

基于多技术协同的矿山生态修复监管研究

杨瑞春^{1,2,3,4*}, 郭思燕^{1,2,3,4#}

¹广东省国土资源测绘院, 广东 广州

²广东省地理科学数据中心, 广东 广州

³自然资源部华南热带亚热带自然资源监测重点实验室, 广东 广州

⁴广东省自然资源科技协同创新中心, 广东 广州

收稿日期: 2026年9月28日; 录用日期: 2026年10月21日; 发布日期: 2026年10月28日

摘要

针对传统露天矿山生态修复监管存在手段单一、人工干预量大、量化精度低、动态监管能力不足等问题, 以露天损毁矿区为研究对象, 构建深度学习与三维测绘技术协同的矿山生态修复智能化监管体系。基于U-Net语义分割框架, 嵌入多类ResNet骨干网络完成模型对比试验, 优选U-Net + ResNet34模型实现矿区土地损毁区域高精度智能识别, 并通过人工解译检核验证模型的可靠性, 有效提升矿区损毁信息提取的自动化与精准化水平; 依托无人机倾斜摄影与机载LiDAR融合建模技术, 构建矿区多时序高精度三维实景模型, 兼顾地形几何精度与场景可视化效果; 基于时序三维模型差分算法, 实现矿区地形重塑效果、分区土方填挖量的量化核算与施工动态监管, 明晰不同修复单元施工强度的空间分异规律。结果表明, 该监管体系在损毁区域识别精度、地形变化量化分析及施工进度动态追踪等方面均表现出良好适用性, 能够为矿山生态修复全流程监管提供高效、精准的技术手段, 有效提升矿山生态修复监管的智能化与精细化水平。

关键词

矿山生态修复, U-Net模型, ResNet网络, 三维模型, 施工监管

Research on Mine Ecological Restoration Supervision Based on Multi-Technology Integration

Ruichun Yang^{1,2,3,4*}, Siyan Wu^{1,2,3,4#}

¹Surveying and Mapping Institute Lands and Resource Department of Guangdong Province, Guangzhou Guangdong

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 杨瑞春, 郭思燕. 基于多技术协同的矿山生态修复监管研究[J]. 测绘科学技术, 2026, 14(4): 327-337.
DOI: 10.12677/gst.2026.144033

²Guangdong Geographical Science Data Center, Guangzhou Guangdong

³Key Laboratory of Natural Resources Monitoring in Tropical and Subtropical Area of South China, Ministry of Natural Resources, Guangzhou Guangdong

⁴Guangdong Science and Technology Collaborative Innovation Center for Natural Resources, Guangzhou Guangdong

Received: September 28, 2026; accepted: October 21, 2026; published: October 28, 2026

Abstract

To address the limitations of traditional open-pit mine ecological restoration supervision—such as single monitoring methods, heavy manual intervention, low quantification accuracy, and insufficient dynamic monitoring capacity—this study takes damaged open-pit mining areas as research subjects and constructs an intelligent supervision system for mine ecological restoration by integrating deep learning with three-dimensional surveying technologies. Based on the U-Net semantic segmentation framework, multiple ResNet backbone networks are embedded to conduct comparative model experiments, and the U-Net + ResNet34 model is selected for its superior performance in accurately identifying damaged land areas within mining zones. The reliability of the model is verified through manual interpretation and validation, significantly enhancing the automation and precision of damage information extraction. By leveraging integrated modeling techniques combining drone oblique photogrammetry and airborne LiDAR, high-precision multi-temporal 3D realistic models of mining areas are established, ensuring both geometric accuracy of terrain and visual realism. Using a time-series 3D model differencing algorithm, quantitative assessments of terrain reshaping effects and earthwork volumes (cutting and filling) across different zones are achieved, enabling dynamic construction supervision and revealing spatial differentiation patterns in construction intensity among various restoration units. Results demonstrate that this supervision system performs well in terms of damaged area identification accuracy, quantitative terrain change analysis, and dynamic progress tracking, providing efficient and precise technical support throughout the entire mine ecological restoration process, thereby significantly improving the intelligence and refinement level of mine ecological restoration supervision.

Keywords

Mine Ecological Restoration, U-Net Model, ResNet Network, 3D Model, Construction Supervision

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

矿产资源的大规模开发利用为社会经济发展提供了重要资源支撑,但露天矿山开采过程中不可避免地破坏原有地形地貌、植被覆盖与生态结构,引发土地损毁、水土流失、地貌破损等一系列生态环境问题[1],严重影响了矿区生态系统的可持续发展。矿山生态修复是解决矿区生态退化、实现矿山绿色转型与国土空间生态修复的重要举措,涉及前期损毁识别定位、地形重塑、土壤重构、植被重建与后期管护等多个环节,具有周期长、范围广、动态变化显著等特征[2]。传统监管手段主要依赖人工巡查与定期测量,存在效率偏低、空间覆盖不足、时序连续性差等弊端,难以适配大范围、长周期、全流程的矿山生态

