

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20240607003

基于支持向量机的三维点云岩体结构面半自动识别方法*

朱涛¹, 史文兵^{1,2}, 刘永志³, 王勇³, 梁风^{1,2}

(1. 贵州大学资源与环境工程学院, 贵州 贵阳 550025; 2. 贵州大学贵州省山地地质灾害防治工程技术研究中心, 贵州 贵阳 550025; 3. 喀斯特地质资源与环境教育部重点实验室(贵州大学), 贵州 贵阳 550025)

摘要: 结构面在评价岩体力学性质和边坡稳定性方面起着至关重要的作用, 相比于传统测量, 一种准确、高效的结构面参数识别方法尤为重要。提出了一种基于支持向量机(SVM)的三维点云岩体结构面提取的新方法, 首先获取点云坐标、RGB、法向量、曲率和密度等作为机器学习模型的特征向量作为输入, 结合人工和自动挑选学习样本, 随后把学习样本分为训练集和测试集用于训练SVM模型并测试模型, 将被接受的模型用于点云的预测分类, 进而识别结构面和提取信息。将该方法应用于公开边坡数据集和发耳镇某采区边坡结构面调查, 结果表明: 使用LOF与PCA结合方法有效地提高了法向量估计的准确性, 而DetRD-PCA方法用于估计单个结构面的法向量并计算产状时得到结果更加准确; 对公开点云数据集的结构面进行识别, SVM识别881 552个点时间仅需9 s, 成功提取了四组结构面, 与前人结果对比, 倾向平均偏差最大 3.12° , 倾角平均偏差最大 1.54° ; 将方法应用于发耳镇某采区边坡的结构面调查中, SVM识别1 450 148个点仅需18 s, 成功提取了两组结构面, 与经典的三点法估算比较, 倾向和倾角的偏差为 $0.7^\circ\sim 3.3^\circ$ 和 $0.1^\circ\sim 3.3^\circ$; 该方法对于小样本的训练数据依然能够表现出较高的正确率。

关键词: 三维点云; 支持向量机; 岩体结构面; 半自动识别; 产状计算; 工程应用
中图分类号: P642 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2025)01-0095-09

Semi-Automatic Identification of Rock Mass Structural Planes in 3D Point Clouds Based on Support Vector Machines

ZHU Tao¹, SHI Wenbing^{1,2}, LIU Yongzhi³, WANG Yong³, LIANG Feng^{1,2}

(1. College of Resource and Environmental Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China; 2. Mountain Geohazard Prevention R&D Center of Guizhou Province, Guiyang 550025, China; 3. Key Laboratory of Karst Georesources and Environment (Guizhou University), Ministry of Education, Guiyang 550025, China)

Abstract: Structural planes play a crucial role in evaluating the mechanical properties of rock masses and slope stability. Compared to traditional measurement methods, an accurate and efficient method for recognizing structural plane parameters is particularly important. This paper proposes a new method for extracting structural planes of rock masses from 3D point clouds based on Support Vector Machines (SVM). First, point cloud coordinates, RGB values, normal vectors, curvature, and density were used as feature vectors for the machine learning model. By combining manually and automatical-

* 收稿日期: 2024-06-07; 修回日期: 2024-07-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(42067046)、贵阳市科技计划项目(筑科合同[2023]13-10号)资助

作者简介: 朱涛(1999—), 男, 硕士研究生。主要从事地质灾害方面的研究。E-mail: 2934422900@qq.com

通信作者: 史文兵(1980—), 男, 教授, 博士。主要从事地质灾害领域的研究。E-mail: wbshi@gzu.edu.cn

ly selected learning samples, the samples were divided into training and testing sets to train and test the SVM model. The accepted model was then used for point cloud prediction and classification, enabling the identification of structural planes and information extraction. This method was applied to a publicly available slope dataset and a structural plane survey at a mining area in Fa'er Town. The results showed that: the combination of LOF and PCA methods effectively improved the accuracy of normal vector estimation, while the DetRD-PCA method provided more accurate results for estimating normal vectors and calculating orientation for individual planes. When applied to the publicly available point cloud dataset, the SVM identified 881552 points in just 9 seconds, successfully extracting four sets of structural planes. Compared with previous results, the maximum average deviation in the dip direction was 3.12° , and the maximum average deviation in the dip angle was 1.54° . When applied to the structural plane survey in the Fa'er Town mining area slope, the SVM identified 1450148 points in 18 seconds, successfully extracting two sets of structural planes. Compared with the classic three-point method, the deviations in dip direction and dip angle ranged from 0.7° to 3.3° and 0.1° to 3.3° , respectively. The method demonstrated high accuracy even with small training sample sizes.

