

天山中段土地损毁自动分类模型的构建与应用

张紫昭, 刘培志, 胡 杨, 陈 凯, 黄军朋, 史光明, 张艳阳, 赖润森, 朱建华, 王雪野, 陈伟楠

Build and application of automatic classification model of land damage in the middle section of Tianshan Mountains

ZHANG Zizhao, LIU Peizhi, HU Yang, CHEN Kai, HUANG Junpeng, SHI Guangming, ZHANG Yanyang, LAI Runsen, ZHU Jianhua, WANG Xueye, and CHEN Weinan

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202503014>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

长江经济带江苏段废弃露天矿山分布与生态修复遥感调查研究

Distribution and ecological restoration of abandoned open-pit mines in Jiangsu section of the Yangtze River Economic Belt

李丽, 杨金中, 陈栋, 于航, 邢宇, 汪洁 水文地质工程地质. 2022, 49(1): 183-190

使用长短期记忆人工神经网络进行花岗岩变形破坏阶段的判别

Determination of granite deformation and failure stages using the long short term memory neural network

陶雪杰, 徐金明, 王树成, 王亚磊 水文地质工程地质. 2021, 48(3): 126-134

基于滑坡分类的西宁市滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment in Xining based on landslide classification

孙长明, 马润勇, 尚合欣, 谢文波, 李焱, 刘义, 王彪, 王思源 水文地质工程地质. 2020, 47(3): 173-181

基于弱光栅技术的地面沉降自动化监测系统

Automatic land subsidence monitoring system based on weak-reflection fiber gratings

何健辉, 张进才, 陈勇, 闫星光, 施斌, 魏广庆, 贾立翔, 刘苏平 水文地质工程地质. 2021, 48(1): 146-153

昆仑山地区冻融土导热系数试验测试与预测模型研究

Research on experimental tests and prediction models of thermal conductivity of freezing-thawing soil in the Kunlun Mountains

刘志云, 张伟, 王伟, 崔福庆 水文地质工程地质. 2021, 48(1): 105-113

基于自组织神经网络的污染场地多监测指标相关性分析

Correlation analysis of multiple monitoring indicators of contaminated site based on self-organizing map

马春龙, 施小清, 许伟伟, 任静华, 王佩, 吴吉春 水文地质工程地质. 2021, 48(3): 191-202



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202503014

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.

ZHANG Zizhao, LIU Peizhi, HU Yang, et al. Build and application of automatic classification model of land damage in the middle section of Tianshan Mountains[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2025, 52(4): 26-38.

天山中段土地损毁自动分类模型的构建与应用

张紫昭¹, 刘培志¹, 胡杨¹, 陈凯¹, 黄军朋¹, 史光明¹, 张艳阳¹, 赖润森¹, 朱建华², 王雪野², 陈伟楠²

(1. 新疆大学地质与矿业工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830039;

2. 新疆维吾尔自治区地质环境监测研究院, 新疆 乌鲁木齐 830099)

摘要: 新疆天山中段矿产资源丰富, 但高强度采矿活动导致土地损毁问题日益加剧。针对矿山土地损毁监测效率低、传统遥感解译依赖人工经验等问题, 文章提出了基于神经网络的遥感影像土地损毁自动分类模型——SENetV2-COT-DeepLabV3+, 该模型是在 DeepLabV3+ 模型基础上, 融合了上下文转换器模块与 SENetV2 模块, 从而增强了上下文特征提取和通道注意力机制能力, 优化了模型对复杂矿山地物的分割能力。根据高分系列遥感影像, 构建了包含 59 198 个样本的天山中段矿山样本集, 通过数据增强扩展至 177 594 个样本; 使用该数据训练 SENetV2-COT-DeepLabV3+ 模型, 提高其泛化能力与识别精度, 精准掌握矿产资源开发造成的土地损毁分布和程度; 通过与 FCN、UNet、PSPNet 等模型进行对比试验得出该改进模型在平均交并比、平均召回率、平均精确率和平均系数等 4 项指标上均优于 FCN、PSPNet 等主流模型, 分割精度较 DeepLabV3+ 提升了 1.63% ~ 2.34%。基于该模型在 pycharm 平台搭建了矿区土地损毁类型深度学习遥感解译系统, 目前该系统已部署至当地矿山管理部门, 识别准确率达 85% 以上, 实现了高精度、高效率的土地损毁识别, 为矿区土地损毁动态监测与生态修复管理提供了智能化解决方案, 推动矿山开发与环境保护的协调发展。

