

基于点云几何与信号特征的结构面识别方法

李 铎¹, 黄 磊¹, 张 成², 叶 武³, 吴丽斌³, 张伟丽², 吕 利¹, 葛云峰²

(1. 中国地质大学(武汉) 湖北巴东地质灾害国家野外科学观测研究站, 湖北 武汉 430074;

2. 中国地质大学(武汉) 工程学院, 湖北 武汉 430074;

3. 浙江海川地矿科技有限公司, 浙江 杭州 310015)

摘 要: 高陡岩质边坡稳定性分析的关键在于岩体结构面的产状和位置信息的精确获取。针对聚类方法依赖点云法向量、点云数据存在突变时结构面识别误差较大的问题, 提出一种基于点云几何和信号特征的结构面识别方法, 提高结构面识别的准确性及鲁棒性。同时, 改进 k-means++ 算法判别流程, 优化聚类中心选择, 进行岩体结构面分割和信息提取。将该方法应用于浙江某岩质边坡, 结果表明: 该方法可以有效识别目标点云数据, 并进行结构面产状提取和优势分组。通过与基于密度的聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise, 简称 DBSCAN) 对比, 验证了方法有效性。相比于人工测量数据, 倾向和倾角的误差分别小于 3° 和 4°, 识别结果准确可靠, 具有一定的工程实用价值。

关 键 词: 岩质边坡; 无人机测量; 三维点云; 结构面识别; 点云特征; 聚类算法

中图分类号: TU 435

文献标识码: A

文章编号: 1000-7598(2026)07-2525-16

A method for discontinuities identification using geometry and signal features of point cloud

LI Duo¹, HUANG Lei¹, ZHANG Cheng², YE Wu³, WU Li-bin³, ZHANG Wei-li²,
LYU Li¹, GE Yun-feng²

(1. Badong National Observation and Research Station of Geohazards, China University of Geosciences, Wuhan, Hubei 430074, China;

2. Faculty of Engineering, China University of Geosciences, Wuhan, Hubei 430074, China;

3. Zhejiang Haichuan Geology and Mining Technology Co. Ltd, Hangzhou, Zhejiang 310015, China.)

Abstract: Accurate acquisition of the orientation and spatial distribution of rock mass discontinuities is essential for the stability analysis of high and steep rock slopes. Conventional clustering-based methods, which rely heavily on point cloud normal vectors, often suffer from significant identification errors when abrupt variations exist in the point cloud data. To address this limitation, a discontinuity mapping approach integrating geometric and signal features of point cloud is developed, improving both the accuracy and robustness of the identification result. Furthermore, the k-means++ algorithm is enhanced by refining its decision-making process and optimizing cluster center selection, enabling more effective segmentation and information extraction of rock mass discontinuities. The proposed method is applied to a rock slope in Zhejiang, China. The results demonstrate that it can effectively identify discontinuities from point cloud data, accurately extract their orientations, and perform dominant set classification. Comparative analysis with the DBSCAN algorithm further verifies the effectiveness of the proposed approach. Validation against manual measurements shows that the errors in dip direction and dip angle are within 3° and 4°, respectively, indicating that the method provides accurate and reliable results with strong engineering applicability.

Keywords: rock slope; UAV measurement; 3D point cloud; discontinuity identification; point cloud feature; clustering algorithm

1 引 言

在高陡岩质边坡工程中, 块体的滑移或垮落是

常见且关键的破坏形式之一。这些块体由结构面与结构体的相互切割形成, 其稳定性直接影响整个岩体系统的安全性。结构面的空间分布和几何属性对

收稿日期: 2025-07-16

录用日期: 2025-11-25

基金项目: 杭州市建设科研项目(No. 2024364)。

This work was supported by the Hangzhou Construction Research Program (2024364).

第一作者简介: 李铎, 男, 生于 1996 年, 博士研究生, 主要从事岩体结构与地质灾害分析方面的研究。E-mail: liduov587@163.com

通信作者: 黄磊, 男, 1986 年生, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事岩体结构与工程岩体稳定性方面的研究。E-mail: huanglei@cug.edu.cn

结构体的稳定状态起决定性作用,因此,获取结构面参数的精度与效率对于岩质边坡稳定性分析及工程安全施工具有基础性意义^[1-5]。开发适用于高陡边坡环境下的结构面识别新技术与方法,已成为岩体工程领域亟待解决的重要研究课题。

无人机倾斜摄影数据获取是通过无人机搭载高清相机来获取边坡高清航拍影像,利用航拍影像生成边坡的三维点云数据模型,进而进行结构面识别^[6-8]。该方式不受限于复杂的环境条件,能高效、安全地接近研究区进行数据采集。因此,采用无人机航拍技术结合基于点云数据特征融合自动识别岩体结构面的算法,进行高效的地质勘察工作,以保障工程项目安全开展^[9-12]。

近几年,研究者采用的结构面识别算法以聚类算法或区域生长算法为主。聚类算法首先确定一个中心点,然后通过设定适当的半径在该范围内进行点云法向量计算,以确定结构面的产状。

k-means 算法(k 为最终得到的簇的数量)是一种典型代表,它能够高效地将岩体点云数据划分为预设的 k 个子集(k 为初始选择的簇的数量),聚类效果在很大程度上受到初始中心选择策略的影响^[13-15]。为优化这一过程,Riquelme 等^[16]引入了一种基于核密度估计的方案,通过识别密度峰值以确定聚类簇的数量。同时,他们还开发了名为岩体不连续提取工具(discontinuity set extractor,简称 DSE)的专用软件,在多个相关研究中得到了广泛应用^[17-19]。此外,Wu 等^[20]借助改进版的快速 k-means++ 算法,提出利用基向量密度来确定初始中心点,从而显著提升了大规模点云处理中的计算效率。为解决非结构面对聚类中心判定可能带来的干扰,Yan 等^[21]则提出了一种改进的分层凝聚方法——多层次凝聚嵌套算法(modified agglomerative nesting,简称 MAGNES),该方法结合了多种聚类连接准则,包括最小距离(单链接)、最大距离(完全链接)与平均距离等策略,以提升聚类结果的几何一致性和准确性。张化进等^[22]提出了一种融合 DBSCAN 与层次聚类的方法,设计了一个“基聚类器”框架,在该框架中多次执行不同参数设置下的聚类操作(共 H 次),随后对得到的多组聚类结果进行筛选与融合,以提升分组效果。针对 DBSCAN 在点云密度判断上的局限性,王述红等^[6]在其算法中引入了多个辅助判据,包括方向相似性指标、色调-饱和度-亮度色彩空间 HSI (hue-saturation-intensity) 色彩距离与马氏距离,以增强聚类结果在复杂数据情境下的稳健性与精度。

与聚类算法在结构面识别中的整体分组策略不同,区域生长法是一种基于局部扩展机制的点云分割方法。其基本思想是从预设的种子点出发,依据特定的生长准则对相邻点进行判断。当所有邻近点均不满足生长条件时,当前区域的生长过程即告终止。在岩体结构面识别应用中,生长的基础单元可以为基于三角不规则网络(triangulated irregular network,简称 TIN)构建的网格面片^[23],亦可为通过 K 近邻(K -nearest neighbor,简称 KNN)算法获取的局部邻点集^[24-25]。区域扩展的判断依据通常为法向量之间的差异性,通过控制角度阈值以决定点的归属,进而直接提取出独立结构面单元^[26-27]。值得注意的是,初始种子点的选择对于区域生长的效率与最终识别质量具有显著影响,因而,种子提取策略的优化也是当前研究的关键方向之一。

尽管区域生长法在结构面识别的精度方面通常优于聚类算法^[28],其实际应用仍高度依赖参数设置的合理性。针对不同粗糙度特征的岩体点云数据,相关生长参数(如法向量阈值、邻域尺度等)需根据试验结果进行灵活调整,以确保识别效果的稳定性与准确性。此外,在完成结构面提取后,往往仍需借助聚类算法对结果进行归类整合,以实现更系统化的结构面分组管理。

然而,通过法向量识别结构面的方式在点云数据本身噪声较大或者局部突变较强的时候鲁棒性影响很大,严重影响法向量计算^[29-33]。现有结构面识别算法只依靠法向量计算和共面准则,若点云存在噪声,法向量变化大的数据,计算结果误差也会很大。因此,Singh 等^[34]分别通过对局部点云特征进行聚类的方式提出点云法向量和结构面特征信息的附加特征参数和利用点云数据的振幅和相位分解进行自动岩体结构面的识别^[35]。所提出的方法,前者应用于点云数据量较大时,耗时较长,虽然可以通过降低点云数据分辨率减少计算时间,但分辨率降低可能导致部分重要数据丢失,识别结果不准确。后者将点云数据从时域转换到频域,这可能导致失去一些空间信息,如点云的精确位置和形状信息。

综上所述,本研究提出了一种新的结构面识别流程,其主要贡献是:①基于点云数据的几何特征和信号特征,构建结构面识别描述符,突破聚类算法限制;②改进 k-means++ 算法的判断执行流程,识别岩体结构面。该方法突破传统的聚类算法依赖法向量和共面原则的限制,具有更好的鲁棒性和准确性。通过在浙江某岩质边坡应用所提方法进行岩体结构面识别,验证方法的鲁棒性。

2 岩体结构面自动识别方法

本文所采用的方法流程如图1所示。结构面自动识别方法步骤包括: 采用双边滤波算法处理原始点云, 减少噪声对识别结果的影响; 基于点云数据的几何特征和信号特征, 构造点云特征描述符 (point cloud feature descriptor, 简称 PFD); 改进 k-means++ 算法的判断执行过程, 识别岩体结构面; 通过轮廓系数 SC (silhouette coefficient)、DBI 指数 (Davies-Bouldin index) 及平均角度偏差 MAD (mean angular deviation) 等聚类评价指标确定最佳聚类数量。

