

中文引用格式:江松,李研博,何旭乾,等.基于无人机影像深度学习的滑坡灾害智能识别[J].中国安全科学学报,2024,34(7):229-238.

英文引用格式:JIANG Song, LI Yanbo, HE Xuqian, et al. Intelligent identification of landslide disaster based on deep learning of UAV images [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(7): 229-238.

基于无人机影像深度学习的滑坡灾害智能识别*

江松^{1,2,3}教授,李研博¹,何旭乾¹,何润丰^{1,2},张超^{1,4},张存良^{1,5}

(1 西安建筑科技大学 资源工程学院,陕西 西安 710055;2 西安建筑科技大学 管理学院,陕西 西安 710055;3 中钢集团马鞍山矿山研究总院有限公司,安徽 马鞍山 243000;4 洛阳栾川钼业集团股份有限公司,河南 洛阳 471500;5 内蒙古汇能煤电集团有限公司,内蒙古 鄂尔多斯 017000)

中图分类号:X915.5

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.07.2092

基金项目:国家自然科学基金青年项目资助(52104146);中国博士后科学基金面上项目资助(2022M722925);陕西省社会科学基金资助(2020R005);内蒙古呼和浩特市科技局项目(2023-高-12)。

【摘要】为精确识别和预警露天矿滑坡灾害,提出一种基于面向对象的标注数据集和 Res-U-Net 模型相结合的露天矿滑坡智能识别方法。首先,以无人机航测获取研究区矿山滑坡影像数据;其次,采用多尺度-光谱差异分割方法和阈值分离原理,对露天矿滑坡数据进行分割和分类,完成基于面向对象方法的滑坡数据集构建;然后,以 U-Net 网络作为基础架构,在每个卷积层融入 ResNet 的残差模块,构建基于 Res-U-Net 的滑坡识别语义分割模型;最后,识别不同方法构建的滑坡数据集,并对比 Res-U-Net 模型与主流的语义分割模型全卷积神经网络(FCN)、U-net。结果表明:基于面向对象标注的滑坡数据集相比于传统人工标注数据集具有更好的滑坡识别效果,在准确率、召回率、 F_1 分数和 kappa 系数上都有 12% 以上的提升;Res-U-Net 模型的滑坡识别精度均在 0.8 以上,实现露天矿山滑坡灾害精准识别。

【关键词】无人机影像;深度学习;滑坡灾害;智能识别;面向对象;Res-U-Net

Intelligent identification of landslide disaster based on deep learning of UAV images

JIANG Song^{1,2,3}, LI Yanbo¹, HE Xuqian¹, HE Runfeng^{1,2},
ZHANG Chao^{1,4}, ZHANG Cunliang^{1,5}

(1 School of Resource Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an Shaanxi 710055, China; 2 School of Management, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an Shaanxi 710055, China; 3 Sinosteel Maanshan General Institute of Mining Research Co., Ltd., Maanshan Anhui 243000, China; 4 Luoyang Luanchuan Molybdenum Group Co., Ltd., Luoyang Henan 471500, China; 5 Inner Mongolia Huineng Coal Power Group Co., Ltd., Ordos Inner Mongolia 017000, China)

Abstract: An open-pit mine landslide identification method was proposed based on object-oriented annotation datasets and the Res-U-Net model to realize accurate identification and early warning of open-pit

mile landslide disasters. Firstly, the mine landslide image data in the study area were obtained by UAV aerial survey. Secondly, the multi-scale-spectral segmentation method and threshold separation principle were applied to divide and classify the open-pit mine landslide data, and the landslide dataset was developed based on the object-oriented method. Then, the U-Net network was used as the infrastructure to propose a landslide identification semantic segmentation model based on Res-U-Net by integrating the residual module into each convolutional layer. Finally, the datasets constructed by different methods were used to identify landslides, and the Res-U-Net model was compared with the widely used semantic segmentation models, Fully Convolutional Networks (FCN), and U-net. The results indicated that the landslide data set based on object-oriented annotation had better landslide identification performance when compared to the traditional manual annotation dataset, resulting in improvements in identification accuracy, recall rate, F_1 score, and kappa coefficient of more than 12%. The landslide identification accuracy of the Res-U-Net model was more than 0.8, realizing the accurate landslide open-pit mine disaster identification.

Keywords: unmanned aerial vehicle image; deep learning; landslide disaster; intelligent identification; object oriented; Res-U-Net

0 引言

随着我国矿山资源日趋向深度开采,露天矿采区次生地质灾害发生的频率增高,成为我国矿山开采过程中影响生产安全的重大问题。加之部分开采区的开挖边坡、高陡边坡不能布设传感器,在发生滑坡时无法及时有效地识别滑坡,最终演变成大型滑坡灾害,给人民生命财产安全带来巨大的威胁^[1]。2022年,甘肃泓胜煤业边坡受雨水浸润作用,导致边坡稳定性降低发生失稳坍塌,造成数十人伤亡^[2];2023年,内蒙古新井煤矿边坡发生“2·22”特别重大坍塌灾害,给矿工生命财产安全造成重大损失^[3]。因此,在灾害发生的初期快速、准确识别滑坡灾害,保证矿山边坡的安全稳定,具有重要的理论和现实意义。

目前,国内外诸多学者采用高精度遥感影像数据结合深度学习算法开展滑坡灾害识别,如BARLOW等^[4]采用数字高程模型(Digital Elevation Matrix, DEM),通过卷积神经网络分析英国Chilliwack山体滑坡,识别出落石、岩石滑坡和碎片滑坡,并统计出面积不超过1 hm²的新滑坡占比为77%;JU Yuanzhen等^[5]基于Google Earth图像数据,建立3个省份的黄土历史滑坡样本数据库,采用基于深度学习的目标检测方法进行训练,成功训练了6 111个滑坡样本;JI Shunping等^[6]以高分辨率光学影像和DEM数据作为输入数据源,构建提升注意力的卷积神经网络模型,模型的识别结果准确率达到97.2%;张蕴灵等^[7]基于ResNet网络筛选滑坡区