关键词: 天山中段; 土地损毁模型; 神经网络; 自动分类; 矿山生态修复

中图分类号: X141

文献标志码: A

文章编号: 1000-3665(2025)04-0026-13

Build and application of automatic classification model of land damage in the middle section of Tianshan Mountains

ZHANG Zizhao¹, LIU Peizhi¹, HU Yang¹, CHEN Kai¹, HUANG Junpeng¹, SHI Guangming¹,

ZHANG Yanyang¹, LAI Runsen¹, ZHU Jianhua², WANG Xueye², CHEN Weinan²

(1. School of Geology and Mining Engineering, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830039, China;

2. Xinjiang Uygur Autonomous Region Institute of Geological Environment Monitoring,

Urumqi, Xinjiang 830099, China)

Abstract: The middle section of the Tianshan Mountains in Xinjiang is rich in mineral resources, but the problem of land damage has been exacerbated by high-intensity mining activities. In order to solve the problems of low efficiency of mine land damage monitoring and traditional remote sensing interpretation relying on manual experience, this paper proposes an automatic classification model of remote sensing image land damage based on neural network-SENetV2-COT-DeepLabV3, which is based on the DeepLabV3 model and integrates the

收稿日期: 2025-03-15; 修订日期: 2025-05-06

投稿网址: www.swd zgcdz.com

基金项目: 第三次新疆综合科学考察项目(2022xjkk1001); 新疆维吾尔自治区天山英才培养计划项目(2023TSYCCX0010)

第一作者: 张紫昭(1981—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事地质灾害与矿山地质环境方面的科研与教学工作。

E-mail: zhangzizhao@xju.edu.cn

Contextual Transformer (COT) module and the SENetV2 module, so as to enhance the ability of context feature extraction and channel attention mechanism. Optimize the model's segmentation ability for complex mine features. Firstly, according to the high-resolution series of remote sensing images, a sample set of 59 198 samples was constructed for the middle section of the Tianshan Mountains, which was extended to 177 594 samples through data augmentation. Then, the SENetV2-COT-DeepLabV3 model was trained to improve its generalization ability and recognition accuracy, and accurately grasp the distribution and extent of land damage caused by mineral resource development. Finally, through comparative experiments with FCN, UNeT, PSPNet and other models, it is concluded that the improved model is better than the mainstream models such as FCN and PSPNet in four indicators: MIoU, mRecall, mPrecision, and mDice, and the segmentation accuracy is 1.63%–2.34% higher than that of DeepLabV3. Based on the model, a deep learning remote sensing interpretation system for land damage types in mining areas was built on the Pycharm platform, which has been deployed to the local mine management department, with a recognition accuracy of more than 85%, realizing high-precision and high-efficiency land damage identification, providing an intelligent solution for dynamic monitoring and ecological restoration management of land damage in mining areas, and promoting the coordinated development of mine development and environmental protection.

Keywords: middle Tianshan; land damage model; neural network; automatic classification; mine ecological restoration

矿产资源的开发利用在支持我国经济建设的同时,也带来了生态破坏和环境污染问题^[1]。近年来,我国矿山生态修复已从宏观治理向区域精细化监测深化,形成了多源遥感动态监测技术体系与生态损伤定量模型。遥感影像其覆盖范围更广泛,获取的信息更具时效性^[2-3]。遥感技术在土地利用监测、地物识别、图像分类等领域有着重要应用,通过遥感技术可以实现对矿山地质环境的实时监测^[4]。早期遥感影像的识别方法主要是由工作人员根据样本的影像特征和空间特征,与以往经验相结合,进行综合分析和逻辑推理,最终提取目标样本的形态、构造功能以及性质等信息^[5-6]。彭璞等^[7]使用 Landsat TM、CBERS-2、IKONOS、SPOT5 等 4 种遥感影像数据,利用目视解译的方法对不同遥感影像特征进行信息提取,这对于多目标的目视解译技术运用在矿山地质环境遥感的动态监测中具有重要的参考意义。随着监测需求的不断深化,目视解译的办法已经不能满足当前社会需求,不足之处在于同物异谱、异物同谱的地物容易导致解译失败,另外地物识别结果易受工作人员经验影响,最重要的是目视解译效率方面的弊端,已不适用于当前大量的矿山目标识别需求^[8-10]。