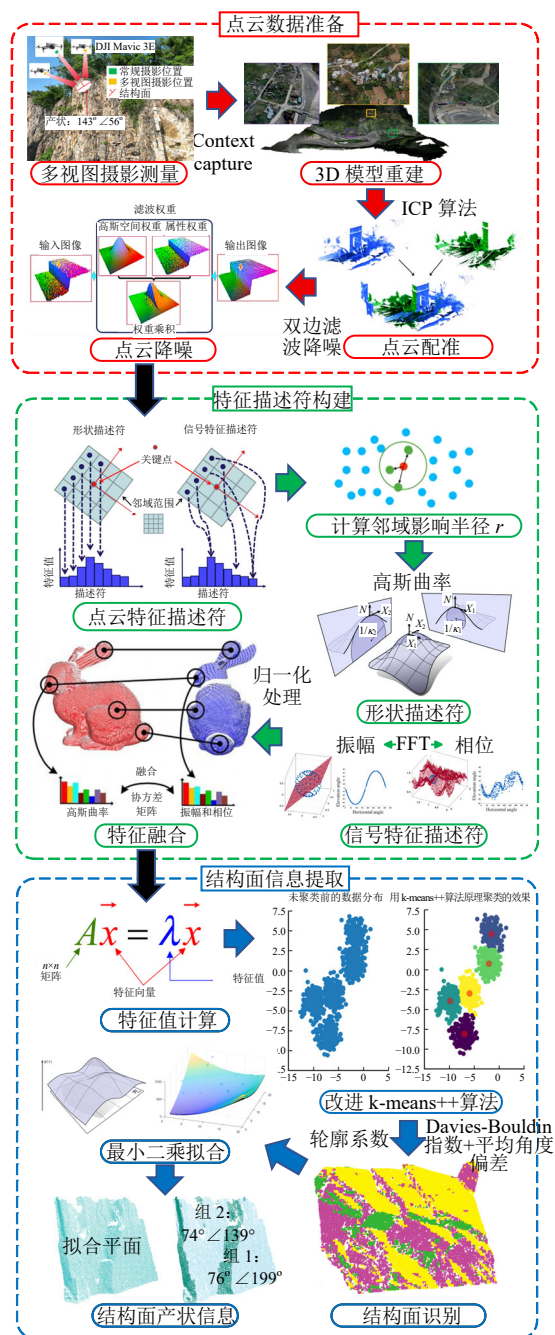


图1 本文所提方法流程图

Fig.1 Flow chart of developed method

2.1 双边滤波降噪

在岩体结构面识别与几何特征提取过程中, 高分辨率点云数据往往受到测量噪声、遮挡误差或设备抖动等因素影响, 导致局部点云存在离散性或伪结构信息。这些噪声不仅干扰曲率、法向量等几何特征的计算, 还可能影响基于傅里叶变换等频域分析方法的识别精度。因此, 本文在结构面识别前, 采用了基于空间与属性双核加权的特征保持型双边滤波策略, 以在降噪和特征保持之间实现最优权衡。

双边滤波 (bilateral filtering) 是一种非线性滤波方法, 通过对空间邻域内点的加权平均实现平滑处理, 其权重不仅取决于点之间的空间距离, 还考虑点的几何属性之间的相似性。该方法特别适用于保留几何边界和结构突变信息。

对任意点 p , 其滤波后的结果 p' 可由其邻域 $N(p)$ 内所有点 q 的加权和表示:

$$p' = \frac{1}{W} \sum_{q \in N(p)} G_s(\|p - q\|) \cdot G_r(f(p), f(q)) \cdot q \quad (1)$$

式中: $N(p)$ 为点 p 的邻域; $G_s(\cdot)$ 为空间核函数, 描述空间距离的衰减, 通常为高斯函数; $G_r(\cdot)$ 为属性核函数, 描述几何属性 (如法向、曲率) 相似性的影响; $f(\cdot)$ 为点的局部几何特征; W 为归一化因子, 确保权重之和为 1。

空间核函数 (采用高斯形式) 为

$$G_s(\|p - q\|) = \exp\left(-\frac{\|p - q\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (2)$$

属性核函数为

$$G_r(f(p), f(q)) = \exp\left(-\frac{(GS_p - GS_q)^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (3)$$

式中: GS_p 和 GS_q 分别为点 p 与点 q 的高斯曲率值; σ_s 和 σ_r 分别为空间核与属性核的宽度, 决定了滤波的敏感性与保边能力。当点对间的曲率差异较大时, 属性核赋予较低权重, 从而在结构面突变处自动抑制跨界平均, 保留曲率突变。

在工程实际中, 点云数据往往受到风化剥落碎屑、植被遮挡以及云台抖动等因素的干扰, 若直接用于结构面识别, 极易产生虚假平面。因此, 本文采用双边滤波方法, 在保留几何边缘的同时抑制噪声, 提升后续特征计算的稳定性, 为工程现场复杂环境下的点云处理提供保障。

2.2 点云特征描述符的构建

2.2.1 点云的邻域影响半径

三维模型中每个点的几何特征与点云数据集的邻域影响半径 r 有关, 因此对于给定点的特征性质, 使用其临近点的特性构成。本文对于临近点以及邻域影响半径 r 的定义如下: 为获取某一点的临近点, 要先计算其邻域影响半径 r , 为此需要对数据进行 3D Delaunay 三角化^[36]。然后在点云三角网格中, 使用以该点作为公共顶点的三角形作为其拟临近点, 再计算此点与所有拟临近点的平均距离。对所有点都重复此过程, 每个点计算的所有平均距离的平均值即为点间距 PS (point spacing), 将其作为此点云数据集的邻域影响半径 r 。最后, 临近点的定义即为: 以该点为球心, 将邻域影响半径范围内的所有点云作为该点的临近点, 如图 2 所示。

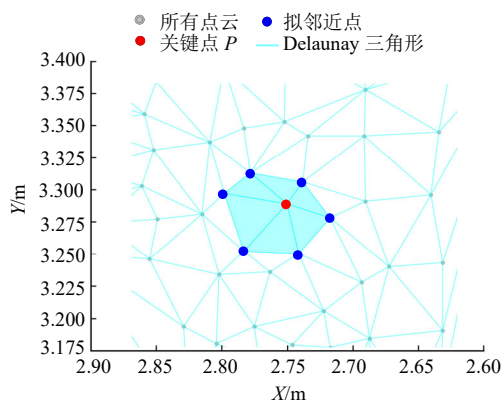


图 2 邻域影响范围及近邻点的选择

Fig.2 Neighborhood influence range and selection of neighbor points

本文在确定邻域影响半径时, 将点间距作为基础参数。然而, 直接采用 PS 作为邻域影响半径并不合理, 因为邻域大小的需求与点云密度密切相关。当点云较为稠密时, 若仅采用点间距作为邻域影响半径, 此时 PS 较小, 邻域内近邻点数量不足, 难以反映点云局部几何特征。相反, 当点云较为稀疏时, PS 较大, 邻域则会引入非近邻点, 导致局部几何特征出现误差。

综上, 本研究引入线性权重函数 LWF (linear weight function) 对点间距进行自适应缩放^[34, 37-39], 以保证在不同密度点云条件下, 邻域影响半径能进行稳定的局部特征估计。当 $PS > 0.25$ m 时, 点云已不足以反映岩体结构面的几何特征, 因此认为该类点云不适用于结构测绘, 见下式:

$$LWF = \begin{cases} 5 - 16 \cdot PS, & 0 < PS < 0.25 \text{ m} \\ 0, & PS > 0.25 \text{ m} \end{cases} \quad (4)$$

点云的邻域影响半径 r 的计算方式为

$$r = PS \times LWF \quad (5)$$

将此方法记为自适应半径法。

为进一步验证本文方法的合理性与适用性, 本文在 3.5.1 节补充此方法与固定半径法和 KNN 法的对比试验, 尤其在稠密区与稀疏区分别检验 3 种方法在邻域点选取上的差异。

2.2.2 点云几何特征

岩体结构面识别更精准化的关键在于选择合适的点云几何特征描述符, 并将其纳入分析流程中。点云的几何特征描述符可以表征结构面形状的特征, 在岩体结构面识别中可以起到关键作用, 为工程和地质应用提供更准确的信息。

结构面通常表现为局部曲率突变或高梯度区域, 在三维地形中通常对应高斯曲率突变带或局部极值, 尤其是当结构面与背景地形对比强烈时, 曲率为负或接近 0 的区域常出现于鞍部、沟槽或脊部, 有助于判别曲面的凹凸性, 更容易与实际岩体结构面几何模型 (如结构面凸起/凹陷) 对应。因此, 本文采用高斯曲率 GS (Gauss curvature) 作为点云几何特征描述符 (如图 3 所示)。图中, 点 p 与点 γ 为点云中的任意邻点, S 为点 p 的密切圆。

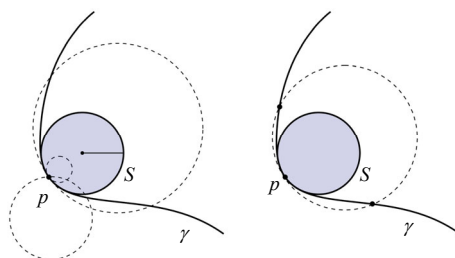


图 3 点云曲率可视化

Fig.3 Visualization of point cloud curvature

2.2.3 点云信号特征

傅里叶变换是一种经典的数学工具, 在信号和图像处理领域广泛应用^[40], 具有计算效率高、适合大规模数据处理的优势。本文利用快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, 简称 FFT), 将点云数据转化为频域信号, 以提取结构面的特征。其基本思路为:

首先, 在点云中某一点 (记为点 O) 的邻域影响半径 r 范围内, 所有近邻点可通过其在邻域影响范围内的水平角 HA_p 和垂直角 VA_p 表征, 即利用角度参数来描述近邻点的分布。如图 4 所示, 记点 O 邻域影响范围内其中一近邻点为 P , P' 是点 P 在 xy

平面上的投影点。因此，点 P 的水平角度 HA_P 即为 OP 与 x 轴的夹角，而垂直角度 VA_P 为 OP 与 xy 平面的夹角。

邻域影响范围内所有近邻点的水平角和垂直角可通过下式得到：

$$HA_P = \tan^{-1} \frac{P_y}{P_x} \quad (6)$$

$$VA_P = \tan^{-1} \frac{P_z}{\sqrt{P_x^2 + P_y^2}} \quad (7)$$

式中： P_x 、 P_y 、 P_z 为点 P 的在三维坐标轴内的坐标。水平角的范围为 $0^\circ \sim 360^\circ$ ，垂直角的范围为 $-90^\circ \sim 90^\circ$ 。

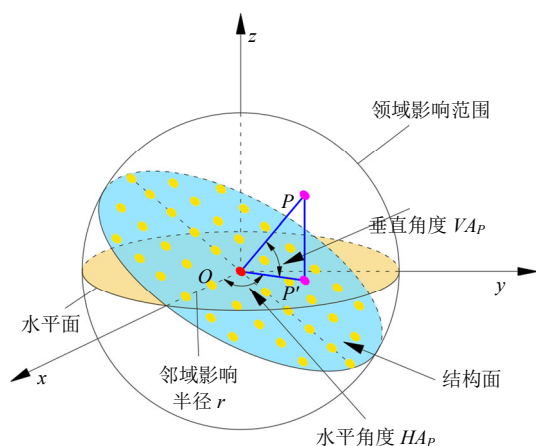


图4 水平角 HA_P 和垂直角 VA_P 的产生原理
Fig.4 Generation principle of horizontal and vertical angles