修复监管需求。近年来, 遥感智能解译、三维实景建模等空间信息技术发展较快, 高分辨率遥感影像具备大范围、全天候、周期性观测等优势, 结合深度学习语义分割模型能够实现矿区地表损毁区域的自动识别定位, 为矿山生态修复规划编制、底数摸排提供精准的基础空间数据支撑[3]; 同时无人机倾斜摄影、机载激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)等三维建模技术可高精度捕捉矿区地形起伏、边坡形态、植被覆盖等微观细节, 能够构建多时序、分单元的矿山实景三维模型[4], 弥补了传统二维遥感监测缺乏三维空间信息的缺陷, 为矿山生态修复全流程监管提供了立体化、动态化的数据底座, 提升矿山生态修复监管的科学性与规范性。

本次研究以某露天矿区为研究对象, 融合高分辨率遥感监测、U-Net 智能语义分割、无人机倾斜摄影与机载 LiDAR 三维建模等多种技术, 构建多技术协同的矿山生态修复动态监管体系, 实现矿区损毁识别、修复过程监测与成效评估的全流程闭环监管, 有效解决传统监管手段在空间覆盖、时序连续性等方面的不足, 为矿山生态修复的精准化、动态化监管提供技术支撑。

2. 研究区概况

以南方区域某大型露天矿区为研究对象, 该矿区规模化露天开采作业年限久、开采规模大, 长期高强度开采导致矿区及周边区域地表损毁严重。区域属低山丘陵地貌, 地形起伏较大, 原生生态系统以林地、灌草植被为主, 生态本底条件较好, 受长期大规模露天采矿工程扰动影响, 原有地形地貌、植被覆盖、土壤结构及水文格局遭到显著破坏, 境内形成大面积采坑、裸露边坡、排土场及废弃工矿用地, 土地损毁类型多样、损毁范围集中、生态扰动程度剧烈。

采矿活动引发的地表裸露、边坡失稳、水土流失、植被退化等生态问题突出, 区域生态系统结构破碎化、功能退化明显, 存在一定的地质灾害与生态安全隐患, 需开展系统性、精细化的生态修复与综合治理; 同时矿区修复范围广、施工单元多、修复周期长, 传统人工监管模式难以实现全区域、全过程的精准管控。本次研究依托多源协同监测技术, 构建覆盖矿区全要素、全流程的动态监管体系, 实现对损毁地块识别、修复施工进度等关键环节的精准掌握, 总体技术路线如图 1 所示。

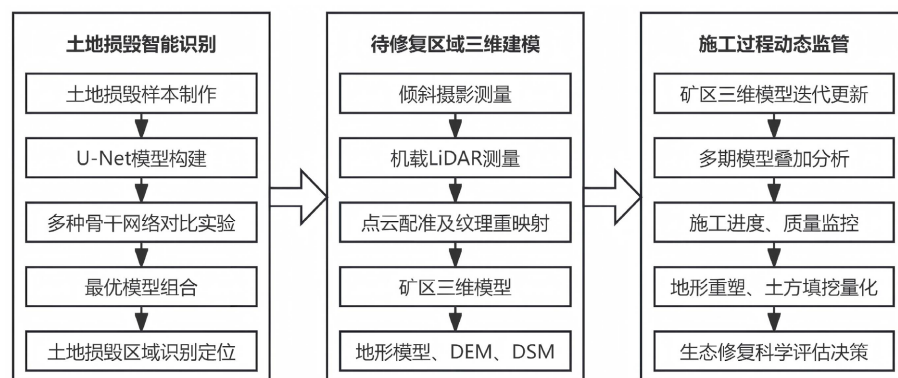


Figure 1. Overall technical framework

图 1. 总体技术路线

3. 矿区地表损毁区域智能识别

3.1. 智能识别模型

矿区地表损毁区域识别是实现矿山生态修复底数摸排与动态监管的基础, 传统人工解译与常规图像处理存在识别效率低、人为干扰强、泛化能力弱等问题, 难以适配大范围矿区高精度、快速化的损

毁信息提取需求。矿山地表损毁区域主要包含裸露采场、废弃边坡、排土场、裸露岩面等无植被覆盖损毁地类, 各类损毁区域在遥感影像中主要依托光谱特征差异实现区分, 像素级语义分割是实现损毁边界精准提取的核心技术手段。相较于图像分类、目标检测等视觉任务模型, U-Net 语义分割模型具备结构简单、精度高、小样本适应性强、细节保留度好等突出优势, 能够实现影像逐像素分类, 精准刻画矿区地表损毁区域的精细边界与空间分布特征。

如图 2 所示, U-Net 模型整体呈现对称式编码-解码结构, 编码模块主要负责完成影像深层特征提取与维度压缩, 在每一次下采样操作前, 通过两组 3×3 尺寸卷积层完成基础特征提取, 并结合 ReLU 激活函数实现非线性特征映射, 采用 2×2 最大池化操作完成特征降维与感受野扩增, 逐级提取矿区影像的高层语义特征, 有效筛除无效冗余信息, 强化损毁地物特征表征能力[5]; 解码模块主要负责特征还原与细节重构, 依托反卷积上采样操作实现特征图尺寸复原, 单次上采样可实现特征尺寸翻倍、维度减半, 上采样后搭配两组 3×3 卷积层完成特征融合与细节优化, 逐步修复影像空间细节信息; 同时引入跳跃连接结构, 将编码阶段的浅层细节特征与解码阶段的深层语义特征进行跨层融合, 有效弥补下采样过程中的细节信息丢失问题, 精准保留矿区损毁区域的边缘细节, 保障像素级分割精度, 适配矿区不规则损毁图斑的识别需求。

