的细微特征，保留了天然岩体结构面表面的粗糙度、波状起伏及局部扭曲等地质属性，证明其在三维点云结构面精细化识别中具有更高的地质保真度。

已完成区域生长算法对勘探平硐点云的单面分割后，对面积过小的破碎面（点数<200）予以剔除，遍历剩余 143 个结构面区域，采用 PCA 算法计算各面法向量。以面法向量为聚类单元，使用 ISODATA 算法进行优势组自适应聚类。聚类数 K 从 4 出发，经 6 轮迭代收敛至 3，触发一次合并操作，表明数据内部结构恰好支持 3 组划分，如图 9（e）达到了 ISODATA 算法的自适应平衡。若将合并阈值收紧至 10°，有 5 组，如图 9（d）。若将分裂阈值收紧至 5°，有 8 组，NW 向结构面被人为拆分为 WNW 向和 NW 向两个亚组，法向量较高的精度进一步触发过度分裂，如图 9（c），但这些亚组间的产状差异并不显著，分离出的面仅十余面，缺乏独立优势组的地质意义。最终输出聚类结果共 3 组优势结构面，其产状分别为：310°∠79°、114°∠78°、253°∠79°。将本文方法应用于广西玉林抽水蓄能电站勘探平硐三维点云数据后，除对大面积且产状稳定的主结构面识别效果较好外，对于出露面积较小、分布零散的次级结构面同样能够有效识别并合理分组。

