

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

徐志华, 郭戈, 孙钱程, 丰光亮, 何钰铭, 谢迪

An improved region growing algorithm in 3D laser point cloud identification of rock mass structural plane

XU Zhihua, GUO Ge, SUN Qiancheng, FENG Guangliang, HE Yuming, and XIE Di

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202303051>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于地面三维激光扫描的三峡库区危岩体监测

Monitoring of dangerous rock mass in the Three Gorges Reservoir area based on the terrestrial laser scanning method

褚宏亮, 邢顾莲, 李昆仲, 王国利, 段奇三 水文地质工程地质. 2021, 48(4): 124-132

基于数字表面模型的岩体结构面产状获取

Extraction of the discontinuity orientation from a digital surface model

宣程强, 章杨松, 许文涛 水文地质工程地质. 2022, 49(1): 75-83

三峡库区巫峡段典型岩体劣化特征研究

A study of the deterioration effect of limestone bank slope rock mass at the Wuxia section of the Three Gorges Reservoir area

闫国强, 黄波林, 代贞伟, 秦臻 水文地质工程地质. 2020, 47(4): 62-72

节理分布位置对岩体剪切破裂特征影响试验研究

An experimental study of the influence of discontinuous structural planes at different locations on the shear fracture characteristics of rock mass

郭朋瑜, 吉锋, 何双, 胡如刚, 梁德爽, 易林立, 蒋彦如 水文地质工程地质. 2019, 46(3): 81-81

岩体结构对岩质滑坡运动过程和堆积特征的影响研究

A Study of the influence of rock mass structure on the propagation processes and deposit characteristics of rockslides

张恩铭, 程谦恭, 林棋文, 谢宇, 王玉峰, 姚志勇, 孙先锋 水文地质工程地质. 2022, 49(3): 125-135

双重变异遗传算法及其在临界滑动面搜索中的应用

Double mutation genetic algorithm and its application to the critical slip surface search

覃伟 水文地质工程地质. 2021, 48(6): 161-170



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202303051

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. An improved region growing algorithm in 3D laser point cloud identification of rock mass structural plane[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2024, 51(2): 101-112.

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

徐志华^{1,2}, 郭戈¹, 孙钱程¹, 丰光亮^{1,2}, 何钰铭³, 谢迪³

(1. 湖北长江三峡滑坡国家野外科学观测研究站, 湖北宜昌 443002; 2. 中国科学院武汉岩土力学研究所岩土力学与工程国家重点实验室, 湖北武汉 430071; 3. 湖北省地质局水文地质工程地质大队, 湖北宜昌 443002)

摘要: 交错分布的结构面构成了岩体中的薄弱部位, 准确高效的岩体结构面识别和特征信息提取可为岩体稳定性评价提供重要依据。三维激光扫描技术可以极大地提高结构面勘测效率和精度, 但目前主流的点云分析算法存在结构面边缘识别模糊、点云分割准确性不能满足结构面特征信息提取精度等问题。因此, 考虑岩体结构面点云位置与其邻域的空间关系, 利用 KD-tree 数据结构进行最邻近搜索的体素下采样, 在稳健随机 Hough 变换的基础上改进了区域生长算法, 通过多特征值对区域生长分割参数进行修正, 依据点云法向量差值和特征终值进行结构面分割, 实现了结构面产状、间距、延展度信息的提取。研究表明: 与传统的主成分分析法和随机抽样一致法相比, 在室内块体模型组成的 24 个结构面中, 该方法在相同区域具有更高的识别率和准确率, 既能在复杂变化的平面区域保证数据的完整识别, 也能在平面的尖锐位置较好地分割边缘点云。利用该方法可以将 24 个结构面分为 6 组, 并在识别数据中获取对应的结构面特征信息, 与实际测量结果相比, 角度信息误差约为 1°, 距离信息误差 1 cm 以内。利用该方法在长江干流蟒蛇寨斜坡岩体中成功识别出 3 组结构面同时计算各组结构面间距与延展度信息, 并采用赤平投影图分析不同结构面组对斜坡稳定性的影响。所提出的方法在室内模型及现场斜坡验证效果良好, 可以为岩体结构面识别分割提供稳定且有效的技术支持。

关键词: 三维激光扫描; 点云信息提取; 区域生长算法; 智能识别; 岩体结构面

中图分类号: P642.3

文献标志码: A

文章编号: 1000-3665(2024)02-0101-12

An improved region growing algorithm in 3D laser point cloud identification of rock mass structural plane

XU Zhihua^{1,2}, GUO Ge¹, SUN Qiancheng¹, FENG Guangliang^{1,2}, HE Yuming³, XIE Di³

(1. National Field Observation and Research Station of Landslides in Three Gorges of Yangtze River, Yichang, Hubei 443002, China; 2. State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan, Hubei 430071, China; 3. Institute of Hydrology Engineering Geology in Hubei Geological Bureau, Yichang, Hubei 443002, China)

收稿日期: 2023-03-25; 修订日期: 2023-06-05

投稿网址: www.swdzcgdz.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(51979268); 岩土力学与工程国家重点实验室开放基金课题(SKLGME022026); 三峡后续工作地质灾害防治项目(0001212022CC60001)

第一作者: 徐志华(1987—), 男, 博士, 讲师, 硕士研究生导师, 主要从事岩土工程相关的教学及研究工作。E-mail: zh_xu@ctgu.edu.cn

通讯作者: 丰光亮(1987—), 男, 博士, 研究员, 博士研究生导师, 主要从事岩土工程围岩稳定性分析、预警及控制方面的研究工作。

E-mail: glfeng@whrsm.ac.cn

Abstract: The rock mass structural plane constitutes the weakest part of the rock mass. Accurate and efficient identification of rock mass structural plane and extraction of characteristic information can provide an important basis for the rock mass stability evaluation. 3D laser scanning technology can greatly improve the efficiency and accuracy of structural surface survey; however, the current mainstream point cloud analysis algorithms exist the problems that the edge recognition of structural surfaces is blurred and the accuracy of point cloud segmentation cannot meet the accuracy of structural surface feature information extraction. Considering the spatial relationship between the position of the point cloud of the rock mass structural plane and its neighborhood, the region growth segmentation parameters were corrected by multiple eigenvalues. The KD-tree data structure was used to perform the nearest neighbor search. The voxel was sampled, and the structural plane was segmented to realize the extraction of the structure plane occurrence, spacing, and extension information, based on the normal vector difference of the point cloud and the characteristic final value. The effectiveness of this method in structural plane identification was also verified by indoor models. The results show that compared with the traditional Principal Component Analysis method and Random Sample Consensus method, this method has a higher recognition rate and accuracy in the same area among the 24 structural planes composed of indoor block models. It can not only ensure the complete recognition of data in the complex and changing plane area, but also better segment the edge points in the sharp position of the plane. Using this method, 24 structural planes can be divided into 6 groups, and the corresponding structural plane feature information can be obtained. Compared with the actual measurement results, the angle information error is approximately 1° , and the distance information error is within 1 cm. This method identified three groups of structural planes in the Mangshezhai slope rock mass successfully in the main stream of the Yangtze River. The method proposed in this study has a good verification effect on indoor model and field slope, which can provide robust and effective technical support for the identification and segmentation of rock mass structural plane.

