



文章编号: 1671-251X(2024)07-0156-09

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2024060021

岩质高边坡结构面识别及产状统计信息采集方法

蒋水华¹, 余琦¹, 黄河², 常志璐³, 孟京京¹

(1. 南昌大学 工程建设学院, 江西 南昌 330031; 2. 中铁水利水电规划设计集团有限公司,
江西 南昌 330029; 3. 南昌大学 资源与环境学院, 江西 南昌 330031)

摘要: 准确识别岩质高边坡结构面和获取产状统计信息是进行边坡稳定性分析的重要前提。无人机摄影测量技术为解决高边坡结构面准确勘测难题提供了可能,但缺少高效准确的影像后处理方法,且现有研究没有考虑结构面产状信息特征的不确定性,致使结构面识别准确性差、效率低。针对该问题,以江西省南昌市某露天矿高边坡为研究背景,提出了融合无人机摄影、后处理算法及统计分析的一体化结构面识别与产状统计信息采集方法。首先,通过 Phantom 4 Pro V2.0 无人机获取边坡表面影像;其次,利用 Context Capture 软件进行处理,得到高密度三维点云数据;然后,采用 K 近邻(KNN)算法中的确定近邻点数量法构建相似点集,采用基于密度的聚类(DBSCAN)算法进行聚类分析,从而实现边坡结构面识别,获得结构面产状信息并进行统计特征分析;最后,通过现场勘测数据进行对比验证。结果表明:该方法能够快速获取完整的高密度点云数据,准确高效地识别岩质高边坡大部分结构面,识别结果与边坡工程现场实际情况基本吻合;该方法可获取高边坡结构面数量、产状信息及其统计特征,大部分结构面倾角和倾向概率分布与实测数据拟合较好,为高边坡裂隙网络模型构建及稳定性分析提供了重要数据来源。

关键词: 岩质高边坡; 结构面识别; 产状统计信息; 无人机摄影测量; K 近邻算法; 基于密度的聚类算法
中图分类号: TD854.6 文献标志码: A

Structural planes recognition and occurrence statistics information collection method for high rock slopes

JIANG Shuihua¹, YU Qi¹, HUANG He², CHANG Zhilu³, MENG Jingjing¹

(1. School of Infrastructure Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China; 2. China Railway Water Conservancy and Hydropower Planning and Design Group Co., Ltd., Nanchang 330029, China;
3. School of Resources and Environment, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: Accurately recognizing the structural planes of high rock slopes and obtaining occurrence information are important prerequisites for conducting slope stability analysis. Unmanned aerial vehicle photogrammetry technology provides the possibility to solve the problem of accurate surveying of high slope structural planes. But it lacks efficient and accurate image post-processing methods. The existing research has not considered the uncertainty of structural plane occurrence information features, resulting in poor accuracy and efficiency in structural plane recognition. In order to solve the above problems, taking a high slope of an open-pit mine in Nanchang City, Jiangxi Province as the research background, an integrated method for recognizing structural planes and collecting occurrence information by integrating unmanned aerial vehicle photography, post-processing algorithms, and statistical analysis is proposed. Firstly, the method obtains surface images of the slope

收稿日期: 2024-06-06; 修回日期: 2024-07-21; 责任编辑: 胡娴。

基金项目: 国家自然科学基金优秀青年科学基金项目(52222905); 江西省自然科学基金资助项目(20232ACB204031, 20224ACB204019); 江西省水利科技计划资助项目(202325ZDKT07, 202426ZDKT12)。

作者简介: 蒋水华(1987—), 男, 江西九江人, 教授, 博士研究生导师, 博士, 主要研究方向为边坡可靠度分析及灾害风险防控,
E-mail: sjiangaa@ncu.edu.cn。通信作者: 常志璐(1993—), 男, 山西长治人, 博士, 主要研究方向为地质灾害风险评估,
E-mail: zhiluchang@ncu.edu.cn。

引用格式: 蒋水华, 余琦, 黄河, 等. 岩质高边坡结构面识别及产状统计信息采集方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(7): 156-164.

JIANG Shuihua, YU Qi, HUANG He, et al. Structural planes recognition and occurrence statistics information collection method for high rock slopes[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(7): 156-164.



扫码移动阅读

using the Phantom 4 Pro V2.0 unmanned aerial vehicle. Secondly, the method uses Context Capture software for processing, and the high-density 3D point cloud data is obtained. Secondly, the K-nearest neighbor (KNN) algorithm is used to determine the number of nearest neighbor points to construct a set of similar points. The density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) algorithm is used for clustering analysis to recognize slope structural planes, obtain structural plane occurrence information, and perform statistical feature analysis. Finally, comparative verification is conducted through on-site survey data. The results show that this method can quickly obtain complete high-density point cloud data, accurately and efficiently recognize most structural planes of high rock slopes. The recognition results are basically consistent with the actual situation of slope engineering sites. This method can obtain information on the number, occurrence, and statistical features of high slope structural planes. The probability distribution of most structural plane dip angles and inclinations fits well with the measured data, providing an important data source for the construction of high slope fracture network models and stability analysis.

