矿山滑坡治理区激光雷达数据特征提取与应用研究*

白旭明[1],张锦[1],何军利[2]

(1.太原理工大学 地球科学与测绘工程学院, 山西 太原 030024;
2.山西省测绘地理信息院, 山西 太原 030001)

摘要:滑坡是一种极具破坏力的自然灾害,准确评估矿山滑坡治理区的生态恢复效果对保障周边安全与生态稳定有重要意义。采用机载激光雷达数据构建数字高程模型、数字表面模型和归一化数字表面模型提取地形特征,结合可见差异植被指数与纹理信息特征,以杜儿坪煤矿偏桥沟滑坡治理区为研究对象,利用支持向量机结合粒子群优化算法进行地物信息提取与分类。结果表明,该方法分类效果良好,总体分类精度达94.12%,Kappa系数为84.19%,F_1指数达到93.52%,优于其他两种传统分类方法,且治理区香农多样性指数达0.958 4,验证了矿山滑坡治理措施的有效性,为激光雷达在矿山滑坡治理区的应用提供思路。

关键词:矿山滑坡治理区;机载激光雷达;点云;特征提取

中图分类号:TD167 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)02-0130-09

Research on Feature Extraction and Application of LiDAR Data in Mine Landslide Treatment Areas

BAI Xuming[1], *ZHANG Jin*[1], *HE Junli*[2]

(1.College of Geological and Surveying Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;
2.Shanxi Institute of Surveying, Mapping and Geoinformation, Taiyuan, Shanxi 030001, China)

Abstract: Landslide is an extremely destructive natural disaster. Accurate assessment of the ecological restoration effect in mine landslide treatment areas is of great significance for ensuring the safety and ecological stability of the surrounding areas. Airborne Light Detection and Ranging (LiDAR) data were used to construct Digital Elevation Model, Digital Surface Model, and normalized Digital Surface Model for terrain feature extraction. Combined with visible difference vegetation index and texture information features, the Pianqiaogou landslide treatment area in Du'erping Coal Mine was selected as the study area to perform ground object information extraction and classification using support vector machine optimized by particle swarm optimization algorithm. The results show that this method has a good classification performance, with the overall classification accuracy reaching 94.12%, the Kappa coefficient 84.19% and the F_1-score 93.52%. It is superior to the other two traditional classification methods. In addition, the Shannon Diversity Index of the treatment area reaches 0.958 4, which verifies the effectiveness of the mine landslide control measures, and provides ideas for the application of LiDAR in mine landslide treatment areas.

Key words: Mine landslide treatment area, Airborne Light Detection and Ranging, Point cloud, Feature extraction

0 引言

滑坡是一种常见的地质灾害,其破坏力极强,会造成严重的人员伤亡与财产损失,并对生态环境造成破坏[1]。2017年,太原市万柏林区虎峪河流域偏桥沟西山旅游公路西北侧山体发生滑坡,滑落物堵塞沟谷,造成坡体前缘西山旅游公路中断,结合已有治理经验,采取抗滑桩、重力式挡墙、坡面整平、截排水沟、坡面植树种草防护等工程、生物措施进行综合治理,使滑坡体达到稳定。但区内仍有不利于滑坡稳定的影响因素,需进行长期监测,因此对滑坡治理区进行高效准确的特征提取与分析,具有重要的研究价值。

遥感技术的应用是获取地理空间信息的关键手

* **收稿日期**:2025-02-13
基金项目:国家自然科学基金面上项目(42171424)
作者简介:白旭明(2000—),男,山西临汾人,硕士研究生,主要从事遥感技术与应用研究。E-mail:bxm0926@163.com

段之一,特别是高分辨率遥感对地观测技术,为提取植被覆盖率等信息提供了丰富的数据源,在数据质量与分辨率上有明显提高[2]。然而针对山区复杂地形的植被等信息提取,仅依赖单一遥感数据源难以实现特征的精确提取,因此必须将多源遥感数据协同应用,以实现复杂地形特征的有效提取[3]。卫星遥感技术能够快速获取数据,从而进行信息特征提取与分析[4],但受气候的影响较大,并且对植被覆盖下的地形识别效果较差;而通过航空遥感设备搭载激光雷达(Light Detection and Ranging,LiDAR),采用主动式直接测量方法,具有垂向精度高、受气候影响小、作业周期长的优点,适用于气候多变、植被覆盖度高,且对高程精度要求较高区域的地形测量[5],可以生成高精度的数字高程模型,能科学分析地形特征与相关参数[6],为信息提取研究提供新路径。