Keywords: three-dimensional laser scanning; point cloud information extraction; region growing algorithm; intelligently identifies; rock mass structural plane

岩体结构面为流体渗流提供了条件,是控制岩体变形和破坏的关键控制因素^[1],精确高效地获取岩体结构面信息是水电开发建设、矿产资源开采等工程重要的基础工作。随着科技发展,数字摄影、三维激光扫描等新型的无接触测量技术凭借自身大范围、高精度、高效率的特点成为在工程应用中获取结构面参数^[2-3]、危岩体监测^[4-5]等广泛使用的勘测手段。

结构面是岩体中的薄弱部位,通过三维激光扫描技术对岩体结构面特征信息进行采集,挖掘点云数据有效信息是岩体质量评价的基础。早在 1992 年,Hoppe 等^[6]就已经开始了从无组织点中识别面的研究,提出了针对面特征进行识别的基于局部表面的拟合法即主成分分析法(principle component analysis, PCA),具体是以各个点为核心进行邻域点获取,采用所有邻域点拟合局部微平面,以该微平面法向量代替核心点法向量,并将其作为识别面的主要特征,该思想为精确获得点法向量特征提供了依据;Pauly 等^[7]使用移动最小二乘法(moving least squares, MLS)为邻域点赋予距

离权值,从而降低距离对拟合效果的影响;Alliez 等^[8]提出融合 PCA 与 Voronoi 晶格法,通过选取局部点云构建微小晶格进而提取晶格的法向量作为点法向量,改善了特征计算的准确性。PCA 是以最小二乘法为核心的法向量计算方法,高效、简易的特点使其成为进行表面数据特征提取广泛使用的方法。

为了实现通过主要特征分割点云结构,模糊聚类、K 均值聚类、区域生长等划分数据结构的算法也被广泛应用,聚类算法主要通过点与点距离、角度等作为特征,而区域生长则是基于数据自身的特点,如法向量、区域曲率等完成分割。Slob 等^[9]基于 PCA 引入多种插值法进行点云三角网格化,然后通过模糊 K 均值聚类实现结构面的识别分割;刘昌军等^[10]基于柱面投影 Delaunay 对点云进行三角重构,并采用模糊 C 平均群聚法、模糊群聚法(fuzzy K-mean, FKM)进行识别分割;Nurunnabia 等^[11]结合 PCA 与区域生长,通过获取点间法向量特征差异完成了结构分割。然而以 PCA 为核心的计算特征的方法本质仍为最小二乘

法,虽然引入不同权值以及三角晶格等方法一定程度改善了对尖锐数据处理的效果,但依旧存在平滑性强和抗噪性弱的特点,同时三角晶格处理也会损害原始数据,造成表面失真^[12],因此,更多学者开始考虑引入抗噪性强的方法对原始点云数据直接进行识别分割操作。Tarshakurdi等^[13]率先提出点云中的 Hough 变换的应用,该方法通过将点云法向量计算转化为数值峰值统计提高了对抗噪性,保证了数据结构稳定;章大勇等^[14]利用参数对偶性改进 Hough 变换,避免了参数不一致等问题,但主要针对大规模平面地标,对变化复杂区域不敏感;Boulch等^[15]基于随机 Hough 变换,提出了一种通过概率密度确定法向量的抗噪手段,加强了点云尖锐识别,提高了法向量计算能力;Schnabel等^[16]通过考虑随机抽样一致法(random sample consensus, RANSAC),引入多种形态检测,提出了点云形状检测(RANSAC shape detection, RSD)方法,通过检测点云区域是否可以构成特定的形状来分割点云,目前可以检测的形状分别包括平面、球体、圆柱体、锥体和环面等;葛云峰等^[17]通过将反距离加权插值与区域生长融合,减弱了离散的边界点对识别效果的影响;薛婧雅等^[18]基于超体素与区域生长结合进一步提高分割的准确度;陈娜等^[19]结合 PCA 与 RANSAC 算法,对边坡结构面点云进行识别。

在结构面识别与分割的基础上,需要进一步提取结构面的详细描述信息,如产状、间距以及延展度等。考虑到结构面法向量特征,通常求取法向量,基

于坐标转换获得结构面产状^[20-22],产状分组后,沿着法向量方向进行两平面距离计算获取结构面间距^[23]。由于野外环境复杂,延展性要考虑实际环境影响,一般只能获取露出面的迹长进行判断。三维激光扫描技术的应用可以精确地建立岩体结构的表面模型,岩体结构面信息的准确获取与结构面的识别、分割紧密相关。在利用三维激光扫描技术获取大量点云的基础上,如何准确识别与分割结构面,尤其是提高典型部位的识别效率与点云抗噪能力,是目前还需要进一步探索的问题。

鉴于此,本文尝试在稳健随机 Hough 变换的基础上对区域生长算法进行改进,结合结构面的特征,建立高效、抗噪的结构面识别与分割方法,在此基础上提出结构面特征信息提取方法,旨在为岩体结构面基础数据的提取提供技术参考。

1 改进的区域生长算法

区域生长是以数据特点作为判断标准,通过任意点与周围点进行特征对比,将具有相似性质的数据点合并(图1),进而实现区域识别分割的方法。根据其核心原理,基于稳健随机 Hough 法向量差值的区域生长需要注意的关键问题主要包括:种子点的选取,特征判断标准以及计算停止条件。

1.1 点云数据的识别分割

(1) 种子点的选取

一般采用人机交互和算法自主2种方式选取种子

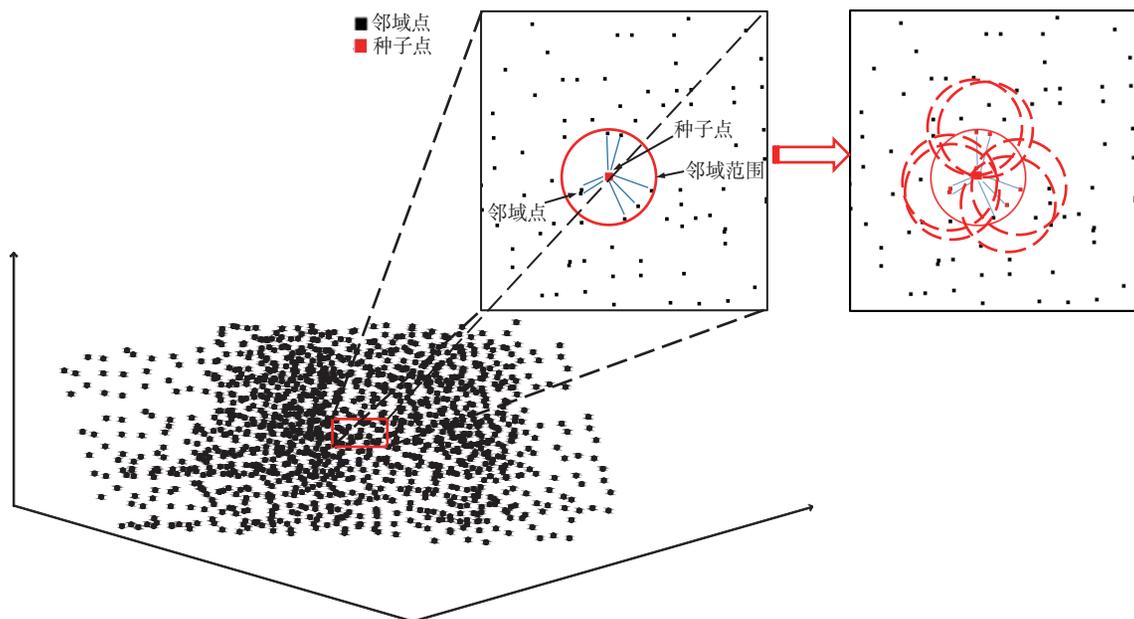


图1 区域生长原理图

Fig. 1 Region growing principle

点,但为了降低主观因素的影响,目前多采用算法自主选取。初始种子点分布在结构平缓区可以加快分割主体的速度,通常做法是通过曲率值大小判断是否处于平缓区,但仅通过曲率单值判断存在较大随机性,且非结构主体的噪点均会影响计算,因此本文引入多个特征值,确定一个特征终值替代曲率单值进行点云排序,特征值参考 Hackel 等^[24]所定的标准。特征终值(F)受点空间位置影响, F 越小所处区域越平滑,通过选取最小特征终值点作为初始点,既保证了点的合理性,又能降低人工干扰,确保改善计算效果。

$$\begin{cases} O = (\lambda_1 \cdot \lambda_2 \cdot \lambda_3)^{\frac{1}{3}} \\ E = -\sum_{i=1}^s \lambda_i \cdot \ln \lambda_i \\ S = \lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3) \\ V = 1 - \left| \left[\begin{array}{ccc} 0 & 0 & 1 \end{array} \right], \vec{e}_3 \right| \end{cases} \quad (1)$$

$$F = \sqrt{O^2 + E^2 + S^2 + V^2} \quad (2)$$

式中: λ_1 、 λ_2 、 λ_3 ——邻域点矩阵对应的特征值, $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$;