Key words: high rock slope; structural plane recognition; occurrence statistics information; UAV photogrammetry; K-nearest neighbor algorithm; density based clustering algorithm

0 引言

准确获取结构面信息是岩质边坡稳定性分析的重要前提。传统的结构面接触式测量方法有测线法和测窗法,这2种方法操作简单,但对测量者的专业技术水平要求较高,易受测量者主观影响,对于复杂结构面需要进行多次测量和综合分析,工作量大且效率低;尤其对于高陡边坡,测量者无法直接进行人工编录,作业危险性大,难以获取全面的结构面信息^[1-2]。因此,高效准确地采集岩质高边坡结构面信息仍是一个关键难题。

针对传统接触式测量技术存在的各种问题,研究者提出了非接触式测量技术,包括三维激光扫描技术和无人机摄影测量技术^[3]。三维激光扫描技术对测量环境要求较高且相关设备价格昂贵。无人机摄影测量技术以无人机为云台,通过机身搭载高精度数码相机和传感器对被测物体拍摄高清影像,然后结合计算机图像处理软件进行后处理与分析^[4],具有机动灵活、性价比高、维护简单和适用性强等优势,因而逐渐被应用于数字化地形测绘、建筑物测量等领域^[5]。

近年来,研究者将无人机摄影测量技术应用于岩质高边坡结构面识别中。赵明宇等^[6]通过无人机和全站仪对边坡进行联合测量,获取了边坡结构面迹线和产状信息。熊开治等^[7]开展了基于无人机摄影测量技术的随机裂隙网络模型构建方法研究。李水清等^[8]基于无人机和“三点法”提出了一种岩体结构面产状统计的半自动方法,克服了传统方法的局限性。虽然无人机摄影测量技术可以获得岩质高边坡表面的高清影像,但是缺少高效准确的影像后处理方法,导致结构面识别仍然存在准确性差和效率

低等缺点。一些学者尝试采用不同数据处理算法进行结构面识别。沙鹏等^[9]在采用无人机航测获取边坡图像的基础上,结合运动恢复结构法(Structure from Motion, SfM)获取边坡岩体点云模型,进而建立包含离散裂隙网络的实际边坡三维离散元模型。贾曙光等^[10]使用无人机采集北京市某采石场地形数据,结合计算机视觉原理与SfM方法重建了三维模型测量结构面产状。张恺等^[11]采用无人机和SfM法对浙江某露天采石场边坡进行三维重构,提取岩体结构面产状。Liu Yongqiang等^[12]采用无人机拍摄高分辨率影像,开发了一种同时考虑产状、迹长和起伏度的结构面分组新方法。然而,当前算法在构建高密度三维点云模型、精准识别与拟合复杂结构面存在局限性,且没有充分考虑识别结构面产状信息统计特征的不确定性,亟需构建高效准确的融合高边坡摄影、后处理算法及统计分析的一体化结构面识别与产状信息采集方法。

本文以江西省南昌市某露天矿高边坡为研究背景,提出一种岩质高边坡结构面识别及产状统计信息采集方法。采用无人机摄影测量技术和计算机视觉原理,使用无人机对边坡进行航测并获取基础影像数据;采用Context Capture系列图像处理软件、Cloud Compare、DSE(Discontinuity Set Extractor)和多种算法进行边坡结构面识别,进而提取结构面产状信息,进行产状统计特征分析。

1 基于无人机摄影测量的结构面信息采集

1.1 研究区概况

露天矿边坡现场如图1所示。通过现场踏勘得知,边坡长约200 m,坡顶坡底落差约100 m,边坡出露岩体节理裂隙发育。将研究区岩体划分为上层和

下层 2 个部分, 每层岩体高陡, 难以直接采用传统的接触式测量方法进行结构面产状测量。选择地点开阔、人员稀少且不受磁场干扰影响的地区作为无人机飞行起降点, 并通过云台设置覆盖整个研究区的飞行路线, 进行无人机摄影测量工作。



图 1 露天矿边坡现场
Fig. 1 Open pit slope site

1.2 无人机影像处理

考虑到研究区地形复杂、障碍物多等因素, 选择体积小、控制性能好、操作简单的 Phantom 4 Pro V2.0 四旋翼无人机进行测量。无人机系统主要包括飞行器、云台、视觉系统、红外感知系统、相机、遥控器、智能飞行电池和存储器等组件。

采用无人机获取高分辨率边坡影像后, 需要选择合适的计算机图像处理软件基于图像二维坐标构建三维点云模型。目前, 常用的无人机航测影像后处理软件主要包括 Pix4D、大疆智图、Photo Scan、Context Capture、Open Drone Map 等。其中, Context Capture 具有快速、简单、全自动等优势, 能够在无人工干预情况下, 从简单连续的二维影像还原出真实的三维实景模型和超高密度点云模型。此外, 该软件还具有良好的输入数据兼容性和广泛的输出数据格式, 能够满足绝大多数的工作需要。因此, 本文选择 Context Capture 软件进行无人机拍摄影像的后处理。

由于无人机配备有惯性测量装置传感器及全球定位系统 (Global Positioning System, GPS) 与全球轨道导航卫星系统 (Global Orbiting Navigation Satellite System, GLONASS), 在飞行作业中拍摄的影像均保留了传感器信息、相机参数、照片姿态参数、照片位置参数等元数据, 从而保证能够输出色彩真实、几何形态及细节精细的三维模型。Context Capture 构建三维点云模型的流程如图 2 所示。生成的边坡上层和下层岩体高密度三维点云模型分别如图 3 和图 4 所示, 可看出模型与边坡实物图吻合度较高。