目前主流的特征提取方法为面向对象法,其利用图像分割的原理,将具有相似属性和特征的像素点进行聚类分组。在此基础上,结合实际的地物特征和影像特性,构建分类规则体系以提取特征,从而更充分地利用空间、纹理、光谱等多维度信息。董保根等[7]以点云为辅助数据实现遥感影像的精细分类,并结合决策学习使点云与影像联合分类的优势得到体现;徐凡等[8]综合机载 LiDAR 点云与航拍影像进行城市地物面向对象的分类研究,为城市地物分类提供了新的研究思路和方法;李恒凯等[9]在探讨南方丘陵山地信息提取时得出,加入雷达特征和地形特征均有助于提高分类精度;李坤玉等[10]通过融入辅助数据集,特别是地形特征,显著提高了土地利用分类的精度。然而,在滑坡治理区这类复杂地形环境中,运用点云数据进行精准信息特征提取的研究仍较为缺乏。本文旨在通过应用 LiDAR 数据,在传统结合光谱和纹理信息的基础上加入地形特征和高度特征,对滑坡治理区进行特征提取与分析,评估治理效果,为类似滑坡治理区的研究和治理提供科学依据。

1 研究区概况与数据获取

1.1 研究区概况

杜儿坪煤矿位于山西省太原市西山矿区东北部,煤矿开采、道路修筑等人类工程活动引发滑坡、地面塌陷等地质灾害。根据山西省地质工程勘察院有限公司开展的杜儿坪煤矿矿山地质环境专项调查结果,可知区域内共识别地质灾害隐患点 114 处,其中滑坡类灾害点 72 处,占总隐患点的 63.16%。

偏桥沟滑坡位于杜儿坪煤矿西山旅游公路西北侧沟谷斜坡地带,行政隶属太原市万柏林区杜儿坪街道办事处小虎峪村管辖范围。研究区内植被茂密,滑坡已经被修复治理,呈“阶梯状分布”,西山旅游公路沿沟谷走向布设,线路穿越滑坡前缘区域,交通便利。

1.2 数据采集

本研究采用 Optech Galaxy T2000 机载激光雷达系统获取研究区三维地形数据。该设备具有高精度、高分辨率的技术优势,可实现大范围地形数据的快速精准采集。在数据获取过程中,通过设置合理的飞行高度、航带重叠度等关键参数,有效保障数据质量与覆盖范围。LiDAR 数据采集与处理技术流程详见图 1。

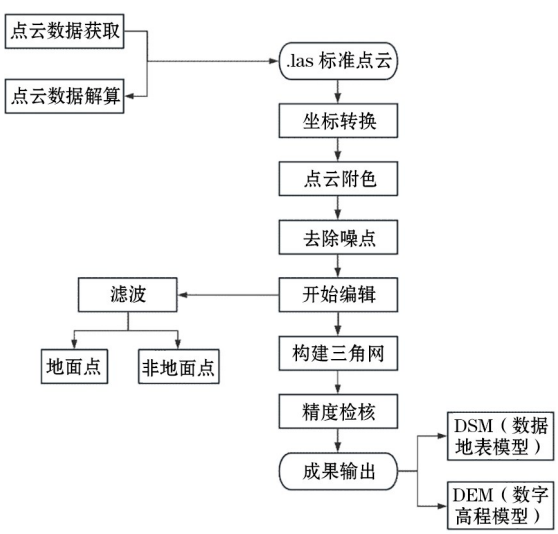


图 1 LiDAR 数据采集与处理流程

Fig.1 LiDAR data collection and processing flow

2 地物分类方法研究

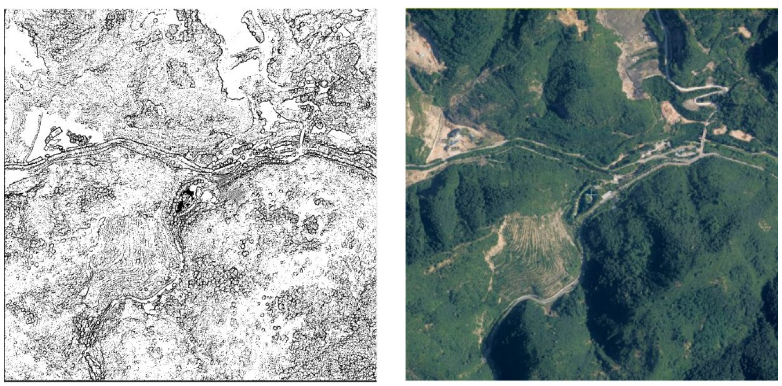
2.1 点云数据处理

2.1.1 LiDAR 点云着色

点云数据凭借其高精度特性,可准确获取目标物体的三维空间坐标、几何形态及表面地形特征,为高精度三维建模提供可靠的数据支撑。影像数据则包含了丰富的纹理细节与光谱信息,能够完整呈现目标的视觉特征。通过点云与影像数据的融合处