域,提出多尺度特征融合的神经网络框架,用于识别高分辨率遥感影像的滑坡,结果表明:提取的神经网络框架能够提取不同尺度的滑坡区域,削弱与滑坡无关因素的影像;吴琪等^[8]选取2 200多张无人机滑坡影像,选用10种网路结构识别滑坡,验证了复合网络结构在滑坡识别上效果更加优越;巨袁臻等^[9]利用掩模区域卷积神经网络模型(Mask Region-based Convolutional Neural Network, Mask R-CNN)模块进行黄土滑坡自动识别,准确率虽然尚未达到60%,但证实了Mask R-CNN模型在黄土滑坡识别中的可行性。

综上,基于遥感影像数据和深度学习的滑坡识别已经在各种地质滑坡识别中得到了广泛应用,但现有深度学习网络模型所采用的基于遥感影像的数据集基本上是由人工标注完成,传统的人工标注主要依靠人眼的识别精度,其不仅主观性强、识别能力不高,还会降低数据精度和信息数量,不利于后续网络模型的特征学习。此外,卷积神经网络随网络深度的增加引起的网络退化问题以及特征空间中与滑坡识别无关的冗余信息的存在,限制了网络模型的滑坡识别效率与精度。

鉴于此,笔者拟以无人机影像中的正射影像图(Digital Orthophoto Map, DOM)和DEM为数据源,设计完成基于面向对象的数据集标注制作,并构建基于Res-U-Net的露天矿滑坡灾害智能识别模型,以期准确识别露天矿滑坡灾害,探究适合于滑坡灾害的智能识别方法。

1 基于无人机影像的数据源获取

1.1 无人机航测研究区概况

以河南省洛阳市某特大型露天开采金属矿山为例,整个矿山的开采区域海拔标高均超过 1 150 m,最高处顶点高度约为 1 600 m,最低处沟谷中海拔标高 1 270 m,高差相差约为 380 m。矿山台阶边坡高度为 15 m,台阶边坡角为 45°,最终边坡角为 32.0°。

表 1 检查点水平精度统计

Table 1 Checkpoint horizontal accuracy statistics

| 序号 | 测试点 | | | 像控点 | | |
|----|--------------|----------------|------------|--------------|----------------|------------|
| | X | Y | H_0 | x | y | H |
| 1 | 545 937. 520 | 3 753 813. 645 | 1 322. 815 | 545 937. 524 | 3 753 813. 639 | 1 322. 793 |
| 2 | 545 661. 386 | 3 753 701. 391 | 1 284. 536 | 545 661. 377 | 3 753 701. 379 | 1 284. 505 |
| 3 | 545 754. 316 | 3 753 480. 454 | 1 225. 059 | 545 754. 308 | 3 753 480. 444 | 1 225. 031 |
| 4 | 546 031. 346 | 3 753 592. 878 | 1 351. 895 | 546 031. 338 | 3 753 592. 870 | 1 351. 869 |

表 2 检查点高程精度统计

Table 2 Checkpoint elevation accuracy statistics

| 序号 | 较差 | | | |
|----|------------|------------|------------|------------|
| | Δx | Δy | ΔS | ΔH |
| 1 | -0. 004 | 0. 006 | 0. 007 | 0. 022 |
| 2 | 0. 009 | 0. 012 | 0. 015 | 0. 031 |
| 3 | 0. 008 | 0. 010 | 0. 012 | 0. 028 |
| 4 | 0. 006 | 0. 008 | 0. 010 | 0. 026 |

从表 1 和表 2 可以看出,水平面坐标误差最大值为 0.012 m,高程误差最大值为 0.031 m,其中,同位置像控点的高程间误差均大于水平面误差。像控测量精度符合要求,采集数据适用于内业数据处理。根据无人机航测结果,重构三维模型,如图 1 所示。基于该三维模型获得高精度的地形因子数据和光谱影像数据。

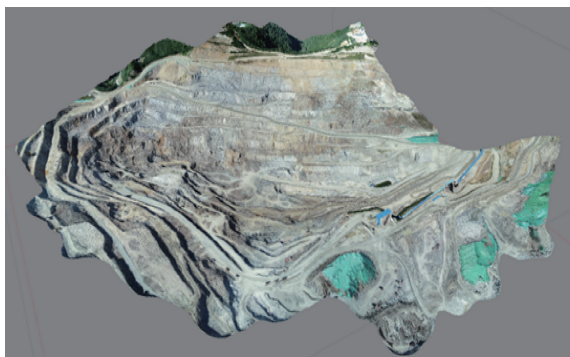


图 1 实景三维模型图像

Fig. 1 Realistic 3D model image

1.2 无人机影像的数据源获取

采用无人机航测获取研究区数据,起飞平台选择矿区北侧无遮挡物平台,3条飞行路线,航摄高度 100 m,航向和旁向重叠率分别为 85%和 80%,最终完成航测面积为 1.2 km²。为保证测量精度的同时降低像控点数量,共设置 9 个像控点作为平面与高程联测点,采用航带网法的 5 点法选择其中 5 个像控点^[10-11],剩余 4 个点作为检查点,分别统计检查点水平和高程精度,航测统计及误差结果见表 1 和表 2。