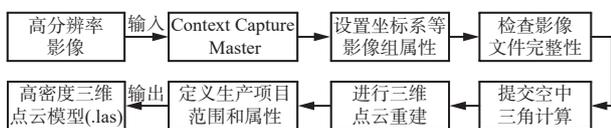


图 2 三维点云模型构建流程

Fig. 2 Construction process of 3D point cloud model



图 3 上层岩体三维点云模型

Fig. 3 3D point cloud model of rock mass at the upper part of the slope



图 4 下层岩体三维点云模型

Fig. 4 3D point cloud model of rock mass at the lower part of the slope

2 岩质高边坡结构面识别

2.1 识别流程

在完成原始点云数据重采样后, 采用 A. J. Riquelme 等^[13]基于 Matlab 编写的开源软件 DSE 进行结构面识别, 流程如图 5 所示。

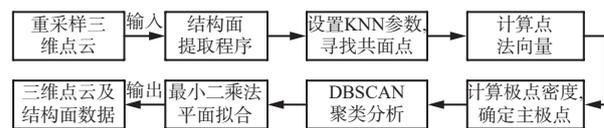


图 5 结构面识别流程

Fig. 5 Identification process of structural plane

1) 将带有空间点坐标 (X, Y, Z) 和颜色信息的重采样点云数据输入到结构面提取程序中。

2) 设置 K 近邻 (K -Nearest Neighbor, KNN) 算法中需要的参数——近邻点数量 K 和偏差参数 η_{max} , 并根据确定好的参数寻找共面点。

3) 在搜寻到所有共面点子集后, 分别进行最优平面拟合, 计算拟合平面的法向量并作为对应目标点的法向量。

4) 在法向量密度图的基础上, 采用 Riquelme 算法计算极点密度, 并确定主极点。

5) 采用基于密度的聚类 (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN) 算法进行聚类分析和结构面识别, 并通过最小二乘法计算结构面的平面方程。

6) 输出三维点云及结构面数据。

2.2 关键技术

2.2.1 点法向量计算和极点统计分析

在边坡结构面识别过程中, 寻找特征向量是进行后续结构面分组与提取的前提。通常选择点法向量作为特征向量, 但是每个单独的点无法计算法向量, 需要利用每个点和和其相似点构成平面的法向量作为该点的法向量。KNN 是一种非参数、有监督的学习分类器, 通过邻近度指标对单个数据点进行分

类或预测^[14]。KNN算法主要包括近邻点距离度量法和确定近邻点数量法。①近邻点距离度量法：为了确定最接近给定目标点的近邻点，需要计算该点与其他数据点之间的距离，以该点为球心，将所有满足给定距离的相邻点都归属于同一个点集。②确定近邻点数量法：规定目标点需要寻找的近邻点数量为一定值，从目标点出发，将距离目标点最近的 K 个点归属于同一个点集。

由于点云密度存在不均匀性，采用近邻点距离度量法进行搜索时，可能会因为边界处包含错误点而形成错误平面，导致后续计算流程出现错误^[15]。而选择确定近邻点数量法进行搜索时，可通过适当缩小搜索半径降低结果出错率。因此，本文选择确定近邻点数量法构建相似点集。

需要指出的是，设置合适的近邻点数量 K 是保证KNN算法性能的关键。如果 K 值过小(如 $K < 15$)，那么在计算极点密度过程中会保留噪声；若 K 值过大(如 $K > 30$)，则会降低结果的准确性。同样，对于偏差参数 η_{\max} ，如果 $\eta_{\max} < 15\%$ ，会导致符合的共面点被丢弃；而当 $\eta_{\max} > 25\%$ 时，则会产生边缘点。根据A. C. Rencher和W. F. Christensen^[16]的研究，如果1组主成分的方差贡献率不小于80%，则可认为其能够正确地表示数据。因此，本文中取 $K = 30$ ， $\eta_{\max} = 20\%$ 。

确定点法向量后，采用Riquelme算法计算极点的密度函数。该方法为点云中每个点指定主方向，但由于曲面的读取误差和极点分散等问题，使得局部极大值极点中只有少数点才是主极点。为此，通过设置参数 n_p 和 γ 来寻找局部最大值点并作为主极点， n_p 为可建立结构面组的最大数量， γ 为点法向量与指定主极点法向量之间的最大允许角度。本文设置 $n_p = 10$ ， γ 取 $20 \sim 30^\circ$ 。

2.2.2 聚类分析与平面拟合

为了找到每个结构面组的数据子集并实现结构面识别，本文采用文献^[17]提出的DBSCAN算法进行聚类分析。文献^[18]证明了该算法在点云数据处理中的实用性。该算法需要设置2个输入参数： ε 和min-pts。 ε 表示可视为相邻点的两点间最大距离，一般根据点云密度确定；min-pts为DBSCAN算法中的阈值参数，即在1个目标点的邻域内至少包含的点数。min-pts过大会导致碎片化，min-pts过小会导致子集连接过多。本文设置 ε 为4，min-pts为5。

聚类分析原理：在数据集中任选1个初始点，如果在距离该点 ε 距离内有超过min-pts个点，则认为这些点都属于同一个聚类。以所有新添加的点为起

始点，搜索距离该点 ε 距离内是否也有超过min-pts个点。如果有超过min-pts个点，则把这些点也增加到与初始点同一聚类中，依此循环，直至没有符合条件的可添加点为止，便可得到1个聚类的所有子集。以该聚类外的任一点为初始点重复上述过程，直到所有的聚类分组都被找到。