理,可实现几何信息与纹理特征的优势互补,使数据内容更加全面、丰富。

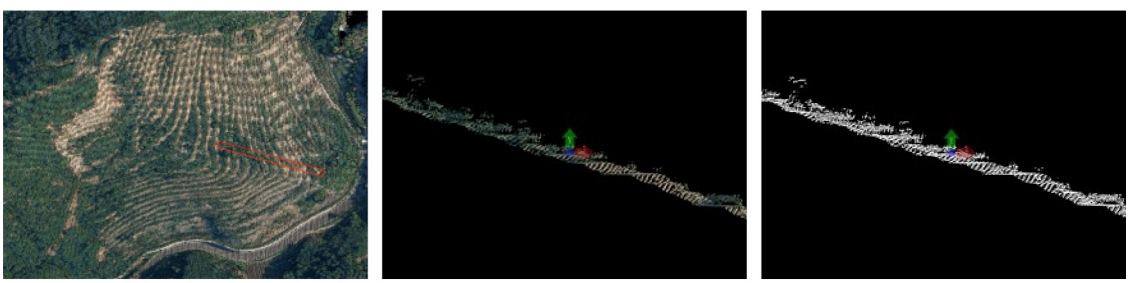
多元化的特征信息能显著提升地物识别与分类的可靠性,有效降低因数据缺失或噪声干扰导致的分类不确定性。以研究区为例,图 2(a)展示了原始点云数据,图 2(b)呈现了融合影像色彩信息后的点云效果,在保留三维几何特征的同时,显著增强了地形细节的可视化效果。为进一步验证融合效果,对治理区域局部剖面融合点云效果进行了对比分析,如图 3 所示。结果显示,融合数据能够精准呈现地形细节特征。



(a) 原始点云 (b) 融合影像色彩信息点云

图 2 LiDAR 点云着色

Fig.2 LiDAR point cloud colorization



(a) 治理区原图 (b) 局部剖面融合图像 (c) 局部剖面原始点云图像

图 3 治理区域局部剖面融合点云效果对比

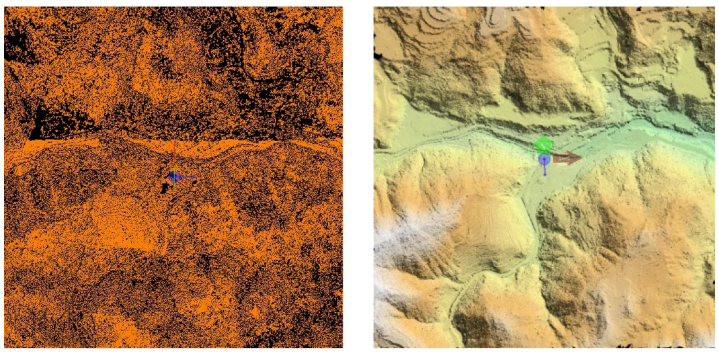
Fig.3 Comparison of fused point cloud effects on local section in the treatment area

2.1.2 点云数据滤波

机载 LiDAR 采集的原始点云数据涵盖了植被、地形、建筑物等多种信息。为了精确地提取地面点云,必须进行滤波处理,从而确保地形信息能够以高精度呈现[11]。滤波作为点云处理的首要步骤,对于后续几何特征提取的精确性具有至关重要的作用。形态学滤波算法、“布料”模拟滤波算法、渐进式不规则三角网滤波算法和基于曲面拟合滤波算法等是常用的点云滤波算法。本次研究选择了渐进式不规则三角网滤波算法。

渐进式不规则三角网滤波算法由 Axelsson 提出,其核心原理是通过迭代优化实现地面点的精确提取。该滤波算法首先将研究区域划分为规则网格单元,在每个单元中选取高程最低点作为种子点,构建初始稀疏三角网(Triangulated Irregular Network,TIN)。随后计算待分类点与最近三角面的垂直距离及连接点与三角面顶点的直线与三角面的夹角,当这两个参数均小于预设阈值时,将该点判定为地面点。在迭代过程中,算法动态更新 TIN 模型,通过不断加入新分类的地面点优化三角网结构,直至无法新增地面点为止。该方法通过渐进式优化策略,有效实现了地面点的精确提取。

地面点分离结果如图 4(a)所示,在此基础上也可以对不太理想的部分人工进行精细调整,确保地面滤波结果的可靠性和准确性,虽然部分地面点不能全部显示,但已经可以比较完整地显示地形特征,构建的 TIN 模型如图 4(b)所示,其表面形态较为平滑,能够精确反映地形变化,符合本研究实际应用要求。



