https://doi.org/10.3799/dqkx.2021.130

基于航空影像的高陡边坡突岩识别方法

崔 溦[1],高德宇[1],王轩毫[1,2],张贵科[3],杨 弘[3]

1. 天津大学水利工程仿真与安全国家重点实验室,天津 300350
2. 武汉大学水资源与水电工程科学国家重点实验室,湖北武汉 430072
3. 雅砻江流域水电开发有限公司,四川成都 610051

摘 要: 高陡边坡上的突岩容易在自重、地震、开挖卸荷等作用下失稳,威胁到水利工程的安全.因此,对突岩进行早期调查具有重要意义,但由于水利枢纽区域面积较大,交通不便,人工调查耗时且危险.本文提出了一种基于航空影像的高陡边坡突岩快速识别方法.该方法主要包括3个步骤:(1)通过无人机摄影测量生成边坡点云模型;(2)使用核密度估计方法(KDE)对点云模型的赤平投影结果进行统计分析,以将点云模型分割成平滑区域和非平滑区域;(3)用一种基于密度且对噪声鲁棒的空间聚类算法(DBSCAN)对非平滑区域的点进行聚类,以识别代表突岩的点簇.该方法可以从整个边坡识别多个突岩,有效减少人工工作量,将该方法应用到两河口水电站某自然边坡的突岩识别中,可较为方便地得到岩体的边界和几何要素,为下一步稳定分析提供基本数据.

关键词: 高陡边坡;突岩;航空影像;点云;核密度估计方法;空间聚类算法;工程地质;边坡稳定性.

中图分类号: P642 **文章编号:** 1000-2383(2023)09-3378-11 **收稿日期:** 2021-07-06

Identification of Rocky Ledge on Steep and High Slopes Based on Aerial Photogrammetry

Cui Wei[1], Gao Deyu[1], Wang Xuanhao[1,2], Zhang Guike[3], Yang Hong[3]

1. *State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin* 300350, *China*
2. *State Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan University, Wuhan* 430072, *China*
3. *Yalong River Hydropower Development Company, Ltd., Chengdu* 610051, *China*

Abstract: The rocky ledge on steep, high slopes is easy to lose stability under the action of gravity, earthquake, excavation and unloading, etc., which threatens the safety of water conservancy projects. Therefore, the early investigation of rocky ledge is of great significance. However, due to the large slope area and inconvenient traffic, the manual identification is time-consuming and dangerous. A rapid identification method for the rock ledge based on unmanned aerial vehicle (UAV) photogrammetry is proposed in this paper. This method consists of three steps: (1) Generate the point cloud model by UAV photogrammetry; (2) segment the slopes into smooth areas and non-smooth areas by kernel density estimation (KDE) of the point's normal vector, clustering the points of non-smooth areas by the density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN); (3) classify the point clusters representing rocky ledge by the geometric feature. The method can identify possible rocky ledge from the whole slope, which reduces the artificial workload. The proposed method has been successfully applied to the slopes near

基金项目: 国家自然科学基金雅砻江联合基金(No. U1765106).

作者简介: 崔溦(1977-),男,教授,博士,主要从事岩土及水工结构物静动力分析研究. ORCID: 0000-0002-5666-2519. E-mail: cuiwei@tju.edu.cn

引用格式: 崔溦,高德宇,王轩毫,张贵科,杨弘,2023.基于航空影像的高陡边坡突岩识别方法.地球科学,48(9):3378-3388.

Citation: Cui Wei, Gao Deyu, Wang Xuanhao, Zhang Guike, Yang Hong, 2023. Identification of Rocky Ledge on Steep and High Slopes Based on Aerial Photogrammetry. *Earth Science*, 48(9): 3378-3388.

Lianghekou hydropower station to obtain boundaries and geometric features of rocky ledges which will provide basic data for the future stability analysis.

Key words: high-steep slope; rocky ledge; aerial photogrammetry; point cloud; kernel density estimation; DBSCAN; engineering geology; slope stability.

0　引言

高陡边坡上的突岩是一种突出于边坡之外的裸露岩体.在水电工程建设中,突岩极易在重力、地震等作用下失稳.因此,边坡突岩的早期调查和安全评价有助于对边坡稳定性的全面认识,对工程建设意义重大.由于突岩广泛分布在枢纽区的高陡边坡上,且交通不便,以传统人力和机械探测为基础的查勘面临着巨大的挑战,很难快速识别突岩并获取其几何信息,难以为后续稳定评价提供基础数据.

为了提高效率并降低风险,遥感技术在过去几十年中得到了较为广泛的应用,特别是利用微波遥感(史绪国等,2019;鲁泽恩等,2021)、激光雷达(LiDAR)(马洪超,2011)、地面激光扫描仪(TLS)(邱俊玲等,2012)和摄影测量等技术进行特定区域的地貌测绘(李辉等,2017).其中,摄影测量技术一般采用无人机搭载摄像头、数码相机和其他传感器获得区域的高清图像,通过对图像进行分析以获得原始点云数据,具有图像获取速度快、测量区域广、成本低等优势(王帅永等,2016;张恺等,2019).因此,无人机摄影技术为水利枢纽区的高陡边坡突岩勘测提供了一种可行的途径.

在采用无人机摄影技术获得边坡图像后,一般可采用运动结构算法(SfM)进行三维模型构建(Harwin and Lucieer, 2012).基于SfM图像处理技术,通过将重叠偏移图像之间的匹配特征进行交叉,可以建立其三维点云模型(Eker *et al.*, 2018).最近,很多研究者采用三维点云数据识别边坡特定区域的岩体节理、绘制地质地图等,并用以评估其稳定性(Greif and Vlcko, 2017;王明等,2019;Kong *et al.*, 2020),一些相关的算法与软件也被开发出来,例如SIROVISION(Sabapathy *et al.*, 2013)、ADAMTECH(Kennedy *et al.*, 2014)、DSE(Riquelme *et al.*, 2014)等.上述方法可被借鉴用于边坡的遥感图像采集及分析工作中,但由于不同突岩之间的形状和大小差异很大,它们的边界也很容易与山沟、树木等边界混淆,所以使用上述方法调查突岩时,必须手动确定其位置,但水利枢纽区边坡范围大,突岩分布广,人工确定位置既困难又费时.