完成聚类分析后，需要计算结构面的平面方程。设结构面组 i 的点集为 R_i ，属于该组结构面聚类 j 的点集为 R_{ij} ，寻找 R_{ij} 的最佳拟合平面，其平面方程为

$$A_{ij}x + B_{ij}y + C_{ij}z + D_{ij} = 0 \quad (1)$$

式中： (x, y, z) 为点数据的坐标信息； A_{ij} ， B_{ij} ， C_{ij} 分别为平面单位法向量在 x ， y ， z 方向的分量； D_{ij} 为原点到平面的垂直距离。

2.2.3 点云数据前处理

经过Context Capture软件处理获得的点云密度通常很大，直接用于结构面识别需要大量计算，时间成本大，效率低。为此，对原始点云数据进行前处理，在保证计算结果准确性的前提下，最大限度地提高计算效率。Cloud Compare软件是一款开源的三维点云编辑与处理软件，支持许多点云处理算法(包括点云配准、重采样、统计计算、自动分割等)，并包含大量插件可供选择。因此，本文选择Cloud Compare软件进行点云数据重采样处理。重采样方法包括空间距离重采样、随机重采样、八叉树重采样3种。综合比较，本文选择空间距离重采样方法。由于研究区域范围较大，原始点云数据过于庞大，为提高计算效率，在Cloud Compare软件中进行重采样时，设置两点间的最小距离为5 cm。

2.3 识别结果验证

为了验证边坡结构面识别结果的准确性，将边坡结构面识别结果与野外实地勘测的结构面信息进行对比分析。

分别对图1中高边坡的上层岩体和下层岩体进行结构面识别，得到岩体法向量密度图和三维点云，如图6—图9所示。边坡上层岩体共找到6个主极点 J_1 — J_6 (倾向/倾角)： $J_1(156.26^\circ/66.07^\circ)$ ， $J_2(177.52^\circ/57.46^\circ)$ ， $J_3(147.54^\circ/34.49^\circ)$ ， $J_4(197.45^\circ/82.27^\circ)$ ， $J_5(127.88^\circ/78.31^\circ)$ ， $J_6(221.05^\circ/88.77^\circ)$ 。边坡下层岩体共找到5个主极点 J_7 — J_{11} ： $J_7(155.00^\circ/43.01^\circ)$ ， $J_8(177.51^\circ/57.45^\circ)$ ， $J_9(135.02^\circ/75.48^\circ)$ ， $J_{10}(209.04^\circ/72.65^\circ)$ ， $J_{11}(354.48^\circ/73.11^\circ)$ 。

识别的三维点云数据与实际边坡结构面的对比如图10所示。可看出，用本文方法识别的结构面与边坡工程现场实际情况基本吻合。

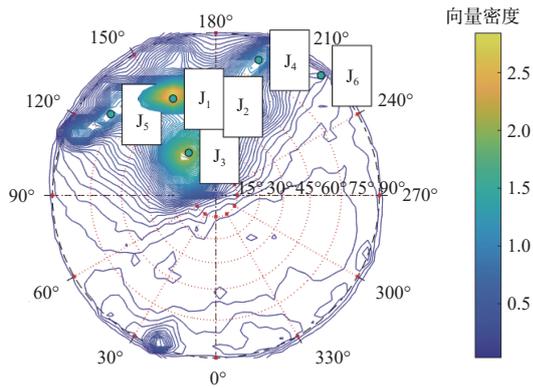


图 6 上层岩体法向量密度

Fig. 6 Normal vector density of rock mass at the upper part of the slope

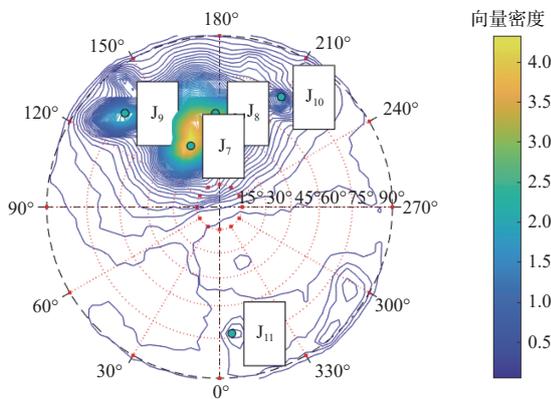


图 7 下层岩体法向量密度

Fig. 7 Normal vector density of rock mass at the lower part of the slope

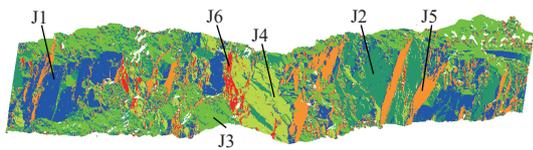


图 8 上层岩体三维点云

Fig. 8 3D point cloud of rock mass at the upper part of the slope

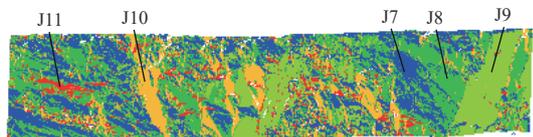
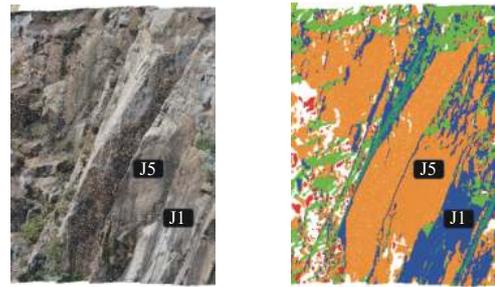