(a) 地面点分离结果 (b) TIN 模型

图 4 研究区点云滤波结果

Fig.4 Point cloud filtering results in the study area

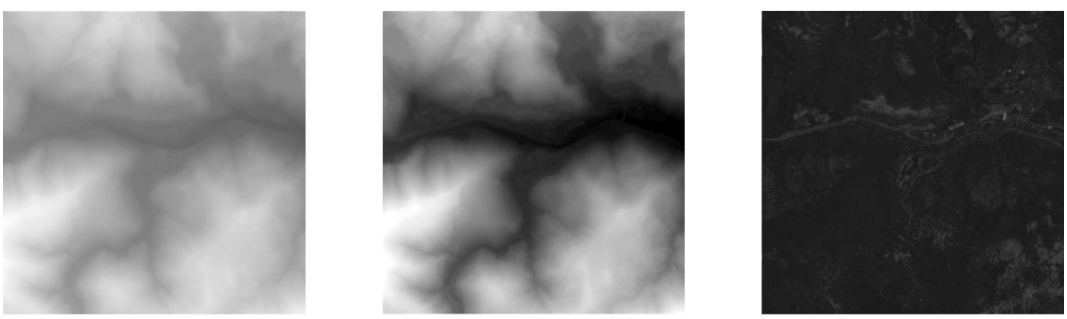
2.2 地物高度差异模型

构建 TIN 模型后,需对研究区域进行规则网格划分。网格尺寸的确定是一个多目标优化过程,需综合考虑应用需求、地形特征及计算资源等因素。较小网格尺寸可显著提升数字高程模型(Digital Elevation Model,DEM)的分辨率,更好地刻画地形微地貌特征,但会导致数据量呈指数增长,显著增加计算负荷与处理时间。反之,较大网格尺寸虽能降低数据存储与处理成本,但会损失地形细节信息,影响 DEM 的精度与表达能力。因此,在实际应用中需权衡精度与效率,选择最优网格尺寸。

对每个网格单元的高程进行赋值,需采用科学的空间插值方法。基于网格单元所在位置及其邻近三角形顶点的高程观测值,通过反距离加权插值、克里金插值等空间插值算法,综合考虑已知点的高程值及其空间分布特征,精确计算网格单元的高程值。通过系统化地组织这些具有精确高程值的网格单元,可构建规则的高程网格数据集,即 DEM。该模型能够准确反映地形的起伏状况,为地形分析等应用提供可靠的空间数据基础。

数字表面模型(Digital Surface Model,DSM)的构建是在 DEM 的基础上,整合植被、建筑物等非地面点的高程信息。融合这些地物点,DSM 能够完整表达地表三维空间形态,既包含自然地形的起伏特征,又涵盖人工地物的空间分布,从而实现对地表真实场景的全面刻画。

归一化数字表面模型(normalized Digital Surface Model,nDSM)则通过对 DSM 和 DEM 进行差值运算,得到地表以上物体相对于地面的高程信息[12]。这种运算方式有效地去除了地面地形的影响,突出了植被、建筑物等地物的高度特征,对于植被覆盖度监测、建筑物高度提取等应用具有重要意义。研究区的 DEM、DSM 和 nDSM 如图 5 所示,通过这些模型,能够直观地观察和分析研究区的地形地貌及地物分布情况,为后续的研究和决策提供丰富的数据依据。



(a) DEM (b) DSM (c) nDSM

图 5 研究区数字模型

Fig.5 Digital model of the study area

2.3 特征提取

2.3.1 地形特征

地形特征是解析滑坡治理区形态特征的关键要素,在揭示区域地形地貌演化规律及生态系统分布格局中具有重要作用。其中,坡度作为核心地形因子,其深入分析可准确反映研究区的地形起伏特征。

本研究采用激光雷达点云数据,基于点云三维坐标信息,通过计算相邻点间的高程差与水平距离之比,精确获取了各点的坡度值。图 6 展示了研究区的坡度计算结果。

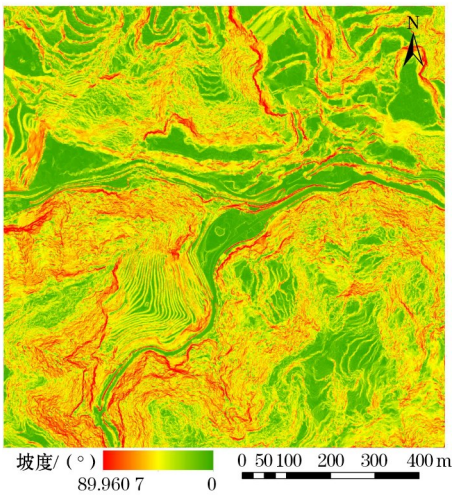


图 6 研究区坡度分布

Fig.6 Slope distribution in the study area

研究区域整体坡度呈现较为平缓的特征,其中偏桥沟滑坡治理工程形成的阶梯状地形结构尤为显著。这种阶梯状地形改造对坡面坡度产生了明显的调控效应,具体表现为:

(1) 通过分级消能有效降低了坡面整体坡度值,显著减小了滑坡体的潜在势能;

(2) 人工地形重塑大幅降低了滑坡复发风险,为区域地质稳定性提供了重要保障;

(3) 稳定的地形条件为植被恢复和生态系统重建奠定了良好基础,有利于植物群落的定植与演替,促进了区域生态环境的良性发展。

2.3.2 高度特征

为精确表征地表覆盖特征并深入解析区域植被分布格局,本研究构建基于高程差值法的技术框架,通过整合 nDSM 的多维数据,系统开展了植被高度分类研究。该技术方法通过提取 nDSM 数据中的地表物体相对高程特征信息,结合精确的高程差值计算模型,实现了对不同生长阶段和植被类型的精准识别与分类。