基于以上认识,本文提出了一种基于航空影像的水利枢纽区高陡边坡突岩早期识别方法.以无人机采集图像为基础,通过对点云进行简化处理,采用核密度估计和空间聚类算法对点云特征进行统计和聚类,根据其几何特征以识别可能的危岩体,对其进行初步的危险性估算,为后期的勘测、治理等提供依据,并成功应用于两河口工程枢纽区危岩体勘测中.

1　研究对象

本研究使用了两组不同的数据集:室内小尺度模型图像和真实边坡图像,第1组是在可控的实验室条件下获得的,第2组是使用无人机摄影获得的自然边坡数据.

1.1　室内小尺度模型

为了验证该方法的可行性,首先在室内利用砂土建立了一个简单的带有一定坡度(约20°)的边坡模型(图1),在其上放置了一些块石来模拟边坡突岩,为增加识别难度,人工造成了一处陡崖.由于突岩位置清晰,边坡其他区域相对平滑,该模型能够直观地展示本文所提出方法的数据处理流程.

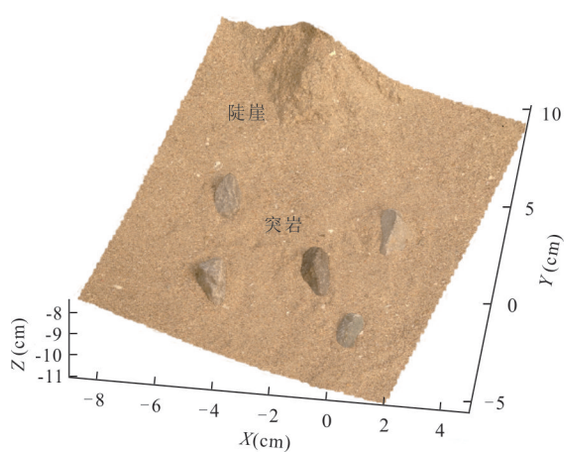

图1　室内模型的三维点云模型,共34 583个点

Fig.1　Dense point cloud model of the sand table surface, totaling 34 583 points

图2　自然边坡的位置

Fig.2　The location of the natural slope

1.2　自然边坡

依托工程区为四川省甘孜藏族自治州雅江县两河口水电站，其坝址区边坡突岩分布范围广、数量较多，易威胁工程安全（图2），本文所提出的方法将用于识别本区域内的典型突岩，以评估其可靠性和实用性.

2　研究方法

本文提出的方法主要通过4个步骤来实现（图3）：（1）数据采集：获取边坡图像，并生成三维点云和计算法向量；（2）边坡区域分割：采用核密度估计对法向量进行统计分析确定主方向，并对边坡点云进行分割以划分平滑区域和非平滑区域；（3）突岩识别：采用空间聚类算法对非平滑区域的点进行聚类以及三维点簇的几何特征计算，根据其几何特征以识别突岩.

2.1　数据采集

2.1.1　图像采集和点云生成　采用数码相机进行重叠摄影来获取室内小尺度边坡模型的表面照片，其三维密集点云模型由Agisoft PhotoScan生成，如图1所示.Agisoft PhotoScan集成了SFM技术和MVS技术，可以通过一系列重叠照片（特别是航拍照片）自动生成三维密集点云模型（Verhoeven，2011）.

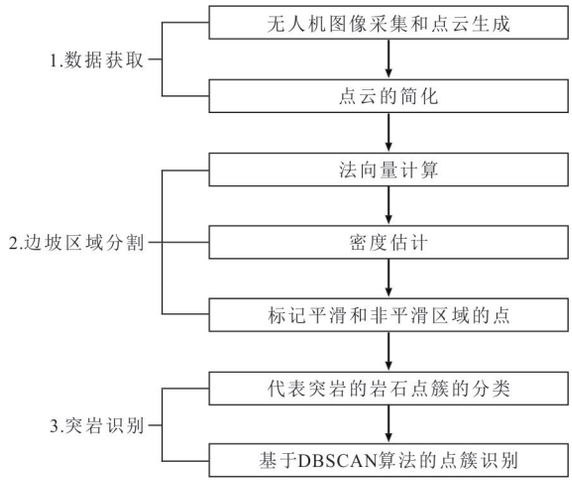

图3　方法流程

Fig.3　Flow chart of the proposed methodology

图4　简化滤噪后的三维点云模型

Fig.4　The experimental 3D point datasets after simplifying

2.1.2　点云的简化滤噪　通过原始图像获得的点云数据非常密集，且里面包含了部分噪声，不能直接用于快速提取边坡突岩的几何特征，因此需对原始点云数据进行简化滤噪.Pauly *et al.*（2002）定量比较了表面点云的简化方法，包括层次聚类、迭代简化和粒子模拟算法.采用层次聚类法简化后的样本在最终模型中的分布与输入模型的抽样分布密切相关，该方法可以在高曲率区域保留更多的点，以保持模型的几何形状.本文采用层次聚类方法对原始密集点云进行简化，并利用MATLAB中开发的脚本实现了该方法.简化后室内模型的点云如图4所示.