图 9 下层岩体三维点云

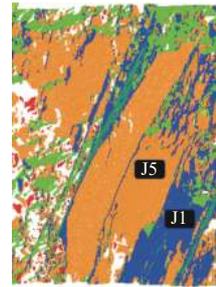
Fig. 9 3D point cloud map of rock mass at the lower part of the slope

3 边坡结构面产状统计信息采集

在聚类分析过程中对 6 组结构面的每个子聚类进行平面拟合, 分别得到其平面方程参数, 利用这些参数可计算得到每个结构面的倾角和走向, 进而得到其倾向^[19-20]。因为聚类结果中存在很多小的聚类, 难以形成有效的结构面, 所以设定一个阈值 500, 每个子聚类中的所有点数量不小于 500 时才在输出



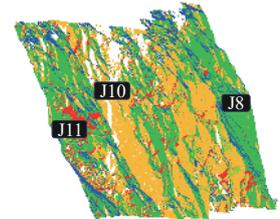
(a) 上层局部岩体结构面实物



(b) 上层局部岩体结构面识别结果



(c) 下层局部岩体结构面实物



(d) 下层局部岩体结构面识别结果

图 10 结构面识别结果与实际边坡结构面的对比

Fig. 10 Comparison between structural plane recognition results and actual slope structural plane

结果中显示。利用 Python 编写的计算程序得到边坡稳定性定量评价需要的结构面产状信息。

对边坡上层岩体进行分析, 得到拟合平面参数及结构面产状信息(表 1), J₁—J₆ 所在结构面组中出露的结构面数量依次为 70, 66, 103, 49, 55, 20。通过统计分析, 得到各组结构面倾角和倾向的概率分布直方图及函数拟合曲线, 如图 11 所示, μ 为均值, σ 为标准差。

表 1 上层岩体拟合平面参数及结构面产状信息

Table 1 Parameters of fitting plane and orientation information of structural plane of rock mass at the upper part of the slope

主极点	聚类号	点数量	拟合平面方程参数				倾角/(°)	倾向/(°)
			A_{ij}	B_{ij}	C_{ij}	D_{ij}		
J ₁	1	62 356	-0.407	0.813	-0.416	-49.929	65.43	153.40
	2	34 681	0.268	-0.877	0.399	42.268	66.46	163.01
J ₂	1	54 135	-0.010	0.860	-0.510	-33.920	59.33	179.36
	2	37 259	0.253	0.810	-0.529	-39.055	58.04	197.33
J ₃	1	62 073	0.334	-0.288	0.898	-58.570	26.17	130.82
	2	32 684	0.323	-0.492	0.808	-10.036	36.07	146.75
J ₄	1	88 328	0.269	0.947	-0.177	-44.659	79.83	195.89
	2	7 973	0.241	0.961	-0.136	-47.637	82.17	194.10
J ₅	1	37 880	-0.902	0.420	-0.100	-11.179	84.26	114.98
	2	27 762	0.748	-0.620	0.237	33.931	76.31	129.69
J ₆	1	20 051	0.643	0.766	-0.020	-31.941	88.88	220.03
	2	6 660	0.600	0.792	-0.116	0.267	83.32	217.13