O 、 E 、 S 、 V ——点云尖锐特性的描述值,分别是不变性、特征熵、曲面变化度以及垂直度;

\vec{e}_3 ——邻域点矩阵对应的第 3 个特征向量。

(2) 特征判断标准

通常自然结构面由较规则平面与尖锐棱边构成,野外勘察主要以尖锐棱边作为分界,结构面不同朝向作为特征进行分组。对于岩体结构面点云,同一朝向结构面应具有相同或相近的法向量,基于此特征本文以不同区域法向量是否共线作为主要判据、特征终值作为辅助判据进行二次判断。

稳健随机 Hough 变换利用统计学思想,改善了抗噪及对尖锐部位的计算能力,后续将基于此获取区域生长判据。该方法的核心是在邻域内随机挑选 2 点与种子点构成平面,遍历所有组合并统计出现概率最高的法向量作为正确值。由于种子点空间位置会影响随机点组合,因此必须明确点云所处位置以便设置邻域(K)进行后续识别。通常结构面中任意一点 P_i 存在以下 3 种位置状态,即① P_i 点远离边缘、尖锐处;② P_i 点靠近边缘、尖锐处;③ P_i 点位于边缘、尖锐处。在 K 内随机选取不共线 2 点与 P_i 组成平面,①、③均会因为符合“随机”正态分布获得正确值,即概率最高法向量;而②中以 P_i 点为界限, K 被分为 K_{p1} 和 K_{p2} ,所得

法向量概率会偏向点数较多的一边即 P_i 所处的一边,从而获得正确法向量。

因此,在上述点云位置规则下,为了计算每个点法向量,需要基于点云数据建立拥有不同数值范围的储值容器,确定种子点 P_i 的邻域,在邻域内任选不共线 2 点 P_{k1} 、 P_{k2} 与 P_i 构成平面 T_i ,并遍历所有组合将 T_i 的法向量投票放入对应取值范围的储值容器,循环计算投票,求取概率最高法向量值的均值作为 P_i 、 P_k 的法向量正确值 \vec{N}_{P_i} 、 \vec{N}_{P_k} ,同时获得其角度差值(θ_i)与特征终值差值(F_i)。若 $\theta_i < \theta_{th}$,则将 P_k 列为潜在种子点;同时若 $F_i < F_{th}$,则以 P_k 作为新种子点继续生长;若不满足阈值条件,则放置该点,等待后续再次计算。

(3) 计算停止条件

由于计算中点的遍历组合会出现大量平面,数据无限制迭代会浪费大量资源和时间,为了确保效率和精度,本文引入 KD-tree 最邻近搜索的体素下采样,在保证原始数据特征不变的条件下控制邻域点数量且设置最大计算平面数(T_{max})和置信度来停止计算法向量,设置最小聚类点数(C_{min})停止区域生长。在计算中若达到了 T_{max} ,或结果拥有足够置信度则可停止法向量计算,当可参与生长的点数小于 C_{min} 即停止生长。

基于上述 3 个重要因素,改进的区域生长算法实施步骤可归纳为:

步骤 I: 对原始数据初步去噪,进行 KD-tree 最邻近搜索的体素下采样,得到新的数据点集合 $\{P_s\}$;

步骤 II: 基于 $\{P_s\}$, 计算 F 并将点云排序,以 F_{min} 为标准,选取初始种子点(P_{si})加入种子点序列;

步骤 III: 设置邻域(K),建立 n 个储值容器且每个容器对应法向量取值范围为 $2\pi/n$,在 K 内任选不共线 2 点 P_{sk1} 、 P_{sk2} 与 P_{si} 构成平面 T_{si} ,遍历所有组合将 T_{si} 法向量投票进对应容器;

步骤 IV: 多次递增或递减容器范围,循环计算投票,取票数最多的容器均值 $\vec{N}_{P_{si}}$ 、 $\vec{N}_{P_{sk}}$ 作为 P_{si} 、 P_{sk} 法向量值;

步骤 V: 重复步骤 III—IV 直到满足 T_{max} 和置信度,获取所有点法向量值。设置 θ_{th} 与 F_{th} ,获取角度差值 θ_{si} 与终值差值 F_{si} ;

步骤 VI: 若 $\theta_{si} < \theta_{th}$, $F_{si} < F_{th}$ 则将该邻域点纳入种子点序列,否则纳入未归类序列,等待后续再次判断;

步骤 VII: 重复步骤 VI 直到满足 C_{min} ,得到区域 A_i ;

步骤 VIII: 重复步骤 V—VII 直到所有点被遍历获得

区域划分结果。

通过上述步骤, 可以将目标数据点云划分为多个平整且着色不同的区域。

1.2 主要参数要求

(1) 搜索邻域

邻域(K)代表 P_i 的搜索范围, 使用搜索点数设定。不同 K 值主要影响识别效果以及计算时间。为了减少经验判断的影响, 本文用点云密度确定 K 的取值, 如式(3)所示。通常邻域搜索范围越小, 种子点特征越强, 结构面分割越细碎。

$$K_Q = \frac{Q_{i_{\min}}}{V} \quad (3)$$

式中: Q ——点云的数量;

V ——点云空间的体积/ m^3 ;

i_{\min} ——点云数据间的最小距离/ m 。

(2) 角度阈值和终值阈值

角度阈值(θ_{th}) $\in [0, \pi]$, 数值越大, 点间差距越小, 所识别出的区域越少。为了保证对优势结构面的识别, 通常选较小值来放大不同结构面间的区别, 提高识别效果; 终值阈值(F_{th}) $\in [0, 5]$, 主要控制法向量筛选后的复查与计算的时间, 属于结构性参数, 对识别效果影响较小。

(3) 最大计算平面数、置信度以及最小聚类点数

最大计算平面数(T_{max})和置信度控制法向量计算效果与时间, 最小聚类点数(C_{min})控制离散小型结构面数量。考虑到识别结构面尺度的需求, 需根据局部点云密度确定 C_{min} , 通常取值范围为 $[50, 150]$, 而 T_{max} 为 800 即可达到 0.95 以上置信度, 因此后续均采用该设置。

1.3 结构面信息获取

(1) 结构面产状信息

野外结构面产状与面朝向有关, 对于点云则需要通过法向量求得对应产状信息。采用本文已计算出的法向量, 根据式(4)进行信息转换, 在实际操作中, 点云独立坐标轴 X 、 Y 必须对应实际中的正东、正北。若结构面单位外法向量为 $\vec{n} = (a, b, c)^T$, $c > 0$, 则产状可表示如下:

$$\begin{cases} \beta = \arccos c \\ s = a / \sin \beta \\ \alpha = \arcsin s & a, b \geq 0 \\ \alpha = 360^\circ - \arcsin(-s) & a < 0, b > 0 \\ \alpha = 180^\circ - \arcsin s & a, b < 0 \\ \alpha = 180^\circ + \arcsin(-s) & a > 0, b < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: α ——结构面的倾向/ $^\circ$;

β ——结构面的倾角/ $^\circ$ 。

(2) 结构面间距信息

结构面间距以同组内结构面间的距离表征, 但由于点云具有一定随机性, 存在 3 种主要关系影响间距计算: ①结构面大小不一, 存在结构面(较大簇)与结构面(较小簇)相邻近; ②结构面并非规则平面, 即结构面间不完全平行; ③计算时存在结构面连续状态与非连续状态, 连续状态即以结构面所处平面为单位, 非连续状态以结构面自身为单位。