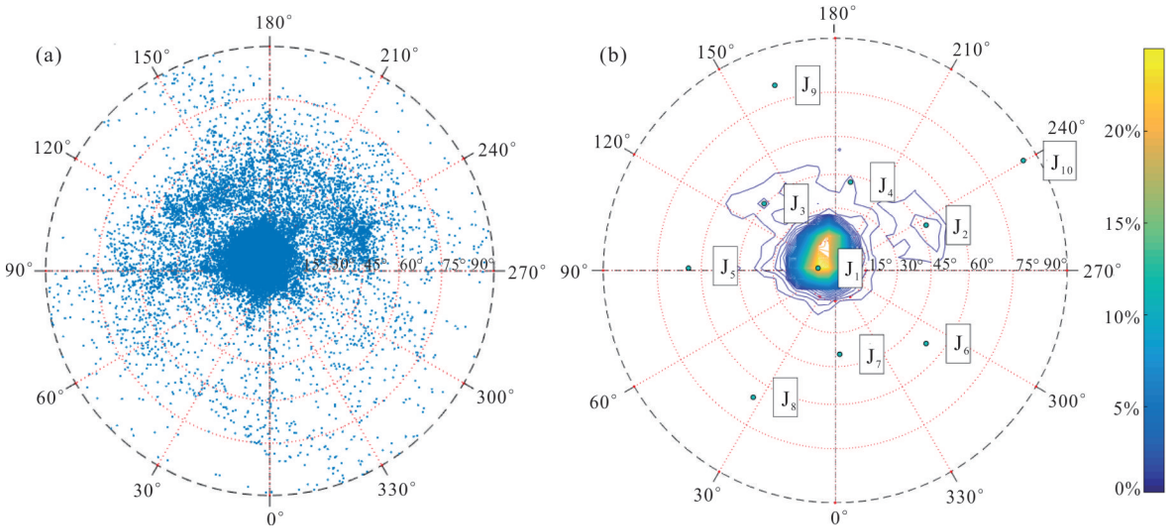

图 5　简化沙盘三维点数据集的赤平投影(a)，简化实验三维点数据集的极点密度有 10 个局部极大值(b)

Fig.5　Stereographic projection of the simplified experimental 3D point datasets (a); poles density of the simplified experimental 3D point datasets (b)

相邻等值线差值为 1.25%

2.2　边坡区域分割

自然边坡一般区域较大，地形复杂，难以直接识别突岩．根据三维点法向量的不同，可以将自然边坡划分为平滑区域和非平滑区域．平滑区域具有如下特征：一是三维点的分布相对均匀；二是相关点的法向量近似平行．对于自然边坡而言，平滑区域面积要大于非平滑区域，非平滑区域在地貌上一般表现为陡崖、突岩等．

边坡区域的分割基于三维点云对应法向量间的平行度，通过对三维点云的赤平投影点进行统计分析实现．首先，将每个平面的法向量转换成赤平投影（Durney，2002），每个点对应的法向量的投影称为极点；第二，计算每个区域的极点密度以及局部最大值．具有局部最大值的极点称为主极点，与主极点对应的法向量称为主方向．如果不同极点和主极点对应法向量之间的差小于阈值，则可认为这些极点对应的法向量近似平行，随后把这些近似平行的法向量对应的三维点放置在同一个点集中，得到不同的点集，其中点最多的点集代表平滑区域，其他点集代表非平滑区域．

2.2.1　法向量计算　简化点云模型后，需计算每个三维点的法向量．法向量反映了一个点相邻区域的曲率特征，而这些点对应的法向量间的平行度反映了区域之间的相似性．本文使用 Riquelme *et al.*（2014）提出的方法来计算简化点云的法向量．该方法将每个点及其相邻区域视为一个候选的平面子集，并测试点的子集是否共面，以获得更准确的结果．

2.2.2　密度估计　本文使用核密度估计法来估计法向量赤平投影的概率密度，并计算极点的局部最大值．核密度估计（KDE）是一种估计随机变量概率密度函数的非参数方法．为了估计多元非参数密度函数，Silverman（1986）证明了使用 KDE 比使用经典直方图具有更好的准确性．该方法通过 Matlab 中的 KDE 函数“kde2d”来实现（Riquelme *et al.*，2014）：（1）自动计算内核的宽度（例如带宽）；（2）密度计算．

对于人工沙盘的简化点云，图 5 及表 1 显示了与三维点相对应的法向量的赤平投影以及赤平投影中每个区域极点密度的计算结果．局部最大值共有 10 个，其中极点密度最大值在极点 J1：97°/8°（倾角/倾角方向）处．结果表明，该三维点集有 10 个主要方向．

2.2.3　标记平滑和非平滑区域的点　在此步中，为点云中的每个点指定一个主方向．具体步骤为：点云中的每个点都有其法向量，计算其法向量与各个主方向之间的夹角（γ），用最小夹角对应的主方向标记该点，对所有的点进行标记之后，将拥有相同标记的点放入同一个集合内，通过定义一个阈值，以限制最大允准值（γ_{max}），保证同一点集内的点近似平行，同时不属于任何点集的点将会被舍弃．最后得到了多个点集，点集的数目等于主方向的数目．

表1　沙盘简化点云各主极点的倾角与倾角方向

Table 1　Dip angle and dip direction of each principle pole of the sand table model

主极点	倾向(°)	倾角(°)
J1	97	8
J2	243	47
J3	133	45
J4	189	42
J5	90	64
J6	308	53
J7	366	39
J8	32	66
J9	161	7
J10	239	86

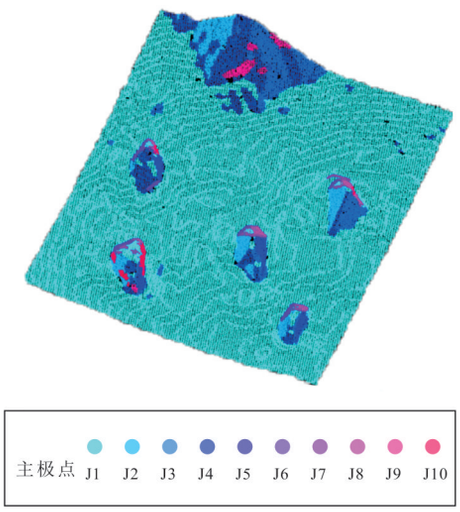

图6　沙盘表面与不同极点相对应的点($\gamma_{max}=30°$)

Fig.6　Points associated with different poles on the surface of the sand table ($\gamma_{max}=30°$)

同一点集中三维点的法向量近似平行，拥有最多点的点集代表平滑区域的点，其他点集代表非平滑区域的点．以图6为例，展示了该判别准则应用于不同区域点集的识别结果，其中阈值被定义为$\gamma_{max}=30°$，不同的点根据他们最接近的主极点分类．