随着 3S 技术以及深度学习算法的迅速发展,出现了大量的空间地物识别算法,为矿山资源的监管提供了一种新途径^[11-13]。如何借助人工智能技术实现遥

感图像中目标的准确、快速检测是一个重要的研究课题,具有重大的应用价值^[14-17]。为此,国内外学者也将深度学习引入到遥感图像目标识别领域。Jiang 等^[18]基于 YOLOv4 提出一种多通道融合 SAR 图像处理方法,在 SAR 舰船检测数据集上达到了 90.37% 的精确度,在简化模型的同时,检测结果优于其他模型。王民水等^[19]基于 DeepLabV3+网络,用随机补片的优化训练策略,将不同时相的遥感图像叠加输入到网络,相较于 Unet 具有更高的精度且内存消耗较小。葛振强等^[20]提出一种基于 DeepLabV3+模型,对工地裸露土地图像进行语义分割,提出一种基于改进的 ASPP 结构和轻量化 MobileNetV2 主干网络的 MCF-DeepLabV3+工地裸露土地图像分割模型。通过语义分割可以减少参数数量并大幅减少训练模型所需时间。采用 Focal Loss 损失函数,有效地解决了因数据不均衡而造成的分割精度下降的问题。

新疆天山中段复杂的地质构造条件为矿产资源的形成提供了有利条件,目前共有各类矿山 1 555 个,涵盖煤、金属、非金属、地热、矿泉水等类型(图 1)。开采方式主要以露天开采为主,共计 1 325 个,其余 230 个为地下开采。天山中段处于塔里木盆地与准噶尔盆地之间,平均海拔 4 000 m,属于温带大陆性干旱气候,日照时间长,气候干燥^[21-22]。在地形和气候等综合因素的影响下,该区域生态环境相对脆弱,自我恢

复能力较差。随着采矿业的快速发展,越来越多的生态环境问题开始显现,大量采矿活动导致土地以挖损、压占、塌陷等形式被损毁,损毁土地主要包括露天采场、排土场、工业广场、矿山办公生活区等人类工程活动遗留的废弃地^[23-24]。天山中段矿山开发强

度大,矿山土地损毁问题显著^[25]。如何修复矿产资源开发导致的土地损毁问题已经是我国尤其是新疆地区面临的重要问题^[26-28]。矿山开采活动与生态环境保护矛盾日益加剧,快速掌握矿产资源开发活动情况及监测生态环境质量需求迫切。