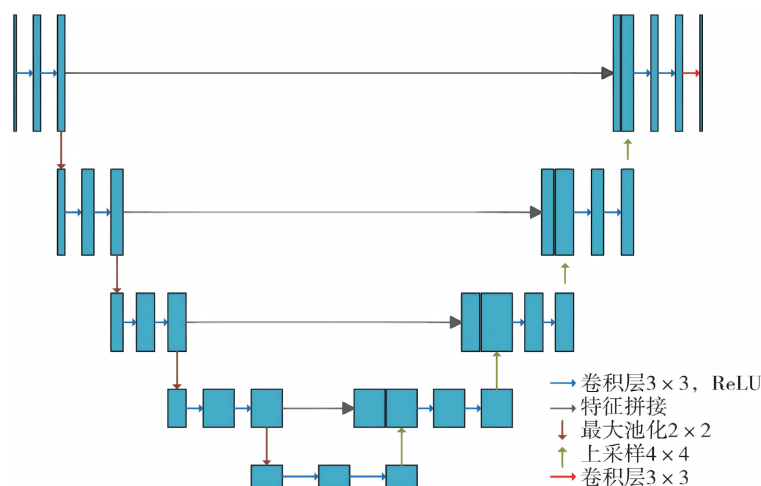


Figure 2. Schematic diagram of U-Net model structure

图 2. U-Net 模型结构示意图

3.2. 样本制备及模型构建

为进一步优化 U-Net 模型的特征学习能力, 解决传统深度网络层数堆叠引发的网络退化、梯度消失等问题, 本次研究选取 ResNet 残差网络作为 U-Net 模型的骨干特征提取网络。常规深度网络通过多层非线性卷积层拟合输入与输出的映射关系, ResNet 网络引入残差学习结构与恒等快捷连接机制, 通过残差映射重构学习逻辑, 将网络学习目标转化为残差拟合, 在不新增网络参数、不提升计算复杂度的前提下, 实现输入特征与堆叠卷积层输出特征的融合叠加, 有效缓解深度网络训练过程中的梯度衰减问题[6]。ResNet 网络包含 ResNet18、ResNet34、ResNet50、ResNet101、ResNet152 等结构, 各类网络的核心差异集中于卷积模块堆叠数量与基础模块参数配置, 可适配不同复杂度的图像识别任务。

3.2.1. 样本制备

结合矿区遥感影像特征复杂度与硬件算力条件, 本研究通过多组对比试验筛选最优 ResNet 骨干模

型,保障识别精度与运算效率的平衡。数据源采用研究区高分系列卫星遥感影像,影像空间分辨率为 0.5 m,影像覆盖矿区采坑、塌陷区、排土场、裸露岩土地等多类地表损毁场景,结合矿区野外实地踏勘采样成果与高分辨率影像目视解译准则开展样本标注,将影像像素划分为损毁区域与非损毁区域两类标签,构建矿区地表损毁语义分割数据集。数据集原始影像切片总数为 2460 张,单张切片尺寸为 512×512 像素;为降低模型过拟合风险,采用随机水平翻转、垂直翻转、高斯噪声添加、亮度与对比度随机微调等数据增强手段扩充样本,增强后样本总量提升至 9840 张。数据集按照 7:2:1 的比例随机划分为训练集、验证集与测试集,其中训练集 6888 张、验证集 1968 张、测试集 984 张,保证各子集内损毁样本占比基本一致,维持数据集空间分布与地物类型均衡。

3.2.2. 模型构建

模型训练硬件环境为 Intel i9-14900K 处理器, NVIDIA RTX 4090 (24 GB) 图形显卡, 内存 64 GB; 软件环境基于 PyTorch 2.1.0 深度学习框架, 搭配 CUDA 12.1、OpenCV、GDAL 等工具包进行模型搭建、影像读取及样本预处理。训练最大迭代次数(Epoch)设置为 100, 单次训练批次大小(Batch Size)设置为 16; 采用自适应矩估计(Adam)优化器完成网络参数迭代更新, 初始学习率设置为 0.001, 学习率采用分段等比衰减策略: 每完成 5 轮迭代, 学习率乘以衰减系数 0.8, 通过逐步降低学习率缓解训练后期参数震荡、模型难以收敛的问题。损失函数选用加权交叉熵损失函数, 适配像素级二分类语义分割任务, 可有效量化模型预测掩膜与人工标注真值之间的像素偏差, 缓解数据集内损毁/非损毁样本数量不均衡带来的精度偏移。

模型整体训练过程分为特征学习训练与参数验证优化两个阶段, 第一阶段为训练集迭代学习, 将预处理后的标注影像样本输入 ResNet-U-Net 网络, 通过卷积、池化、上采样及跳跃连接完成前向传播, 利用交叉熵损失函数计算预测结果与真实标签的误差, 结合 Adam 优化器反向更新网络权重与偏置参数, 持续学习矿区损毁区域的光谱特征、纹理特征与空间分布规律; 第二阶段为验证集精度校验, 每完成一轮迭代训练后, 利用验证集数据对当前模型权重性能进行检测, 记录训练损失值、验证损失值及对应精度指标, 实时监测模型收敛状态与拟合效果。