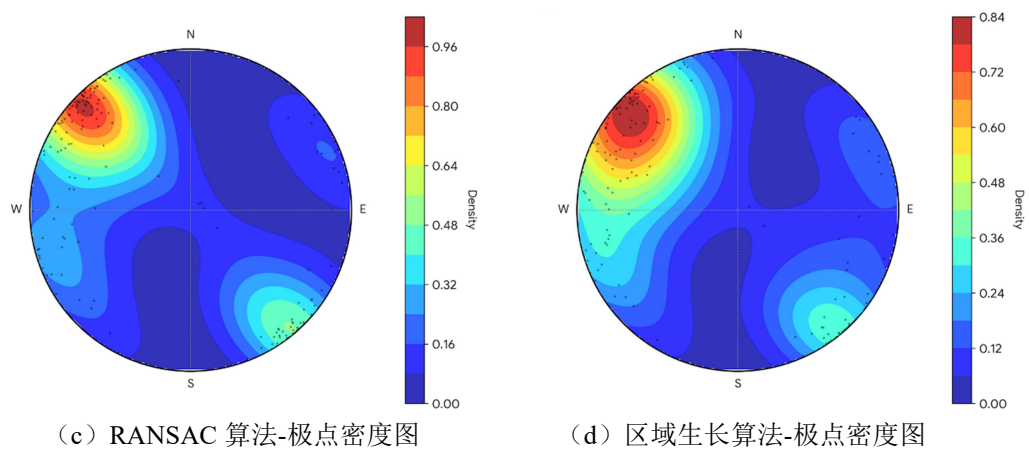
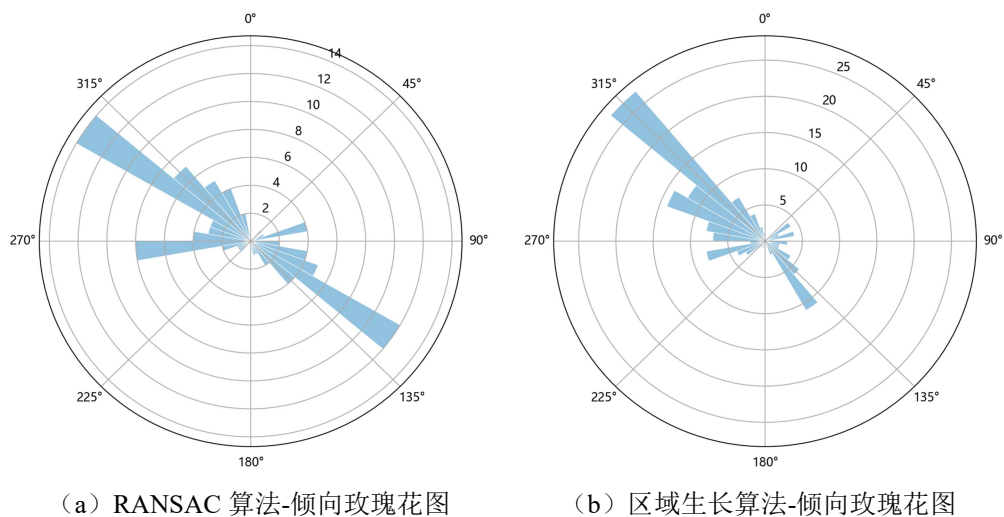
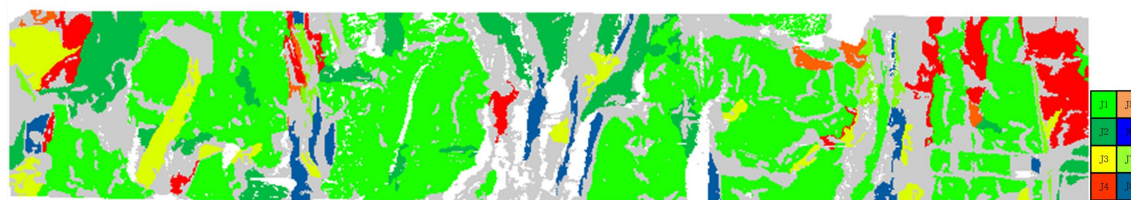
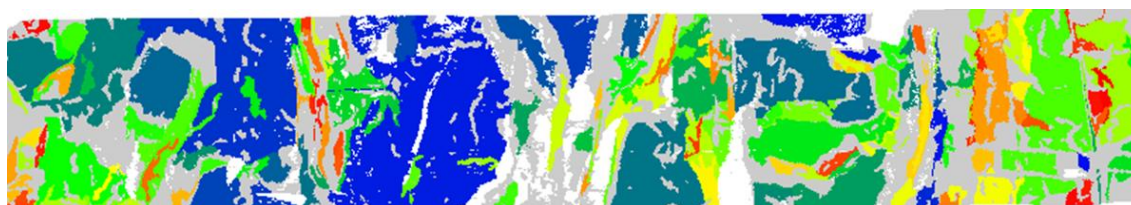
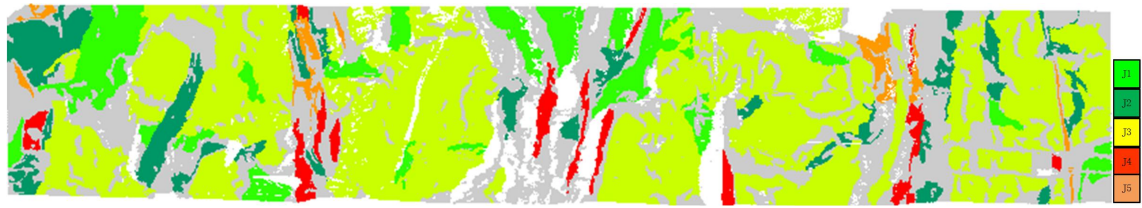


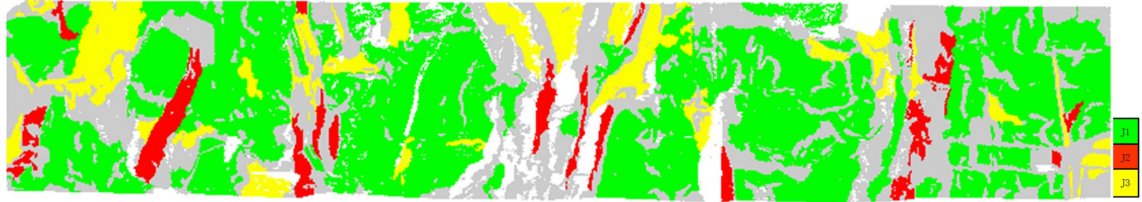
图 8 两种算法提取产状的极点密度与玫瑰花图对比

Fig.8 Comparison of pole density and rose diagrams of attitudes extracted by two algorithms