2.3　突岩识别

对于边坡的点云模型，如果去除平滑区域的点，剩下的点将属于非平滑区域，如突岩、悬崖等．由于不同的非平滑区域分布在边坡的不同位置，这些不平坦的区域之间的距离(相对于相邻点之间的距离来说)会很大，因此可以根据点之间的距离值对不同非平滑区域的点进行聚类，得到多个三维点簇．然后计算三维点簇的几何特征，以识别其中代表突岩的三维点簇．

2.3.1　基于DBSCAN算法的点簇识别　聚类方法主要有层次聚类(Kaufman and Rousseeuw, 1990; Zhang *et al.*, 1996)、划分聚类(Macqueen, 1967; Bezdek, 1981)、密度聚类(Ester *et al.*, 1996)等，本文对于三维数据集的聚类，采用“基于密度且对噪声鲁棒的空间聚类算法”(DBSCAN)(Ester *et al.*, 1996)，该方法已被成功用于处理LiDAR点云(Tonini and Abellan, 2014)，其需要输入以下参数：(1)ε，将两个点视为相邻点的最大距离；(2) Min-pts，它是将点视为核心点所需的最小相邻点数．

Ester *et al.*(1996)建议将参数Min-pts设置为4，ε的取值需考虑到每个不连续集的第4个相邻点的距离．因此，该方法需计算主平面的所有符合条件的点与其第4相邻点距离．ε可以是平均值、最大值或其他统计上有代表性的值，但因为有噪声极值的存在，以最大值作为ε是不合适的．利用该方法处理原始数据，距离值的数目足够多，可以考虑采用正态分布，因此提出的ε值是第4个邻近点距离的均值加上两个标准差．

实际中，聚类分析可能会发现大量的小点簇，用户可能只对大点簇感兴趣，因此该方法提供了丢弃小点簇的选项，该选项规定了名为parameter points per cluster的选择阈值，以下称为*ppc*．因此，只有点簇大于或等于*ppc*的点才会出现在输出中．

此时，非平滑区域的点已经被聚集成多个独立的三维点簇，下一步是计算每个点簇的几何特征．图7显示了沙盘表面非平滑区域上的点的聚类结果．利用DBSCAN算法，成功识别出10个点簇．

2.3.2　代表突岩的点簇识别　按照不同形状，可将三维点簇定性分为3类：(1)3D块状；(2)2D斑状；(3)1D细条状．由于突岩与其周围的平滑区域之间存在明显的高度差，在平滑区域的三维点被移除后，突岩将被隔离并呈现为块状；因此，呈现为块状的三维点簇代表突岩．为了有效地对“呈现为块状的三维点簇”进行分类，需要一个能够反映三维点簇形状的参数．圆球度(*SP*)通常被定义为与三维几何形状具有相同体积球体的表面积与三维几何形状的实际表面积之比(Mora and Kwan, 2000)，计算公式如公式(1)所示．几何形状的圆球度是三维空间的形状，三轴相等的几何形状圆球度最高，而斑状或细条状的几何形状圆球度最低．因此，基于每个三维点簇的圆球度，可以对代表突岩的点簇进行

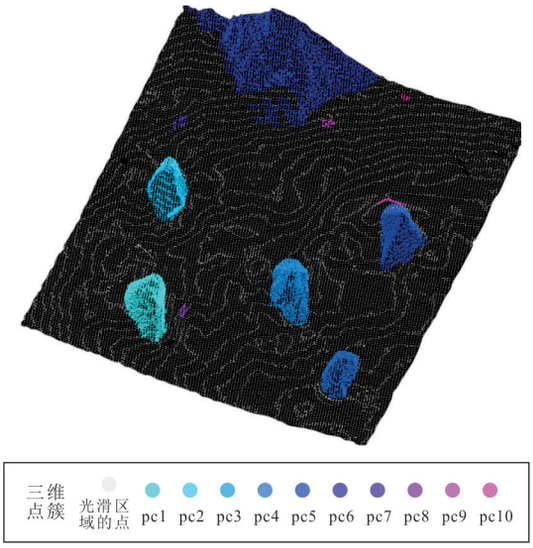

图 7　非平滑区域点的聚类结果(pcc=30)

Fig.7　Clustering results of points on non-smooth areas of the sand table surface (pcc = 30)

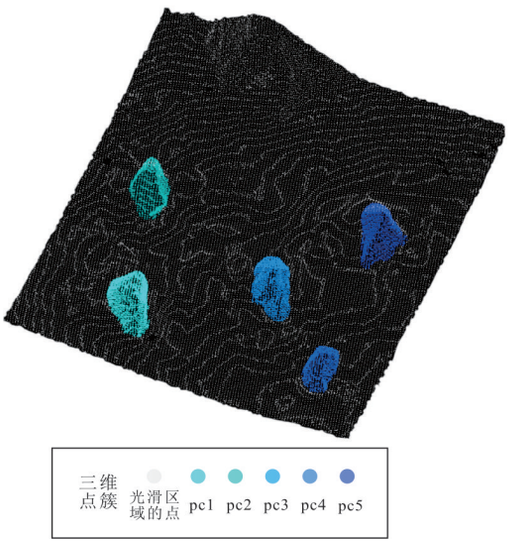

图 8　沙盘模型中代表突岩的点簇($SP_{\min}$ = 0.2)

Fig.8　Point clusters representing the rock headlands on the sand table model ($SP_{\min}$ = 0.2)

识别,筛选出可能的危岩体.本文设置一阈值来限制最小圆球度($SP_{\min}$)的最大值,将圆球度大于最小圆球度的三维点簇识别为突岩,这一阈值需要由用户自定义.例如,通过设置 $SP_{\min}$ = 0.2 来识别沙盘模型上代表凸岩的 5 个点簇,图 8 显示了点簇的分类结果.

$$SP=\sqrt{4\pi}\,\frac{(3V)^{\frac{2}{3}}}{S}, \tag{1}$$

其中:SP 为三维点簇的圆球度,V 为其体积(m^3),S 为其表面积(m^2).

利用 MATLAB 中的 alpha shape 函数计算三维点簇的体积和表面积,该函数可以生成三维点簇的凸包,并输出凸包的几何参数,为下一步安全评价提供基础数据.