综合上述情况, 本文通过最邻近搜索将结构面(较大簇)与邻近较小簇整合排序, 并建立二维投影面获取结构面投影线, 在投影线上以一定间隔构建正交测线, 最终统计正交测线与不同投影线交点间的距离并将其均值作为结构面间距(式 5), 同时为了更符合现场岩体结构面分布的情况, 间距将以非连续状态计算。

$$\overline{D}_{i,j} = \frac{\sum_{i,j=1}^n \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}{n} \quad (5)$$

式中: $\overline{D}_{i,j}$ ——结构面投影线间平均距离/ m ;

x_i 、 x_j ——正交测线与投影线相交两端点的横坐标值;

y_i 、 y_j ——正交测线与投影线相交两端点的纵坐标值;

n ——设定的正交测线间隔。

(3) 结构面延展度信息

由于野外环境下结构面出露状态不确定, 通常以露出不连续面倾向和走向方向的长度表征。通过转换矩阵(式 6)赋予上述合并后结构面独立坐标系, 计算其对应方向的长度来获得延展度:

$$\begin{cases} A = \cos \eta, B = \cos \theta \\ C = \sin \eta, D = \sin \theta \\ \mathbf{R} = \begin{bmatrix} AD & -B & CD \\ AB & D & CB \\ -C & 0 & A \end{bmatrix} \end{cases} \quad (6)$$

$$LP_{\text{倾向}} = \max(x') - \min(x') \quad (7)$$

$$LP_{\text{走向}} = \max(y') - \min(y') \quad (8)$$

式中: θ 、 η ——合并后结构面的倾向与倾角/ $^\circ$;

$LP_{\text{倾向}}$ ——倾向方向的延展度/ m ;

$LP_{\text{走向}}$ ——走向方向的延展度/ m ;

$\max(x')$ 、 $\min(x')$ ——独立坐标系中倾向方向最大值

与最小值;

$\max(y')$ 、 $\min(y')$ ——独立坐标系中走向方向最大值与最小值。

2 改进算法的室内模型验证

2.1 室内模型验证

为验证本文方法在不同类型结构面识别中的准确性和高效性,在实验室制备了包含不同类型裂隙分布的不同尺寸模型。将 9 个 200 mm×200 mm×200 mm 的大正方体块和 5 个 100 mm×100 mm×100 mm 小正方体块堆叠成一个组合结构体系,将视野范围内可扫描到的露出面进行标记编号分别为 J1—J24,如图 2 所示。用三维激光扫描仪进行模型结构体数据采集,原始数据点云数为 4 057 891 个,最邻近体素下采样处理后点云数 101 649 个,测得点云最小间距 $i_{\min}=0.001$ m。



(a) 室内模型



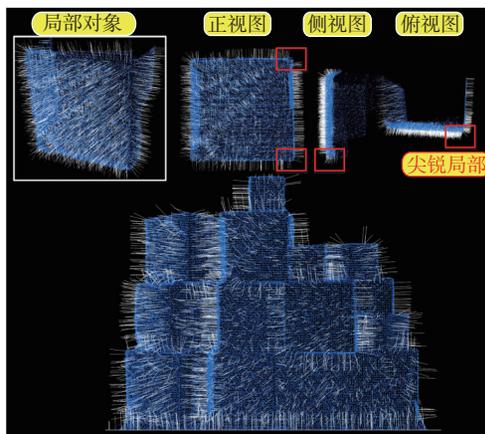
(b) 模型点云

图 2 实际模型和点云数字模型对比图

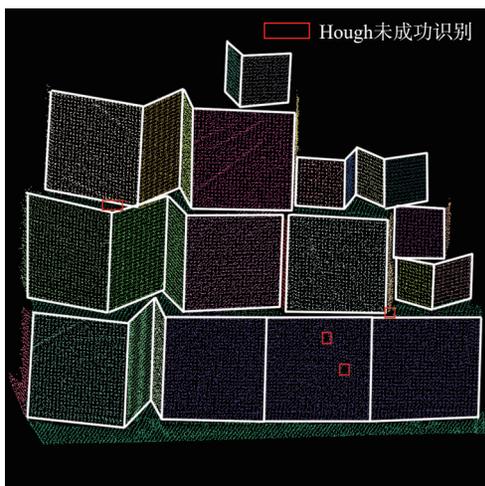
Fig. 2 Comparison of actual model and point cloud digital model

可以很明显看出不同结构面上点云区域的变化,如图 2 所示,根据计算得出的每个点不同特征终值分割不同数值区间,仅留下刻画程度较深、对表面状态改造程度较强的节理。

为了评估本文方法在区域提取和划分方面的优越性,更好地观察法向量状态,对计算得出的点云法向量可视化,见图 3。图中白色线为各个点法向量,在完全平面处该方法计算得到的法向量结果比较优秀,突出的白色法线垂直于对应的表面;在模型边界的尖锐位置,本文基于 Hough 变换建立的方法(下文简称 Hough 法)计算得到的法向量在尖锐处分布于两侧平面上,在有弧度的位置则表现出集中指向邻近平面的状态,这样就便于实现对尖锐部位或者弯曲部位的明确划分,更有利于结构面的分割。



(a) Hough法法向量可视化效果



(b) Hough法识别分割效果

图 3 三维点云结构面识别分割可视化效果图

Fig. 3 Point cloud structural plane recognition

在法向量计算后,采用 Hough 法对点云数据进行区域分割,并且对不同组数据随机赋予不同颜色进行

区分, 如图 3(b) 所示。图中框选部分为未识别部位, 可以看到未识别区域较少, 且主要集中在 J13、J14 节理周围的剧烈凹陷处, 而在平面中心位置识别区域更完善, 识别面积非常接近实际面积, 重点对棱边周围进行了较为完整的识别, 点云结构面的分割更具有有效性。充分说明该方法对结构面的识别和分割效果好, 且抗干扰能力强。

为了更进一步反映每个结构面的具体识别效果以及识别准确度, 本文将 Hough 法与传统的 PCA 法、RSD 法进行识别对比。对每个模型结构面进行区块划分统计, 将结构面识别前区块扫描的点云作为总点

数, 识别出结构面的点云作为识别点数, 识别点中颜色不匹配的点作为错误识别点。表 1 展示了不同方法对结构面识别率和识别准确率的差别, PCA 法在不同特征结构面 J1—J24 中识别点数均低于 Hough 法, RSD 法则在表面存在节理的面 J1—J3、J10—J15 中识别点数均低于 Hough 法, 部分区域甚至低于 PCA 法, 但在光滑面中识别点数与 Hough 法相近; 对于原始数据偏小的结构面 J18—J24, PCA 法识别率最低, 对于存在一定角度同时具有局部复杂变化的非平面区域, 如 J5、J6、J9、J20 等, PCA 法识别的正确率明显降低。

表 1 不同方法在不同结构面的识别率和识别准确率

Table 1 The comparison of the recognition rate and accuracy in the different methods