(d) 5 组优势组结果



(e) 3 组优势组结果

图 9 优势结构面聚类结果

Fig.9 The diagram of advantage-based structural clustering

4 结论

本研究依托抽水蓄能电站勘探平硐工程,深入开展了基于三维激光扫描技术的岩体结构面智能识别算法对比与工程应用研究,主要得出以下结论:

1) 建立了适应复杂平硐环境的自动化提取流程。针对勘探平硐内部空间狭窄、光照匮乏的勘察问题,采用三维激光扫描技术结合区域生长算法,构建了从大规模点云数据采集到结构面产状提取的全流程自动化技术体系,降低了地质勘察人员的安全风险与劳动强度。

2) 区域生长算法有效克服了离散噪声问题。相较于 RANSAC 算法的全局数学拟合机制,区域生长算法深度融合了点云的空间连通性与局部几何特征。该算法改善了 RANSAC 提取结果中泛滥的离散噪点,提升了高密度海量点云的运算速度。在基于大规模点云数据进行结构面提取的应用中,具有明显的效率和效果优势。

3) 区域生长算法结合 ISODATA 自适应聚类,以面法向量的夹角为距离度量,通过分裂与合并机制在迭代中动态调整聚类数 K ,自动实现优势结构面的合理划分。该方法分裂操作可主动分离被主优势组掩盖的次级节理方向,合并操作则消除了因法向量估计误差导致的冗余分组,有效弥补了传统 K-means 方法需要主观预设 K 值且对初始中心敏感的不足。

参 考 文 献

- [1] 刘汉东,赵亚文.边坡失稳岩体结构控制论[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2022,43(6):51-59.[Liu Handong,Zhao Yawen.Structural Control Theory of Slope Instability Rock Mass[J].Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition),2022,43(06):51-59.]
- [2] 刘文锴,龚天浩,胡青峰,等.基于无人机仿地倾斜摄影的南水北调深挖方与高填方渠段三维重建[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2022,43(3):51-58.[Liu Wenkai,Gong Tianhao,Hu Qingfeng,et al.3D reconstruction of deep excavation and high fill sections of South-to-North Water Diversion based on UAV oblique photography[J].Journal of North China University of Water Resources and Electric Power(Natural Science Edition),2022,43(3):51-58.]
- [3] 王硕男.金沙江缝合带高陡岩质斜坡结构面系统快速智能获取[D].长春:吉林大学,2025.[Wang Shuonan.Rapid intelligent acquisition of structural plane system for high-steep rock slopes in Jinsha River suture zone[D].Changchun:Jilin University,2025.]
- [4] 许扬.复杂结构岩体的非接触式测量与裂隙特征的多尺度研究[D].长春:吉林大学,2020.[Xu Yang.Non-contact measurement and multi-scale study on fracture characteristics of complex structural rock mass[D].Changchun:Jilin University,2020.]
- [5] Slob S, Van K B, Hack R, et al. Method for automated discontinuity analysis of rock slopes with three-dimensional laser scanning[J]. Transportation Research Record, 2005, 1913(1): 187-194.
- [6] Gigli G, Casagli N. Semi-automatic extraction of rock mass structural data from high resolution LIDAR point clouds[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2010, 48(2): 187-198.
- [7] Vöge M, Lato M J, Diederichs M S. Automated rockmass discontinuity mapping from 3-dimensional surface data[J]. Engineering Geology, 2013, 164: 155-162.
- [8] 董秀军,黄润秋.三维激光扫描技术在高陡边坡地质调查