3　应用

基于本文提出的方法,对自然边坡上的突岩进行识别,根据工程经验和研究区域实际情况,各参数设置如下:$\gamma_{\max}$ = 36°,ppc = 50,$SP_{\min}$ = 0.3.

3.1　基于航空影像的点云生成和简化滤噪

无人机调查使用的设备是 quadrotor DJI Phantom 4 Pro,配备数码相机(相机镜头:FOV84°8.8 mm/24 mm;传感器分辨率:5 184×3 456)和导航级 GNSS 接收器.

无人机的飞行高度部署为离地面 30~50 m,基于 4 架无人机,获得了 71 幅前方和侧方重叠 70% 的边坡图像.之后运行摄影测量算法,由摄影测量算法生成的点云通常在一个任意的参考系中,需要通过识别点云中的关键特征并与已知的现实世界坐标匹配来转换到现实世界的坐标系统.为此,在边坡周围布置了当地地面控制点(GCP),并用徕卡 Viva 载波相位差分全球定位系统(RTK DGPS)测量这些用于点云地理配准的地面控制点.利用 Agisoft PhotoScan 对这些航拍照片进行处理,得到原始的密集点云,然后,在边坡周围分布 10 个地面控制点(GCP).通过分布式全球定位系统获得精确的地理配准.

当地面真实数据集是一组分布式的点而不是连续的"真实"表面时,就会产生进行地理信息匹配后的点云,而均方根误差(RMSE)是进行地理信息匹配后的点云精度得到公认且相对简单的指标(Eker *et al.*, 2018).因此,本文采用三维均方根误差计算进行地理信息匹配后的点云精度.

经过计算,地理坐标点云的三维均方根误差为 10.2 mm.图 9a 给出了边坡进行地理信息匹配后的点云,点数为 366 763,点间距小于 0.11 m,点云密度为 278 个/m^2.由于点密度过大,难以直接进行突岩识别,因此,需要进行简化滤噪.滤噪后三维点云如图 9b 所示,其具有 73 140 个点,简化率为 21%,点云密度为 58 个/m^2.

3.2　边坡区域分割的结果

边坡区域的分割和分类过程如图 10~图 12 所示.图 10 表示与三维点和极点密度相关的法向量的

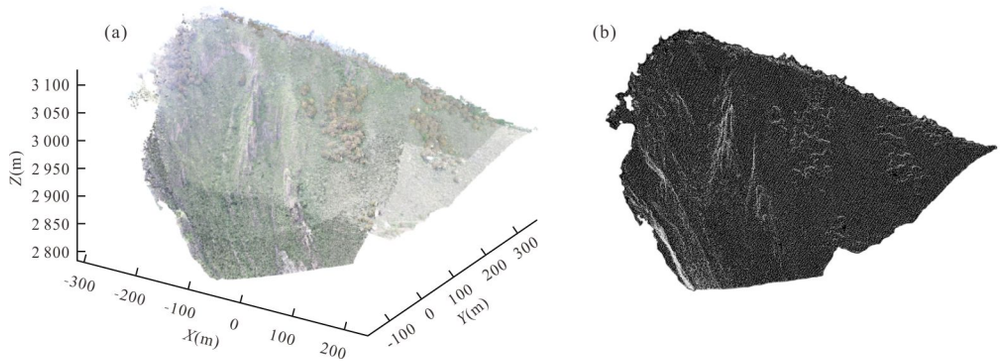

图9　自然边坡的三维点云模型

Fig.9　3D point model of the natural slope

a. 进行地理信息匹配后的点云；b. 滤噪后简化点云

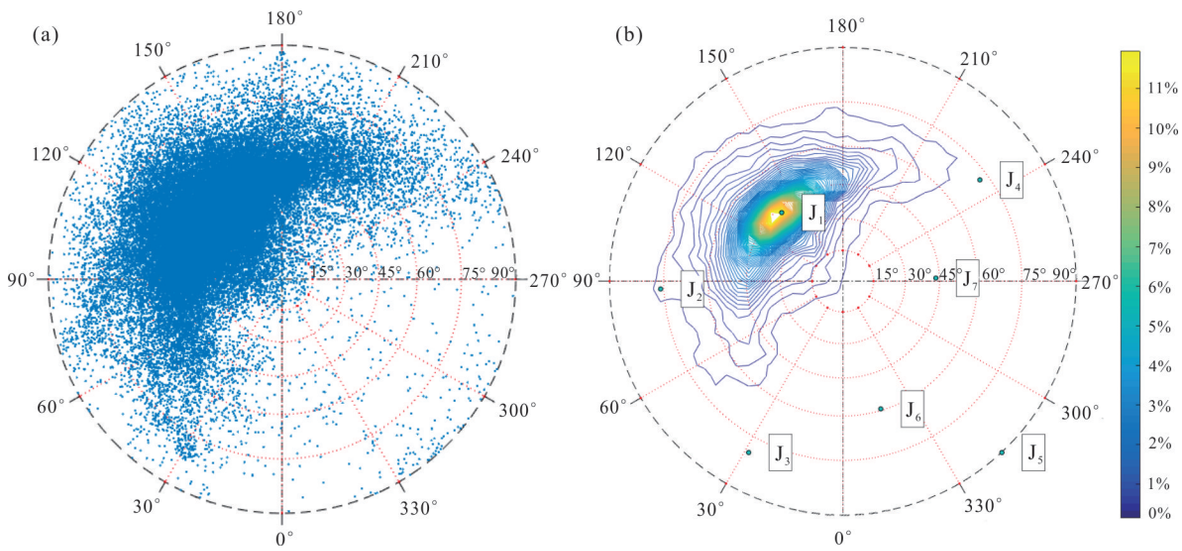

图10　自然边坡的极点密度计算

Fig.10　Calculation of the density of the pole of the natural slope

a. 自然边坡的赤平投影(极点数:73 140)；b. 自然边坡的极点密度，相邻等值线差值为1.25%

赤平投影，其中发现了7个局部最大值.每个主极点对应一个主方向，最大极点密度出现在主极点J1；表2列出了各主极点的倾角与倾角方向；图11显示了根据最接近的主极点进行分类的极点，属于主极点J1的极点占总极点数的76.15%.因为每个极点都有一个唯一的三维点与之对应，所以每个主极点都有一组与之相关的点，而与主极点J1相关的点的集合是最大的，这表明对应于主极点J1的主方向代表了边坡平滑区域的方向，并且与J1相关的三维点是平滑区域的点；图12是边坡表面上与各个主方向相对应的三维点的实际分布，从图中可以看出，与主极点J1的主方向相关的点分布最广.