结构面	总点数	未识别点数			错误识别点数			识别率/%			识别准确率/%		
		RSD	PCA	Hough	RSD	PCA	Hough	RSD	PCA	Hough	RSD	PCA	Hough
J1	6 596	1 047	955	408	37	73	13	84.1	84.6	93.7	99.4	98.9	99.8
J2	5 726	936	822	397	6	10	3	83.6	85.7	93.3	99.9	99.8	100
J3	7 543	1 911	1 925	955	40	56	20	74.7	73.7	85.0	99.3	99.3	99.7
J4	3 624	260	519	255	15	122	19	92.8	82.6	93.0	99.6	96.6	99.5
J5	4 438	321	605	324	10	249	14	92.8	81.0	92.6	99.8	94.4	99.7
J6	3 414	520	819	489	12	300	24	84.8	67.8	85.4	99.6	91.2	99.3
J7	1 741	230	406	241	0	0	0	86.8	77.4	86.9	100	100	100
J8	1 994	215	439	222	4	22	10	89.2	77.7	89.3	99.8	98.9	99.5
J9	2 180	223	370	204	0	303	2	89.8	70.0	91.3	100	86.1	99.9
J10	6 717	1 769	1 523	829	24	44	1	73.7	76.9	87.7	99.5	99.4	100
J11	6 680	1 551	1 423	781	39	76	8	76.8	77.7	88.3	99.3	98.9	99.9
J12	7 362	1 376	1 382	707	35	85	10	81.3	80.3	90.5	99.4	98.8	99.9
J13	7 223	1 133	1 108	891	0	0	0	84.3	84.9	87.8	100	100	100
J14	6 378	1 141	973	719	0	0	0	82.1	84.9	89.0	100	100	100
J15	7 602	2 155	2 080	1 032	51	93	12	71.7	71.6	83.7	99.1	98.8	99.8
J16	1 000	119	384	136	7	29	12	88.1	59.8	86.7	99.2	97.1	98.8
J17	1 487	232	564	238	5	44	15	84.4	59.7	83.3	99.6	97.1	99.0
J18	1 243	129	354	121	0	0	0	89.6	72.5	91.0	100	100	100
J19	1 698	551	960	367	0	2	0	67.6	43.4	72.9	100	99.9	100
J20	867	159	491	166	0	23	0	81.7	42.2	81.7	100	97.4	100
J21	1 077	170	423	178	0	129	4	84.2	48.9	83.2	100	88.0	99.6
J22	1 543	329	689	305	0	0	0	78.7	55.5	81.2	100	100	100
J23	1 395	224	501	206	0	0	0	83.9	65.2	86.0	100	100	100
J24	1 052	182	360	169	0	32	0	82.7	63.3	85.0	100	97.0	100

整体来看, PCA 法区域识别平均识别率为 71.23%, 准确率为 95.94%; RSD 法平均识别率为 82.8%, 准确率为 99.7%, 优于 PCA 法; 而 Hough 法在相同区域有更多的识别点数, 同时具有更高的识别率(87.0%)和准确率(99.8%)。其中在表面光滑区域 RSD 法识别率与 Hough 法相近, 上下波动范围在 2% 左右, 如 J4—J9, J16—J24, 但在表面复杂变化区域 RSD 法识别率均低

于 Hough 法且最大差值为 15% 左右, 如 J1—J3, J10—J15, Hough 法识别更为稳定和精准。

PCA 法以邻域内所有点为单位进行平面拟合求取法向量, 不存在单点多次验证计算以及统计投票筛选机制, 导致 PCA 法在计算中可能将邻域矩阵中不属于当前结构面的点计算在内, 从而使得在尖锐部位种子点数据波动, 进而影响周遭数据值连锁变化, 最终

难以正常分割尖锐部位与平面部位。RSD 法由于对点云区域的识别主要基于形状检测,在表面光滑处可以拟合出较为完美的检测面,而在表面复杂处则由于局部区域变化导致表面急剧变化点无法与光滑处形成统一检测面,从而丢失不平整区域的点云。相比于 PCA 法和 RSD 法,本文提出的方法利用投票统计机制,既能在表面较为复杂变化区域保证较为完整的识别,也能在平面边缘处较好分割边缘点云,提高识别点云的有效性,使识别结构面区域与实际结构面区域更为接近,该方法具有更好的识别效果。

对结构面进行参数信息提取,通过结构面产状可

以划分为 7 组,分别是 6 组节理面 J_I — J_{VI} 与 1 组层面 C_I ,统计产状信息并绘制结构面极点等密度图,根据分组对结构面间距延展度进行提取并与实际模型测量统计结果对比。考虑到结构面倾角特殊,若单独计算则倾向方向延展度为 0,因此,为了更好地表现计算效果,将各组结构面作为整体进行延展度计算,具体结果如表 2 所示,可以看到实际产状与识别产状非常接近,误差范围在 1° 左右,同时平均延展度误差很小,实际平均间距也在提取间距区间内,最大误差在 1 cm 以内,拥有较好的提取效果。

表 2 不同结构面分组及参数统计

Table 2 Different structural plane groups and parameter statistics

分组	结构面	模型实测			模型识别			平均产状
		产状分布	平均间距/cm	平均延展度/cm	产状分布	平均间距/cm	平均延展度/cm	
J_I	J_I — J_3 , J_{15} , J_{19}	$180^\circ \sim 200^\circ \angle 88^\circ \sim 90^\circ$	31.5	67.5	$181^\circ \sim 202^\circ \angle 88^\circ \sim 90^\circ$	30.3 ~ 32.7	68.4	$190.1^\circ \angle 89.4^\circ$
J_{II}	J_{10} — J_{14} , J_{18} , J_{23}	$150^\circ \sim 170^\circ \angle 89^\circ \sim 90^\circ$	12.2	71.1	$149^\circ \sim 170^\circ \angle 89^\circ \sim 90^\circ$	10.8 ~ 13.1	71.3	$165.7^\circ \angle 89.7^\circ$
J_{III}	J_{17} , J_{22}	$120^\circ \sim 140^\circ \angle 89^\circ \sim 90^\circ$	20.4	29.6	$120^\circ \sim 141^\circ \angle 89^\circ \sim 90^\circ$	18.7 ~ 21.5	29.4	$130.9^\circ \angle 89.4^\circ$
J_{IV}	J_4 — J_6 , J_{20}	$90^\circ \sim 110^\circ \angle 90^\circ$	11.6	43.3	$90^\circ \sim 110^\circ \angle 89^\circ \sim 90^\circ$	10.0 ~ 12.7	43.5	$100.9^\circ \angle 89.9^\circ$
J_V	J_7 — J_9 , J_{24}	$60^\circ \sim 80^\circ \angle 90^\circ$	3.3	15.2	$61^\circ \sim 80^\circ \angle 90^\circ$	3.0 ~ 3.4	15.4	$60.9^\circ \angle 89.9^\circ$
J_{VI}	J_{21} , J_{16}	$30^\circ \sim 50^\circ \angle 89^\circ \sim 90^\circ$	9.2	16.4	$30^\circ \sim 50^\circ \angle 89^\circ \sim 90^\circ$	8.7 ~ 9.8	16.3	$41.9^\circ \angle 89.5^\circ$
C_I	C_I		$187.0^\circ \angle 1.0^\circ$			$187.0^\circ \angle 1.1^\circ$		

2.2 算法参数分析

在使用本文推荐的方法进行结构面的智能识别时,算法中 K 和 θ_{th} 直接影响识别效果(图 4)。

参数 K 负责邻域内的搜索点数, K 的取值主要控制的是每个分割区域内的点数。本模型中 $K_0=80$, 当 $K < K_0$, 识别时会把原本属于 1 个结构面的范围按照表面的凹凸差异分割成多个小结构面,增加了识别结构面的数量,但真实结构面边缘的点云无法被准确识别;当 $K=K_0$, 识别时结构面边缘点云数据有所增加,但仍然存在较多无法识别的空白区域;当 $K > K_0$, 识别时可以合并多个零碎识别区,对真实结构面边缘的检测更为全面,对结构面区域的划分更完整,如图 4(a)所示。

参数 θ_{th} 的取值主要影响结构面上包含点云的数量和识别结构面的数量,尤其是对识别结构面数量的影响较大。 θ_{th} 值较小时($\theta_{th}=1^\circ$),根据差异性识别出来的点云数量有限,但点云分割出来的结构面数量较多。 θ_{th} 值增大至 5° 时,点云分割出来的结构面数量减少,原本在不同结构面上点云被划分到同一个面上,故黄色区域点云数量增加明显。 θ_{th} 值增大至 10° 的过程中,识别效果不再随参数变化改变,点云数量明显增加,但是以牺牲结构面分割为代价,有且只有一个