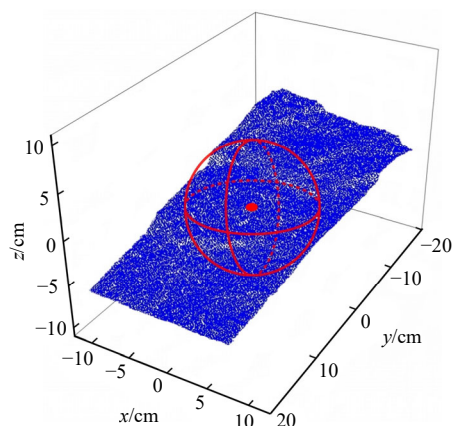
然后，将水平角和垂直角的角度值按水平角递增的顺序排列，即可生成一条随角度变化的信号曲线，如图 5(a)、5(b)与图 6(a)、6(b)所示。若点位于平面结构面，其曲线为周期接近 2π 的正弦波曲线；而若位于非平面，其曲线则包含多个频率分量。在信号曲线中，结构面倾向的变化对应信号相位的变化，结构面倾角的变化则反映在信号振幅的变化上^[34]。

最后，采用快速傅里叶变换分解信号曲线提取结构面的振幅和相位，如图 5(c)、6(c)所示。FFT 将正弦波函数（信号曲线）分解为复数 ($X_{re} + iX_{im}$) 频数分析^[40]，通过下式计算信号的振幅和相位值^[41]：

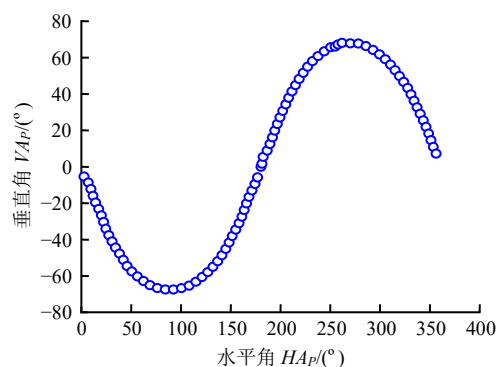
$$A = 2 \times \sqrt{X_{re}^2 + X_{im}^2} \quad (8)$$

$$PH = \tan^{-1} \left(\frac{X_{im}}{X_{re}} \right) \quad (9)$$

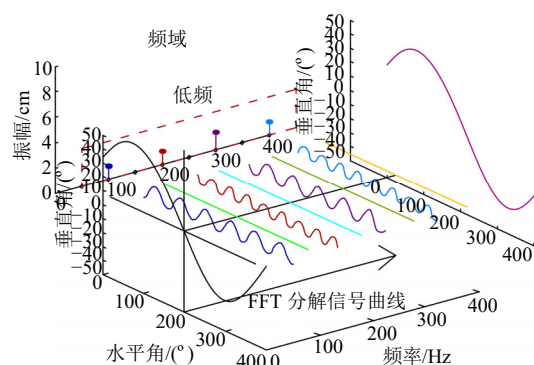
式中： A 为振幅； PH 为相位； X_{re} 为特定频率复数的实部； X_{im} 为特定频率复数的虚部； i 为虚数单位，满足 $i^2 = -1$ 。平面与非平面可通过频域信号特征进行区分。在频谱图中，平面波动幅度较低，而非平面则显示次级分量的波动幅度高（如图 5(b)、6(b)所示）。因此，根据波动幅度可以区分平面与非平面。如果频谱中的波动幅度超过 2，则该点属于非平面点。



(a) 平面邻域影响范围



(b) 平面信号曲线



(c) FFT 分解平面信号曲线

图5 平面结构面信号特征提取

Fig.5 Signal feature extraction for planar discontinuity

2.2.4 特征相关性分析

傅里叶变换能将点云数据的几何分布转化为频

率信息,有效提取结构面的周期性与起伏特征^[35],具有抗噪声、计算高效等优点。然而,傅里叶变换是一种全局变换,容易导致局部结构面特征被平均化,对于复杂岩体的结构面表达不足,缺乏局部空间表达能力,且受采样与边界影响较大,单独依赖傅里叶变换难以保证结构面高精度识别。因此,本文将傅里叶信号特征与几何特征进行融合,利用高斯曲率补充傅里叶变换对局部结构特征的描述^[42],既能捕捉局部几何细节,又能反映整体形态特征,为工程中复杂结构面的自动识别提供更加全面地描述。

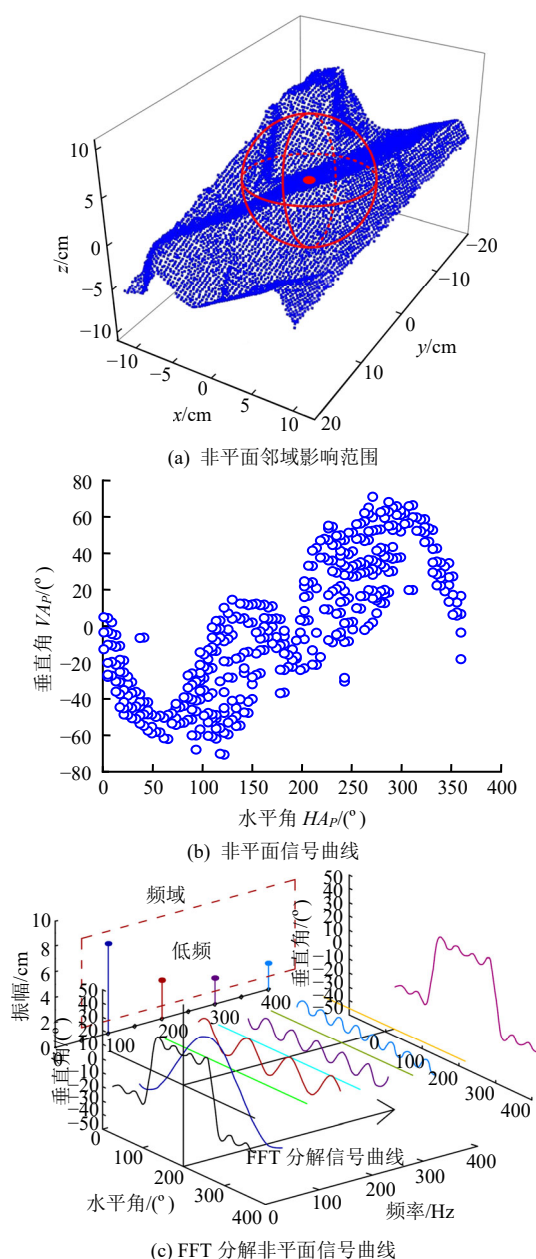


图6 非平面结构面信号特征提取

Fig.6 Signal feature extraction for non-planar discontinuity

为分析几何特征 GS 与傅里叶信号特征 (振幅

AM (amplitude)、相位 PH (phase)) 之间的关系,本文引入多因素偏相关分析,分析噪声比 NR (noise ratio)、邻域影响半径 r 和线性权重函数 LWF 等潜在影响因素,对各特征间的真实关系的影响, Spearman 相关性热图如图 7 所示。

结果表明,GS 与 AM 呈中等正相关 ($S=0.45$),表明两者在描述结构面起伏特征方面存在一定信息重叠;GS 与 PH 的相关性较弱 ($S=0.16$),而 AM 与 PH 之间的相关性更低 ($S=0.07$)。以上结果说明几何特征与信号特征具有相对独立性。

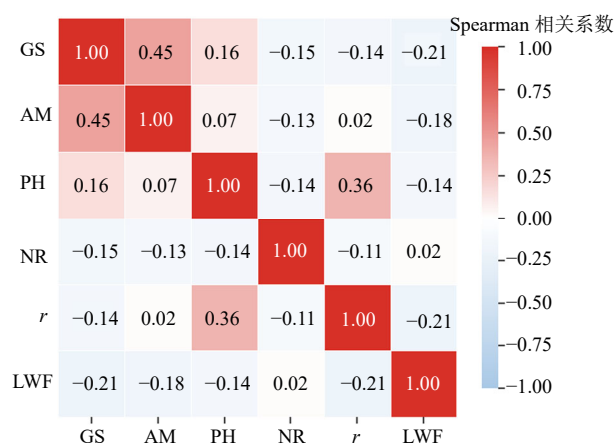


图7 点云特征相关性热图

Fig.7 Correlation heat map of point cloud characteristics

与其他因素的关系表明,GS 和 AM 均与噪声比和线性权重函数呈弱负相关 ($S \approx -0.15 \sim -0.21$),说明二者会轻微削弱几何与信号特征的变化幅度;PH 与邻域影响半径 r 的相关性较高 ($S = 0.36$),表明相位对结构面尺度变化较为敏感。

综上所述,GS 与 AM 在几何特征信息上存在部分冗余,PH 在频域相位层面提供了互补信息。三者的联合使用可在几何特征与信号特征上实现互补,提高结构面识别的稳定性与准确性。

2.2.5 构建特征描述符

2.2.5.1 点云特征归一化

本方法先对点云特征进行归一化处理,将它们缩放到相同的尺度范围,确保各个特征的尺度统一,在计算中具有相同的权重,避免某些特征对分析结果的影响过大。本文采用最小-最大缩放 (min-max scaling) 方法进行归一化处理,对于每个特征计算其最小值和最大值,然后对该特征的每个值进行如下变换:

$$X_{\text{scaled}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (10)$$

式中: X_{scaled} 为归一化后的特征数据; $X_{\min}$ 、 $X_{\max}$ 分

别为特征数据的最小值和最大值。

通过上述方式可以将特征缩放到 0~1 的范围内,把高斯曲率、振幅和相位按照上述方法进行归一化处理。假设这些特征组成的向量 $\mathbf{X}=[X_1, X_2, X_3]$,对每个特征向量归一化,然后将归一化后的特征组合成点云特征描述符。

2.2.5.2 点云特征矩阵

为弥补傅里叶转换提取结构面时缺失局部特征的不足,将点云几何特征值与信号特征值融合构建点云特征描述符,此过程可以提供更多点云特征信息,全面反映结构面的几何形态与周期性。