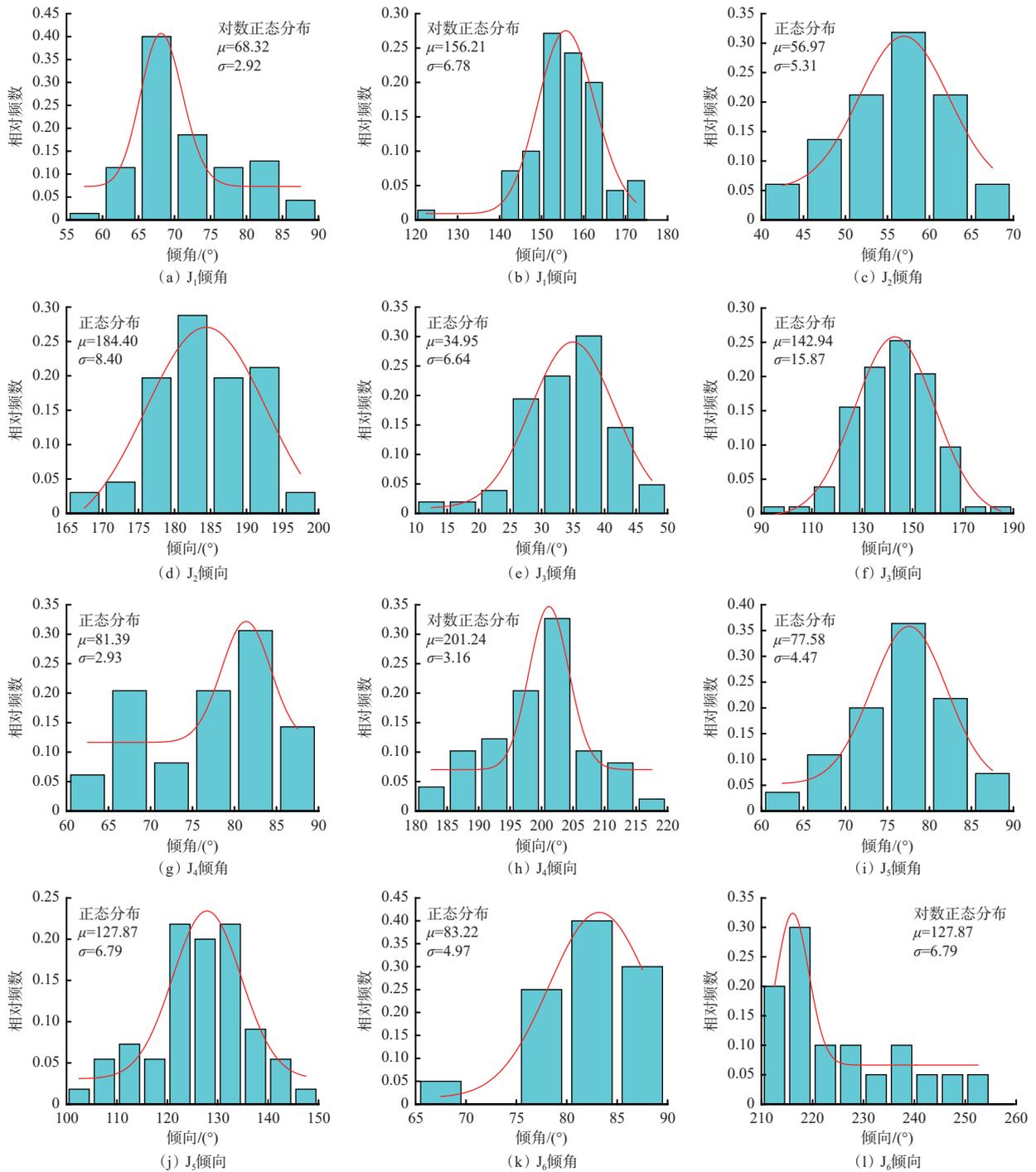


图 11 结构面组 J₁—J₆ 倾向和倾向角概率分布直方图与拟合曲线的比较

Fig. 11 Comparison of probability distribution histograms and fitting curves for dip and dip angles of structural plane groups J₁—J₆

边坡下层岩体拟合平面参数及结构面产状信息见表 2。J₇—J₁₁ 所在结构面组中出露的结构面数量依次为 102, 92, 41, 42, 12。同理, 通过统计分析可得到各组结构面倾向和倾向角的概率分布直方图、函数拟合曲线和结构面产状分布特征。结构面产状统计特征见表 3。边坡结构面产状概率统计分布特征可以为高边坡概率稳定性的定量评价提供重要的数据来源。

4 讨论

对比分析研究区高边坡上层和下层岩体结构面的概率分布直方图及拟合结果可知, 大部分结构面的函数拟合效果较好, 仅有少数结构面的拟合效果较差。其可能原因主要如下: ① 无人机获取的图像数量不够多, 导致部分结构面细节丢失, 进而增大了点云数据提取过程中的误差。② 研究区边坡下层岩

表 2 下层岩体拟合平面参数及结构面产状信息

Table 2 Parameters of fitting plane and orientation information of structural plane of rock mass at the lower part of the slope

主极点	聚类号	点数	拟合平面方程参数				倾角/(°)	倾向/(°)
			A_{ij}	B_{ij}	C_{ij}	D_{ij}		
J ₇	1	52 786	-0.297	0.687	-0.664	-13.625	48.42	156.60
	2	23 217	0.317	-0.645	0.696	22.360	45.93	153.80
J ₈	1	43 880	0.001	-0.825	0.565	30.001	55.62	179.93
	2	28 671	-0.197	0.846	-0.495	-26.153	60.35	166.89
J ₉	1	90 517	0.742	-0.622	0.251	15.808	75.44	129.97
	2	60 842	0.723	-0.691	0.001	56.813	89.96	133.68
J ₁₀	1	27 216	0.482	0.793	-0.372	15.417	68.19	211.28
	2	10 396	0.252	0.928	-0.274	-42.152	74.07	195.16
J ₁₁	1	7 602	0.158	-0.987	0.024	50.753	88.61	350.88
	2	1 690	0.137	-0.989	0.049	53.162	87.16	352.14

表 3 边坡上层和下层岩体结构面产状统计特征

Table 3 Statistical characteristics of rock mass structural plane orientation at the upper and lower part of the slope

上层岩体					下层岩体				
主极点	产状	分布特征	均值 μ	标准差 σ	主极点	产状	分布特征	均值 μ	标准差 σ
J ₁	倾角	对数正态分布	68.32	2.92	J ₇	倾角	正态分布	43.39	4.42
	倾向	对数正态分布	156.21	6.78		倾向	正态分布	154.31	8.50
J ₂	倾角	正态分布	56.97	5.31	J ₈	倾角	对数正态分布	59.33	5.36
	倾向	正态分布	184.40	8.40		倾向	对数正态分布	170.74	5.73
J ₃	倾角	正态分布	34.95	6.64	J ₉	倾角	正态分布	72.74	7.67
	倾向	正态分布	142.94	15.87		倾向	对数正态分布	138.26	12.24
J ₄	倾角	正态分布	81.39	2.93	J ₁₀	倾角	正态分布	72.09	16.48
	倾向	对数正态分布	201.24	3.16		倾向	—	—	—
J ₅	倾角	正态分布	77.58	4.47	J ₁₁	倾角	—	—	—
	倾向	正态分布	127.87	6.79		倾向	—	—	—
J ₆	倾角	正态分布	83.22	4.97					
	倾向	对数正态分布	216.16	3.17					