颜色,表明整个区域被识别在一个面上,这显然与事实不符,如图 4(b)所示。

事实上, θ_{th} 作为区域分割阈值,在保证分割效果的前提下可变化的范围非常小,参数定义较大时,对区域数据依然拥有识别能力,但会失去分割效果,因此该参数的变化虽然对分割结果有一定影响,但由于范围很小,数值选取相对 K 更为容易。测试结果表明,采用点云密度计算值得到的 K 值作为识别分割初始值是非常重要且有效的,可以在保证较好识别效果的前提下极大降低使用难度,但该值不一定是保障结构面识别数量与点云数据识别率的最优值,为了获得最优识别效果,需要根据研究对象的数据情况以 K_0 为分界点进行多次尝试。

3 算法在边坡岩体结构面的识别应用

3.1 边坡岩体激光扫描特征

为了验证提出的方法在现场岩体的应用效果,选取蟒蛇寨库岸斜坡作为测试斜坡,该斜坡位于长江左岸巴东与秭归交界泄滩乡附近,经纬度坐标为 $110^\circ 34' 28'' E$, $31^\circ 0' 52'' N$,坡体最大纵长约 41 m,最大宽度约为 18 m,面积约为 $740 m^2$ 。该斜坡发育在三叠系九里

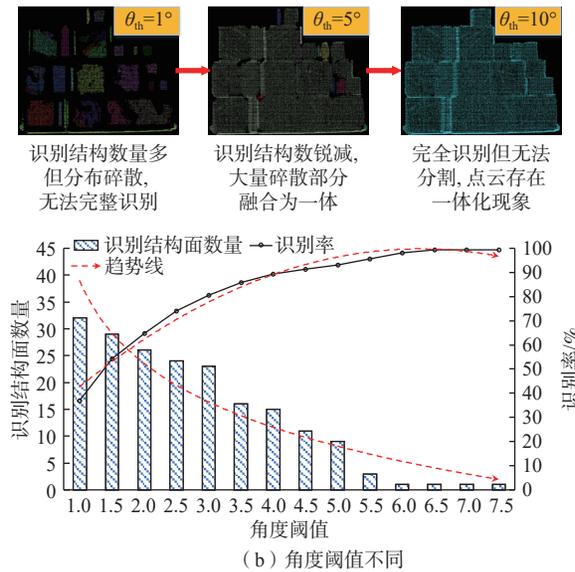
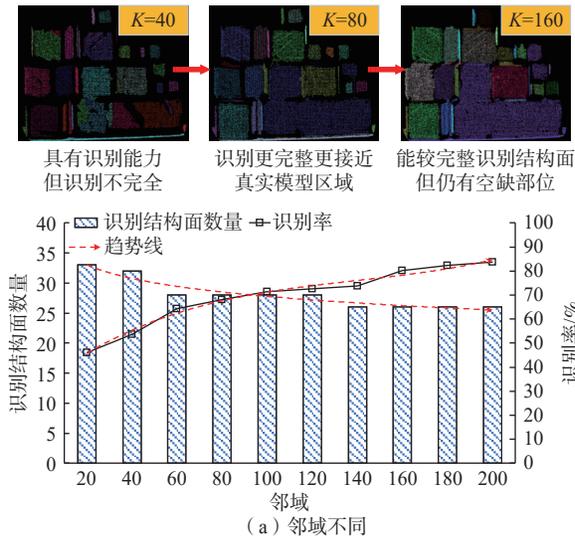
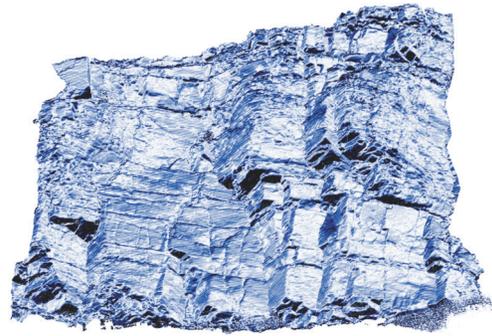


图 4 不同参数设置识别效果统计

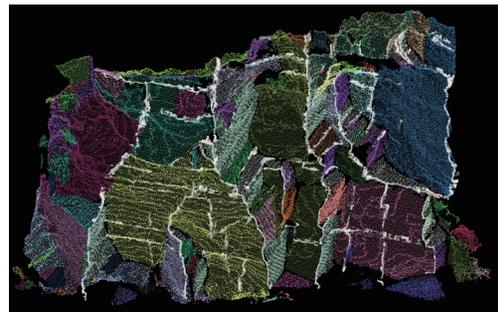
Fig. 4 Identification results under different parameter setting

岗组碎屑岩中, 岩性为灰黄色砂质页岩, 夹炭质页岩、煤层, 中强风化, 斜坡坡面产状约为 $345^{\circ} \angle 25^{\circ}$, 岩层产状约为 $324^{\circ} \angle 31^{\circ}$ 。经现场观察, 该片区主要存在两组节理① $310^{\circ} \sim 360^{\circ} \angle 60^{\circ} \sim 85^{\circ}$ 、② $220^{\circ} \sim 260^{\circ} \angle 60^{\circ} \sim 80^{\circ}$, 岩体表面裂隙较发育, 存在多组相互垂直的结构面且较陡峭, 常发生小范围高坡掉块甚至坡体滑落, 因此选择该片区斜坡, 通过三维激光扫描详细分析其结构面分布特征。

斜坡典型部位扫描区域长度 X 为 26.1 m, 高度 Z 为 15.34 m, 厚度 Y 为 6.73 m, 点云数量为 2 620 095 个, 如图 5(a) 所示, 采用本文提出的方法, 最终参数设置为 $K=500$, $\theta_{th}=2.5^{\circ}$ 。岩体结构面智能识别结果如图 5(b) 所示, 图中不同颜色区域代表不同斜坡结构面。



(a) 斜坡典型研究区点云法向量示意



(b) 斜坡典型研究区识别效果

图 5 斜坡研究区三维激光扫描图

Fig. 5 3D laser renderings of the study area

3.2 结构面信息提取

对层理面以及节理进行分割提取, 共识别出结构面 101 个, 包含细碎微小面, 根据提取的结构面信息以及斜坡产状绘制带有主要结构面极点分布的赤平投影图(图 6)。经统计该斜坡研究区结构面主要产状为 $320^{\circ} \sim 355^{\circ} \angle 80^{\circ} \sim 85^{\circ}$ 、 $225^{\circ} \sim 255^{\circ} \angle 60^{\circ} \sim 80^{\circ}$ 、 $330^{\circ} \sim 350^{\circ} \angle 20^{\circ} \sim 40^{\circ}$, 分为 2 组主要节理 J1、J2 和 1 组主要层面 C1, 其平均产状分别为① $346.1^{\circ} \angle 82.9^{\circ}$ 、② $246.3^{\circ} \angle 68.6^{\circ}$ 、③ $342.4^{\circ} \angle 31.4^{\circ}$ 。

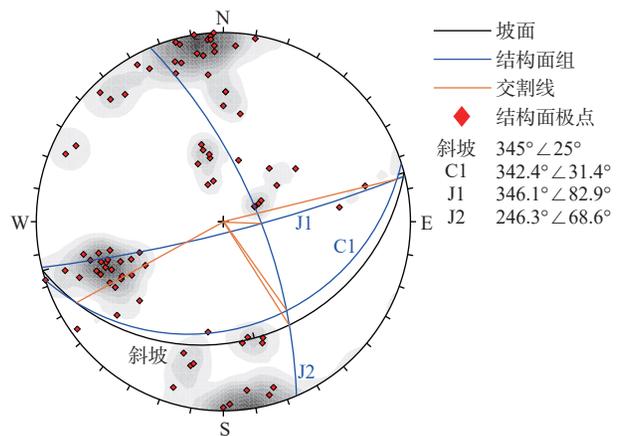


图 6 斜坡研究区赤平投影图

Fig. 6 Stereographic projection of research area

考虑结构面间交割关系,通过赤平投影图对斜坡稳定性进行初步判断。由图 6 可知,仅斜坡与 J2 交点、J2 与 C1 交点位于斜坡投影弧同侧,且交割线与斜坡倾向相近,同时交割线倾角接近斜坡倾角,其余交割线倾向均与斜坡倾向存在较大差异,斜坡块体受多组结构面组合影响,斜坡存在较不稳定块体,但主要控制面难以形成不稳定切割,因此该区域处于较稳定状态。