在点云数据集中,本方法的每个点云都有 3 个特征值:高斯曲率 GS、振幅 AM 和相位 PH,将这些特征看作是向量元素,然后对所有的点进行统计,构造协方差矩阵。相位属于 $[-\pi, \pi]$ 周期量,直接使用可能造成协方差矩阵失真,因此在特征向量归一化之前,用 $\cos PH$ 、 $\sin PH$ 映射替代。

在数学上,矩阵的特征值 ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$) 反映了这个矩阵在不同方向上的缩放程度。因此,可以通过分析协方差矩阵的特征值判断点云是否在同一平面:如果所有的点都在同一平面上,那么协方差矩阵的一个特征值 λ_1 将会远小于其他两个 λ_2, λ_3 ,因为在该方向上(即平面法线方向)的变化将会非常小。在点云处理中,局部协方差矩阵(通常是基于点的邻域)反映了该点附近的局部空间分布特征。对每个点邻域构造空间协方差矩阵,分析其特征值(即主轴方差)可以判断局部形态。特征值与点云局部结构的关系如表 1 所示。

协方差矩阵 C 的计算公式如下:

$$C = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\mathbf{X}_i - \mu)(\mathbf{X}_i - \mu)^T \quad (11)$$

式中: $\mathbf{X}_i$ 为第 i 个点的特征向量; μ 为邻域内所有点特征向量的均值; N 为邻域内点云的总数。

表 1 特征值与局部结构的关系
Table 1 Relationship between eigenvalues and local structures

特征值分布情况	几何意义	点的局部结构类型
$\lambda_1 \ll \lambda_2 \approx \lambda_3$	数据在一个平面上分布	结构面(面状)
$\lambda_1 \approx \lambda_2 \ll \lambda_3$	数据在一条线附近分布	边缘/裂缝线
$\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3$	数据在空间分布	杂散点/噪声

2.3 改进 k-means++ 算法

本文使用 k-means++ 算法进行结构面识别,该算法思想简单,容易实现,在处理大数据集时具有

较高的效率。将构造的特征描述符加入算法判断执行过程:在选择 k 个数据点作为初始的簇质心之后,根据计算的邻域影响半径 r ,结合邻近点云的几何特征和信号特征值构造的协方差矩阵,计算协方差矩阵的特征值判断点云是否在同一平面,并将其进行重新分配。改进的算法流程如图 8 所示。

传统聚类方法在面对岩体中多组结构面时,常因结构面分布复杂或环境干扰而出现误判,导致在工程实际中对主要结构面组数的错误识别,影响边坡稳定性评价或围岩分级。改进后的 k-means++ 在判断执行过程当中增加构造的特征描述符,更适合处理分布特征复杂的工程边坡点云数据。

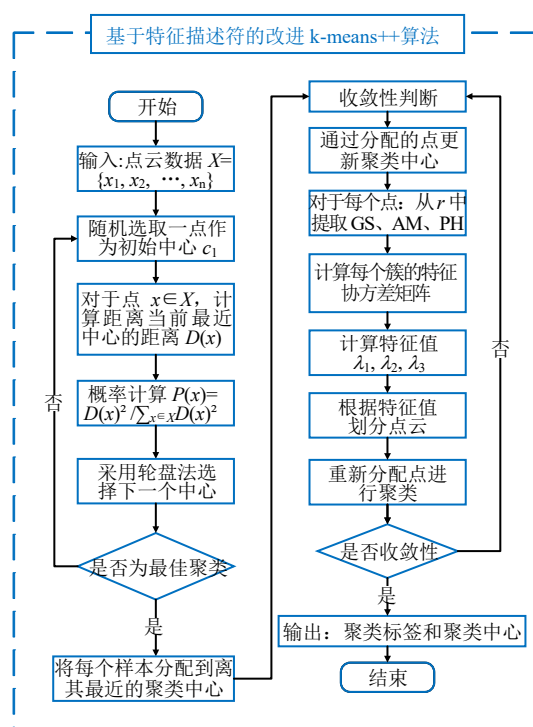


图 8 改进算法流程图

Fig.8 Improved algorithm flow chart

2.4 聚类算法评价

由于 k-means++ 的便捷性经常被用来做数据处理。但是该算法 k 值的选择至关重要,选择的好坏对聚类效果有着直接影响。因此本文采用轮廓系数聚类评价指标进行 k 值选择的评价分析,即在给定范围 $[a, b]$ 内对不同的 k 值分别进行聚类操作,再利用聚类效果的评价指标,来给出相应的最优聚类结果,验证结构面分组的效果。

Silhouette 值描述目标在所属簇与其他簇之间的相似性,取值范围为 $(-1, 1)$ 。值越大表示目标与所属簇的匹配程度高,与其他簇的匹配程度低,较高的 Silhouette 值对应更好的聚类结果,而较小或

负值则可能意味着分簇过多或过少。Silhouette 是通过距离矩阵来计算得到的, 以下是其详细定义。

首先定义样本的内聚度 $a(i)$: 假设数据集已通过聚类算法分类, 对于目标 i 有 $i \in C_i$ (C_i 为目标 i 所归属的聚类簇, 由数据集经过聚类算法分类所得), 则有:

$$a(i) = \frac{1}{|C_i| - 1} \sum_{j \in C_i, i \neq j} d(i, j) \quad (12)$$

式中: $d(i, j)$ 是目标 i 和 j 在簇 C_i 中的距离; $a(i)$ 的公式即为 i 与同簇之间其他目标的平均距离, 表示 i 被分配到该簇的好坏程度。

接着定义不同簇的不相似程度 $b(i)$, 对于目标 i 有 $i \in C_i$, C_k 表示第 k 个簇。

$$b(i) = \min_{k \neq i} \frac{1}{|C_k|} \sum_{j \in C_k} d(i, j) \quad (13)$$

式 (13) 的含义为将 i 到除 C_i 簇外其他簇 C_k 中的点之间的平均距离作为簇之间的平均不相似度。计算时需遍历其他类簇得到多个值 $\{b_1(i), b_2(i), b_3(i), \dots, b_m(i)\}$, 从中选择最小的值作为最终的结果。

因此, 目标 i 的 Silhouette 值的定义方式 $s(i)$ 为

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))}, \text{ if } |C_i| > 1 \quad (14)$$

且

$$s(i) = 0, \text{ if } |C_i| = 1 \quad (15)$$

即

$$s(i) = \begin{cases} 1 - a(i)/b(i), & \text{if } a(i) < b(i) \\ 0, & \text{if } a(i) = b(i) \\ b(i)/a(i) - 1, & \text{if } a(i) > b(i) \end{cases} \quad (16)$$

从式 (16) 可以看出 $-1 \leq s(i) \leq 1$, 当 $a(i) \ll b(i)$ 时, $s(i)$ 接近于 1, 对于簇中 i 来说, $a(i)$ 越小, 那么 i 被分配越合理。而 $b(i)$ 值较大时, 从邻近簇来说, i 被分配到现在所在簇的结果不是合理的。因此当 $s(i)$ 的值接近于 1 时, 说明分配到所在簇是极其合理的。当 $s(i)$ 接近于 -1 时, 说明目标 i 更应该被分配到邻近簇。当 $s(i)$ 接近于 0 时, 说明目标 i 在两个簇的边界点上。

在岩体工程调查中, 结构面组数往往难以通过人工方式准确判定, 尤其是在大规模点云场景下, 专家判断不可避免带有较强的主观性。为此, 本文引入 DBI 与 MAD, 并结合 SC 作为聚类效果的综

合评价指标, 以避免单一评价方法可能带来的偏差。通过对比分析不同聚类数 (k 值) 下的 SC、DBI 与 MAD 表现, 从而验证聚类数的合理性并确定最优聚类结果。

2.5 结构面产状计算

根据识别结果, 保留点云数量大于 200 个的平面用于提取结构面产状信息。采用最小二乘拟合法进行平面拟合, 利用拟合平面的法向量 $(\eta_1, \eta_2, 1)$, 通过以下公式计算结构面的倾角 DA 和倾向 DD。

$$DA = \arccos \frac{1}{\sqrt{\eta_1^2 + \eta_2^2 + 1}} \quad (17)$$

$$\text{当 } -\eta_1 \geq 0, -\eta_2 \geq 0, DD = \arcsin(-\eta_1 / \sin DA)$$

$$\text{当 } -\eta_1 < 0, -\eta_2 > 0, DD = 360^\circ - \arcsin(\eta_1 / \sin DA)$$

$$\text{当 } -\eta_1 < 0, -\eta_2 < 0, DD = 180^\circ - \arcsin(-\eta_1 / \sin DA)$$

$$\text{当 } -\eta_1 > 0, -\eta_2 < 0, DD = 180^\circ + \arcsin(\eta_1 / \sin DA) \quad (18)$$

综上, 本文所提方法不仅在理论上具有创新性, 更能有效应对实际工程中噪声干扰、结构面局部突变识别、结构面组数划分等关键问题, 对岩体结构面自动识别及后续工程稳定性分析具有实用价值。

3 方法应用

3.1 研究区概况

本文以浙江省台州市玉环市清港镇芳斗村的岩质边坡为研究对象。芳斗村地处清港镇东北部, 距清港镇 4.8 km, 研究区地理位置如图 9 所示。村内地形较陡峭, 边坡坡度多为 50° 以上。坡顶植被发育, 坡面被大量复杂的节理裂隙切割, 存在很多潜在的不稳定块体。

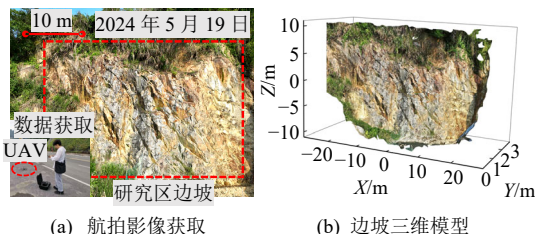


图 9 研究区边坡数据获取及模型构建

Fig.9 Acquisition of slope data and model construction for the study area

研究区边坡位于侵蚀剥蚀低丘陵区, 海拔高程在 5~157 m, 区内表部为残坡积含碎石粉质黏性土, 下伏基岩为下白垩统高坞组 (K_{lg}) 凝灰岩, 块状构造, 岩质坚硬, 节理发育, 人类工程活动较强烈。

根据产状特征, 坡表人工观测到的结构面有 4 组平面结构面, 还有线性结构面。如图 10 所示, 第 1 组和第 4 组为向边表外陡倾的结构面, 其产状与边坡临空面接近, 也是研究区域分布最多的结构面; 第 2 组为斜切坡表的陡倾结构面, 这组结构面与其他组结构面相互切割, 容易形成局部不稳定块体, 破坏边坡稳定性; 第 3 组为向坡外缓倾的结构面, 这组结构面容易形成潜在滑动面, 对边坡整体稳定性具有显著的控制作用。