体表面局部存在植被,干扰点云数据聚类分析,影响结构面产状的计算结果。③一些结构面组出露的结构面数量很少,无法对其进行准确拟合。

相较于当前结构面识别研究^[21-22],本文方法具有以下优势。

1) 相较于三维激光扫描方法,本文方法具有效率高、操作简单和成本低等优势,尤其在一些人力无法到达和不利于架设观测站的情况(如水电站库岸边坡等),更能突出无人机机动灵活的优势。

2) 相较于其他数据处理算法(K-Means 算法等),DBSCAN 算法不需要事先指定聚类个数,能够

自动识别簇的数量和形状,同时能识别离群点,有效过滤噪声数据,使得结构面识别过程更高效、结果更准确,且无需过多人工干预。

5 结论

1) 提出了基于无人机摄影测量技术和 Context Capture 系列软件的边坡结构面点云数据获取方法,具有效率高、操作简单和成本低等优势,为解决高边坡结构面勘测难题提供了有效途径。

2) 采用 KNN 算法和 DBSCAN 算法进行边坡结构面识别,实现了复杂边坡结构面的准确高效识别

和产状信息快速提取, 结构面识别结果与工程实际吻合。

3) 岩质高边坡结构面识别及产状统计信息采集方法可获取高边坡结构面数量、产状信息及其统计特征, 大部分结构面倾角和倾向概率分布与实测数据拟合较好, 为高边坡裂隙网络模型构建及稳定性分析提供了重要数据来源。

4) 下一步将继续开展岩质高边坡结构面网络模型构建和边坡稳定性与可靠度分析, 并揭示结构面分布对边坡稳定性的影响机制, 最终实现科学指导水利水电工程、公路和露天矿边坡的防护与安全运行, 降低边坡支护成本和失稳破坏造成的潜在损失。

参考文献(References):

- [1] 程昊, 唐辉明, 孙淼军, 等. 基于半迹长测线法的岩体结构面全迹长概率分布及平均迹长新算法[J]. 岩石力学与工程学报, 2013, 32(增刊2): 3073-3082.
CHENG Hao, TANG Huiming, SUN Miaojun, et al. New algorithm to determine rock mass discontinuity trace length probabilistic distribution and mean trace length based on semi-trace scanline surveys[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2013, 32(S2): 3073-3082.
- [2] 黄磊. 测线取样法引起的岩体结构面几何偏差纠正[D]. 武汉: 中国地质大学, 2014.
HUANG Lei. Correction of geometric deviation of rock mass structural plane caused by survey line sampling method[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2014.
- [3] 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. Review on collection and extraction methods of rock mass discontinuity information[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2023, 31(6): 1339-1360.
- [4] 王岩, 马宏伟, 王星, 等. 基于迭代最近点的井下无人机实时位姿估计[J]. 工矿自动化, 2019, 45(9): 25-29.
WANG Yan, MA Hongwei, WANG Xing, et al. Real-time pose estimation of underground unmanned aerial vehicle based on ICP method[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(9): 25-29.
- [5] 高海跃, 王凯, 王保兵, 等. 基于全局点云地图的煤矿井下无人机定位方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(8): 81-87, 133.
GAO Haiyue, WANG Kai, WANG Baobing, et al. Positioning method for underground unmanned aerial vehicles in coal mines based on global point cloud map[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(8): 81-87, 133.
- [6] 赵明宇, 王凤艳, 王明常, 等. 基于无人机摄影测量的岩体结构面信息获取[J]. 工程地质学报, 2018, 26(增刊1): 480-487.
ZHAO Mingyu, WANG Fengyan, WANG Mingchang, et al. Rock mass discontinuity acquisition based on photo-grammetry of UAV[J]. Journal of Engineering Geology, 2018, 26(S1): 480-487.
- [7] 熊开治, 任志远, 赵亚龙, 等. 基于无人机航测的丹霞地貌区危岩结构面识别与三维裂隙网络模型——以重庆四面山景区为例[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(5): 62-69.
XIONG Kaizhi, REN Zhiyuan, ZHAO Yalong, et al. Identification of dangerous rock structural planes and fracture network model in Danxia landform based on UAV aerial survey: a case study at Simianshan scenic area of Chongqing[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2021, 32(5): 62-69.
- [8] 李水清, 张慧超, 刘乳燕. 无人机摄影测量半自动统计岩体结构面产状[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(26): 18-22.
LI Shuiqing, ZHANG Huichao, LIU Ruyan. Semi-automatically counting orientations of rock mass structural plane based on unmanned aerial vehicle photogrammetry[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(26): 18-22.
- [9] 沙鹏, 孔德珩, 王绍亮, 等. 高陡边坡岩体结构信息无人机识别与离散元数值模拟[J]. 工程地质学报, 2022, 30(5): 1658-1668.
SHA Peng, KONG Deheng, WANG Shaoliang, et al. Identification of rockmass discontinuities and 3d discrete element modeling of high slope based on unmanned aerial vehicle photogrammetry[J]. Journal of Engineering Geology, 2022, 30(5): 1658-1668.
- [10] 贾曙光, 金爱兵, 赵怡晴. 无人机摄影测量在高陡边坡地质调查中的应用[J]. 岩土力学, 2018, 39(3): 1130-1136.
JIA Shuguang, JIN Aibing, ZHAO Yiqing. Application of UAV oblique photogrammetry in the field of geology survey at the high and steep slope[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(3): 1130-1136.
- [11] 张恺, 伍法权, 沙鹏, 等. 基于无人机倾斜摄影的矿山边坡岩体结构编录方法与工程应用[J]. 工程地质学报, 2019, 27(6): 1448-1455.
ZHANG Kai, WU Faquan, SHA Peng, et al. Geological cataloging method with oblique photo-graphy of UAV for open-pit slope and its application[J]. Journal of Engineering Geology, 2019, 27(6): 1448-1455.
- [12] LIU Yongqiang, CHEN Jianping, TAN Chun, et al. Intelligent scanning for optimal rock discontinuity sets considering multiple parameters based on manifold learning combined with UAV photogrammetry[J]. Engineering Geology, 2022, 309. DOI: 10.1016/j.