2 滑坡灾害智能识别技术流程

以无人机航测产出的高精度光谱影像数据和地形因子数据为数据源,采用多波段合并预处理无人机影像;基于多尺度-光谱差异分割方法和阈值分类原理,构建多条件阈值的露天矿分层滑坡分类流程,完成样本数据集标注构建工作;结合 Res-U-Net 模型,智能识别露天矿滑坡对象,并进行精度评价。滑坡灾害智能识别流程如图 2 所示。

3 矿山滑坡信息提取

3.1 无人机影像预处理

基于无人机影像产出的实景三维模型生成 DEM 和 DOM,DEM 可输出地形因子专题图数据,DOM 则输出光谱影像数据^[12]。为让深度学习网络模型充分学习到研究区内各种滑坡信息,裁剪输出 DEM 和 DOM 数据,裁剪后结果如图 3 所示。

裁剪后合并光谱数据和地形因子特征数据的多

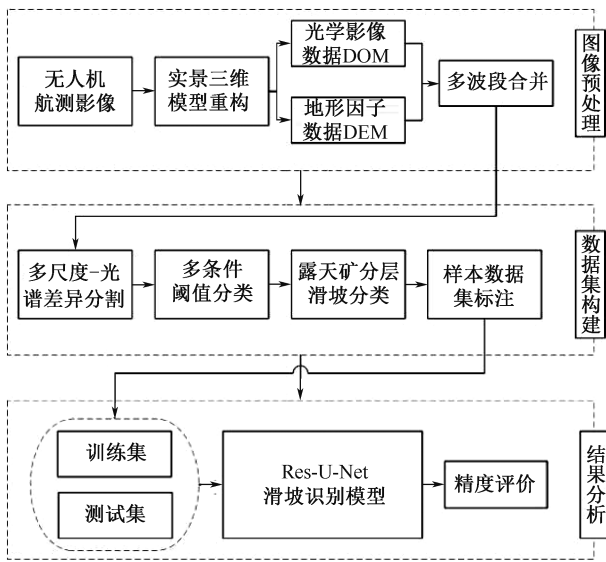


图2 滑坡识别流程

Fig. 2 Landslide identification flow chart

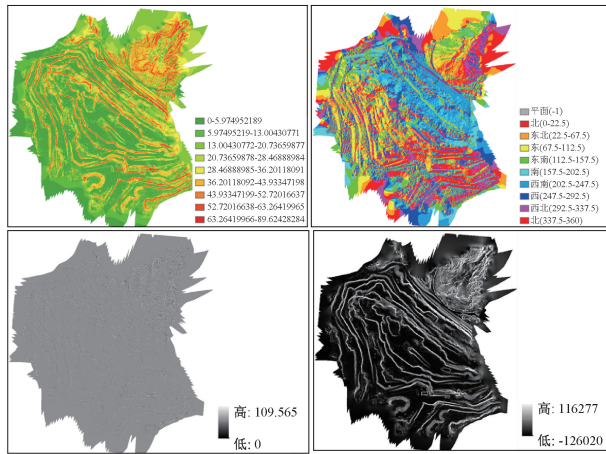


图3 影像数据裁剪结果

Fig. 3 Image data cutting results

波段,叠加不同影像信息描述的特征种类。光谱数据根据三原色(Red, Green, Blue, RGB)成3条通道,地形因子数据根据4类地形因子形成4条通道。多波段合并地形因子数据与光谱影像数据,生成后的数据包含7条通道,即7个波段值,每个单一通道包含的地形信息以灰度影像的形式可视化呈现,将地形变化在视觉上清晰呈现,有助于下一步的影像分割任务。多波段数据合成可视化流程如图4所示。

3.2 影像数据多尺度-光谱差异分割

在数据裁剪和融合完毕后,通过计算不同相邻类别间的亮度均值,进行多尺度-光谱差异分割。多尺度最优分割参数为180,紧致度0.1,形状指数0.5,波段权重均为1,在此参数的基础上,针对研究

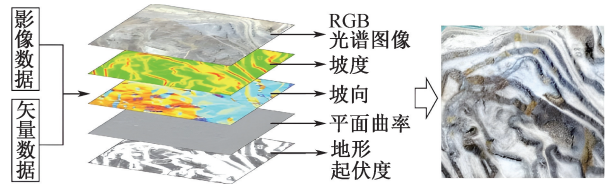


图4 多波段数据合成可视化流程

Fig. 4 Multi-band data synthesis visualization process

区特征,最大光谱差异分别取6、7、8进行试验,为保证分割不破坏地形起伏变化,RGB的3个光谱段权重分别设置为1,地形起伏度的灰度图波段设置为0.5,分割结果如图5所示。

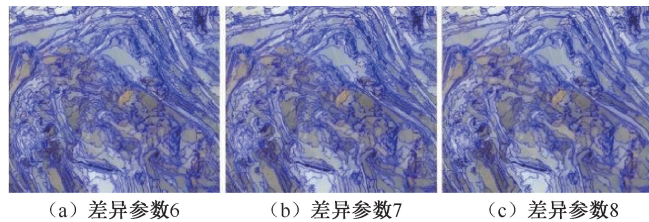


图5 多尺度-光谱差异参数选定结果

Fig. 5 Multi-scale-spectral difference parameter selection results

从图5可以看出,当最大光谱差异为8时,部分坡面与平面被合并为一体,分割参数不应继续向上增加,对比差异参数为7时的分割结果,可以在减少过分割的情况下保留大多数无人机影像地物特征。因此,最终选定光谱最大化差异阈值为7,光谱波段权重为1,地形起伏度的波段权重为0.5。

3.3 滑坡训练样本制作

在基于多尺度-光谱差异分割的方法完成滑坡影像分割后,根据滑坡的表现提取特征值。滑坡主要以浅层滑坡为主,多发生于边坡坡面,会暴露出浅层土层并形成碎石块的堆积。为描述滑坡的各类特征,基于光谱影像数据和地形专题图,分别提取光谱、几何形状、纹理、地形4类特征^[13],根据7个波段的影像值,提取特征值见表3。