- 中的应用[J].岩石力学与工程学报,2006,25(S2):3629-3635.[Dong Xiujun,Huang Runqiu.Application of 3D laser scanning technology in geological survey of high-steep slopes[J].Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2006,25(S2):3629-3635.]
- [9] 陈致富,陈德立,杨建学.三维激光扫描技术在基坑变形监测中的应用[J].岩土工程学报,2012,34(S1):557-559.[Chen Zhifu,Chen Deli,Yang Jianxue.Application of 3D laser scanning technology in foundation pit deformation monitoring[J].Chinese Journal of Geotechnical Engineering,2012,34(S1):557-559.]
- [10] 陈娜,蔡小明,夏金梧,等.基于三维激光点云技术的岩体结构面智能解译[J].地球科学,2021,46(7):2351-2361.[Chen Na,Cai Xiaoming,Xia Jinwu,et al.Intelligent interpretation of rock mass structural planes based on 3D laser point cloud technology[J].Earth Science,2021,46(7):2351-2361.]
- [11] 徐志华,郭戈,孙钱程,等.改进的区域生长算法在三维激光点云识别岩体结构面中的应用[J].水文地质工程地质,2024,51(2):101-112.[Xu Zhihua,Guo Ge,Sun Qiancheng,et al.Application of improved region-growing algorithm in identifying rock mass structural planes from 3D laser point clouds[J].Hydrogeology&Engineering Geology,2024,51(2):101-112.]
- [12] Wu Xiaoyang,Jiang Li,Wang Pengshuai,et al.Point Transformer V3:Simpler,Faster,Stronger[C]//Proceedings of the 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR).Piscataway,NJ:IEEE,2024:10545-10554.
- [13] Choy C,Gwak J,Savarese S.4D Spatio-Temporal ConvNets:Minkowski convolutional neural networks[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR).Piscataway,NJ:IEEE,2019:3075-3084.
- [14] 周乐,孙傲,刘高翔,等.基于深度学习算法和三维点云的岩体结构面智能识别[J].工程勘察,2024,52(9):66-76.[Zhou Le,Sun Ao,Liu Gaoxiang,et al.Intelligent identification of rock mass discontinuity based on deep learning algorithm and 3D point clouds[J].Geotechnical Investigation&Surveying,2024,52(9):66-76.]
- [15] 朱合华,潘柄屹,武威,等.岩体结构面信息采集及识别方法研究进展[J].应用基础与工程科学学报,2023,31(6):1339-1360.[Zhu Hehua,Pan Bingyi,Wu Wei,et al.Research progress on information acquisition and identification methods of rock mass discontinuities[J].Journal of Basic Science and Engineering,2023,31(6):1339-1360.]
- [16] Ge Yunfeng,Wang Haiyan,Liu Geng,et al.Automated Identification of Rock Discontinuities from 3D Point Clouds Using a Convolutional Neural Network[J].Rock Mechanics and Rock Engineering,2025,58(3):3683-3700.
- [17] 王宇翔,沈月千.基于三维激光扫描技术的岩体结构面智能识别方法[J].激光与光电子学进展,2024,61(14):138-147.[Wang Yuxiang,Shen Yueqian.Intelligent Identification Method of Rock Mass Discontinuities Based on 3D Laser Scanning Technology[J].Progress in Laser and Optoelectronics,2024,61(14):138-147.]
- [18] 陆培.基于 BIM 和三维激光扫描的节段梁施工检测方法研究[D].镇江:江苏科技大学,2022.[Lu Pei.Research on construction inspection method of segmental beams based on BIM and 3D laser scanning[D].Zhenjiang:Jiangsu University of Science and Technology,2022.]
- [19] Peng Xin,Wang Mingnian,Huang Bingxu.Efficient automated method for characterizing discontinuities in tunnel face rock mass point clouds[J].Tunnelling and Underground Space Technology,2024,154:106117.
- [20] 鲁冬冬.激光点云与影像融合的三维重建研究[D].武汉:武汉大学,2021.[Lu Dongdong.Research on 3D reconstruction by fusion of laser point cloud and images[D].Wuhan:Wuhan University,2021.]
- [21] Fischler M A,Bolles R C.Random Sample Consensus:A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography[J].Communications of the ACM,1981,24(6):381-395.
- [22] 司马劲松,许强,董秀军,等.基于改进区域生长算法对岩体结构面识别的应用[J].岩土力学,2025,46(7):2253-2264.[Sima Jinsong,Xu Qiang,Dong Xiujun,et al.Application of Improved Region Growing Algorithm to Rock Mass Discontinuity Identification[J].Rock and Soil Mechanics,2025,46(7):2253-2264.]
- [23] 董文川.基于三维点云的高陡岩质斜坡坡表结构面自动识别方法与软件平台研发[D].长春:吉林大学,2024.[Dong Wenchuan.Development of automatic recognition method and software platform for surface structural planes of high-steep rock slopes based on 3D point clouds[D].Changchun:Jilin University,2024.]
- [24] 朱涛,史文兵,刘永志,等.基于支持向量机的三维点云岩体结构面半自动识别方法[J].防灾减灾工程学报,2025,45(1):95-103.[Zhu Tao,Shi Wenbing,Liu