3.3　突岩识别结果

与其他主方向(除了主极点J1的主方向)相关联的三维点通过DBSCAN进行聚类，结果如图13所示.图13a共有13个点簇，每个点簇的大小和形状差异较大.图13b是点簇的凸包计算结果，主要包

表2　自然边坡各主极点的倾角与倾向

Table 2　Dip angle and dip direction of each principle pole of the natural slope

主极点	倾向(°)	倾角(°)
J1	138	43
J2	88	76
J3	29	80
J4	234	72
J5	317	90
J6	343	59
J7	268	43

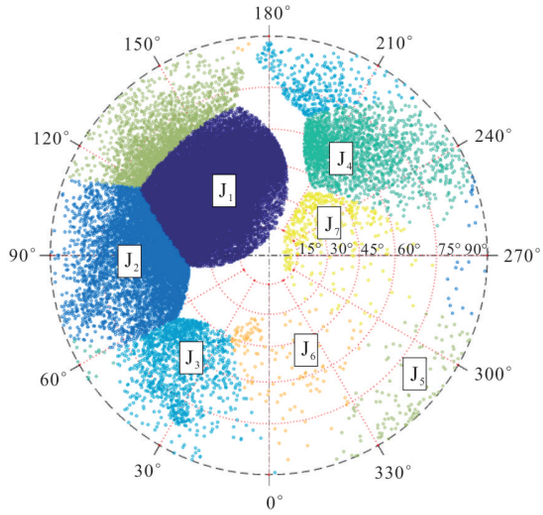

图 11　极点分类的赤平投影图

Fig.11　Stereographic projection assigned principal poles

有 69 869 个极点按 $\gamma_{max}=36$ 分类

表 3　属于不同主极点的极点比例

Table 3　Proportion of poles belonging to different principal poles

主极点	比例(%)
J1	76.15
J2	10.36
J3	2.37
J4	3.19
J5	2.87
J6	0.20
J7	0.50

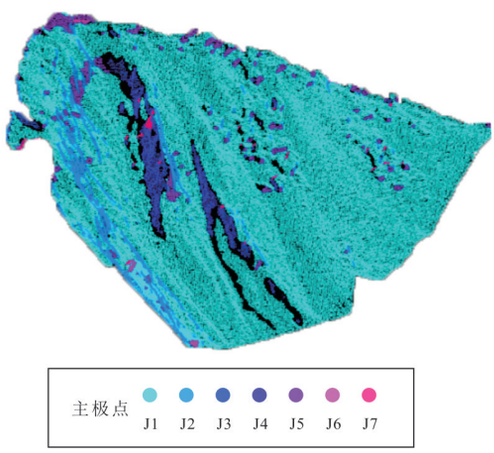

图 12　与主极点相关的点云分布

Fig.12　The distribution of points associated with principal poles

括:块状(相较四周三维点明显凸起)、斑状(三维点沿某一方向逐渐升高,形成坡面)、细条状.图 13c 显

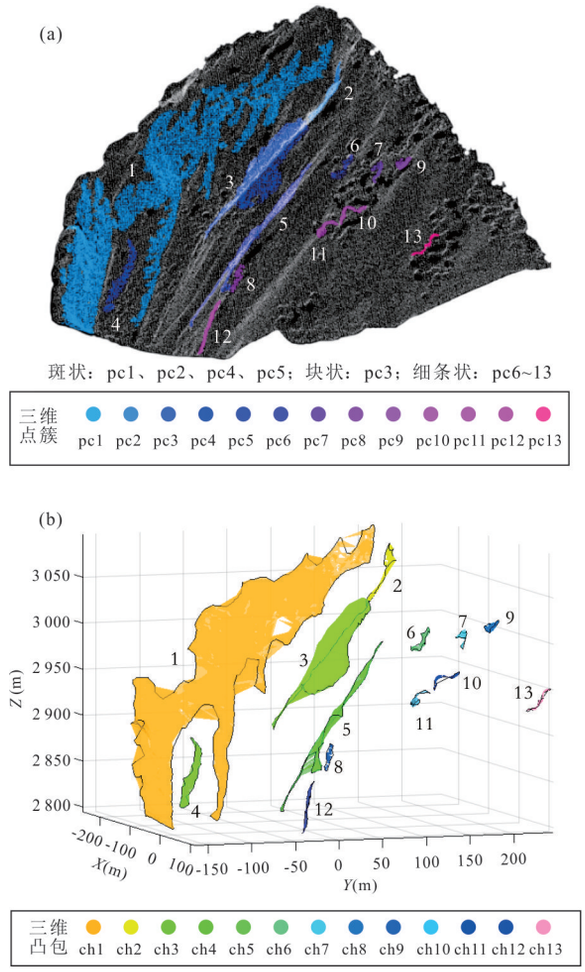

图 13　自然边坡点云的聚类和分类结果

Fig.13　The clustering and classification results of point clouds of the natural slope

a. 非平滑区域的聚类结果;b. 点簇形成的凸包;c. 点簇的边界线,bl13 为突岩边界线,

示了边坡密集点云模型上每个点簇的边界线.