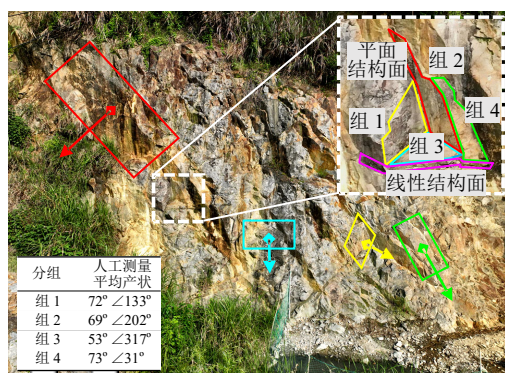


图 10 边坡结构面分组

Fig.10 Discontinuities grouping of the slope

研究区内复杂的应力条件导致出现多种形态的结构面, 例如平面结构面和线性结构面。平面结构面分布广泛, 是结构面的主要类型, 也是本文主要识别对象。线性结构面沿着露头表面延伸, 主要见于第 3、4 组结构面附近, 以不同延伸线条为主要特征。不同形态结构面其点云数据的特征也有区别, 因此, 针对不同类型结构面的识别在本文也有涉及。

3.2 研究区边坡结构面点云数据获取

3.2.1 边坡航拍影像获取

研究采用 DJI Mavic 3E 无人机测量, 根据研究区域边坡规划拍摄航线, 从左到右、由上及下采用“Z”形多视图近景摄影法拍摄, 如图 11 所示。为确保航拍安全以及坡面岩体信息采集精细完整^[43], 飞行参数设置如表 2 所示。无人机航线布设见图 12。

3.2.2 点云数据的获取与处理

航拍影像采用三维重建软件获取结构面三维点云数据, 并基于 ICP 算法进行点云数据拼接 (如图 13 所示), 使航拍公共区域的点云更加稠密, 结构面特征信息更加完整。

研究区岩质边坡如图 14(a)所示, 通过上述方法获得的研究区边坡岩体结构面点云数据总共有 1 420 万个点, 可视化后的研究区域的实际图像如图 14(b)所示, 计算获得点云数据的最优邻域影响半径为 2.7 cm (点间距为 0.55 cm)。

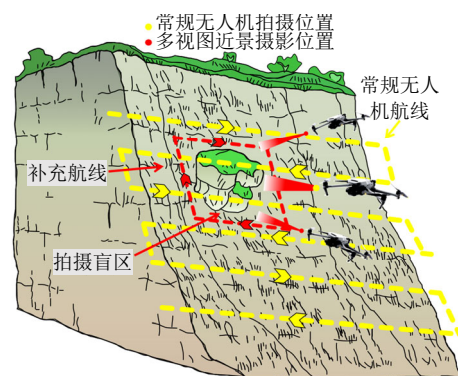


图 11 多视图近景摄影测量

Fig.11 Multi-view close-range photogrammetry

表 2 无人机飞行参数

Table 2 Flight parameters of UAV

航高	飞行角度	镜头倾角	影像数量	架次	航线数量	重叠度/%
动态调整	正视 下视 仰视	与边坡结构面产状垂直	186	1	3 (1 次常规+ 2 次补飞)	80

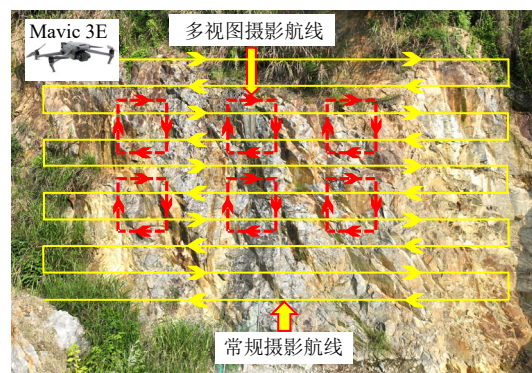


图 12 无人机航线布设及航拍测区

Fig.12 UAV route layout and aerial survey area

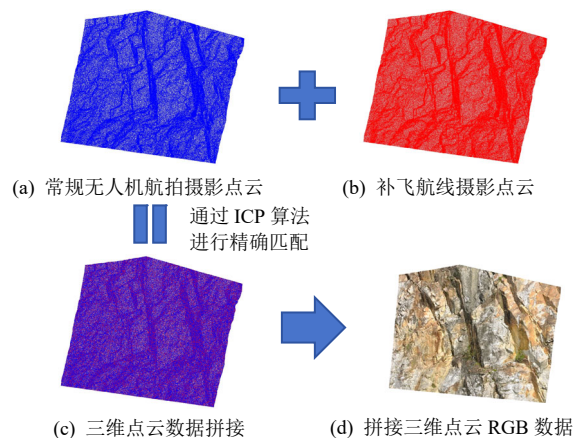


图 13 三维点云数据拼接过程

Fig.13 3D point cloud data splicing process

为在保留岩体结构面几何特征与频率特征的前提下有效抑制点云噪声, 本研究在结构面特征提取前采用双边滤波法进行点云去噪, 滤波参数设置

为: 空间核宽度 $\sigma_s=1.10\text{ cm}$ (约为点间距的 2 倍), 以控制局部平滑范围; 属性核宽度 σ_r 设置为全局曲率标准差的 $\text{std}(\text{GS})/4 \sim \text{std}(\text{GS})/5$, 以适应不同形态结构的几何波动。

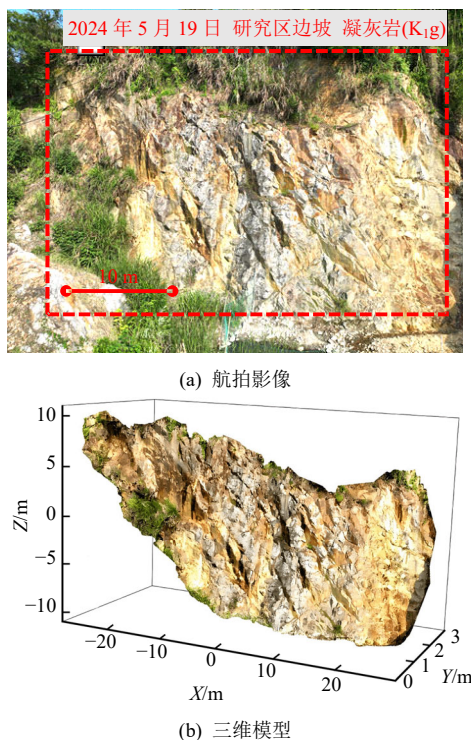


图 14 新鲜岩体露头面点云模型处理结果

Fig.14 Processing results for outcrop point cloud model of fresh rock mass

3.3 特征描述符的计算与可视化

为实现对岩体结构面的高精度自动识别, 本文基于点云数据的几何特征及信号特征值, 融合各点的特征作为结构面识别描述符, 提升特征判别能力与鲁棒性。具体而言, 单点的描述符形式为

$$D_i=[\text{GS}_i, \text{AM}_i, \cos\text{PH}_i, \sin\text{PH}_i] \quad (19)$$

式中: GS_i 为高斯曲率, 用于反映点云局部邻域的几何起伏; AM_i 为傅里叶振幅值, 反映局部空间周期性强度分布; PH_i 为傅里叶相位值, 捕捉点云中潜在方向性振荡特征。点云特征描述符对数据集识别效果如图 15 所示。

上述特征均在固定邻域影响半径 ($r=2.7\text{ cm}$) 内进行计算, 综合表达了结构面几何形态和周期性纹理的多重特征。在融合特征构建前, 采用双边滤波对原始点云数据进行预处理, 以在抑制噪声干扰的同时最大限度保留结构边界信息。构建后的描述符经归一化处理, 并在后续聚类阶段作为结构面判别的关键输入。

该特征描述符不仅包含形状信息 (曲率), 还融合了频域的结构纹理特征, 具有良好的互补性与判别力, 为后续的点云结构面分类提供了高质量的数据支撑。

3.4 改进 k-means++ 算法结构面识别与聚类评价

将构建的多维描述符输入至改进的 k-means++ 聚类算法中, 初始质心的选取以特征空间的分布均匀性为准则, 引导聚类向结构面区域收敛。在聚类过程中, 依据每个点在描述符空间中的相似性进行簇划分, 同时构建候选聚类簇的协方差矩阵, 并基于特征值判断该簇的局部平面性, 确保聚类结果的特征一致性。

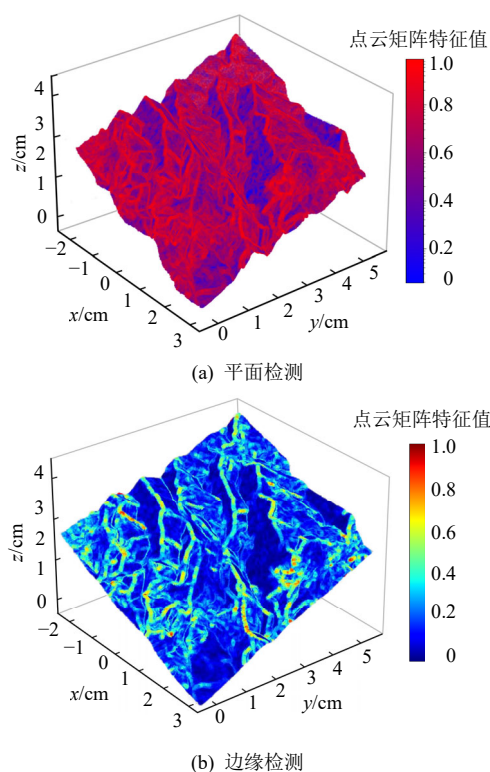


图 15 点云特征描述符识别过程

Fig.15 Recognition process for the feature descriptor of point cloud

如图 16 所示, 该方法成功将复杂地貌条件下的点云数据划分为多个具有明显边界的结构面簇, 尤其在形态起伏较大或存在遮挡的区域, 依然实现了稳定识别。

通过计算 Davies-Bouldin 指数、平均角度偏差和轮廓系数 (如图 17 所示), 进行聚类数合理性评价。结果表明, 当聚类数 $k=4$ 时, 轮廓系数达到峰值 0.77, DBI 处于最小值 0.28, 且平均角度偏差为 10.6° , 各簇的 MAD 均小于 15° , 簇内产状一致性良好, 聚类效果最佳。因此, 综合以上聚类评价指标计算结果, $k=4$ 是稳健且合理的聚类数。