3.3. 损毁区域识别结果分析

3.3.1. 不同骨干网络性能对比分析

为筛选适配露天矿区地表损毁区域智能识别的最优模型架构, 基于 U-Net 语义分割基础框架, 分别嵌入 ResNet18、ResNet34、ResNet50、ResNet101、ResNet152 残差骨干网络, 构建差异化矿区土地损毁识别模型。为保证实验结果的科学性与可比性, 严格控制实验变量一致, 各组模型均采用统一超参数、优化器、学习率、迭代次数与批次尺寸进行训练测试。选取精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1 分数(F1-Score)与交并比(IoU)作为评价指标, 量化评估不同骨干网络模型的矿区损毁识别性能。其中精确率用于表征模型识别结果的精准程度, 反映模型误检水平; 召回率体现模型对真实损毁区域的完整识别能力, 表征漏检情况; F1 分数为精确率与召回率的综合均衡指标, 可客观评判模型整体识别性能; 交并比能够量化预测损毁区域与真实损毁区域的重合程度, 是评价分割精度与边界拟合效果的关键指标。

将五组训练完成的模型在统一测试集上进行矿区土地损毁区域提取实验, 各组模型的定量评价指标统计结果如表 1 所示, 不同模型的损毁区域可视化识别效果如图 3 所示。

由表 1 数据可知, 不同 ResNet 骨干网络对 U-Net 模型的矿区损毁识别性能影响显著。ResNet34 作为骨干网络时, 模型综合性能达到最优, 其精确率、召回率、F1 分数与交并比分别可达 94.13%、93.27%、92.19%、90.78%, 显著优于其余模型组合。相比之下, 浅层网络 U-Net + ResNet18 识别精度略有下降, 各项指标均低于 ResNet34 组合, 特征提取能力相对有限; 随着网络深度持续增加, ResNet50、ResNet101、

ResNet152 模型出现明显的精度衰减现象, 且网络深度越大, 识别精度越低。其中 ResNet152 模型综合精度最低, 四项指标仅为 79.27%、78.93%、77.27%、76.39%, 其原因为深层残差网络参数体量更大、计算复杂度更高, 针对矿区遥感影像中小型细碎损毁图斑的特征学习易出现过拟合、特征冗余问题, 导致模型泛化能力下降, 误检与漏检样本增多。

Table 1. Accuracy comparison of different backbone network models
表 1. 不同骨干网络模型精度对比

模型组合	精确率/%	召回率/%	F1 分数/%	交并比/%
U-Net + ResNet18	89.18	88.82	88.10	86.32
U-Net + ResNet34	94.13	93.27	92.19	90.78
U-Net + ResNet50	87.12	86.76	85.94	84.38
U-Net + ResNet101	83.48	82.35	81.40	80.89
U-Net + ResNet152	79.27	78.93	77.27	76.39