利用本文提供的方法,在获得结构面分组后进一步计算各组的结构面间距与延展度信息,结果如图 7 和图 8 所示。根据点云分布曲线,最终获得 3 组结构面 C1、J1、J2 平均非连续间距分别为 1.16、1.31、1.61 m,其中 C1 数量较少,分布较分散;J1 数量多,面积较大,贯通整个区域,间距集中分布在 0.2~1.0 m 之间;J2 数量较多,间距主要集中在 1~2 m 之间。由于延展度具有多个方向,因此以 2 个方向中最大延展度作为结构面的主要延展度进行最终提取,其中 C1 延展性较差,平均最大延展度为 1.31 m, J1、J2 平均最大延展度分别为 7.04、5.31 m,延展性较好(图 8)。

最终根据所获得的结构面信息,判断出该区域主要结构面未能与斜坡构成威胁角度,同时结构面间的间距较大且延展性强,因此确定该区域目前处于稳定状态。

4 结论

(1)基于稳健随机 Hough 变换,提出了改进的区域生长算法并将其应用于三维激光点云识别提取岩体结构面中。该方法在模型识别分割中拥有较优秀的处理效果,尤其在拥有尖锐棱边的区域可以较完整的识别点云,同时利用该方法可以将 24 个结构面分为 6 组,并获取对应的结构面特征信息,与实际测量结果相比,角度信息误差约为 1°,距离信息误差 1 cm 以内,在结构面识别和信息提取方面更为有效和精准。

(2)通过对提方法的主要影响参数——搜索邻域与角度阈值进行取值分析,提出了邻域值计算技术与较为通用的初始方法参数的设置要求,并研究了其数值变化对识别效果的影响规律。发现角度阈值、搜索邻域越小识别结构面数量越多,识别有效面积越小,且角度阈值越大对识别的约束效果越差,减少了人工经验对取值的影响,降低了方法的使用门槛。

(3)采用本文提出的方法,对典型斜坡岩体的结构面进行分类识别,对主要节理和层理面进行了较为

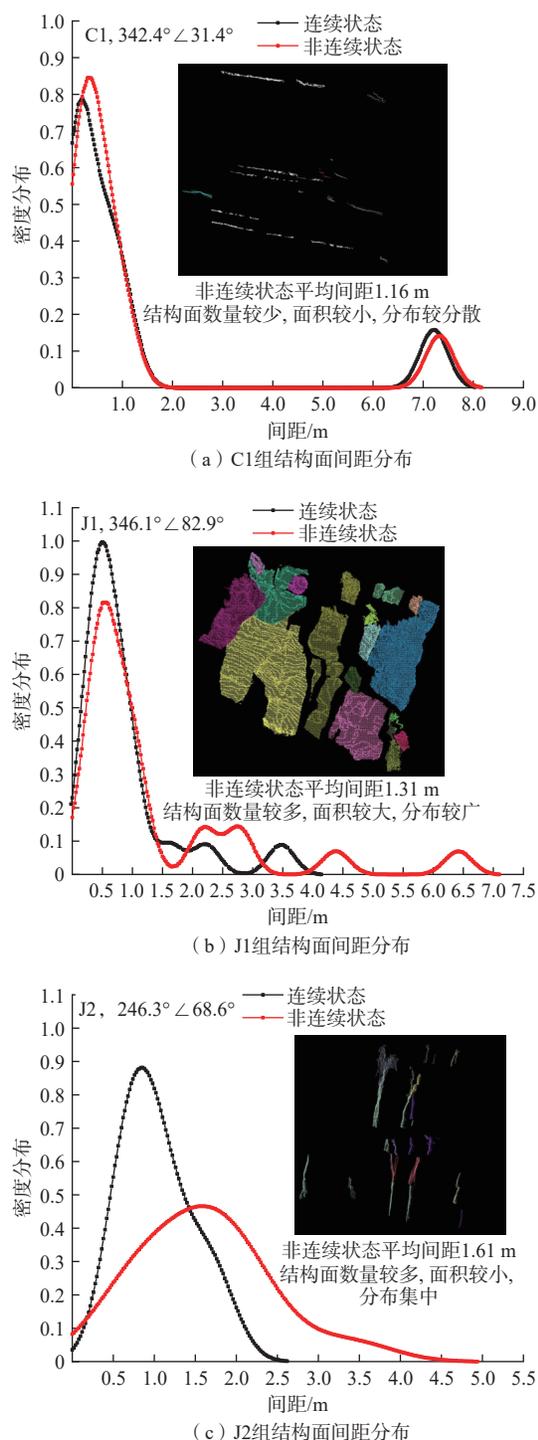


图 7 不同组间结构面间距分布状态
Fig. 7 Distribution of structural plane spacing between different groups

准确、完整的分割,并提取了岩体主要结构面产状,间距,延展度信息。发现了该区域共存在 3 组主要结构面,结构面间的切割关系难以构成危险角度,间距与延展度均属于中等质量,对研究区域稳定状态进行了判断。

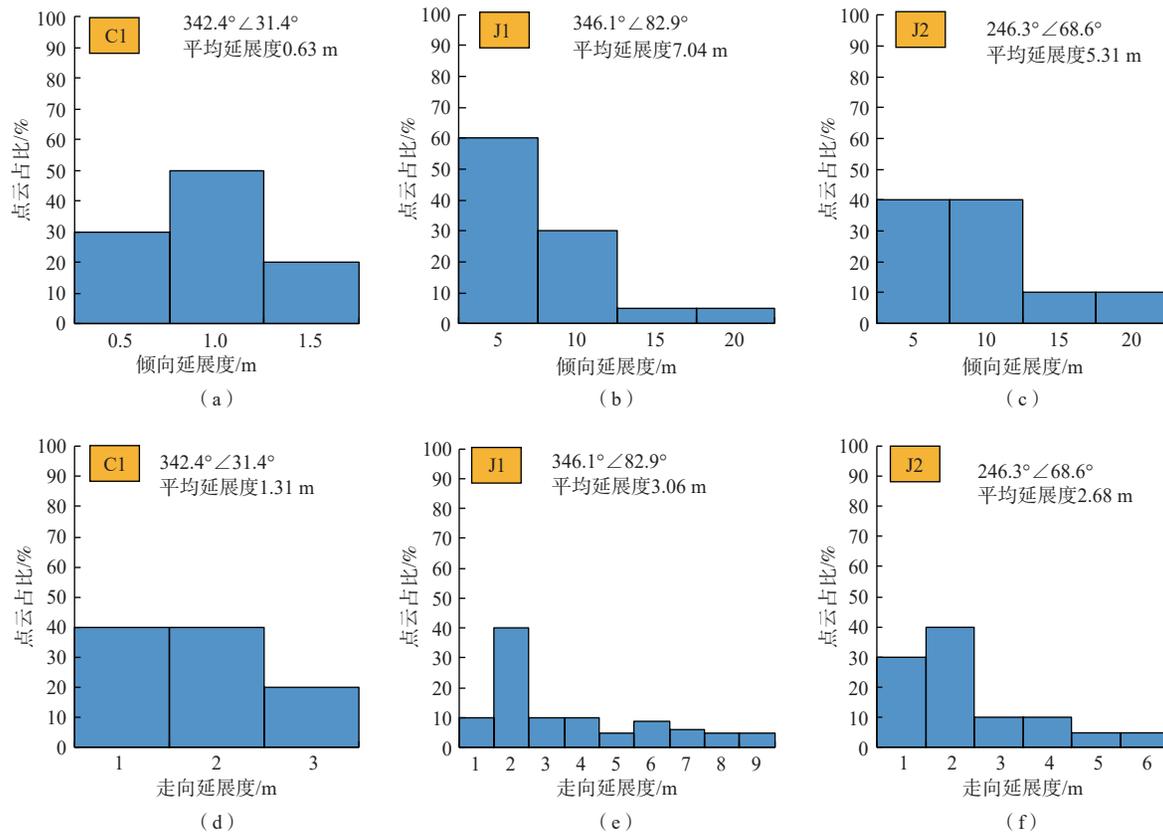


图 8 不同组间结构面延展度分布

Fig. 8 Distribution of structural plane ductility of different groups

参考文献 (References) :