基于植被生态学和林学的分类标准,将植被高度划分为三个等级:

(1) 低矮植被层(0～2 m),主要包括草本植物群落、灌木幼苗及低矮灌木种群;

(2) 中等植被层(2～5 m),以成熟灌木群落和幼龄乔木为主;

(3) 高大植被层(>5 m),主要为成熟乔木群落。

这种多层次的分类体系能够精确反映研究区植被高度的空间异质性特征。图 7 直观展示了区域植被的垂直结构分布格局,反映了不同 nDSM 值在三类植被中的分布密集程度,即特定 nDSM 值在数据集中出现的频率高低,密度越高说明对应 nDSM 值的样本数量越集中。

植被高度的精确分类成果为后续深入分析和研究生物多样性等提供了关键的数据支撑。这些数据有助于揭示研究区域内物种丰富度变化及生态系统的演替规律,为区域生态环境保护、资源合理利用及可持续发展决策提供了科学依据。

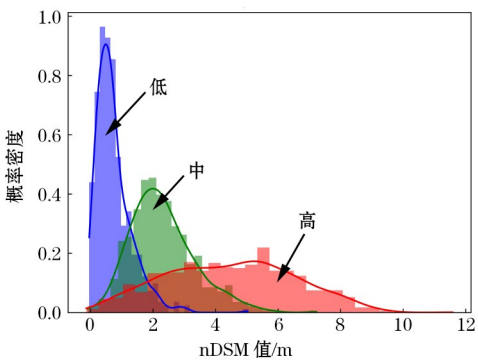


图 7 三类植被 nDSM 值分布情况

Fig.7 Distribution of nDSM for three types of vegetation

2.3.3 其他特征

可见差异植被指数(Visible Difference Vegetation Index,VDVI)综合运用了植被在绿光波段的高反射率及红光和蓝光波段的强吸收特性,能够有效地从仅包含可见光波段的影像中提取绿色植被信息,能够有效区分植被与非植被区域,且植被和非植被区阈值确定比较简单,在 0 值附近[13]。VDVI 指数(I_{VDVI})的计算公式如下:

$$I_{VDVI}=\frac{2\times\rho_{green}-\rho_{red}-\rho_{blue}}{2\times\rho_{green}+\rho_{red}+\rho_{blue}} \quad (1)$$

式中,ρ_{green}、ρ_{red}、ρ_{blue}分别为可见光绿光、红光、蓝光波段的反射率。

而纹理揭示了遥感影像中灰度模式的空间分布特性,它不仅包含了图像的表面信息,还反映了其与周围环境的相互关系,是参与遥感影像识别的重要特征[14]。通过分析纹理特征,能够揭示地表物质的分布和结构,为生态环境评估提供重要依据。

2.4 面向对象的分类方法研究

航空遥感技术以其独特优势,能够获取具有丰富细节特征的地表影像数据。面向对象的影像分析方法(Object-Based Image Analysis,OBIA)作为一种先进的分类技术,通过整合光谱特征、纹理信息和空间结构等多维特征参数,显著提升了地物分类精度。特别是在处理高空间分辨率的航空影像时,展现出显著的技术优势[15]。

面向对象分类方法的关键技术环节在于影像分割处理,其核心是通过特征相似性准则将影像划分为具有同质特性的对象单元。本研究采用多尺度分割策略,综合考虑分割对象的完整性和边界准确性,评估分割结果与实际地物分布的吻合度。通过系统性的尺度效应分析,最终确定最优分割尺度参数,为后续高精度地物分类提供可靠的基础数据[16]。

传统的马氏距离和欧式距离等分类技术主要从数据类别统计的角度出发研究图像分类问题[17],这些技术通常需要大量样本数据才能有效工作。然而,在本文探讨的滑坡治理区信息特征提取中,样本数量较少,难以满足传统监督分类方法对样本数量的需求。支持向量机(Support Vector Machine,SVM)因其出色的小样本学习能力,成为了一种卓越的监督分类算法,很大程度上解决了传统分类方法所面临的问题,其核心理念是通过非线性映射将样本数据转换到高维特征空间,使其在该空间中线性可分。基于结构风险最小化原则,SVM 旨在找到一个能够将训练样本集划分为两个类别的最优分类超平面,并确保该超平面具有最大的几何间隔[18]。

3 结果与分析

3.1 地物信息提取结果

先验模型是基于理论认知和实践经验构建的预定义框架,其核心在于通过先验知识的约束降低模型不确定性。本研究构建的先验模型整合了多源特征数据:地形特征,引入坡度参数表征地表形态;高度特征,利用归一化数字表面模型反映地表高程特征;植被特征,采用 VDVI 表征植被覆盖度;纹理特征,基于灰度共生矩阵提取 8 种纹理指标。研究选取了 4 类典型地物(植被、治理滑坡体、裸土、道路)作为分类目标,每类采集约 200 个样本点,构建了具有代表性的先验知识库,为模型训练提供了可靠的数据基础。