结合滑坡特征信息,利用阈值分类原理,构建多条件阈值的矿山滑坡分类流程,采用分层分类规则,将滑坡以外的地物特征逐一剔除,减少对滑坡分类过程中与相邻地物混淆的问题发生,多条件阈值对滑坡分类的步骤如图6所示。

根据该流程进行露天矿滑坡多条件阈值选取,划分出滑坡区域和其他各类地物特征,即可高精度地实现对数据集滑坡区域的标注,完成研究区滑坡标签样本的制作。在研究区选取5个典型浅层滑坡

表 3 滑坡区域特征提取

Table 3 Landslide area feature extraction

| 特征类别 | 名称 | 代表含义 | 取值范围 |
|------|------------|---------|---------------------|
| 光谱特征 | L1-R | 红色光谱 | [32. 22, 215. 45] |
| | L2-G | 绿色光谱 | [36. 81, 217. 2] |
| | L3-B | 蓝色光谱 | [29. 76, 214. 56] |
| | Brightness | 亮度 | [94. 96, 196. 02] |
| | Max_diff | 最大化差异特征 | [0. 227, 2. 247] |
| 形状特征 | r | 长宽比 | [1. 003, 22. 41] |
| 纹理特征 | GLCM | 灰度共生矩阵 | [0. 095, 0. 555] |
| 地形特征 | L4-Aspect | 坡向 | [54. 89, 240. 24] |
| | L5-Curv | 曲率 | [97. 79, 113. 41] |
| | L6-Sr | 地形起伏度 | [53. 36, 255] |
| | L7-Slope | 坡度 | [104. 79, 226. 08] |

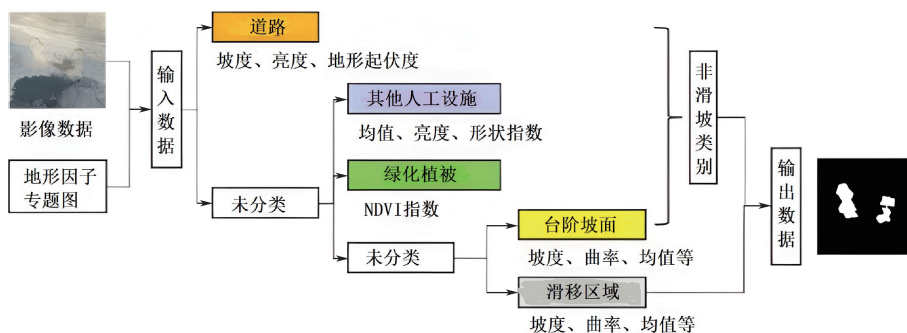


图 6 多条件阈值的分层滑坡分类流程

Fig. 6 Hierarchical landslide classification process based on multi-condition threshold

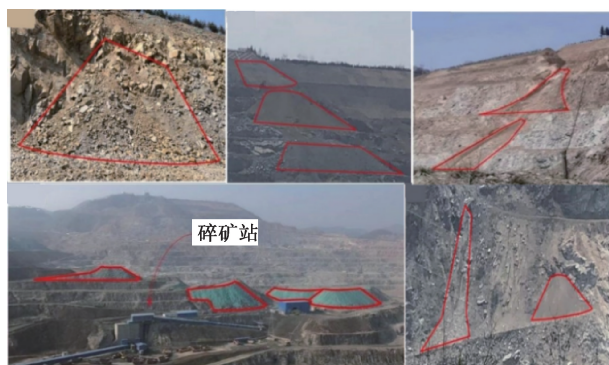


图 7 训练区浅层滑坡现场

Fig. 7 Shallow landslide scene in training area

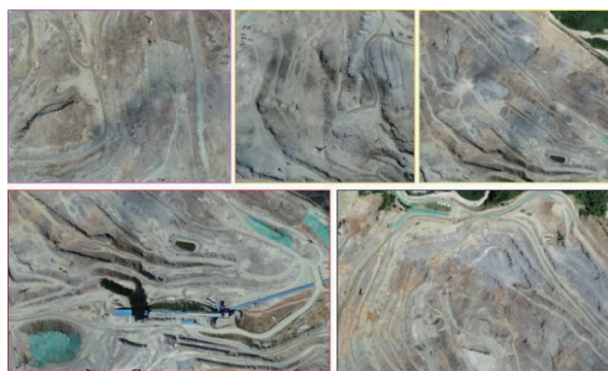


图 8 训练区浅层滑坡正射光学影像

Fig. 8 Ortho-optical image of shallow landslide in training area

作为训练区样本数据源,其现场图片和 DOM 分别如图 7 和图 8 所示,完成的数据集标注情况如图 9 所示。

4 滑坡灾害智能识别模型构建

在语义分割的层面上,将滑坡识别理解为一个二值分类问题,全卷积神经网络(Fully Convolutional Networks, FCN)的语义分割模型可提取滑坡的特征

信息,并输出每个像素的类别。在基于面向对象标注的高精度滑坡样本数据集的基础上,有机结合 U-net 模型和 ResNet 网络,获得 Res-U-Net 模型,使网络加深的同时更能提取具有代表性的滑坡图像信息特征,构建适用于露天矿山滑坡灾害识别的网络模型。