- enggeo.2022.106851.
- [13] RIQUELME A J, ABELLÁN A, TOMÁS R, et al. A new approach for semi-automatic rock mass joints recognition from 3D point clouds[J]. *Computers & Geosciences*, 2014, 68: 38-52.
- [14] COVER T, HART P. Nearest neighbor pattern classification[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1967, 13(1): 21-27.
- [15] LATO M J, DIEDERICHS M S, HUTCHINSON D J. Bias correction for view-limited lidar scanning of rock outcrops for structural characterization[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2010, 43(5): 615-628.
- [16] RENCHER A C, CHRISTENSEN W F. *Methods of multivariate analysis*[M]. Hoboken: Wiley, 2012.
- [17] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]. 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Portland, 1996.
- [18] TONINI M, ABELLAN A. Rockfall detection from terrestrial LiDAR point clouds: a clustering approach using R[J]. *Journal of Spatial Information Science*, 2014(8): 95-110.
- [19] 何旷宇. 基于无人机贴近摄影高陡边坡岩体表面信息识别方法[D]. 长沙: 湖南大学, 2021.
HE Kuangyu. Study of rock mass surface information identification in high steep slopes based on nap-of-the-object photography[D]. Changsha: Hunan University, 2021.
- [20] 郭戈. 基于三维激光扫描技术的岩体结构面识别与岩体完整性评价研究[D]. 宜昌: 三峡大学, 2023.
GUO Ge. Study on rock mass structural plane identification and rock mass integrity evaluation based on 3D laser scanning technology[D]. Yichang: China Three Gorges University, 2023.
- [21] 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.
- [22] 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 Changfu, HE Kuangyu, YU Jiayong, 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.
- ~~~~~
- (上接第 129 页)
- [14] GUO Jiateng, WU Lixin, ZHOU Wenhui, et al. Section-constrained local geological interface dynamic updating method based on the HRBF surface[J]. *Journal of Structural Geology*, 2018, 107: 64-72.
- [15] DE LA VARGA M, SCHAAF A, WELLMANN F. GemPy 1.0: open-source stochastic geological modeling and inversion[J]. *Geoscientific Model Development*, 2019, 12(1): 1-32.
- [16] 郭甲腾, 吴立新, 王江梅, 等. 基于隐式化 Coons 曲面的局部地质构造区域集成建模方法[J]. *地理与地理信息科学*, 2018, 34(1): 1-6.
GUO Jiateng, WU Lixin, WANG Jiangmei, et al. A regional integrated geological modeling method based on the implicitization of Coons surface[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2018, 34(1): 1-6.
- [17] GUO Jiateng, WANG Jiangmei, WU Lixin, et al. Explicit-implicit-integrated 3-D geological modelling approach: a case study of the Xianyan Demolition Volcano (Fujian, China) [J]. *Tectonophysics*, 2020, 795. DOI: 10.1016/j.tecto.2020.228648.
- [18] 代欣位. 自动可交互隐式区域三维地质建模与剖切分析研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2021.
DAI Xinwei. Research on 3D geological modeling and cutting analysis of automatic interactive implicit region[D]. Shenyang: Northeastern University, 2021.
- [19] 郭甲腾, 代欣位, 刘善军, 等. 一种三维地质体模型的隐式剖切方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2021, 46(11): 1766-1773.
GUO Jiateng, DAI Xinwei, LIU Shanjun, et al. An implicit cutting method for 3D geological body model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(11): 1766-1773.
- [20] 花卫华, 肖旖旎, 王振娟, 等. 基于三维地质模型的矢量地质剖面图实时生成技术[J]. *地球科学*, 2022, 47(11): 4256-4266.
HUA Weihua, XIAO Yini, WANG Zhenjuan, et al. Real-time generation technology of vector geological profile based on 3D geological model[J]. *Earth Science*, 2022, 47(11): 4256-4266.
- [21] 李鸿卫, 闫文超. 基于 ArcGIS 的三维地质模型自动构建方法[J]. *世界有色金属*, 2024(7): 25-27.
LI Hongwei, YAN Wenchao. Automatic construction method of 3D geological model based on ArcGIS[J]. *World Nonferrous Metals*, 2024(7): 25-27.