在模型的训练过程中,采用了多次迭代优化的策略,通过不断调整模型参数、更新样本权重及改进模型结构,逐步提升模型的泛化能力,使其能够更好地适应不同的数据集和实际应用场景。同时,在每次迭代过程中,运用严格的样本筛选准则,对样本的质量进行评估和筛选,去除噪声样本及特征不明显的样本,保留具有代表性、特征显著的高质量样本。经过多轮迭代优化与样本筛选,最终得到的分类模型能够更准确地反映研究区域的实际地物特征。

在 SVM 这一强大的机器学习模型中,关键参数诸如惩罚参数 C 和核函数参数(以径向基核函数为例的 γ 参数)等,对模型的整体性能起着决定性作用。这些参数的不同取值组合,会显著影响模型的分类准确率、泛化能力及稳定性等核心性能指标。为解决关键参数优化问题,采用粒子群优化(Particle Swarm Optimization,PSO)算法实施参数寻优操作。PSO 算法模拟鸟群觅食行为,通过群体智能实现高效参数搜索,其基本原理是,将每个参数组合看作是搜索空间中的一个粒子,粒子通过不断调整自身的位置和速度,在整个参数空间中进行搜索,依据适应度函数(在本研究中,以 SVM 的分类准确率为适应度函数)来评估每个粒子位置的优劣,从而逐步逼近全局最优解。经过多轮迭代计算,在 C 参数为 11.2、γ 参数为 0.14 附近获得最优参数组合,使 SVM 分类准确率达到最大值。该优化结果显著提升了模型对研究数据的特征提取能力,为后续分析提供了可靠的数据基础。

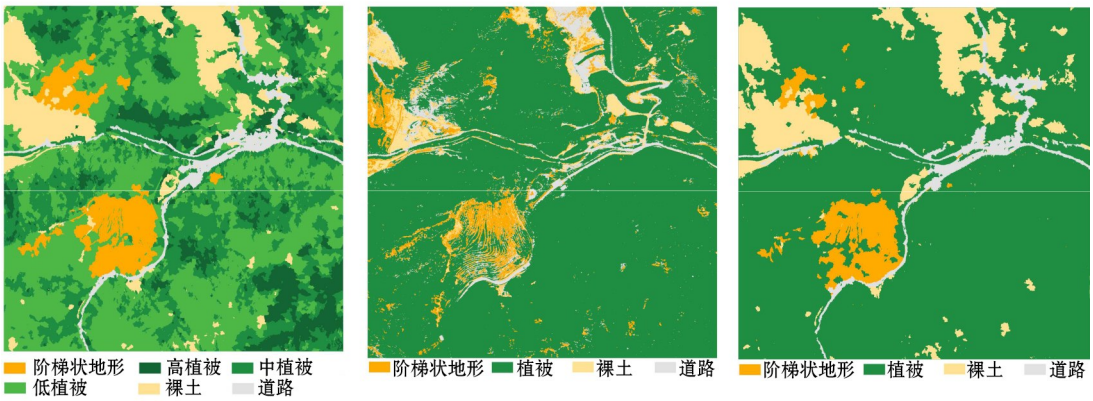
为定量评估治理效果,本研究基于点云数据的三维空间信息,采用层次化植被高度提取方法,基于 nDSM 数据构建低、中、高三级植被样本库;采用模糊分类算法,结合阈值分割和隶属度函数,分析不同类型植被的 nDSM 分布特征;通过三维空间特征分析,实现植被信息的精确、高效提取,结果如图 8(a)所示,研究结果清晰展示了区域植被的垂直分层结构。

传统方法主要存在以下局限性:

(1) 基于像素的分类方法仅依赖光谱信息,导致分类结果出现明显的“椒盐效应”,如图 8(b)所示,难以准确识别复杂地物;

(2) 忽视地形特征与地物功能的关联性,如无法准确识别阶梯状滑坡体及其固坡植被的特殊性;

(3) 面向对象方法虽整合了光谱和纹理特征(见图 8(c)),但对高程、坡度等地形参数的利用不足,难以满足复杂地形区的精度要求。



(a) 本文研究方法 (b) 基于像素的分类方法 (c) 面向对象方法

图 8 不同分类方法的信息提取结果对比

Fig.8 Comparison of information extraction results based on different classification methods

相比之下,本文研究方法具有以下优势:采用多源数据融合策略,显著提升了分类精度;引入地形特征参数,实现了地物与地形的协同分析;通过精细化植被高度分级,为生态研究提供了可靠数据支撑。特别是在处理治理滑坡体等特殊地物时,本文研究方法能够准确识别阶梯状地形及其固坡植被的功能特征,避免了传统方法将此类地物误判为普通植被或道路的错误。