Res-U-Net 模型在 U-Net 基础上改进,受图像分

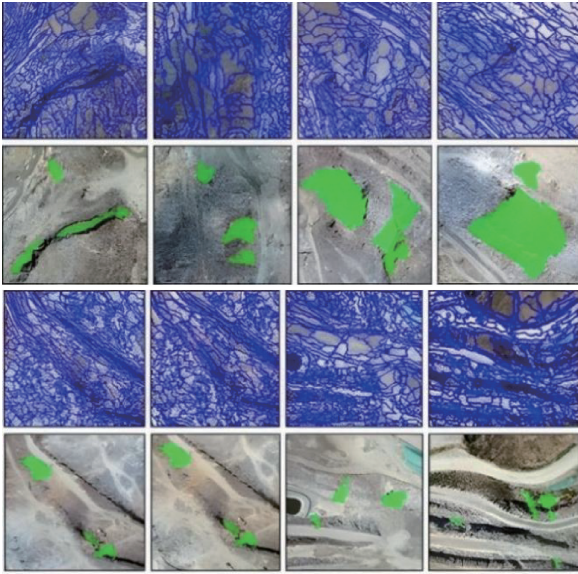


图9 滑坡样本数据集标注制作

Fig. 9 Landslide sample dataset labeling production

类网络 ResNet 启发,使用 ResNet 的输入层和残差模块替换掉 U-Net 网络的输入层和编码块。优化后的结构分为编码、解码 2 部分,共包含 9 个模块,用来进行 5 次卷积和 4 次反卷积操作。Res-U-Net 特征提取部分丢弃了 ResNet 的最后 3 层,并用 conv2_x、conv3_x、conv4_x、conv5_x 替换 U-Net 网络的编码卷积层。解码阶段先使用双线性插值代替反卷积层,逐步增大输出特征图尺寸的同时减少通道数,再利用跳跃结构将下采样和上采样中相同尺度的特征图进行通道结合,并将信息叠加融合后由 ReLU 激活函数输出每层结果^[14-15]。Res-U-net 网络架构如图 10 所示。

Res-U-net 模型的结构参数见表 4,输入的影像数据为 1 024×1 024 像素大小,光学影像的通道数为 3,地形数据为 4,合计 7 个通道,经过 5 个编码层后将影像缩小为原本 1/16 的特征图。