Keywords: 3D point cloud; support vector machine; rock mass structural plane; semi-automatic identification; orientation calculation; engineering application

0 引言

结构面是地质体中的软弱面,在工程地质和岩石力学中属于关键性问题,对岩体变形、边坡稳定性、水力学特性有显著影响^[1]。结构面可分为 I~V 级,IV 级结构面在工程中最常见,且其具有数量多、分布随机等特点,是岩体分类和岩体结构研究的基础和重点,也是结构面统计分析和模拟的对象^[2]。统计结构面的空间分布和几何特征,对于控制岩体变形、分析稳定性、计算岩体渗流等具有关键意义。

传统岩体结构面测量方法存在时间长、受经验影响等缺陷,且在陡壁或不稳定边坡时存在安全风险^[3]。随着遥感技术的进步,激光雷达和无人机摄影测量技术能够获取高分辨率的三维点云数据,改变了获取结构面信息的方式,并且消除了传统测量方法的缺点^[4-5]。许多研究人员致力于使用各种方法从点云中识别结构面。核密度估计分析法^[6]、基于密度改进的 K-means 法^[7]、改进的区域生长法(MRG)^[8]、CFSFDP 法^[9]等能够从点云中表征结构面,但还存在着一些不足:聚类算法需要预先指定聚类数量,区域生长法需要寻找合适的阈值,迭代算法需要满足一定算力等。此外,多数方法是基于点云之间的法向量相似度对点云进行分类,法向量估计的准确性成为了结构面分组合理性与正确性的关键。因此,更加准确的法向量估计和更加便

捷、高效地从点云中提取结构面仍值得研究。

机器学习的兴起使点云分类任务变得更加简单,而支持向量机(SVM)在遥感领域应用最为广泛,特别是在点云分类方面^[10]。与其他方法相比,SVM在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中具有泛化能力强、全局最优和计算速度快等优点^[11]。本研究基于 SVM 构建快速、准确和高效的 结构面识别技术框架,实现结构面智能识别和信息提取,使用公开数据集,验证了提出方法识别结果的正确性,并将此方法应用于发耳镇某采区上结构面的调查。

1 结构面半自动识别方法

1.1 算法原理

结构面识别框架如图 1 所示,主要包括提取点云特征值、挑选学习样本、训练结构面识别模型、提取单个结构面和计算结构面产状。本研究主要使用支持向量机实现点云数据分组,从而快速识别出岩体表面的结构面信息。

1.2 点云特征值提取

使用机器学习方法对点云分类需要提取点云特征值,位置特征可以用来捕捉点云在空间中的分布情况,是进行点云分类和分割的基础;法向量描述了点云表面在每个点处的切平面的朝向,对

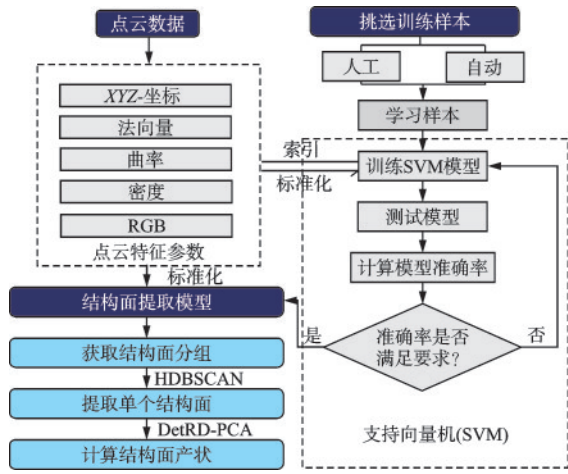


图1 结构面自动识别的技术框架

Fig.1 Technical framework for automatic identification of structural plane

于理解点云的局部几何结构非常重要,可以帮助模型区分不同的表面特征;曲率可以反映点云表面的凹凸性,有助于识别点云中的边缘和角点等重要几何特征;密度可以为模型提供关于点云覆盖区域的信息,有助于在处理不同分辨率和不同采集密度的点云数据时提高模型的鲁棒性;颜色值使点云具备了影像特征,在区别不同岩石面,植被与岩石具有重要的作用。除位置和颜色值这两个固有特征外,通过拟合点云的局部特征(法向量、曲率、密度)作为参数输入,用于机器学习的学习样本的创建。

1.2.1 法向量

一般用最小二乘法和主成分分析(PCA)来计算法向量。最小二乘法通过坐标向量构建拟合平面的矩阵方程 $AX+BY+CZ+D=0$,求取平面的三个特征值 A, B, C ,特征值则对应平面的法向量。而PCA则是获取数据的协方差矩阵,经过奇异分解(SVD)得到特征值和对应的特征向量 (v_a, v_b, v_c) ,其中最小特征值对应的特征向量则可以作为局部平面的法向量。相比最小二乘法,PCA能够表征数据中的强模式,估计法向量更加准确。在处理局部点云为光滑表面时上述两种方法都能较好的执行,然而在局部存在异常值时法向量估计将变得不稳定^[12]。

局部异常因子算法 Local Outlier Factor (LOF) algorithm能够检测出高维数据的离群点^[13]。使用LOF去噪后,再使用PAC估计法向量效果更好,如图2所示。