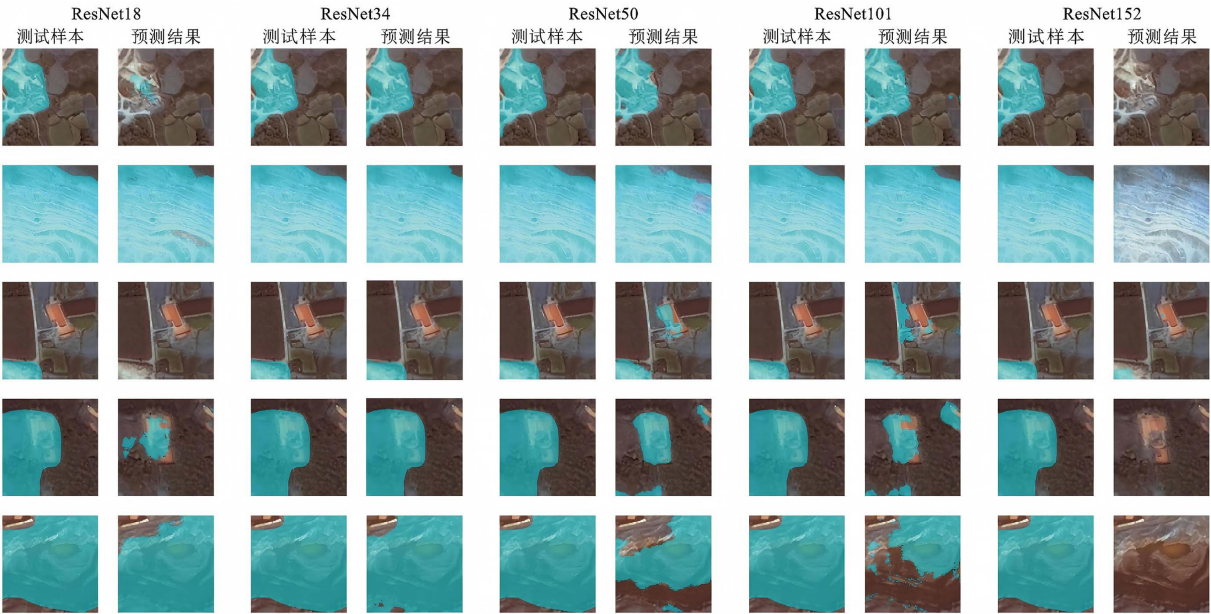


Figure 3. Visual comparison of damaged area identification
图 3. 损毁区域识别可视化对比

结合图 3 可视化识别结果进一步分析可得, U-Net + ResNet34 模型对矿区采场、裸露边坡、排土场等损毁区域的边界刻画更为精细, 能够有效区分裸露损毁区域与植被覆盖区域, 对零散小型损毁图斑的识别完整性与准确性更优, 分割结果与实际地表损毁状况高度契合; 其余模型均存在不同程度的边界模糊、细碎损毁漏提、非损毁区域误识别等问题。综合定量指标与可视化效果, 本研究选取 U-Net + ResNet34 为矿区地表损毁区域最优识别模型, 为后续矿山生态修复底数调查、修复治理等提供高精度空间数据支撑。

3.3.2. 人工解译检核

为进一步评估 U-Net + ResNet34 模型在矿区土地损毁识别中的实际应用成效, 以研究区高分辨

率遥感影像为底图, 结合矿区实地踏勘数据, 精准人工勾绘矿区真实土地损毁范围, 以此作为真值数据, 与 U-Net + ResNet34 模型智能识别结果进行逐区域、逐图斑对比分析, 分别统计人工解译真值面积与模型识别损毁面积, 计算面积误差与吻合度, 统计结果如表 2 所示, 部分区域可视化对比如图 4 所示。

Table 2. Statistics on model recognition and manual interpretation accuracy

表 2. 模型识别与人工解译精度统计

损毁区域类型	人工解译损毁面积/m ²	模型识别损毁面积/m ²	面积绝对误差/m ²	面积吻合度/%
露天采坑	12865.36	12742.18	123.18	99.04
裸露边坡	8742.52	8658.73	83.79	99.03
排土场	15328.69	15196.45	132.24	99.14
积水损毁区	6259.84	6187.92	71.92	98.85

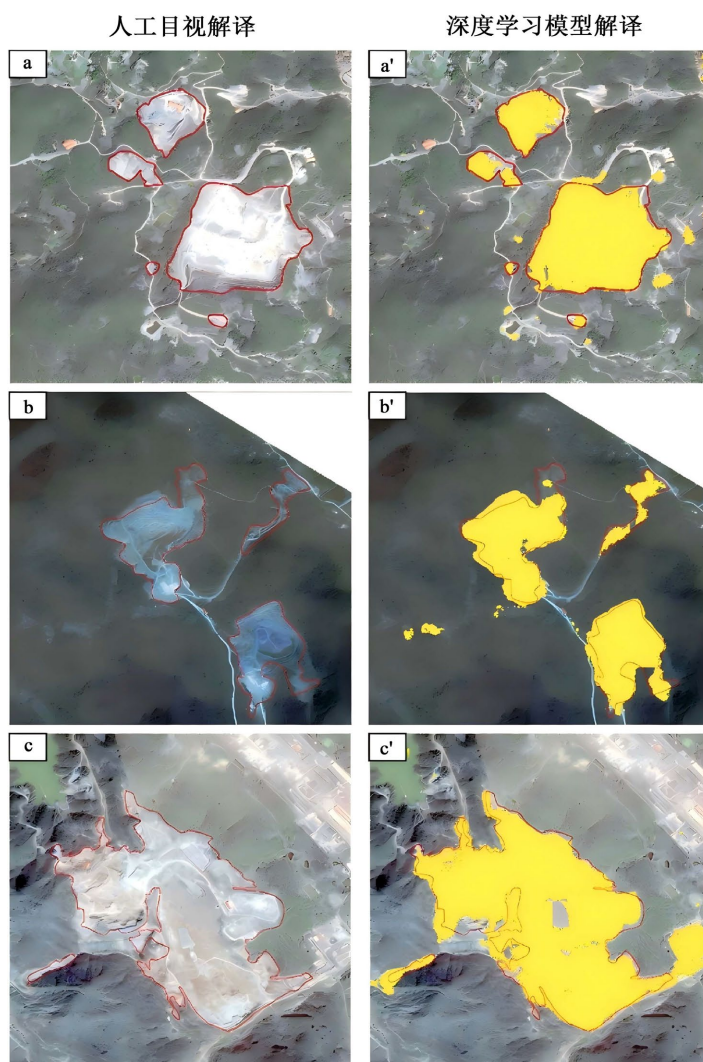


Figure 4. Visual comparison of manual verification

图 4. 人工检核可视化对比

由表 2 可知, U-Net + ResNet34 模型对不同类型矿区土地损毁区域的识别结果与人工解译真值高度吻合, 各试验区块面积吻合度均稳定维持在 98.85% 以上, 整体面积绝对误差较小, 不存在大面积漏识别、误识别现象; 从地类适配性来看, 模型对大面积规整露天采坑、连片排土场的识别精度较高, 对边坡细碎裸露区域、积水干扰型损毁区域同样具备良好的识别适配性, 抗干扰能力较强。结合图 4 可知, 模型提取的损毁区域边界轮廓清晰、边缘拟合度高, 能够精准区分植被覆盖区与裸露损毁区, 有效识别细碎、零散的小型损毁图斑, 整体识别效果与人工目视解译结果基本一致, 进一步验证了 U-Net + ResNet34 模型在矿区土地损毁识别中的可靠性与实用性。