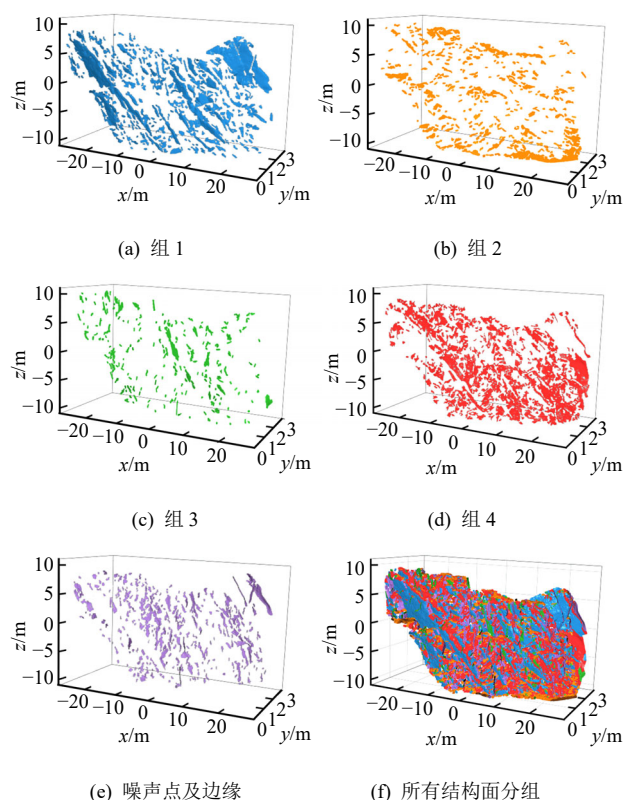


图 16 使用 PFD 方法进行岩体结构面提取结果
Fig.16 Extraction results of rock mass discontinuities using PFD method

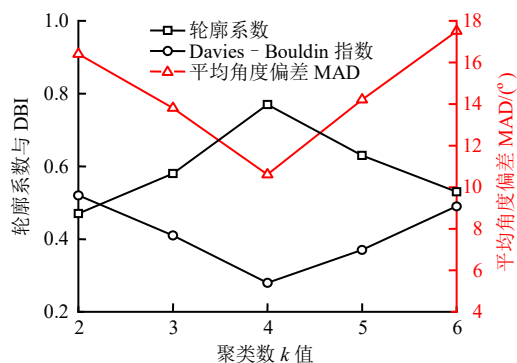


图 17 聚类评价指标与聚类数 k 值的关系图
Fig.17 Relationship between clustering evaluation index and clustering number k value

为展示聚类数量选择的合理性, 本文对比了 $k=2, 3, 4, 5, 6$ 不同聚类数下的识别结果 (如图 18 所示)。对比结果表明, 聚类数的设定对结构面识别效果具有显著影响。当 $k=2$ 或 $k=3$ 时, 部分优势结构面被合并, 导致识别结果不足, 未能完整反映真实的结构面分布特征。当 $k=4$ 时, 识别出的结构面分组与人工测量结果高度一致 (如图 10 所示), 方向分布清晰且集中, 聚类效果最佳。继续增加聚类数至 $k=5$ 和 $k=6$ 时, 出现了过分割现象, 即同一优势方向被划分为多个子簇, 导致主方向峰值被削弱,

同时产生少量由边缘点或噪声点形成的小簇, 缺乏工程意义。综合对比结果可知, 最佳聚类数为 $k=4$, 这一结论与基于轮廓系数的判别结果保持一致, 从而进一步验证了聚类数量选择的合理性。

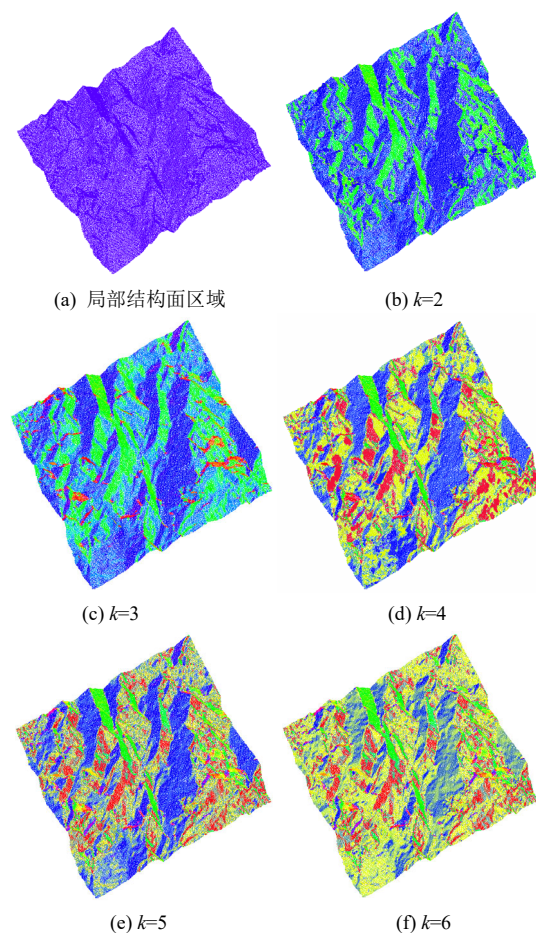


图 18 不同 k 值的识别结果
Fig.18 Recognition results of different k values

3.5 对比和验证

3.5.1 近邻点对比试验

为验证本文采用的近邻点方法在不同点云密度下的适用性与鲁棒性, 本文通过两组点云进行对比试验: 一组为密集区点云 (平均点间距为 0.025 m), 一组为稀疏区点云 (平均点间距为 0.150 m)。在每组数据上, 比较了固定半径法、KNN 法 (最邻近样本数量 $K=20$) 与自适应半径法的近邻点识别指标:

- (1) 近邻点数量。
- (2) 离群点数量。
- (3) 平面拟合残差。

根据表 4, 不同近邻点选取方法在密集区和稀疏区的表现差异显著。固定半径法在密集区邻域覆盖有限, 在稀疏区近邻点数量较少, 虽然平面拟合残差较低, 但难以充分反映局部几何特征。KNN 法

由于点数固定,但密集区邻域覆盖仍有限,而在稀疏区邻域半径扩大,容易引入非近邻点和噪声,导致平面拟合残差较高,近邻点选取精度受限。自适应半径法则根据点间距动态调整影响半径,使密集区邻域充分覆盖局部特征,稀疏区邻域得到合理控制,同时离群点数量少、平面残差适中,整体邻域选取精度最佳。综上,自适应半径法在稀疏区和密集区均能实现合理的邻域点选取,提高结构面局部特征估计精度,表现出更强的适应性与稳健性。

表 4 不同方法近邻点识别指标
Table 4 Identification index for neighbor points of different methods

方法	区域	近邻点数量	离群点数量	平面拟合残差
固定半径法	密集	17	1	0.151 4
	稀疏	6	0	0.157 8
KNN法	密集	20	2	0.237 1
	稀疏	20	6	0.235 6
自适应半径法	密集	36	3	0.262 1
	稀疏	14	1	0.221 5

3.5.2 结构面提取对比

本文采用经典 DBSCAN 聚类算法进行结构面提取与本文所提对照。图 19 是结构面提取可视化图。如图所示,相比于本方法的结构面提取结果,DBSCAN 算法在结构面提取过程中对噪声及边缘的识别能力不足,影响结构面识别的准确性。产生这种结果的原因是该方法依赖法向量和共面准则,并通过密度聚类识别结构面,这种识别方式无法识别出表面有变化或者局部变化较大结构面,对数据的突变非常敏感。

传统基于点云法向量的聚类方法在结构面识别中之所以存在局限性,是由于该方法通常依赖邻域点云法向量作为主要聚类特征,而法向量的稳定性极易受到点云噪声和局部几何突变的影响。当结构面局部突变时(如图 20 所示),点云法向量急剧变化,而 DBSCAN 算法容易将此类点云误识为噪声或形成不规则小簇,导致结构面识别结果准确性不足。

3.5.3 平均产状误差对比

为全面评价所提方法的识别精度,本文以人工测量结果作为评估结构面产状识别精度与误差的基准值,采用下述方式计算对比误差:首先,分别计算研究方法、DBSCAN 算法与人工测量之间的平均倾角和倾向差值,如图 21(d)所示,横向比较不同方法的识别精度;其次,在每组结构面内统计平均产状的标准差,展示识别结果的集中性与离散性;最

后,对比平均产状差值的均值和标准差均值(如表 5 所示),反映整体偏差水平及误差分布稳定性,通过以上方式多维度展示识别方法与人工测量结果误差,同时也客观对比了不同识别算法的性能差异。

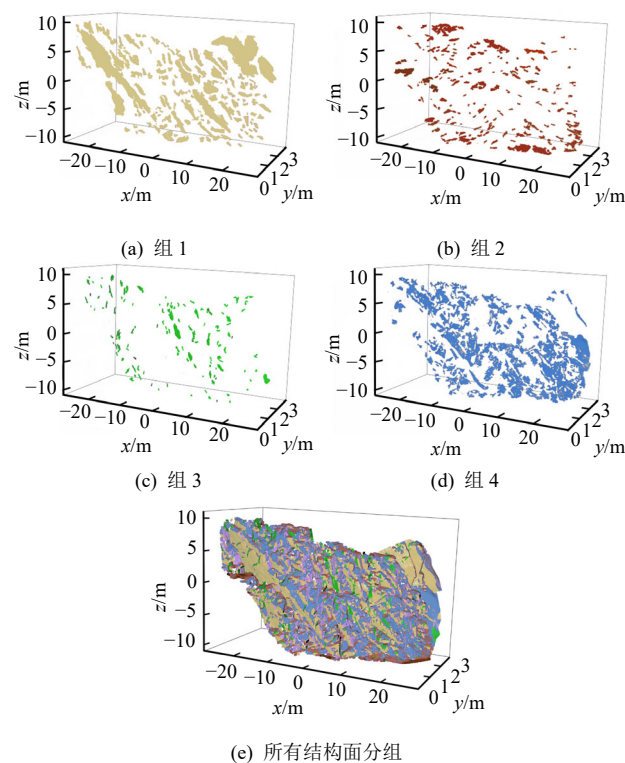


图 19 使用 DBSCAN 算法提取岩体结构面
Fig.19 Extraction results of rock mass discontinuities using DBSCAN algorithm