1.2.2 曲率

曲率可用于点云的分类、特征提取、目标检测

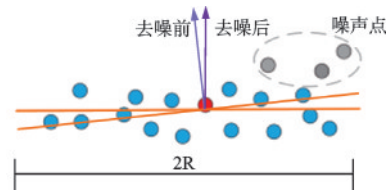


图2 法向量估计优化示意图

Fig.2 Schematic diagram of normal vector estimation optimization

等任务,单个点的曲率与其邻域点云组成曲面的曲率相关联,计算采用PCA方法。得到特征向量对应的特征值 $\lambda_3 \leq \lambda_2 \leq \lambda_1$ 。这三个特征值在空间的三个方向构建了一个椭球,它定义了一个局部三维数据分布。 λ_3 值在一个点区域内的变化产生了局部噪声水平或表面粗糙度的估计值,因此以 $\eta = \lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$ 拟合平面的曲率。锐利边缘、弯曲的区域等非结构面的点具有较高的曲率。

1.2.3 密度

点云的密度是以点为中心,指定面积内点的个数(使用 m 表示)。与指定近邻数 k 的KNN算法不同,计算密度需要使用KNN算法的指定半径 R 搜索。点云的外部边界的查询点在查询半径内的点数较少,因而密度较低。

综上共计算得到包含11个特征值的点云高维特征向量,见式(1):

$$S = [X, Y, Z, R, G, B, v_a, v_b, v_c, \eta, m]^T \quad (1)$$

上述输入特征具有不同的单位和范围,即使是无量纲的数据,数量级也可能相差很大,直接输入到机器学习模型中,结果会出现偏差或是错误。将学习样本标准化,能够消除特征之间的量纲差异,保证模型不会侧重于数值范围较大的特征,并且还能减少模型训练时间、消除异常值影响等。SVM对数据之间的距离比较敏感,故采用Min-Max标准化消除尺度和维度差异的影响^[14],见式(2):

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (2)$$

式中, x' 是标准化后的数据; x 是某一点云特征的原始数据; $\min(x)$ 和 $\max(x)$ 分别是 x 特征下的最小值和最大值。

1.3 挑选学习样本

1.3.1 人工挑选

手动挑选学习样本是根据视觉或现场工程经验判定结构面分组情况,再分别按组挑选学习样本。

例如图3所示的三维点云中,三个平面分别代表三组结构面(无底面),将交线上的点作为非结构面点。在每组中均匀的选取点作为学习样本,红色、黄色和橙色代表了结构面,黑色则表示非结构面。

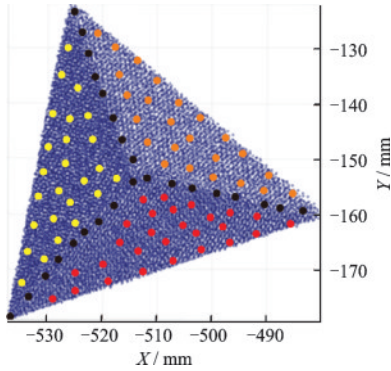


图3 人工挑选学习样本点示意图

Fig.3 Schematic diagram of manually selected learning sample points

1.3.2 自动挑选

手动挑选数据集易受个人经验的影响,而CFSFDP算法(后简称DP算法)能够自动划分结构面。但应用DP算法对海量点云数据提取结构面耗费的时间长^[15],而且对于计算机性能有较高的要求。本研究使用DP算法计算目标点云子区域的分组情况,再从各分组随机选取多个点作为学习样本。这能够得到合理的结构面分组且避免了计算量大的问题。

自动挑选的方法使得学习样本不具备一般性,会使得预测模型的泛化能力降低,可能出现局部最优解的情况。故将两种挑选方法结合,自动挑选的方法得到结构面的分组和部分学习样本,人工挑选学习样本作为补充,防止产生局部最优解。

1.4 构建机器学习模型—SVM

SVM的原理是找到一个满足分类要求的最优分类超平面,使超平面两侧的空白区域最大化,同时保证分类的准确性。从理论上讲,SVM可以优化线性二元分类问题。而点云的输入特征包括坐标、法向、曲率、密度、RGB等,是一个非线性问题。故在SVM中引入核函数,将点云输入空间非线性地转换为高维特征空间,在高维特征空间再应用线性分割方法(图4)。在本文中使用高斯核函数(RBF)见式(3):

$$k(x_i, c_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - c_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中, σ 是RBF核参数,代表RBF函数的作用范围;其值越小,作用范围越大,其值越大,作用范围越小; c_j 是指定的中心点。