- [1] 王星辰, 王志亮, 黄佑鹏, 等. 预制裂隙岩样宏观细观力学行为颗粒流数值模拟 [J]. 水文地质工程地质, 2021, 48(4): 86 - 92. [WANG Xingchen, WANG Zhiliang, HUANG Youpeng, et al. Particle flow simulation of macro- and meso-mechanical behavior of the prefabricated fractured rock sample [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(4): 86 - 92. (in Chinese with English abstract)]
- [2] 宣程强, 章杨松, 许文涛. 基于数字表面模型的岩体结构面产状获取 [J]. 水文地质工程地质, 2022, 49(1): 75 - 83. [XUAN Chengqiang, ZHANG Yangsong, XU Wentao. Extraction of the discontinuity orientation from a digital surface model [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2022, 49(1): 75 - 83. (in Chinese with English abstract)]
- [3] 稽美伟, 章杨松, 李晓昭. 基于摄影测量技术的岩体结构面参数的获取 [J]. 科学技术与工程, 2019, 19(24): 344 - 351. [JI Meiwei, ZHANG Yangsong, LI Xiaozhao. Extraction of rock mass structural attitudes based on photogrammetry technology [J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(24): 344 - 351. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 褚宏亮, 邢顾莲, 李昆仲, 等. 基于地面三维激光扫描的三峡库区危岩体监测 [J]. 水文地质工程地质, 2021, 48(4): 124 - 132. [CHU Hongliang, XING Gulian, LI Kunzhong, et al. Monitoring of dangerous rock mass in the Three Gorges Reservoir area based on the terrestrial laser scanning method [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(4): 124 - 132. (in Chinese with English abstract)]
- [5] 王梓龙, 裴向军, 董秀军, 等. 三维激光扫描技术在危岩监测中的应用 [J]. 水文地质工程地质, 2016, 43(1): 124 - 129. [WANG Zilong, PEI Xiangjun, DONG Xiujun, et al. Application of a terrestrial laser scanner to the study of rockfall monitoring [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2016, 43(1): 124 - 129. (in Chinese with English abstract)]
- [6] HOPPE H, DEROSE T, DUCHAMP T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1992, 26(2): 71 - 78.
- [7] PAULY M, KEISER R, KOBELT L P, et al. Shape modeling with point-sampled geometry [J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 641 - 650.
- [8] ALLIEZ P, COHEN-STEINER D, TONG Y, et al.

- Voronoi-based variational reconstruction of unoriented point sets[C]//Proceedings of the Fifth Eurographics Symposium on Geometry Processing Barcelona: ACM, 2007: 39 – 48.
- [9] 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: Journal of the Transportation Research Board*, 2005, 1913(1): 187 – 194.
- [10] 刘昌军, 丁留谦, 张顺福, 等. 基于激光测量和 FKM 聚类算法的隧洞岩体结构面的模糊群聚分析[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2014, 44(1): 285 – 294. [LIU Changjun, DING Liuqian, ZHANG Shunfu, et al. Fuzzy cluster analysis of rock mass discontinuity of tunnel based on laser measurement and FKM clustering algorithm[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2014, 44(1): 285 – 294. (in Chinese with English abstract)]
- [11] NURUNNABI A, BELTON D, WEST G. Robust segmentation in laser scanning 3D point cloud data[C]//2012 International Conference on Digital Image Computing Techniques and Applications (DICTA). Fremantle: IEEE, 2012: 1 – 8.
- [12] 李宝, 程志全, 党岗, 等. 三维点云法向量估计综述[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(23): 1 – 7. [LI Bao, CHENG Zhiquan, DANG Gang, et al. Survey on normal estimation for 3D point clouds[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(23): 1 – 7. (in Chinese with English abstract)]
- [13] TARSHAKURDI F, LANDES T, GRUSSENMEYER P. Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3D building roof planes from LiDAR data[C]//Proceedings of 2007 ISPRS Workshop on Laser and SilviLaser. Espoo: ISPRS, 2007: 407 – 412.
- [14] 章大勇, 吴文启, 吴美平, 等. 基于三维 Hough 变换的机载激光雷达平面地标提取[J]. *国防科技大学学报*, 2010, 32(2): 130 – 134. [ZHANG Dayong, WU Wenqi, WU Meiping, et al. Plane landmark detection from lidar data based on 3D Hough transform[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2010, 32(2): 130 – 134. (in Chinese with English abstract)]
- [15] BOULCH A, MARLET R. Fast and robust normal estimation for point clouds with sharp features[J]. *Computer Graphics Forum*, 2012, 31(5): 1765 – 1774.
- [16] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection[J]. *Computer Graphics Forum*, 2007, 26(2): 214 – 226.
- [17] 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 Yunfeng, XIA Ding, TANG Huiming, et al. Intelligent identification and extraction of geometric properties of rock discontinuities based on terrestrial laser scanning[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2017, 36(12): 3050 – 3061. (in Chinese with English abstract)]
- [18] 薛婧雅, 李礼, 龚焯, 等. 一种基于超体素与区域生长的机载点云屋顶平面分割方法[J]. *测绘地理信息*, 2021, 46(增刊 1): 232 – 236. [XUE Jingya, LI Li, GONG Ye, et al. A method for roof plane segmentation by super-voxel and regional growth[J]. *Journal of Geomatics*, 2021, 46(Sup1): 232 – 236. (in Chinese with English abstract)]
- [19] 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 discontinuity based on three-dimensional laser point cloud[J]. *Earth Science*, 2021, 46(7): 2351 – 2361. (in Chinese with English abstract)]
- [20] 董秀军. 三维激光扫描技术及其工程应用研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2007. [DONG Xiujun. The three-dimensional laser scanning technique and research on its engineering application[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2007. (in Chinese with English abstract)]
- [21] MAERZ N H, YOUSSEF A M, OTOO J N, et al. A simple method for measuring discontinuity orientations from terrestrial LIDAR data[J]. *Environmental & Engineering Geoscience*, 2013, 19(2): 185 – 194.
- [22] 葛云峰, 唐辉明, 李伟, 等. 基于岩体结构特征的高速远程滑坡致灾范围评价[J]. *地球科学*, 2016, 41(9): 1583 – 1592. [GE Yunfeng, TANG Huiming, LI Wei, et al. Evaluation for deposit areas of rock avalanche based on features of rock mass structure[J]. *Earth Science*, 2016, 41(9): 1583 – 1592. (in Chinese with English abstract)]
- [23] RIQUELME A J, ABELLÁN A, TOMÁS R. Discontinuity spacing analysis in rock masses using 3D point clouds[J]. *Engineering Geology*, 2015, 195: 185 – 195.
- [24] HACKEL T, WEGNER J D, SCHINDLER K. Contour detection in unstructured 3D point clouds[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 1610 – 1618.