表 4 表明了每个点簇几何特征的计算值.由于 $SP=0.46>SP_{min}$,所以 pc3 是代表突岩的点簇,bl3 是突岩的边界线.其他点簇的 $SP<SP_{min}$,所以他们代表的并非突岩.根据现场目视解读,点簇的几何

表4　各点簇的几何参数计算结果

Table 4　Geometric parameters calculation results of each point cluster

点簇	体积(m^3)	表面积(m^2)	*SP*
pc1	40 351.84	62 096.68	0.09
pc2	1 209.49	3 455.72	0.16
pc3	59 009.42	15 846.69	0.46
pc4	793.47	1 806.27	0.23
pc5	4 521.55	9 336.69	0.14
pc6	44.16	311.16	0.19
pc7	25.99	200.06	0.21
pc8	35.01	232.50	0.22
pc9	7.67	133.76	0.14
pc10	28.07	275.10	0.16
pc11	35.65	267.43	0.20
pc12	508.80	1 338.01	0.23
pc13	22.08	205.83	0.18

特征与实际相符合，确认鉴定结果正确，如pc2、pc6、pc7、pc9（图14）．在图15中，对自动识别的突岩边界（称为计算边界）与手动描绘的精确边界（称为精确边界）进行比较．结果表明，计算边界与精确边界的重叠度很高，只有在突岩的左下角，计算边界相较精确边界有一个狭长的凸起．因此，该方法能够准确识别边坡上的突岩．

4　讨论

本文提出的方法中，需要手动设置3个参数，因为最小圆球度（SP_{min}）的最大值直接决定了点簇是否代表突岩，所以它对结果的影响最大．结合图13和表4可以发现：斑状的点簇包括pc1、pc2、pc4、pc5；细条状的点簇包括pc6～pc13．这些点簇的圆球度非常小，其中pc4和pc12的圆球度最大，为0.23，点簇pc1的圆球度最小，仅为0.09．块状点簇pc3（突岩）的圆球度为0.46，远高于其他点簇的圆球度．该结果表明，基于点簇的圆球度，具有3种形状的点簇被较好地分类．然而，仅用一个参数对点簇进行分类存在一定的局限性和主观性，在后续的研究中需要发展多参数分类方法．

对于突岩的信息获取，目前有多种方法，包括人工排查、三维激光扫描技术、数字摄影测量等．其中人工排查法相对更加可靠与准确，但其存在效率低下的问题，同时本文针对的是水电工程中高陡边坡上的突岩，人力难以到达且布设地面设备危险性大，故人工排查法存在一定的局限性．三维激光扫描技术利用激光扫描物体表面，可以快速、准确地获取物体的点云数据，并据此建立物体的三维模型，具有直观、便捷、精度高的特点，但是三维激光扫描技术单个测站扫描范围相对狭小，对于坡面、复杂地形或较大区域常常需要多测站扫描，形成完整的三维地形信息还需要利用点云拼接技术，同时三维激光扫描仪价格昂贵，会耗费更多的成本及时间．无人机倾斜摄影可以高效准确地生成地形表面模型，但是接近地面部分的数据信息经常因为遮挡而采集不到或精度低，在未来或许可以考虑将无人机倾斜摄影与三维激光扫描技术相结合，将三维激光扫描仪获取的点云数据与无人机倾斜摄影得到的地形表面模型数据进行融合使用．

图14　点簇对应部位实际照片

Fig.14　Photos of the corresponding locations of the point cluster

a. pc2的照片；b. pc6、pc7、pc9的照片

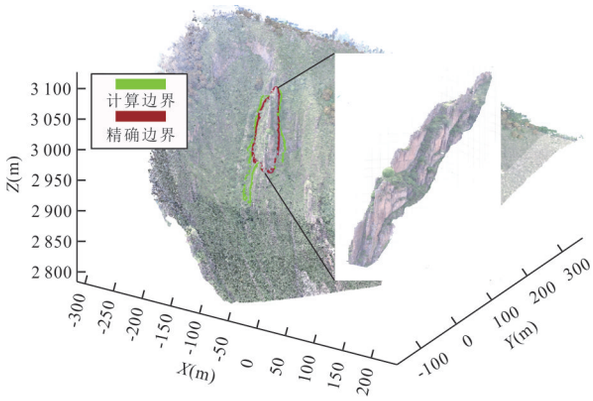

图 15　计算边界和精确边界的比较

Fig.15　The comparison between the calculated boundary and the accurate boundary

5　结论

本文提出了一种基于航空影像获取高陡边坡的点云模型从而快速识别突岩的方法.该方法通过核密度估计方法分类平滑区域和非平滑区域,通过 DBSCAN 方法自动识别三维点簇,并通过圆球度识别代表突岩的点簇.

利用沙盘模型和自然边坡对该方法进行了检验,结果表明该方法对两组数据具有良好的适应性.沙盘模型的点云清晰地显示了该方法的每一步处理结果.对于实际边坡,该方法成功地从其点云模型中识别出突岩,且几何信息可为岩体稳定性分析提供参考;突岩的识别快速准确,具有良好的经济性.值得强调的是,本文的研究偏于早期勘测,对突岩的位置分布和几何特征进行识别,为后期的精细勘测、治理等提供了依据.因为无人机技术无法识别结构面及节理裂隙等,仅能识别突岩及其范围、体积等参数;想要判断突岩性质及其是否存在失稳可能,得到更加精准的突岩危险性评估,还需要对其进行精细的调查,这也是笔者后期深化研究中需要解决的问题.

致谢:感谢匿名审稿专家提出的有益建议!

References

Bezdek, J. C., 1981. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. Springer, Boston. https://doi.org/10.1007/978-1-4757-0450-1

Durney, D. W., 2002. The Techniques of Modern Structural Geology, Volume 3: Applications of Continuum Mechanics in Structural Geology. *Tectonophysics*, 344 (3—4): 307—310. https://doi.org/10.1016/s0040-1951(01)00270-0

Eker, R., Aydın, A., Hübl, J., 2018. Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-Based Monitoring of a Landslide: Gallenzerkogel Landslide (Ybbs-Lower Austria) Case Study. *Environmental Monitoring and Assessment*, 190(1): 1—14. https://doi.org/10.1007/s10661-017-6402-8

Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., et al., 1996. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. The Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Portland.

Greif, V., Vlcko, J., 2017. Kinematic Analysis of a Rock Slope at Strecno Castle (Slovakia) Based on the Processing of the Point Cloud Generated by UAV Photogrammetry. In: Mikos, M., Tiwari, B., Yin, Y., et al., eds., Advancing Culture of Living with Landslides. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-53498-5_48

Harwin, S., Lucieer, A., 2012. Assessing the Accuracy of Georeferenced Point Clouds Produced via Multi-View Stereopsis from Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Imagery. *Remote Sensing*, 4(6): 1573—1599. https://doi.org/10.3390/rs4061573

Kaufman, L., Rousseeuw, P. J., 1990. Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis. John Wiley, New York.