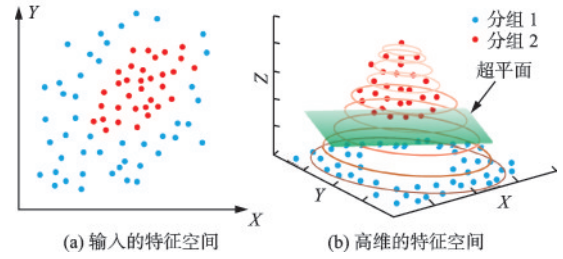


图4 核函数作用示意图

Fig.4 Schematic diagram of the role of kernel function

确定核函数和参数后,将训练数据输入到模型中进行训练,并使用测试集对模型进行验证,若准确率满足计算要求,则接受并保存模型,用于点云分类预测。

1.5 提取单个结构面

同组结构面之间因空间距离产生了密度间隔,故使用基于密度的聚类方法能提取出单个的结构面。基于密度的带噪声应用空间聚类(DBSCAN)常被用于提取单个结构面,但当点云的密度变化较大时,聚类效果可能不理想或是出错^[16],针对这一问题,HDBSCAN使用OPTICS方法拓展了DBSCAN,在密度聚类的基础上生成层次结构,从而更有效地提取不连续性。该算法需设定两参数:最小聚类点数 min_pts 和最小簇大小 min_size。min_pts 决定互达距离计算的最小邻近点数,对聚类质量敏感;min_size 确定单簇最小点数,低于此值被视为噪声点。

1.6 计算结构面产状

提取出的单个结构面点云规模不大、表面粗糙,采用更加具有鲁棒性的DetRD-PCA方法来拟合平面。在计算结构面的产状时,通常假定结构面为空间平面,然后以平面方程 $Ax + By + Cz = D$ 的系数 A, B, C 近似计算结构面的方向,而平面的法向量为 (A, B, C) ,通过 DetRD-PCA 方法获得。DetRD-PCA 方法的基本思想是将异常值诊断与经典的PCA结合^[17]。首先,使用Fast-MCD查找点云中的异常值并清除,然后使用PCA对处理后的数据进行平面拟合,能够确定更加准确的法向量。结构面的产状根据式(4)和式(5)计算而得:

$$\alpha = \arccos\left(\left|\frac{C}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}}\right|\right) \quad (4)$$

$$\beta_o = \arcsin\left(\left|\frac{A}{\sqrt{A^2 + B^2}}\right|\right) \quad (5)$$

式中, α 为倾角, β 为倾向, 当 $ABC \geq 0$ 时, $\beta = \beta_o$; 当 $AB \geq 0$ 时, $\beta = \pi + \beta_o$; 当 $BC \leq 0$ 时, $\beta = \pi - \beta_o$; 其他情况则 $\beta = 2\pi - \beta_o$ 。

使用 PCA 与 DetRD-PCA 计算点云近似平面法向量的对比如图 5 所示, 使用 PCA 估计其法向量值为 $(-0.91, -0.38, 0.13)$, 使用 DetRD-PCA 估计其法向量能够避免噪声点的干扰, 其值为 $(-0.87, -0.46, 0.14)$ 。对比结果可见, 两者的倾角相差不大, 然而前者的法向量受噪声点干扰计算得到的倾向更大, 其值为 244° , 后者排除了噪声点的干扰, 其值为 238° , 两者相差 6° 。

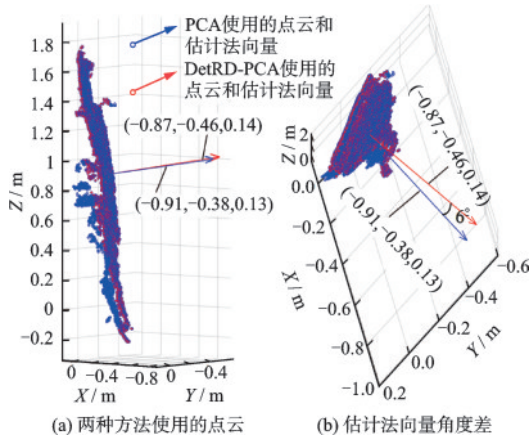


图 5 PCA 与 DetRD-PCA 估计法向量对比图

Fig.5 Comparison of normal vector estimation using PCA and DetRD-PCA methods

2 算例验证

位于美国科罗拉多州 Ouray 的公路路堑边坡, 露头的岩性为石英岩, 明显发育多组结构面, 如图 6 所示。使用 Optech 公司的地面激光扫描仪 (Optech ILRIS 3D) 采集边坡的点云数据被收集在 Rockbench 数据库, 该数据已被多位作者用于提取岩体表征信息, 可用于本方法的验证和对比分析。

点云数据中不包含 RGB 信息, 故将其他特征输入, 其中 KNN 的近邻数 k 设置为 30, 近邻半径 R 设置为 0.1 mm 。采用两种方式挑选数据集, 一为人工