Yongzhi, et al. Semi-automatic recognition method of rock mass structural planes in 3D point clouds based on support vector machine[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2025, 45(1): 95-103.]

[25] Wang Mingnian, Peng Xin, Lin Peng, et al. Enhanced region growth for extracting discontinuities in rock mass point cloud using optimized farthest point sampling[J]. Measurement, 2026, 259(Part A): 119597.

Research on Intelligent Identification and Extraction of Rock Mass Structural Surfaces Based on 3D Laser Scanning

YI Genwang¹, WEI Guangyong¹, HONG Yingsong¹, YAO Gaofeng¹, LI Zhengshun¹, SONG Chuanxing¹, ZHENG Junkai²

(1. Survey company, China Energy Engineering Group Guangxi Electric Power Design Institute Co., Ltd., Nanning 530007, China; 2. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210024, China)

Abstract: **【 Objective 】** Three-dimensional laser scanning technology provides a new approach for the non-contact acquisition of rock mass discontinuity information. This study analyzes the engineering adaptability of different point cloud segmentation algorithms in rock mass discontinuity extraction, and provides technical workflows and solutions for the intelligent identification and extraction of engineering rock mass discontinuities.

【Methods】 This study relies on the exploratory adit project of Yulin Pumped Storage Power Station in Guangxi and adopts a FARO Focus high-precision 3D laser scanner to acquire point cloud data of adit walls. The performances of the RANSAC algorithm and region-growing algorithm for single-plane extraction of rock mass discontinuities are systematically compared, and the parameter sensitivity of both algorithms is analyzed. Taking the PCA normal vector of each structural plane as the clustering unit, the ISODATA adaptive clustering algorithm is introduced to classify the preferred discontinuity sets of rock masses. **【Results】** ① When processing complex rock mass point clouds relying on a global mathematical fitting mechanism, the RANSAC algorithm tends to generate numerous scattered isolated noise points. It also suffers from high redundancy in iterative calculation and poor overall extraction performance. ② The region-growing algorithm makes full use of the spatial connectivity and local geometric features of point clouds to effectively suppress discrete noise and avoid random iterative computation. It greatly improves the processing efficiency of massive high-density point cloud data. ③ The intelligent identification and extraction technology for rock discontinuities can rapidly acquire massive orientation data of structural planes in batches and overcome many drawbacks of manual measurement. Meanwhile, the ISODATA algorithm can accurately identify dominant structural planes. **【Conclusions】** Field engineering measurements verify that the structural plane orientations extracted by the region-growing algorithm are highly reliable, with the error is within 2° compared with manual field measurements. Combined with the ISODATA algorithm, the method can accurately classify primary and secondary structural planes. This combined algorithm enables efficient intelligent identification of rock discontinuities and analysis of dominant discontinuity sets, and bears prominent practical value for engineering applications.

Keywords: 3d laser scanning; rock mass structural plane; region growing algorithm; RANSAC; intelligent identification