4. 基于三维场景的矿山生态修复综合监管

4.1. 三维场景构建

以 U-Net + ResNet34 模型识别提取的矿区土地损毁区域为基础, 采用无人机倾斜摄影与机载 LiDAR 协同作业方法, 充分融合两类技术的互补优势, 构建矿区高精度三维实景场景。其中无人机倾斜摄影技术可快速获取矿区多角度高清纹理影像, 保障模型地表纹理的真实性与可视化效果; 机载 LiDAR 点云数据具备穿透植被遮挡的特性, 可精准采集真实地表高程信息[7]。本次研究选用大疆 M300 RTK 六旋翼测绘无人机平台, 配置 PSDK 2000 万像素五镜头倾斜摄影相机与 DLiDAR 320 机载激光雷达模块, 其中 LiDAR 设备最大测距 320 m、点云采样频率 240 kHz、垂直定位精度 ± 5 cm, 可适配矿区复杂地形环境, 实现高密度、高精度地形数据全覆盖采集。通过前期航迹规划、像控点布设等, 获取矿区倾斜影像与 LiDAR 点云数据, 经数据预处理、空中三角测量、点云滤波分类、纹理映射等流程, 构建矿区实景三维模型。

为综合分析基于倾斜摄影与机载 LiDAR 融合建模的三维场景精度, 本次研究同步构建单一倾斜摄影模型、单一 LiDAR 模型, 在矿区范围内均匀布设了 120 个检核点, 采用 RTK 实地测量方式获取检核点平面坐标与高程数据, 与三种建模方式生成的三维模型进行精度评定, 统计结果如表 3 所示。

Table 3. Evaluation of 3D model accuracy

表 3. 三维模型精度评价

三维模型	平面中误差/m	高程中误差/m	模型特征
单一倾斜摄影模型	0.068	0.174	纹理真实, 植被遮挡区地形畸变明显
单一 LiDAR 模型	0.051	0.033	地形精度较高, 地表纹理缺失、可视化效果差
倾斜摄影 + LiDAR 融合模型	0.040	0.024	地形精度高、纹理真实, 适配矿区复杂场景

由表 3 可知, 单一倾斜摄影模型具备最优的地表纹理可视化效果, 但受植被遮挡、边坡透视形变影响, 高程误差达到 0.174 m, 地形畸变问题突出; 单一 LiDAR 模型依托高密度点云数据可有效穿透植被干扰, 高程拟合精度显著优于纯影像模型, 高程中误差仅为 0.033 m, 平面定位精度也相对可靠, 但模型缺失真实地表纹理, 可视化表现力不足。倾斜摄影与 LiDAR 融合模型综合性能最优, 平面中误差与高程中误差分别低至 0.040 m、0.024 m, 在保持高精度地形表达的同时兼顾了地表纹理的真实还原。

4.2. 生态修复施工监管

4.2.1. 地形重塑监管

地形地貌重塑是露天矿山生态修复工程的基础工序, 边坡坡度、地表高程及地形平整度的优化整治效果, 直接决定后续植被复绿、水土保持及边坡稳定安全。本次研究以矿区两期时序三维实景模型为基础, 提取地形坡度空间分布参数, 进行施工前后矿区地形地貌特征对比分析, 不同监测周期的地形坡度

空间分布模型对比如图 5 所示。

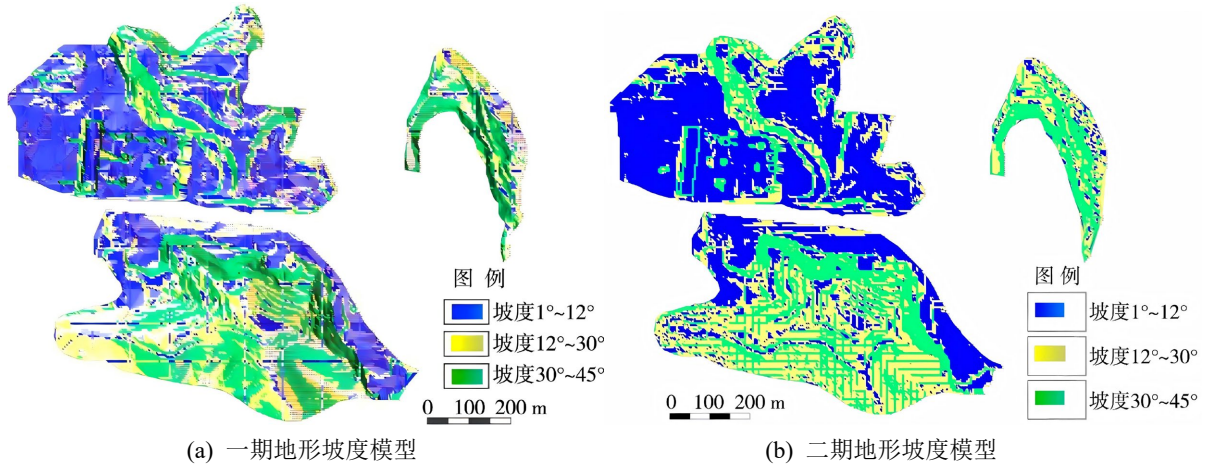


Figure 5. Comparison of slope models across different monitoring periods
图 5. 不同监测周期地形坡度模型对比