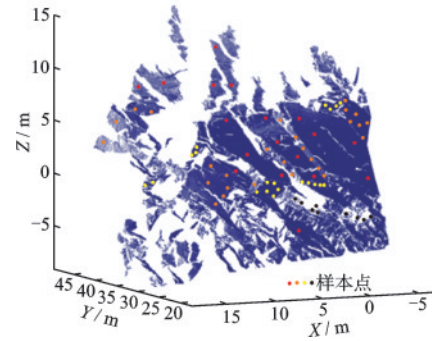
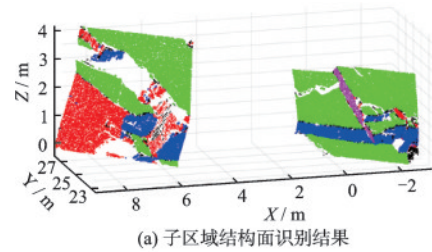


图 6 公开的点云数据和人工挑选样本点

Fig.6 Publicly available point cloud dataset and manually selected sample points

注: 层面为红色; 节理 1 为橙色; 节理 2 为黄色

挑选, 二为人工和自动挑选结合。如图 6 所示, 数据集中包含三组结构面, 人工挑选三组数据作为学习样本。自动挑选数据集如图 7 所示, 选择两个子区域, 使用 DP 算法聚类得到 4 组结构面, 随机从各组中各选择 25 个数据点, 再根据分组结果人工挑选数据组成学习样本。两种方式挑选的学习样本分别应用于 SVM 进行训练, 其中 SVM 使用的核函数的两个参数 (σ, c) 分别为 1 和 1.2, 训练出来的模型正确率前者为 0.999 2, 后者为 0.985 6。



(a) 子区域结构面识别结果

(b) 子区域位置

图 7 点云子区域自动聚类结果

Fig.7 Automatic clustering results for point cloud subregions

该案例中共包含 881 552 个点, 计算特征参数和挑选样本后 SVM 识别结构面过程仅用时 9 s。结构面的识别结果如图 8 所示, 显然将结构面划分为

四组更加合理,与前人的研究结果相符。图8(c)展示了使用HDBSCAN提取的单个结构面,取HDBSCAN基本参数 $\text{min_pts} = 2, \text{min_size} = 300$,共得到261个结构面。

为验证计算参数的有效性,一些结构面采用了与文献[6]和[7]相同的标签(图8(c)),用于结构面

提取结果的比较。表1记录了两种结构面提取方法的结果并与本方法比较,与文献[6]结果相比倾向偏差 $0.15^\circ \sim 7.14^\circ$,平均偏差 3.12° ,倾角偏差 $0.18^\circ \sim 4.52^\circ$,平均偏差 1.54° ;与文献[7]结果相比倾向偏差 $0.26^\circ \sim 5.62^\circ$,平均偏差 2.03° ,倾角偏差 $0.11^\circ \sim 3.4^\circ$,平均偏差 1.22° 。