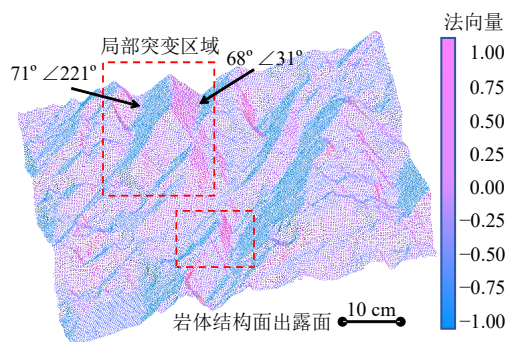


图 20 结构面法向量分布图
Fig.20 Normal vector distribution diagram of discontinuities

如表 5 所示,本研究方法识别的结构面产状与人工测量结果具有较高一致性。各组结构面的平均产状差值均值普遍较小,且标准差分布相对集中,说明该方法在整体偏差水平与误差稳定性方面均表现良好。与之相比,DBSCAN 算法的识别结果在倾角与倾向上均表现出更大的偏差,标准差亦明显高于本研究方法,反映出其在产状集中性与稳定性方面存在不足。整体来看,本研究方法在与人工测量

结果的吻合程度上显著优于 DBSCAN, 能够更准确反映实际结构面产状特征。

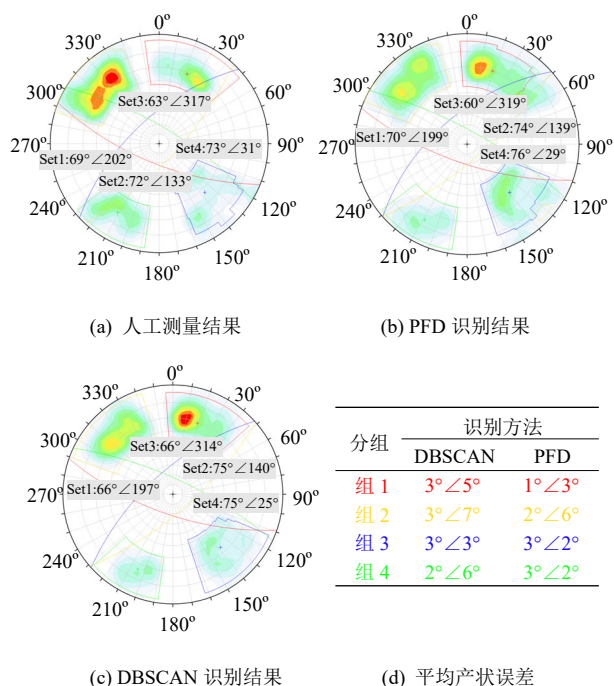


图 21 结构面的极点图 (等角度投影网)

Fig.21 Pole figure of discontinuity (equal angle projection network)

这是由于本文所采用的识别方法添加了点云特征描述符, 识别精度更高。该方法能有效识别出大部分结构面边界, 并过滤噪点。图 21 展示了不同识别方法的结构面极点图。通过对比发现: 本方法与人工测量结果的倾角和倾向的误差均值分别为 2.25°和 3.25°, 误差较小, 识别结果可靠。

3.5.4 算法性能验证

3.5.4.1 识别精度

为评估所提出识别方法的有效性, 本文与 DBSCAN 算法进行了聚类纯度 (每个聚类簇中占比最高的真实类别样本数之和与总样本数的比值) 和识别精度 (识别出的结构面与真实结构面的匹配程度) 的识别性能对比, 如表 6 所示。结果表明: 融合高斯曲率、傅里叶振幅和相位的识别方法显著提升了点云结构面识别的精度与稳定性, 相较于依赖法向量的传统方法, 该方法提取结构面的效果更优。

3.5.4.2 计算时间

为评估所提算法的处理时间, 本文在高性能计算平台上 (CPU: Intel i9-12900K 16 核 24 线程, GPU: RTX 4090 24G, RAM: 64GB), 对 1 420 万个点云进行识别, 并与 DBSCAN 算法进行对比。结果如表 6 所示。

表 5 平均产状误差对比

Table 5 Error comparison of mean occurrence

结构面分组	倾角/(°)			倾向/(°)		
	人工测量	DBSCAN (平均产状±标准差)	PFD (平均产状±标准差)	人工测量	DBSCAN (平均产状±标准差)	PFD (平均产状±标准差)
1	69	66±3.92	70±1.46	202	197±4.69	199±3.42
2	72	75±4.87	74±2.56	133	140±3.85	139±6.14
3	63	66±5.23	60±3.25	317	314±4.52	319±2.38
4	73	75±5.67	76±3.24	31	25±6.33	29±2.32

注: 倾角和倾向 DBSCAN/PFD 的误差均值为 2.75°±4.92°、5.25°±4.85°、2.25°±2.63°、3.25°±3.57°。

表 6 算法性能验证结果

Table 6 Verification results of algorithm performance

方法	聚类纯度	识别精度	计算时间/min
PFD	0.86	0.83	约 25
DBSCAN	0.78	0.75	约 110

在相同的硬件条件下, 本文提出算法仅用约 25 min 即可完成结构面识别。相比之下, DBSCAN 在同一数据集上的运行时间接近 110 min。主要原因在于: 首先, k-means++ 的计算复杂度较低, 在结构面数量有限、迭代次数较少的情况下可保持近似线性扩展性, 而 DBSCAN 的邻域搜索在高密度点云中开销较高。其次, 本文通过构建高斯曲率、幅值与相位的低维描述符, 将原始点云转化为特征表示, 有效降低特征计算与聚类的维度负担。然后,

k-means++ 的中心更新过程高度契合 CPU/GPU 的并行加速特性, 而 DBSCAN 则依赖大量随机邻域搜索, 难以充分利用硬件并行优势。最后, k-means++ 的初始化机制提高了聚类收敛速度, 使迭代次数大幅减少。综合上述因素, 本文方法在保证识别精度的同时, 展现出显著的计算效率优势, 适合大规模点云数据的快速识别。

3.6 方法的局限与研究展望

本研究提出了一种融合几何与频域特征、改进 k-means++ 初始化和局部共面性判定的点云结构面识别方法, 有效提升了算法在复杂、噪声点云数据下的鲁棒性与识别精度。尽管该方法在多个方面取得了改进, 但仍存在以下待优化之处: ①在点云共面性判定中, 方法主要依赖特征值分析, 并需设定

人为阈值或经验性规则。这使得在结构面边缘或过渡区域内,易出现误分类问题。为增强算法的鲁棒性与适应性,未来应进一步优化共面性判定机制,减少人工参数依赖。②方法中涉及多个关键参数(如邻域半径 r 、聚类数 k 等),对不同数据集或岩体场景的适应性有限。若缺乏自动调参机制或模型训练支撑,实际工程应用中操作复杂度较高。③对于与露头面近似平行分布的结构面,由于其几何特征与信号特征在点云数据中表现不明显,自动分组时易出现遗漏或误判,导致识别精度下降。该类“盲区”结构面仍是后续算法优化的重要方向。④在结构面聚类识别中,弧形结构面因平面假设常被忽略。本文虽利用局部曲率对其特征进行了初步刻画,但整体识别能力仍受限;在样本分布不均或特殊成因结构面存在的情况下,识别精度亦有待提升。⑤由于边坡表面点云在几何与信号特征上可能与部分真实结构面相似,现有方法尚无法完全剔除非结构面点云,局部区域中仍可能出现误判现象。

针对上述不足,未来的研究可从以下几个方面展开:其一,引入自适应参数优化机制,利用遗传算法、贝叶斯优化等全局搜索策略实现参数自动寻优,减少人工干预;其二,结合深度学习的特征提取能力,构建基于卷积神经网络的端到端点云学习模型,从空间分布与局部纹理信息中增强结构面边缘与过渡区域的判别能力;其三,为提高方法对不同数据集与岩体场景的适应性,可采用多尺度判定策略,在不同尺度下动态调整邻域范围,以强化对多尺度结构面的识别效果;其四,针对与露头面近似平行的结构面,可在改进的 k -means++ 中心点选取中引入判别性约束条件,提高对该类结构面的识别与分组能力;其五,对弧形结构面可探索二次曲面拟合与深度学习的融合策略,通过模型驱动与数据驱动结合、样本增强及多视角采集,提高识别的鲁棒性与泛化性;其六,为解决非结构面点云的残留问题,未来可引入平面面积、法向一致性等约束条件,强化算法对整体坡面的识别与过滤能力。

4 结 论

针对传统结构面聚类识别算法在刻画点云特征方面存在依赖法向量和共面原则的局限性的问题,本文提出了一种融合几何特征与信号特征的改进型结构面自动识别方法。通过多视图近景摄影测量技术获取结构面高精度影像数据,有效减少常规航拍产生的盲区,显著提升点云数据的完整性。该方法构建融合高斯曲率、傅里叶振幅和相位的多维

特征描述符,增强了点云的表征能力,并采用协方差矩阵特征值分析与改进的 k -means++ 聚类流程,实现了对结构面的更稳健判断。在聚类过程中,各特征发挥协同作用,提升了在复杂结构面识别场景下的适应性与分辨能力。

相比于传统聚类算法,该方法在结构面局部突变的岩质边坡数据中具有较高识别精度,能有效保留几何边缘并抑制噪声,且计算时间短。结构面分组与人工测量相同,结构面倾角误差为 2.25° ,倾向误差为 3.25° ,具备良好的工程适用性。

综上所述,本文提出的结构面识别方法突破现有技术对点云噪声和几何复杂性的处理限制,为岩质边坡结构特征的自动化解译提供了一种高精度、高鲁棒性的解决方案,具备在智能边坡分级、结构稳定性评估等工程地质场景中的广泛应用潜力。

参 考 文 献

- [1] 许文涛,李晓昭,章杨松,等. 基于摄影测量系统的岩体结构面精细识别表征及应用[J]. 测绘学报, 2022, 51(10): 2093-2106.
XU Wen-tao, LI Xiao-zhao, ZHANG Yang-song, et al. Fine identification and characterization of rock mass discontinuities and its application using a digital photogrammetry system[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(10): 2093-2106.
- [2] HAN J L, WANG J, DONG W C, et al. A new algorithm for high-speed identification of discontinuities on large-scale rock outcrop: a case study in Jinsha River suture zone[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2025, 1-25.
- [3] ZHANG Z, GUO J, YANG T, et al. Automatic recognition of rock discontinuities and rock quality evaluation in 3D point clouds based on DASP and 3D-SPVC[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2025, 58(11): 12253-12272.
- [4] CHEN Q, GE Y F, LI C D, et al. A human-machine interaction method for rock discontinuities mapping by three-dimensional point clouds with noises[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2025, 17(3): 1646-1663.
- [5] 叶震, 许强, 刘谦, 等. 无人机倾斜摄影测量在边坡岩体结构面调查中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(11): 1739-1746.
YE Zhen, XU Qiang, LIU Qian, et al. Application of unmanned aerial vehicle oblique photogrammetry to investigation of high slope rock structure[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020,