Kennedy, C., Hutchinson, D.J., Lato, M., 2014. Consideration of Lidar and Photogrammetric Data Analysis Resulting from Challenging Data Collection. The 48th U. S. Rock Mechanics/Geomechanics Symposium, Minnesota.

Kong, D. H., Wu, F. Q., Saroglou, C., 2020. Automatic Identification and Characterization of Discontinuities in Rock Masses from 3D Point Clouds. *Engineering Geology*, 265: 105442. https://doi. org/10.1016/j. enggeo.2019.105442

Li, H., Yu, Z. D., Cai, X. B., et al., 2017. River Terrace Extraction Based on Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing. *Earth Science*, 42(5): 734—742 (in Chinese with English abstract).

Lu, Z. E., Tian, Y. G., Liu, Q. W., et al., 2021. Topographical Linear Feature Extraction Method Based on Sentinel-1 and DEM in Areas with High Vegetation Coverage of Nanling. *Earth Science*, 46(4): 1349—1358 (in Chinese with English abstract).

Ma, H. C., 2011. Review on Applications of LiDAR Mapping Technology to Geosciences. *Earth Science*, 36(2): 347—354 (in Chinese with English abstract).

Macqueen, J. B., 1967. Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations. The 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Berkeley.

Mora, C. F., Kwan, A. K. H., 2000. Sphericity, Shape Factor, and Convexity Measurement of Coarse Aggregate for Concrete Using Digital Image Processing. *Cement and Concrete Research*, 30(3): 351−358. https://doi.org/10.1016/S0008-8846(99)00259-8

Pauly, M., Gross, M., Kobbelt, L. P., 2002. Efficient Simplification of Point-Sampled Surface. IEEE Visualization 2002 Conference, Boston. https://doi.org/10.1109/VISUAL.2002.1183771

Qiu, J. L., Xia, Q. L., Yao, L. Q., et al., 2012. Mine Geological Modeling and Application Based on the Three-Dimensional Laser Scanner Technology. *Earth Science*, 37(6): 1209−1216 (in Chinese with English abstract).

Riquelme, A. J., Abellán, A., Tomás, R., et al., 2014. A New Approach for Semi-Automatic Rock Mass Joints Recognition from 3D Point Clouds. *Computers & Geosciences*, 68: 38−52. https://doi. org/10.1016/j. cageo.2014.03.014

Sabapathy, R., Sastry, V. R., Murthy, D. C. S. N., 2013. Mapping of Geological Discontinuity Using SIROVISION: A Case Study. National conference on "Present Technology and Safety Scenario in Mining & Allied Industries", Varanasi.

Shi, X. G., Xu, J. H., Jiang, H. J., et al., 2019. Slope Stability State Monitoring and Updating of the Outang Landslide, Three Gorges Area with Time Series InSAR Analysis. *Earth Science*, 44(12): 4284−4292 (in Chinese with English abstract).

Silverman, B. W., 1986. Density Estimation for Statistics and Data Analysis. Chapman and Hall, London.

Tonini, M., Abellan, A., 2014. Rockfall Detection from Terrestrial LiDAR Point Clouds: A Clustering Approach Using R. *Journal of Spatial Information Science*, (8): 95−110. https://doi.org/10.5311/josis.2014.8.123

Verhoeven, G., 2011. Taking Computer Vision Aloft: Archaeological Three-Dimensional Reconstructions from Aerial Photographs with Photoscan. *Archaeological Prospection*, 18(1): 67−73. https://doi. org/10.1002/arp.399

Wang, M., Li, L. H., Liao, X. H., et al., 2019. Rapid Topographic Measurement and Three-Dimensional Numerical Modeling Method for High-Steep/Upright Slopes Based on Aerial Photography of Uav. *Journal of Engineering Geology*, 27(5): 1000−1009 (in Chinese with English abstract).

Wang, S. Y., Tang, C., He, J., et al., 2016. Use of Unmanned Aerial Vehicle for Precise Investigation of Geological Hazard in Strong Seismic Zone. *Journal of Engineering Geology*, 24(4): 713−719 (in Chinese with English abstract).

Zhang, K., Wu, F. Q., Sha, P., et al., 2019. Geological Cataloging Method with Oblique Photography of Uav for Open-Pit Slope and Its Application. *Journal of Engineering Geology*, 27(6): 1448−1455 (in Chinese with English abstract).

Zhang, T. A., Ramakrishnan, R., Livny, M., 1996. Birch: An Efficient Data Clustering Method for Very Large. *ACM SIGMOD Record*, 25(2): 103−114. https://doi.org/10.1145/233269.233324

附中文参考文献

李辉，余忠迪，蔡晓斌，等，2017. 基于无人机遥感的河流阶地提取. 地球科学，42(5): 734−742.

鲁泽恩，田玉刚，柳庆威，等，2021. 基于Sentinel-1和DEM数据的南岭高植被覆盖区地形线性特征提取方法. 地球科学，46(4): 1349−1358.

马洪超，2011. 激光雷达测量技术在地学中的若干应用. 地球科学，36(2): 347−354.

邱俊玲，夏庆霖，姚凌青，等，2012. 基于三维激光扫描技术的矿山地质建模与应用. 地球科学，37(6): 1209−1216.

史绪国，徐金虎，蒋厚军，等，2019. 时序InSAR技术三峡库区藕塘滑坡稳定性监测与状态更新. 地球科学，44(12): 4284−4292.

王明，李丽慧，廖小辉，等，2019. 基于无人机航摄的高陡/直立边坡快速地形测量及三维数值建模方法. 工程地质学报，27(5): 1000−1009.

王帅永，唐川，何敬，等，2016. 无人机在强震区地质灾害精细调查中的应用研究. 工程地质学报，24(4): 713−719.

张恺，伍法权，沙鹏，等，2019. 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. 工程地质学报，27(6): 1448−1455.