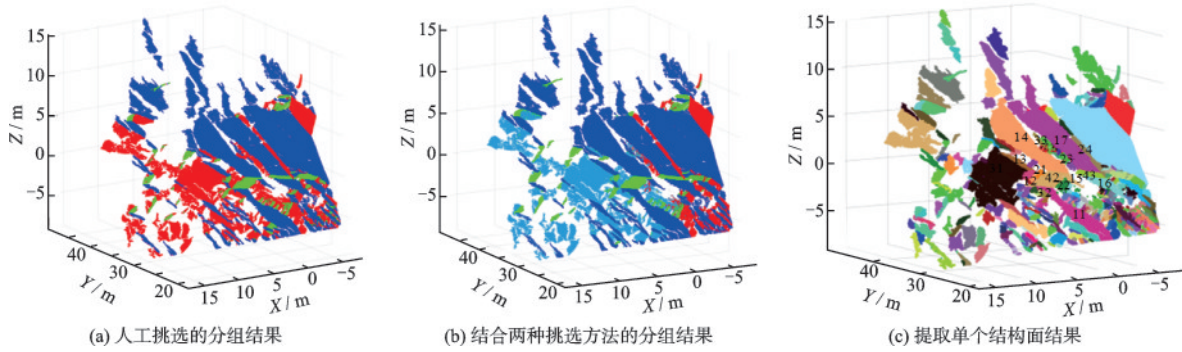


图8 点云数据结构面识别结果

Fig.8 Structural plane identification results of point cloud dataset

表1 部分结构面产状结果对比

Table 1 Comparison of results for some structural plane orientation

组	节理编号	文献[6]产状/(°)	文献[7]产状/(°)	本方法产状/(°)	与文献[6]产状偏差		与文献[7]产状偏差	
					$\Delta DD $	$\Delta DA $	$\Delta DD $	$\Delta DA $
J ₁	11	246.24/39.02	244.62/38.38	244.16/38.79	2.08	0.23	0.46	0.41
	12	256.86/52.3	256.18/52.16	261.81/53.72	4.95	1.42	5.63	1.56
	13	70.26/35.8	251.04/36.17	254.56/35.55	4.30	0.25	3.52	0.62
	14	252.68/35.48	251.44/33.85	251.08/33.70	1.60	1.78	0.36	0.15
	15	249.74/35.91	250.82/36.83	251.20/36.94	1.46	1.03	0.38	0.11
	16	70.47/35.92	250.46/35.86	251.49/35.65	1.02	0.27	1.03	0.21
	17	255.12/32.72	253.19/33.46	249.46/36.86	5.66	4.14	3.73	3.40
J ₂	21	339.47/83.25	157.55/83.81	332.64/82.60	6.83	0.65	4.91	1.21
	22	166.33/76.58	166.31/78.73	345.87/77.71	0.46	1.13	0.44	1.02
	23	160.2/89.86	157.52/86.88	155.69/88.67	4.51	1.19	1.83	1.79
	24	173.55/76.85	353.07/77.82	173.70/76.52	0.15	0.33	0.63	1.30
J ₃	31	136.59/82.58	314.73/80.04	134.99/78.85	1.60	3.73	0.26	1.19
	32	131.25/82.67	136.52/89.85	138.39/87.19	7.14	4.52	1.87	2.66
	33	143.91/89.7	145.62/89.86	147.37/89.52	3.46	0.18	1.75	0.34
J ₄	41	97.55/63.22	285.98/59.84	101.41/62.48	3.86	0.74	4.57	2.64
	42	91.07/50.19	272.57/47.64	93.19/48.37	2.12	1.82	0.62	0.73
	43	96.64/47.97	277.31/49.31	94.86/50.79	1.78	2.82	2.45	1.48
平均偏差					3.12	1.54	2.03	1.22

3 工程案例

研究点位于贵州省发耳镇某煤矿的采区内,采

区内工程条件复杂,地势险峻、高差大,主要出露飞仙关组的碎屑岩,构造活动强烈,区内发育向斜褶皱以及断层,北盘江及其支流发耳河流经采空区上方。为评价区内斜坡稳定性以及预测突水问题,需

要对区内的节理进行调查统计。然而区内岩体露头出露位置地势陡峭,传统的人工测量方法工作难度大,且存在安全隐患。选取区内一边坡作为研究点,出露地层为飞仙关组一段,岩性为泥质粉砂岩与细砂岩,产状 $315^{\circ}\angle 8^{\circ}$,坡面方向 210° ,由于表面风化严重,泥质粉砂岩呈碎裂结构,节理密集发育,出露的细砂岩抗风化能力强,明显发育两组节理。

使用大疆精灵 4-RTK 版无人机贴近边坡进行斜面航线规划,其中拍摄相对距离为 $10\sim 30\text{ m}$ 、云台角度为 0° 、旁向重叠率为 80% 、航向重叠率为 90% 、飞行速度为 1.5 m/s 、按等间距拍摄,通过建模软件处理得到三维点云,裁剪出目标区域(图 9)。目标区域长 16 m ,高 3.5 m ,包括点云数据 $1\,450\,148$ 个。点云除结构面外还存在开挖面和植被等非结构面点(由于点云采集的局限性,层面为线状点云,故此处把线状层面点云划为非结构面点),对于这些点不做任何的降噪处理,将其标记为一类。根据现场节理的分布情况和坡面的条件,节理 1 选取 100 个点,节理 2 选取 100 个点,开挖面选取 50 个点,非节理点选取 50 个点(图 10(a))。

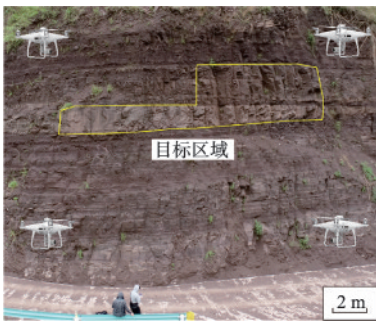


图 9 研究边坡和目标区域

Fig.9 Study slope and target area

点云数据包含 RGB 值,故将其也作为输入特征。共获取 300 个学习样本,然后以 $8:2$ 的比例将其分为训练集和测试集用于 SVM 训练,并对点云进行预测,得到点云分类以及节理的分组(图 10(b)),计算特征参数和挑选样本后使用 SVM 识别超百万的点云数据仅用时 18 s 。图 10(c)和图 10(d)分别为节理 1 和节理 2 的点云,单个结构面用不同颜色表示。边坡中共提取出 197 个结构面,其中 J_1 74 个, J_2 123 个。平均产状 $J_1:246^{\circ}\angle 85^{\circ}$; $J_2:322^{\circ}\angle 83^{\circ}$ 。为验证提取产状结果的正确性,使用北京数字绿土科技旗下的 LiDAR360 软件的产状测量工具对节理进行测量(三点法)。如图 10(e)所示,在两组节理中各选 3 个