对图 5 分析可知, 一期地形坡度模型中, 矿区存在大量高陡裸露边坡, 较多区域坡度超过 30° , 局部区域坡度突变明显, 地形破碎化程度高, 不利于植被恢复与水土保持; 二期地形坡度模型中, 经削坡减载、分级放坡等整治措施后, 高陡边坡区域明显缩减, 坡度超过 30° 的区域占比大幅下降, 整体坡度趋于平缓, 地形破碎化程度显著降低, 地表形态趋于规则化, 为后续植被复绿与水土保持工程创造了有利的地形条件。

4.2.2. 土石方量平衡监管

土石方填挖平衡管控是矿山生态修复施工计量、进度调控与成本管控的关键指标。为精准量化各修复分区的施工动态与治理强度, 本次研究基于时序三维模型差分算法, 通过逐栅格高程差值计算, 反演矿区全域高程抬升与沉降变化规律, 实现土方开挖、土方回填量的精细化核算, 不同修复单元高程变化监测结果如图 6 所示。

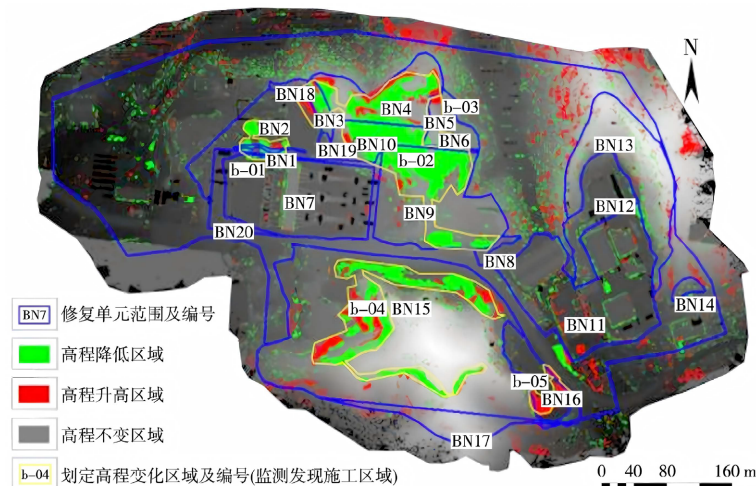


Figure 6. Elevation changes in different ecological restoration units
图 6. 不同生态修复单元高程变化

为进一步细化分区施工差异特征, 精准掌握各治理单元施工进度, 本次研究选取 b-01、b-02、b-03、b-04 四个修复单元进行土石方动态精细核算, 各分区土石方变化可视化计算结果如图 7 所示。