3.2 精度分析

为定量评估信息提取精度,研究选取了总体分类精度(Overall Classification Accuracy, OCA)、Kappa 系数及 F_1 指数作为关键评估指标,对研究区域内滑坡治理区相关信息的提取结果展开了全面且深入的定量分析。不同分类方法的分析结果见表 1,本文研究方法所达成的总体分类精度高达 94.12%,Kappa 系数为 84.19%,F_1 指数达到 93.52%,明显优于其他两种传统分类方法。这些量化结果充分证实结合激光雷达数据技术的分类方法在复杂地形信息提取准确性以及综合性能上的优势。

表 1 不同分类方法的分类精度

Table 1 Classification accuracy of different classification methods

方法	总体分类精度/%	Kappa 系数/%	F_1 指数/%
基于像素的分类方法	87.67	71.88	85.14
面向对象方法	91.95	80.28	86.40
本文研究方法	94.12	84.19	93.52

3.3 滑坡治理效果评价

香农多样性指数(Shannon Diversity Index)作为生态学领域中用于评估生物多样性的经典量化指标,在衡量植被群落多样性方面展现出高度的科学性与有效性,其计算公式为:

$$H = -\sum p_i \ln p_i \tag{2}$$

式中:H 表示香农多样性指数;p_i 表示第 i 个物种或景观类型在系统中所占的比例。

研究区域的生态多样性分析结果显示,香农多样性指数达到 0.958 4,这一数值表明:研究区内植被类型组成丰富,物种多样性水平较高;生态系统结构趋于稳定,具备复杂的种间关系网络。滑坡治理工程的实施有效改善了地形地貌条件,降低了滑坡再次发生的风险。同时,这些措施为植被的生长和繁衍创造了适宜条件,推动生态系统向更稳定的方向发展。

4 结论

本文利用机载激光雷达技术获取研究区高精度点云数据,结合多源数据融合方法,显著提升了滑坡治理区信息提取的精度和可靠性,主要结论如下。

(1) 数据处理与特征提取有效性:通过 LiDAR 数据采集与处理,融合点云与正射影像,并进行点云滤波,构建了 DEM、DSM 和 nDSM 等数字模型,成功提取了地形、高度等特征,结合 VDVI 指数和纹理信息,为地物分类提供了全面的数据支持。采用面向对象的分类方法,以 SVM 结合 PSO 优化参数,相比基于像素和传统面向对象的方法(如仅结合光谱特征和纹理信息),在滑坡治理区信息提取中具有更高的精度,总体分类精度为 94.12%,Kappa 系数为 84.19%,F_1 指数达到 93.52%,均优于其他两种传统分类方法,有效解决复杂地形和多样地物的

分类难题。

(2) 滑坡治理效果良好:通过香农多样性指数评估滑坡治理效果,研究区指数为 0.958 4,表明植被类型多样且分布均匀,生态系统稳定性较高,治理措施有效且可持续,有利于滑坡治理区域的生态恢复和长期稳定。

(3) 本文通过结合 LiDAR 数据的特征,为滑坡治理区地物信息提取提供了新的思路和方法,具有重要的应用价值。未来可进一步优化点云滤波算法,结合更多数据源和先进算法,优化提取精度,为复杂地形开展研究提供有力的数据支持。

参考文献(References):

[1] 徐宇翔,胡庆武,段延松,等.融合 LiDAR 点云与无人机影像的滑坡动态监测技术[J].测绘通报,2024(8):42-47.
XU Yuxiang, HU Qingwu, DUAN Yansong, et al. Landslide dynamic monitoring technology by integrating LiDAR point cloud and UAV image[J].Bulletin of Surveying and Mapping,2024(8):42-47.

[2] 高莎,袁希平,甘淑,等.融合无人机影像与 LiDAR 点云的山区地表覆被景观特征探测[J].测绘通报,2022(1):110-115.
GAO Sha, YUAN Xiping, GAN Shu, et al. Fusion of UAV image and LiDAR point cloud to study the detection technology of mountain surface cover landscape characteristics[J].Bulletin of Surveying and Mapping,2022(1):110-115.

[3] 高永刚,林悦欢,温小乐,等.基于无人机影像的可见光波段植被信息识别[J].农业工程学报,2020,36(3):178-189.
GAO Yonggang, LIN Yuehuan, WEN Xiaole, et al. Vegetation information recognition in visible bandbased on UAV images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2020,36(3):178-189.

[4] ZHANG Yihai, MA Haitao, YU Zhengxing. Application of the method for prediction of the failure location and time based on monitoring of a slope using synthetic aperture radar [J].Environmental Earth Sciences,2021,80:1-13.

[5] 陈晓勇,何海清,周俊超,等.低空摄影测量立体影像匹配的现状与展望[J].测绘学报,2019,48(12):1595-1603.
CHEN Xiaoyong, HE Haiqing, ZHOU Junchao, et al. Progress and future of image matching in low-altitude photogrammetry [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2019,48(12):1595-1603.