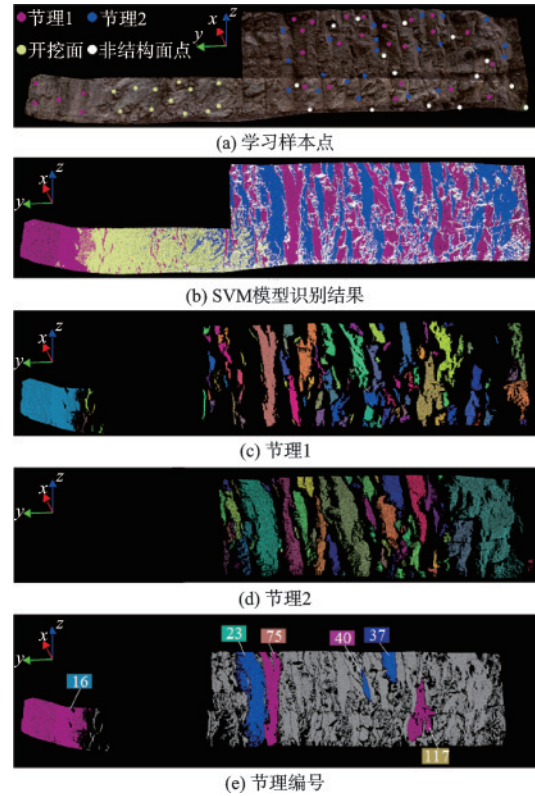


图 10 采区边坡结果面识别

Fig.10 Identification of structural planes of slopes in mining area

节理面进行对比,两种方法的计算结果见表 2,倾向偏差为 $0.7^{\circ}\sim 3.3^{\circ}$,倾角偏差为 $0.1^{\circ}\sim 2.7^{\circ}$ 。

由于边坡高陡,目标区域未获取罗盘测量数据,故在研究边坡附近一处便于测量的露头,使用同样的方法生成点云,在一组结构面上使用三点法进行测量,并与罗盘测量比较,如图 11 所示。三点法测得平均倾向 83.8° ,平均倾角 54° ,罗盘测得平均倾向 85° ,平均倾角 53° ,故三点法可作为验证结果与本方法进行对比。

表 2 本方法与三点法的结果对比

Table 2 Comparison of results between this method and three-point method

分组	节理编号	倾向/ $(^{\circ})$			倾角/ $(^{\circ})$		
		三点法	本方法	偏差	三点法	本方法	偏差
J_1	23	250	252.2	2.2	88	85.3	2.7
	37	242	243.6	1.6	84	86.7	2.7
	40	253	249.7	3.3	84	83.7	0.3
J_2	16	314	313.3	0.7	77	77.1	0.1
	75	333	329.9	3.1	86	86.1	0.1
	117	310	313.3	3.3	78	80.3	2.3

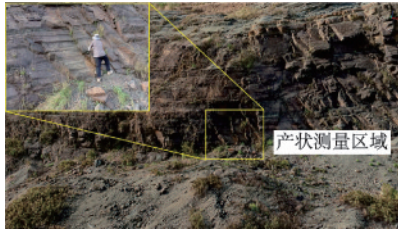


图 11 三点法与罗盘结果对比区域

Fig.11 Comparison area between three-point method and compass results

4 讨论

在本研究中,使用 SVM 模型提取结构面点云的倾向倾角,将其应用于公开的边坡并与两位学者的方法对比,见表 3。本方法具有以下优势:无需设置参数、计算效率高、半自动识别方式具有准确性。

表 3 本方法与其他方法对比

Table 3 Comparison of this method with other methods

方法	文献	需要参数	效率	自动化程度
KDE	J.A.Riquelme 等 ^[6]	γ_1, n_p	低	半自动
改进 K-means	J.Q.Chen 等 ^[7]	K	较高	一般
SVM	本文方法	无	高	半自动

在实际案例应用时,使用本方法的结果与三点法对比,再用相近区域的三点法结果与罗盘测量结果对比,验证了本方法的准确性,能应用于实际,但并未直接使用本方法与罗盘测量对比,无法统计与传统测量的偏差。

此外,本方法只能识别效果较好的面状结构,当结构面受采集等过程影响而形成线状点云数据时,本方法无法识别;本方法只提取了结构面的倾向倾角信息,而点云数据包含丰富的三维几何信息,如迹长、间距、张开度等,未来的研究可以探索如何更有效地提取这些信息,以提高结构面识别的性能,并可以考虑将 SVM 与其他机器学习算法结合,形成集成系统,以提高结构面识别的准确性和鲁棒性。

5 结论

提出了基于支持向量机的半自动岩体结构面

提取方法,构建了快速、准确和高效的结构面识别技术框架,实现结构面智能识别和信息提取,使用公开数据集验证并应用于工程实例,主要结论如下:

(1)支持向量机被引入并作为结构面识别的主要方法,将点云的坐标、RGB、法向量、曲率和密度作为输入的特征向量用于训练机器学习模型,其对于小样本的训练数据依然能够表现出较高的正确率。