- 45(11): 1739-1746.
- [6] 王述红, 魏巍, 陈浩, 等. 基于 HDBSCAN 算法的岩体结构面产状识别及分组方法[J]. 东北大学学报(自然科学 31 版), 2022, 43(6): 888-896.
WANG Shu-hong, WEI Wei, CHEN Hao, et al. Identification and grouping method of strike information of rock mass based on the HDBSCAN algorithm[J]. **Journal of Northeastern University (Natural Science)**, 2022, 43(6): 888-896.
- [7] 陈昌富, 何旷宇, 余加勇, 等. 基于无人机贴近摄影的高陡边坡结构面识别[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2022, 49(1): 145-154.
CHEN Chang-fu, HE Kuang-yu, YU Jia-yong, et al. Identification of discontinuities of high steep slope based on UAV nap-of-the-object photography[J]. **Journal of Hunan University(Natural Sciences)**, 2022, 49(1): 145-154.
- [8] 易小凯, 武威, 张可坤, 等. 基于无人机虚拟多目数字图像的高边坡结构面露头几何信息自动识别与聚类[J]. 土木工程学报, 2022, 55(增刊 2): 139-148
YI Xiao-kai, WU Wei, ZHANG Ke-shen, et al. Automatic geometric information gathering and clustering of exposed discontinuities on high slopes based on virtual multi-vision images from drones[J]. **China Civil Engineering Journal**, 2022, 55(S2): 139-148.
- [9] KANG J Y, FU X D, SHENG Q, et al. Semi-automatic identification of rock discontinuity orientation based on 3D point clouds and its engineering application[J]. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, 2024, 83(5): 172.
- [10] 姚富潭, 吴明堂, 董秀军, 等. 基于贴近摄影测量技术的高陡危岩体结构面调查方法研究[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2023, 50(2): 218-228.
YAO Fu-tan, WU Ming-tang, DONG Xiu-jun, et al. Research on investigation method of discontinuities of dangerous rock mass based on nap-of-the-object photogrammetry[J]. **Journal of Chengdu University of Technology (Science and Technology Edition)**, 2023, 50(2): 218-228.
- [11] CHEN Q, GE Y F, TANG H M. Rock discontinuities characterization from large-scale point clouds using a point-based deep learning method[J]. **Engineering Geology**, 2024, 337: 107585.
- [12] 韩博. 基于非接触式摄影测量的高陡斜坡结构面采集与几何特征描述[D]. 长春: 吉林大学, 2022.
HAN Bo. Structural plane acquisition and geometric feature description of high and steep slope based on non- contact photogrammetry[D]. Changchun: Jilin University, 2022.
- [13] CHEN J Q, ZHU H H, LI X J. Automatic extraction of discontinuity orientation from rock mass surface 3D point cloud[J]. **Computers and Geosciences**, 2016, 95: 18-31.
- [14] 葛云峰, 夏丁, 唐辉明, 等. 基于三维激光扫描技术的岩体结构面智能识别与信息提取[J]. 岩石力学与工程学报, 2017, 36(12): 3050-3061.
GE Yun-feng, XIA Ding, TANG Hui-ming, et al. Intellectual identification and geometric properties extraction of rock discontinuities based on terrestrial laser scanning[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2017, 36(12): 3050- 3061.
- [15] 吴顺川, 李玉杰, 张化进, 等. 基于密度峰值改进的岩体结构面优势产状 K-means 聚类分析法[J]. 矿业研究与开发, 2022, 42(7): 137-143.
WU Shun-chuan, LI Yu-jie, ZHANG Hua-jin, et al. An improved K-means clustering algorithm for dominant occurrence of rock mass discontinuities based on density peaks[J]. **Mining Research and Development**, 2022, 42(7): 137-143.
- [16] RIQUELME A J, ABELLAN A, TOMAS R, et al. A new approach for semi-automatic rock mass joints recognition from 3D point clouds[J]. **Computer and Geoscience**, 2014, 68: 38-52.
- [17] ALBARELLI D, MAVROULI O C, NYKTAS P. Identification of potential rockfall sources using UAV-derived point cloud[J]. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, 2021, 80(8): 6539-6561.
- [18] HERRERO FERNÁNDEZ M J, PÉREZ-FORTES A P, ESCAVY FERNÁNDEZ J I, et al. 3D model generated from UAV photogrammetry and semi-automated rock mass characterization[J]. **Computers and Geosciences**, 2022, 163: 105121.
- [19] XU Q, YE Z, LIU Q, et al. 3D rock structure digital characterization using airborne LiDAR and unmanned aerial vehicle techniques for stability analysis of a blocky rock mass slope[J]. **Remote Sensing**, 2022, 14(13): 3044.
- [20] WU W, ZHANG K S, ZHU H H. A fast automatic extraction method for rock mass discontinuity orientation using fast k-means++ and fast silhouette based on 3D point cloud[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. [S. l.]: IOP Publishing, 2020.
- [21] YAN J H, CHEN J P, ZHAN J W, et al. Automatic identification of rock discontinuity sets using modified agglomerative nesting algorithm[J]. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, 2022, 81(6): 229.
- [22] 张化进, 吴顺川, 韩龙强. 基于 DBSCAN 选择性聚类集成的岩体结构面优势产状分组方法[J]. 岩土力学, 2022, 43(6): 1585-1596.
ZHANG Hua-jin, WU Shun-chuan, HAN Long- qiang.

- Dominant partitioning method of rock mass discontinuity based on DBSCAN selective clustering ensemble[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2022, 43(6): 1585-1596..
- [23] 朱云福. 基于三维激光扫描数据的岩体结构面识别方法研究及系统研制[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2012.
ZHU Yun-fu. The theory and system development of discontinuity identification based on 3D laser scanning data[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2012.
- [24] 李翠, 李杰林, 张良兵, 等. 基于无人机贴近测量的露天矿岩质边坡结构面自动识别[J]. 金属矿山, 2023(2): 146-153.
LI Cui, LI Jie-lin, ZHANG Liang-bing, et al. Automatic identification of discontinuities of open-pit rock slope based on UAV nap-of-the-object photography[J]. **Metal Mine**, 2023(2): 146-153.
- [25] 王培涛, 覃拓, 黄正均, 等. 基于三维点云的岩体结构面信息快速化识别方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(3): 503-519.
WANG Pei-tao, QIN Tuo, HUANG Zheng-jun, et al. Fast identification of geometric properties of rock discontinuities based on 3D point cloud[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2021, 40(3): 503-519.
- [26] DREWS T, MIERNIK G, ANDERS K, et al. Validation of fracture data recognition in rock masses by automated plane detection 87 in 3D point clouds[J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, 2018, 109: 19-31.
- [27] GE Y F, TANG H M, XIA D, et al. Automated measurements of discontinuity geometric properties from a 3D-point cloud based on a modified region growing algorithm[J]. **Engineering Geology**, 2018, 242: 44-54.
- [28] 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 Jing-song, XU Qiang, DONG Xiu-jun, et al. Application of improved regional growth algorithm to identification of rock mass discontinuities[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2025, 46(7): 2253-2264.
- [29] HU L, XIAO J, WANG Y. Efficient and automatic plane detection approach for 3D rock mass point clouds[J]. **Multimedia Tools and Applications**, 2020, 79(1): 839-864.
- [30] HU L, XIAO J, WANG Y. An automatic 3D registration method for rock mass point clouds based on plane detection and polygon matching[J]. **The Visual Computer**, 2020, 36(4): 669-681.
- [31] GALLANT M J, MARSHALL J A. Automated rapid mapping of joint orientations with mobile LiDAR[J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**. 2016, 90: 1-14.
- [32] SLOB S, VAN KNAPEN B, HACK R, et al. Method for automated discontinuity analysis of rock slopes with three-dimensional laser scanning[J]. **Transportation Research Record**, 2005, 1913: 187-194.
- [33] KONG D, WU F, SAROGLU C. Automatic identification and characterization of discontinuities in rock masses from 3D point clouds[J]. **Engineering Geology**, 2020, 265: 105442.
- [34] SINGH S K, RAVAL S, BANERJEE B P. Automated structural discontinuity mapping in a rock face occluded by vegetation using mobile laser scanning[J]. **Engineering Geology**, 2021, Volume 285, 106040, ISSN 0013-7952.
- [35] SINGH S K, BANERJEE B P, LATO M J, et al. Automated rock mass discontinuity set characterization using amplitude and phase decomposition of point cloud data[J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, 2022, 152: 105072.
- [36] GOLIAS N A, DUTTON R W. Delaunay triangulation and 3D adaptive mesh generation[J]. **Finite elements in analysis and design**, 1997, 25: 331-341.
- [37] HOPPE H, DEROSE T, DUCHAMP T, et al. Surface reconstruction from unorganized points[C]//Proceedings of the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. [S. l.]: [s. n.], 1992.
- [38] PAULY M, KEISER R, KOBELT L P, et al. Shape modeling with point-sampled geometry[J]. **ACM Transactions on Graphics (TOG)**, 2003, 22(3): 641-650.
- [39] YU Z Q, WANG T Y, GUO T, et al. Robust point cloud normal estimation via neighborhood reconstruction[J]. **Advances in Mechanical Engineering**, 2019, 11(4): 1687814019836043.
- [40] COCHRAN W T, COOLEY J W, FAVIN D L, et al. What is the fast Fourier transform?[J]. **Proceedings of the IEEE**, 1967, 55(10): 1664-1674.
- [41] OPPENHEIM A V, SCHAFER R W, BUCK J R. Discrete-time Signal Processing[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999.
- [42] DEMANTKÉ J, MALLET C, DAVID N, et al. Dimensionality based scale selection in 3D LIDAR point clouds[J]. **Laserscanning**, 2011, 3812: 97-102.
- [43] 国家测绘局. CH/Z 3005—2010 低空数字航空摄影测量规范[S]. 北京: 测绘出版社, 2010.
State Bureau of Surveying and Mapping. CH/Z 3005—2010 Specifications for low-altitude digital aerial photography[S]. Beijing: Surveying and Mapping Publishing House, 2010.