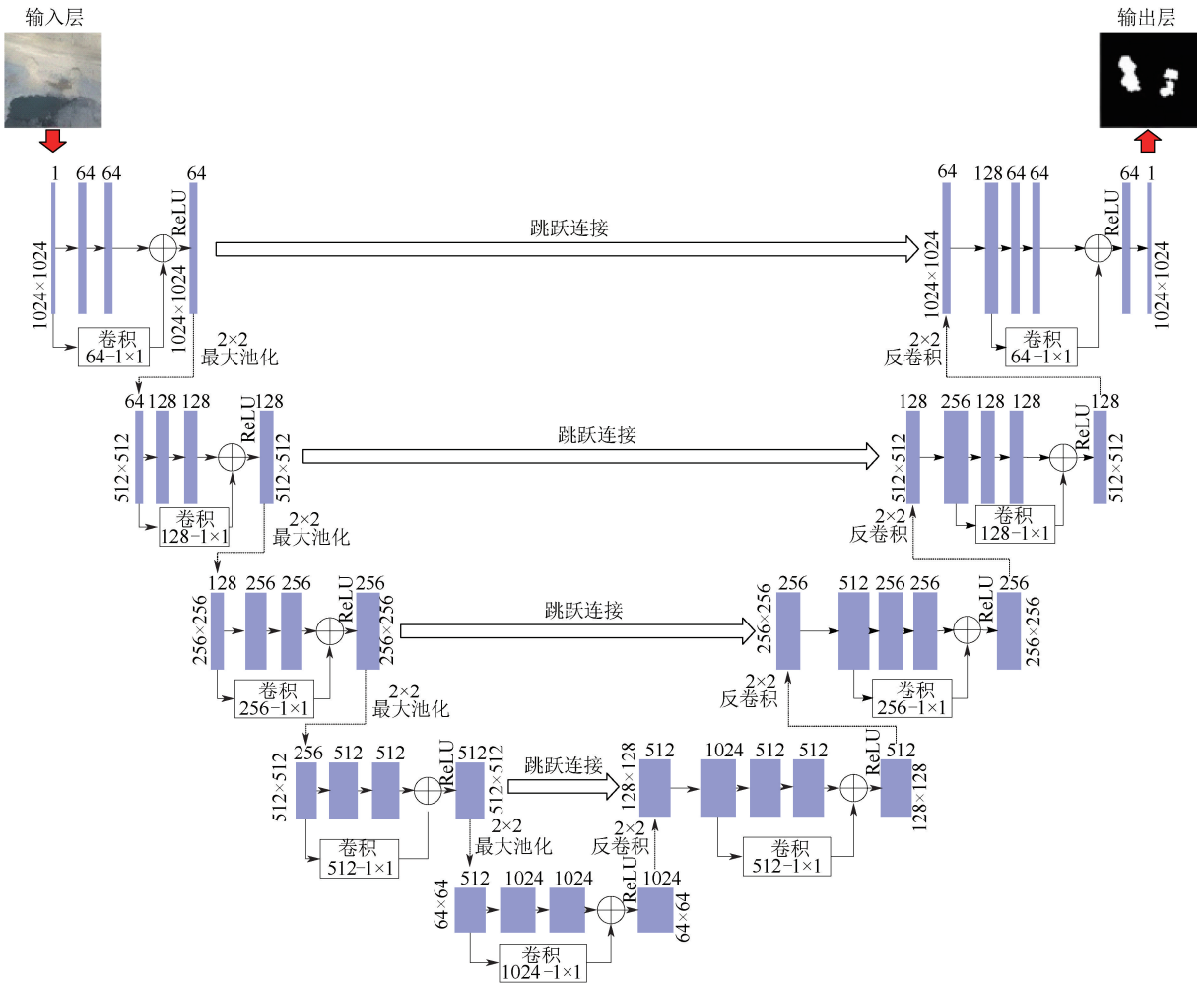


图10 Res-U-Net 网络架构

Fig. 10 Res-U-Net network model

表 4 深度残差网络模型结构参数
Table 4 Deep residual network model structural parameters

| 模型结构 | 层数 | 操作 | 尺寸 | 步长 | 边缘填充 | 输出尺寸 |
|---------|-----------|---------|---------|-----|------------|-----------------|
| 输入层 | Input_1 | 输入影像数据 | 3×3/1×1 | 1 | — | 1 024×1 024×3 |
| | Input_2 | 输入地形数据 | 3×3/1×1 | 1 | — | 1 024×1 024×4 |
| 编码层 | Level_1 | 卷积 | 3×3/1×1 | 1 | 2/0 | 1 024×1 024×64 |
| | | 池化 | 2×2 | 2 | 0 | 512×512×64 |
| | Level_2 | 卷积 | 3×3/1×1 | 1 | 2/0 | 512×512×128 |
| | | 池化 | 2×2 | 2 | 0 | 256×256×128 |
| | Level_3 | 卷积 | 3×3/1×1 | 1 | 2/0 | 256×256×256 |
| | | 池化 | 2×2 | 2 | 0 | 128×128×256 |
| | Level_4 | 卷积 | 3×3/1×1 | 1 | 2/0 | 128×128×512 |
| | | 池化 | 2×2 | 2 | 0 | 64×64×512 |
| Level_5 | 卷积 | 3×3/1×1 | 1 | 2/0 | 64×64×1024 | |
| 解码层 | Level_6 | 上采样 | 2×2 | 2 | 0 | 128×128×512 |
| | | 跳跃连接 | — | — | — | 128×128×1024 |
| | | 卷积 | 3×3/1×1 | 1 | 2/0 | 128×128×512 |
| | Level_7 | 上采样 | 2×2 | 2 | 0 | 256×256×256 |
| | | 跳跃连接 | — | — | — | 256×256×512 |
| | | 卷积 | 3×3/1×1 | 1 | 2/0 | 256×256×256 |
| | Level_8 | 上采样 | 2×2 | 2 | 0 | 512×512×128 |
| | | 跳跃连接 | — | — | — | 512×512×256 |
| | | 卷积 | 3×3/1×1 | 1 | 2/0 | 512×512×128 |
| | Level_9 | 上采样 | 2×2 | 2 | 0 | 1 024×1 024×64 |
| | | 跳跃连接 | — | — | — | 1 024×1 024×128 |
| | | 卷积 | 3×3/1×1 | 1 | 2/0 | 1 024×1 024×64 |
| 输出层 | Output_10 | 输出数据 | 1×1 | 1 | 0 | 1 024×1 024×1 |

5 基于深度学习模型的数据集及结果验证

5.1 精度检验标准

通过构建混淆矩阵检验模型识别滑坡区结果的精度,其对于滑坡二分类结果的矩阵构成见表 5。

表 5 混淆矩阵

Table 5 Confusion matrix

| 混淆矩阵 | 参考结果 | | | |
|------|------|-------|-------|--------------|
| | — | 滑坡 | 非滑坡 | 合计 |
| 分类结果 | 滑坡 | TP | FP | TP+FP |
| | 非滑坡 | FN | TN | FN+TN |
| | 合计 | TP+FN | FP+TN | TP+FP+ FN+TN |

混淆矩阵的检验指标分别选择准确率 P 、召回率 R 、 F_1 得分和 kappa 系数^[16]; P 表征正确识别出的滑坡像素在所有识别的滑坡总数中的比例; R 表征正确识别的滑坡数在实际标注样本中占据的比例大小; F_1 指数综合评价这 2 项指标; kappa 系数来源于统计学,其结果包含在 $[-1, 1]$ 。该 4 类指标越

大,模型的识别精度越高。TP 和 TN 分别为正确识别得到的滑坡和非滑坡像素值,FP 和 FN 分别为错误识别得到的滑坡和非滑坡像素值。

5.2 基于无人机影像的数据集处理验证

采用无人机影像中的光谱影像数据、DEM 数据和地形因子数据为数据源,使用不同的处理方法进行数据集标签样本制作,为验证数据集处理方式对滑坡识别结果的影响,一共设置 3 组试验。网络模型选取 Res-U-Net 网络模型,优化算法均采用 Adam 算法,训练模块的迭代次数 epoch 设置为 60,初始学习利率选择 10^{-6} ,Batch size 值为 16。

3 组试验数据制作情况分别为:第 1 组,人工标注;第 2 组,多尺度分割+人工标注;第 3 组,多尺度-光谱差异分割+面向对象标注。数据集制作效果和滑坡识别效果如图 11 和图 12 所示,试验结果的精度评价见表 6。

试验结果表明:不同的数据处理方法对滑坡识别的精度影响明显。根据表 6 结果显示,第 1 组试验的 4 项判定指标在 0.5~0.6,第 2 组的各项指标在 0.6~0.7,相比前 2 组试验,第 3 组试验的各项精度指标提

表 6 不同数据处理方式的试验结果

Table 6 Measurements of different data analysis methods

| 数据输入 | P | R | F_1 | kappa |
|-------|-------|-------|-------|-------|
| 第 1 组 | 0.597 | 0.588 | 0.593 | 0.562 |
| 第 2 组 | 0.675 | 0.661 | 0.664 | 0.636 |
| 第 3 组 | 0.863 | 0.852 | 0.858 | 0.847 |