(2)使用 LOF 与 PCA 结合方法有效地提高了法向量估计的准确性,而 DetRD-PCA 方法用于估计单个结构面的法向量并计算产状时得到结果更加准确。

(3)使用本方法对公开点云数据集的结构面进行识别,计算特征参数和挑选样本后 SVM 识别 881 552 个点时间仅需 9 s,成功地提取了四组结构面,与前人结果对比,倾向平均偏差最大 3.12° ,倾角平均偏差最大 1.54° 。

(4)将方法应用于发耳镇某采区边坡的结构面调查中,计算特征参数和挑选样本后 SVM 识别 1 450 148 个点仅需 18 s,成功地在坡面条件复杂的点云数据中提取出两组结构面,与经典的三点法估算比较,倾向和倾角的偏差分别为 $0.7^\circ \sim 3.3^\circ$ 和 $0.1^\circ \sim 2.7^\circ$ 。

参考文献:

- [1] 孙广忠. 论“岩体结构控制论”[J]. 工程地质学报, 1993, 1(1): 14-18.
Sun G Z. On the theory of structure-controlled rockmass [J]. Journal of Engineering Geology, 1993, 1 (1): 14-18. (in Chinese)
- [2] 谷德振, 黄鼎成. 岩体结构的分类及其质量系数的确定[J]. 水文地质工程地质, 1979, 2(2): 8-13.
Gu D Z, Huang D C. Classification of rock structures and determination of their quality coefficients [J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 1979, 2 (2): 8-13. (in Chinese)
- [3] 黄国明, 黄润秋. 复杂岩体结构的几何描述[J]. 成都理工大学学报, 1998, 25(4): 83-89.
Huang G M, Huang R Q. Geometric description of complex rock structures [J]. Journal of Chengdu University of Technology, 1998, 25(4): 83-89. (in Chinese)
- [4] 董秀军, 黄润秋. 三维激光扫描技术在高陡边坡地质调查中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 25(增

- 2): 3629-3635.
- Dong X J, Huang R Q. Application of 3D laser scanning technology to geologic survey of high and steep slope[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(Sup2): 3629-3635. (in Chinese)
- [5] 王凤艳. 数字近景摄影测量快速获取岩体裂隙信息的工程应用[D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- Wang F Y. Engineering application of rapid acquiring rock mass fractures information with digital close range photogrammetry [D]. Changchun: Jilin University, 2006. (in Chinese)
- [6] Riquelme J A, Abellán A, Tomás R, et al. A new approach for semi-automatic rock mass joints recognition from 3D point clouds[J]. Computers and Geosciences, 2014, 68: 38-52.
- [7] 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.
- [8] 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 Y F, Xia D, Tang H M, 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)
- [9] Kong D H, Wu F Q, Saroglou C. Automatic identification and characterization of discontinuities in rock masses from 3D point clouds [J]. Engineering Geology, 2022, 265: 105442.
- [10] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
- Ding S F, Qi B J, Tan H Y. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 2-10. (in Chinese)
- [11] 黄发明, 殷坤龙, 蒋水华, 等. 基于聚类分析和支持向量机的滑坡易发性评价[J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37(1): 156-167.
- Huang F M, Yin K L, Jiang S H, et al. Landslide susceptibility assessment based on clustering analysis and support vector machine [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2018, 37 (1) : 156-167. (in Chinese)
- [12] Mitra J N, Nguyen A, Guibas L. Estimating surface normals in noisy point cloud data[J]. International Journal of Computational Geometry & Applications, 2003, 14(4-5): 322-328.
- [13] 王敬华, 赵新想, 张国燕, 等. NLOF:一种新的基于密度的局部离群点检测算法[J]. 计算机科学, 2013, 40(8): 181-185.
- Wang J H, Zhao X X, Zhang G Y, et al. NLOF: A new density-based local outlier detecting algorithm [J]. Computer Science, 2013, 40 (8) : 181-185. (in Chinese)
- [14] 刘竞妍, 张可, 王桂华. 综合评价中数据标准化方法比较研究[J]. 数字技术与应用, 2018, 36(6): 84-85.
- Liu J Y, Zhang K, Wang G H. Comparative study on data standardization methods in comprehensive evaluation [J]. Digital Technology & Application, 2018, 36 (6) : 84-85. (in Chinese)
- [15] Battulwar R , Zare-Naghadhehi M , Emami E , et al. A state-of-the-art review of automated extraction of rock mass discontinuity characteristics using three-dimensional surface models [J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2021, 13(4) : 920-936.
- [16] 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(自然科学版), 2022, 43(6): 888-896.
- Wang S H, Wei W, Chen H, 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.
- [17] Nurunnabi A, Belton D, West G. Robust statistical approaches for local planar surface fitting in 3D laser scanning data [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 96: 106-122.

(本文编辑:周小潭)