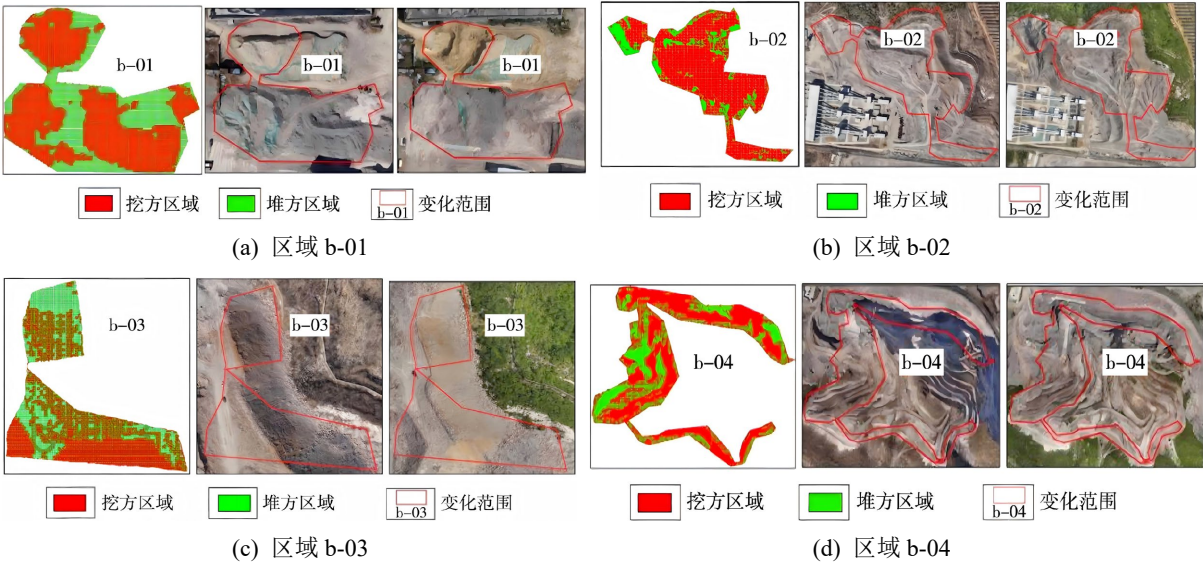


Figure 7. Calculation of earthwork volume changes
图 7. 土石方变化计算

对图 6、图 7 分析可知, 二期施工阶段各修复单元整体以边坡削坡、场地平整的挖方整治作业为主, 各分区施工强度存在显著的空间分异特征。其中 b-02 单元为核心整治区域, 地形改造工程量最大, 累计挖方量约 27.7 万 m^3 ; b-04 单元施工强度次之, 累计挖方量达 7.6 万 m^3 ; b-01、b-03 单元土方改动量相对较小, 主要以局部微地形修整、边坡精细化平整为主。相较于传统人工实测、经验估算的土方计量方式, 基于多时序三维模型的差分计算方法可实现矿区全覆盖、无死角的土方动态监测, 有效规避人工测算效率低、误差大、局部区域漏测等问题, 能够精准量化各修复单元土方填挖体量, 直观反映各分区施工进度与治理力度, 为矿山生态修复施工质量管控、工程精准计量、施工进度动态调整提供可靠量化数据支撑。

为进一步验证时序三维差分法土方计算结果可靠性, 在研究区内布设 6 处验证样区, 采用高精度 RTK 进行实地测量获取样区高程点数据, 通过人工构建 DEM 得到土方变化真值, 将三维模型差分计算土方量与 RTK 实测真值进行定量对比, 统计相对误差、均方根误差等指标, 如表 4 所示。

Table 4. Verification of the accuracy of earthwork volume calculation results
表 4. 土方量计算结果精度验证

样区编号	RTK 实测土方量/ m^3	三维模型计算土方量/ m^3	绝对误差/ m^3	相对误差/%
S1	12,658	12,241	-417	-3.30
S2	24,136	24,862	726	3.01
S3	9872	9546	-326	-3.30
S4	18,541	19,125	584	3.15
S5	7469	7214	-255	-3.41
S6	15,327	15,802	475	3.10

由表 4 可知, 6 处验证样区土方量计算相对误差介于-3.41%~3.15%之间, 整体均方根误差 RMSE 为 476.2 m³, 能够满足矿山生态修复工程计量要求。进一步进行误差传递分析可知, 本研究无人机倾斜摄影与机载 LiDAR 融合生成三维模型高程中误差为 0.024 m, 虽整体精度较高, 但局部场景下仍受植被遮挡、阴影干扰及地表粗糙度影响, 导致局部高程点存在微小偏差; 在小面积核算样区内, 栅格高程随机误差无法有效抵消, 单点高程测量偏差成为土方量计算不确定性的主导因素, 随着修复核算单元面积增大, 大量栅格的随机高程误差可相互补偿抵消, 误差贡献率逐步降低。总体而言, 本次研究基于时序三维差分的土方反演方法误差传递规律稳定、计算精度可靠, 相较于传统人工测算方式, 有效规避了人为干预误差与局部漏测问题, 能够适配矿区不同尺度修复单元的土方动态监测需求。

5. 结束语

为提升矿山生态修复监管的智能化与精细化水平, 本次研究以露天损毁矿区为研究对象, 构建了基于深度学习智能识别与多源三维测绘技术协同的矿山生态修复全过程监管体系, 通过 U-Net + ResNet34 语义分割模型实现了矿区地表损毁区域的高精度智能提取, 有效解决了传统目视解译效率低、主观性强、细碎损毁区域识别不全的问题; 依托无人机倾斜摄影与机载 LiDAR 融合建模技术, 构建了时序化矿区高精度三维实景场景, 相较单一建模方式显著提升了地形几何精度与场景可视化效果, 基于时序三维差分算法实现了矿区地形重塑状态、分区土方填挖工程量的量化、精细化施工监管, 实现了修复进度动态追踪与施工质量量化评估, 为矿山生态修复工程质控、工程量核算、进度管控等提供了可靠技术支撑。

参考文献

- [1] 柴成富, 于磊, 张咪咪, 等. 融合多源数据的历史遗留废弃矿山生态修复智能监管研究[J]. 测绘通报, 2026(S1): 22-26.
- [2] 张林曼. 前沿测绘在矿山治理和生态修复监管中的应用[J]. 测绘与空间地理信息, 2026, 49(6): 77-79, 83.
- [3] 段伟, 苏成锐, 郑国龙, 等. 三维模型在露天矿山生态修复监管中的应用[J]. 云南地质, 2025, 44(2): 420-424.
- [4] 程如岩, 杨玉曼. 露天矿山生态修复智能监管平台的设计与实现[J]. 地矿测绘, 2025, 41(2): 40-44.
- [5] 张紫昭, 刘培志, 胡杨, 等. 天山中段土地损毁自动分类模型的构建与应用[J]. 水文地质工程地质, 2025, 52(4): 26-38.
- [6] 冯相熹, 刘小芳. 耦合多图平均法与改进 UNet 的遥感图像耕地识别[J]. 遥感信息, 2025, 40(5): 85-91.
- [7] 张越, 杨波, 冯斌, 等. 三维建模在历史遗留矿山土石方量计算中的应用[J]. 地质学刊, 2026, 50(1): 111-116.