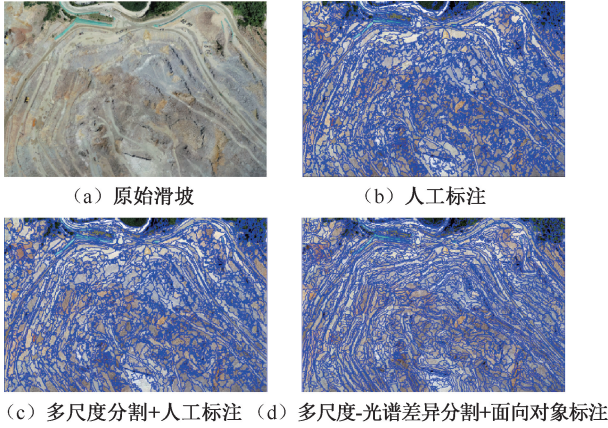
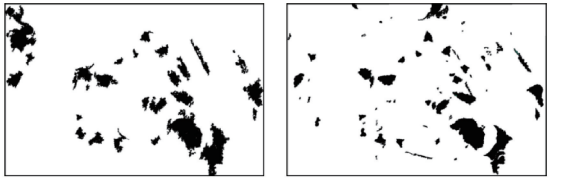
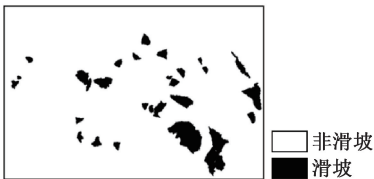


图 11 不同的数据集制作效果

Fig. 11 Different dataset production effects



(a) 仅人工标注识别结果 (b) 多尺度分割+人工标注识别结果



(c) 多尺度-光谱差异分割+面向对象标注识别结果

图 12 不同数据集的滑坡识别结果

Fig. 12 Landslide identification results of different datasets

升约 12%~31%。图 12 结果显示,单一的人工标注会使得滑坡周围进行错误分类,多尺度分割对矿区边缘区域效果不佳,相比前 2 种方式,采用多尺度-光谱差异分割和面向对象方法标注的数据集更加平滑完整,不同的地物特征均得到有效标注,滑坡识别效果有着明显的提升。由此可见:在矿山滑坡灾害识别任务中,有效的数据集处理方式能够实际增加模型的识别准确率,进而提升模型的性能。

5.3 基于深度学习的网络模型对比

根据常用的语义分割模型 FCN、U-Net 和 Res-

U-Net 设计多组滑坡识别试验。数据集均采用多尺度-光谱差异分割+面向对象方法处理,将 FCN、U-Net 和 Res-U-Net 模型在训练数据集上分别进行训练,在测试数据集上进行滑坡识别试验,3 种网络模型的滑坡识别效果如图 13 所示,不同数据输入的试验结果见表 7。

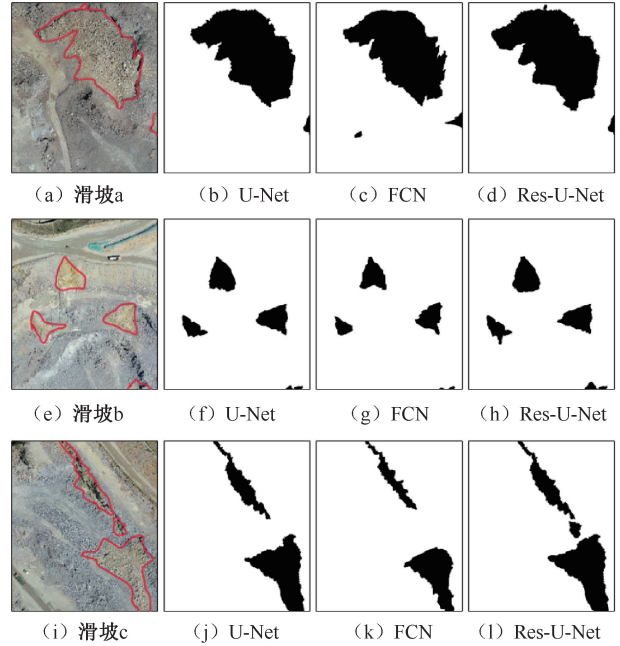


图 13 滑坡识别结果可视化对比

Fig. 13 Visual comparison of landslide identification results

表 7 不同数据输入的试验结果

Table 7 Measurements of different inputs

| 网络模型 | P | R | F_1 | kappa |
|-----------|-------|-------|-------|-------|
| U-Net | 0.786 | 0.766 | 0.775 | 0.758 |
| FCN | 0.851 | 0.623 | 0.704 | 0.721 |
| Res-U-Net | 0.863 | 0.852 | 0.858 | 0.847 |

试验结果表明:Res-U-Net 网络模型在实际的滑坡识别中具有显著的优势。根据表 7 结果显示,U-Net 模型的 4 项判定指标在 0.7~0.8,FCN 模型的判定指标仅有 1 项达到 0.8,相比前 2 种模型,Res-U-Net 模型的 4 项判定指标均在 0.8 以上,更加适用于矿山滑坡灾害识别。根据图 13 结果显示,U-Net 和 FCN 模型虽然能基本概括整个滑移区域,但会出现多识别或误检的情况,这是由于光谱影像特征与临近滑移区域的色谱信息相近,致使这些区域也被划分为滑坡。相比之下,Res-U-Net 模型能够根据融合数据多个通道提供的信息,更加全面的学习数据集的滑坡特征,有效解决某类信息在选取过程中考虑不足而引发识别效果不佳的问题。

6 结 论

1) 针对滑坡数据集传统人工标注方法的缺陷,提出基于面向对象的露天矿滑坡数据集标注方法,优化数据集在模型上输入的滑坡识别结果的各项精度均有 12%~31%的提升。