[6] 庞鑫,袁明,卢渊,等.基于无人机 LiDAR 仿地飞行技术的高陡边坡危岩体快速识别方法[J].地质科技通报,2023,42(6):21-30.
PANG Xin, YUAN Ming, LU Yuan, et al. Rapid identification method for the dangerous rock mass of a high-steep slope based UAV LiDAR and ground imitation flight [J].Bulletin of Geological Science and Technology,2023,42(6):21-30.

[7] 董保根,马洪超,车森,等.LiDAR 点云支持下地物精细分类的实现方法[J].遥感技术与应用,2016,31(1):165-169.
DONG Baogen, MA Hongchao, CHE Sen, et al. Method of land cover refined classification supported by LiDAR point clouds[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016,31(1):165-169.

[8] 徐凡,张雪红,石玉立.基于激光雷达和航拍影像的城市地物分类研究[J].遥感技术与应用,2019,34(2):253-262.
XU Fan, ZHANG Xuehong, SHI Yuli, Research on classification of land cover based on LiDAR cloud and aerial images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019,34(2):253-262.

[9] 李恒凯,王利娟,肖松松.基于多源数据的南方丘陵山地土地利用随机森林分类[J].农业工程学报,2021,37(7):244-251.
LI Hengkai, WANG Lijuan, XIAO Songsong. Random forest classification of land use in hilly and mountaineous areas of southern China using multi-source remote sensing data[J].Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2021,37(7):244-251.

[10] 李坤玉,王雪梅,李锐,等.融入辅助数据集的面向对象土地利用分类研究[J].中山大学学报(自然科学版)(中英文),2024,63(1):34-44.
LI Kunyu, WANG Xuemei, LI Rui, et al. The object-oriented land use classification incorporating auxiliary data sets [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni,2024,63(1):34-44.

[11] 李豆,李朋飞,穆兴民,等.机载 LiDAR 测量复杂地形中滤波算法的比较研究[J].水土保持研究,2021,28(4):171-178.
LI Dou, LI Pengfei, MU Xingmin, et al. Accuracy of airborne LiDAR point cloud filering for areas with complex terrain[J]. Research of Soil and Water Conservation,2021, 28(4):171-178.

[12] 李佳,王明果,王云川,等.顾及无人机影像点云特征的绿地信息分类方法[J].生态科学,2022,41(5):11-18.
LI Jia, WANG Mingguo, WANG Yunchuan, et al. Vegetation information classification method considering UAV image point cloud characteristics [J]. Ecological Science,2022,41(5):11-18.

[13] 汪小钦,王苗苗,王绍强,等.基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J].农业工程学报,2015,31(5):152-157+159+158.
WANG Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 152-157+159+158.

[14] 黄静,赵庚星,奚雪,等.光谱与纹理信息结合的黄河三角洲土壤盐渍化信息提取:以垦利区为例[J].农业资源与环境学报,2022,39(3):594-601.
HUANG Jing, ZHAO Gengxing, XI Xue, et al. Extraction of soil salinization information by combining spectral and texture data in the Yellow River Delta:a case study in Kenli district, Shandong province [J]. Journal of Agricultural Resources and Environment,2022,39(3):594-601.

[15] 陈天博,胡卓玮,魏铼,等.无人机遥感数据处理与滑坡信息提取[J].地球信息科学学报,2017,19(5):692-701.
CHEN Tianbo, HU Zhuowei, WEI Lai, et al. Data processing and landslide information extraction based on UAV remote sensing [J]. Journal of Geo-information Science,2017,19(5):692-701.

[16] 毛正君,李欢,石硕杰,等.面向对象的无人机遥感影像区域滑坡承灾体信息提取研究[J].工程地质学报,2025,33(1):171-185.
MAO Zhengjun, LI Huan,SHI Shuojie, et al. Research on object-oriented information extraction of regional landslide elements at risk from UAV remote sensing image[J]. Journal of Eengineering Geology,2025,33(1):171-185.

[17] 成淑艳,曹生奎,曹广超,等.基于高分辨率遥感影像的青海湖沙柳河流域土地覆盖监督分类方法对比[J].水土保持通报,2018,38(5):261-268.
CHENG Shuyan, CAO Shengkui, CAO Guangchao, et al. Comparisons of supervised classification methods for landcover based on high spatial resolution remote sensing images in Shaliu river basin of Qinghai Lale[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation,2018,38(5):261-268.

[18] 陈刚,郝社锋,蒋波,等.基于机载 LiDAR 技术植被茂密区小型滑坡识别与评价[J].自然资源遥感,2024,36(3):196-205.
CHEN Gang, HAO Shefeng, JIANG Bo, et al. Identification and assessment of small landslides in densely vegetated areas based on airborne LiDAR technique [J]. Remote Sensing for Natural Resoumes,2024,36(3):196-205.