2) Res-U-Net 模型利用 ResNet 残差模块融入 U-net 卷积层中,尽可能地保留多的语义信息,增加

检测精度。试验结果表明:相比于 U-Net 和 FCN, Res-U-Net 模型滑坡识别结果的 4 项精度指标均在 0.8 以上,可以准确识别矿山滑坡灾害。

3) 所选数据集虽然通过面向对象方法进行优化标注,但数据集构成仅使用了无人机影像遥感数据,后续的研究中需要考虑融入更能体现失稳机制的工程地质数据,对其进一步验证效果。

参 考 文 献

- [1] 曹永胜,解治宇,于庆磊,等. 大孤山露天矿西北帮边坡稳定性分析及治理措施研究[J]. 金属矿山, 2020(1): 141-150.
CAO Yongsheng, XIE Zhiyu, YU Qinglei, et al. Study on the governance measures and slope stability on the northwest slope of Dagushan open-pit mine[J]. Metal Mine, 2020(1): 141-150.
- [2] 国家矿山安全监察局. 甘肃白银泓胜煤业有限责任公司(露天煤矿)“7·23”重大边坡坍塌事故案例[EB/OL]. (2023-09-28). <https://www.chinamine-safety.gov.cn/zfxgk/fdzdgknr/sgcc/sgalks/>.
- [3] 国家矿山安全监察局. 内蒙古阿拉善新井煤业有限公司露天煤矿“2·22”特别重大坍塌事故案例[EB/OL]. (2023-09-28). <https://www.chinamine-safety.gov.cn/zfxgk/fdzdgknr/sgcc/sgalks/>.
- [4] BARLOW J, MARTIN Y, FRANKLIN S E. Detecting translational landslide scars using segmentation of landsat ETM+ and DEM data in the northern cascade mountains, British Columbia[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2003, 29(4): 510-517.
- [5] JU Yuanzhen, XU Qiang, JIN Shichao, et al. Loess landslide detection using object detection algorithms in northwest China[J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): DOI:10.3390/RS14051182.
- [6] JI Shunping, YU Dawen, SHEN Chaoyong, et al. Landslide detection from an open satellite imagery and digital elevation model dataset using attention boosted convolutional neural networks[J]. Landslides, 2020, 17(6): 1337-1352.
- [7] 张蕴灵,傅宇浩,孙雨,等. 结合深度神经网络的高分辨遥感影像滑坡检测[J]. 公路, 2021, 66(5): 188-194.
ZHANG Yunling, FU Yuhao, SUN Yu, et al. Landslide detection from high-resolution remote sensing image using deep neural network[J]. Highway, 2021, 66(5): 188-194.
- [8] 吴琪,周创兵,黄发明,等. 基于双重注意力机制的滑坡识别方法优化[J]. 地质科技通报, 2022, 41(2): 246-253.
WU Qi, ZHOU Chuangbing, HUANG Faming, et al. Optimiation of the landslide identification method based on a dual attention mechanism[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2022, 41(2): 246-253.
- [9] 巨袁臻,许强,金时超,等. 使用深度学习方法实现黄土滑坡自动识别[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2020, 45(11): 1747-1755.
JU Yuanzhen, XU Qiang, JIN Shichao, et al. Automatic object detection of loess landslide based on deep learning[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(11): 1747-1755.
- [10] 席思远,张西童,王宁,等. 倾斜摄影设备选型及像控点布设对高精度实景三维模型重建的影响[J]. 测绘通报, 2022(10): 86-92.
XI Siyuan, ZHANG Xitong, WANG Ning, et al. Influence of oblique photography equipment selection and image control point layout on high-precision 3D real scene model reconstruction[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(10): 86-92.

- [11] 王朝辉,吴昊,孟将. 无人机倾斜摄影像控布点方案研究及精度分析[J]. 测绘通报,2021(5):102-105,110.
WANG Zhaohui, WU Hao, MENG Jiang. Research and accuracy analysis of image control point arrangement schemes for UAV oblique photography[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(5): 102-105,110.
- [12] 汤国安. 我国数字高程模型与数字地形分析研究进展[J]. 地理学报, 2014, 69(9): 1 305-1 325.
TANG Guoan. Progress of DEM and digital terrain analysis in China[J]. Acta Geographica Sinica, 2014, 69(9): 1 305-1 325.
- [13] 豆红强,黄思懿,简文彬,等. 基于遥感数据的闽东南山区公路滑坡快速识别技术研究[J]. 自然灾害学报, 2023, 32(1): 217-227.
DOU Hongqiang, HUANG Siyi, JIAN Wenbin, et al. Research on rapid identification technology of highway landslide in mountainous areas of southeast Fujian based on remote sensing data[J]. Journal of Natural Disasters, 2023, 32(1): 217-227.
- [14] 卢冰,李灿林,冯薛龙,等. 基于改进 SRResNet 深度神经网络的低照度图像超分辨率重建方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(27): 12 045-12 052.
LU Bing, LI Canlin, FENG Xuelong, et al. Super-resolution reconstruction method for low illumination images based on improved SRResNet deep learning network[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(27): 12 045-12 052.
- [15] 刘佳,伍宇明,高星,等. 基于 GEE 和 U-net 模型的同震滑坡识别方法[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(7): 1 275-1 285.
LIU Jia, WU Yuming, GAO Xing, et al. Image recognition of co-seismic landslide based on GEE and U-net neural network[J]. Journal of Geo-information Science, 2022, 24(7): 1 275-1 285.
- [16] SHAO Zhengfeng, ZHOU Zifan, HUANG Xiao, et al. MRENet: Simultaneous extraction of road surface and road centerline in complex urban from very high-resolution images[J]. Remote Sensing, 2021, 13(2): DOI: 10.3390/RS13020239.



作者简介: 江松 (1990—),男,江西鄱阳人,博士,教授,主要从事矿山智能科学与工程、大数据灾害识别预警方面的研究。E-mail: jiangsong@xauat.edu.cn。