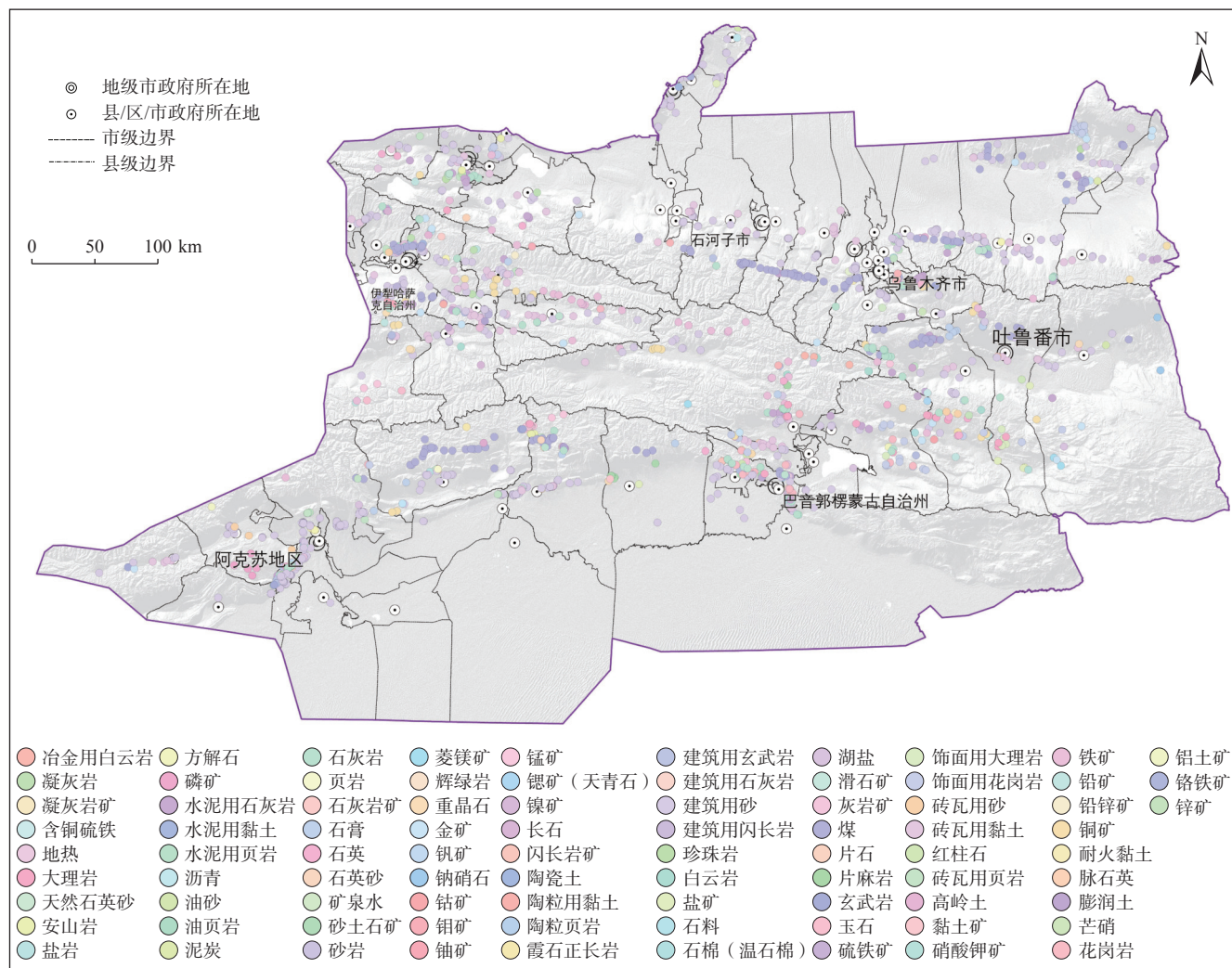


图 1 天山中段矿山分布情况示意图

Fig. 1 A schematic diagram of mine distribution in the middle section of Tianshan Mountains

针对目前矿山生态修复对快速检测地物信息的需求,本文梳理了 2021—2023 年间天山中段地区矿山土地损毁面积及治理面积,构建了天山中段矿山样本集;提出了基于神经网络的遥感影像土地损毁自动分类模型-SENetV2-COT-DeepLabV3+,旨在实现更高精度和更高自动化识别目的,并与其他模型进行对比,探究 SENetV2-COT-DeepLabV3+模型的精度优势和适用性,为矿山地质调查和规划管理提供技术支持。

1 天山中段矿山开发土地损毁问题

为了查明天山中段土地损毁及治理情况,本文通过对 2021—2023 年天山中段矿区遥感影像进行解译,分析矿区地物损毁土地面积及治理土地面积的变化情况。遥感卫星相关参数如表 1 所示,2021—2023 年天山中段土地损毁情况见图 2。

2021—2023 年天山中段矿区地物损毁土地面积及治理土地面积见图 3,在 2021—2023 年间,矿山新增损毁土地面积 115.35 km²,治理损毁土地面积 11.17 km²,

表 1 主要卫星数据参数		
Table 1 Main satellite data parameters		
影像名称	发射时间	影像分辨率
高分1号影像	2013-04-26	全色2 m, 多光谱8 m
高分2号影像	2014-08-09	全色0.8 m, 多光谱3.2 m
高分7号影像	2018-06-02	全色2 m, 多光谱8 m
资源3号影像	2019-11-03	全色0.8 m, 多光谱2.6 m

注: 遥感影像数据来自新疆维吾尔自治区测绘成果中心(国家卫星测绘应用中心新疆分中心)。

其中挖损损毁土地面积增大 49.09 km², 约占新增损毁面积的 42.56%; 压占损毁土地增大 66.26 km², 约占新增损毁面积的 57.44%; 治理挖损损毁面积 3.13 km², 约占治理面积的 28.02%; 治理压占损毁面积 6.83 km², 约占治理面积的 61.15%; 治理地面塌陷面积 1.21 km², 约占治理面积的 10.83%。

通过 2021—2023 年的解译数据可知, 天山中段矿山开发利用强度大, 新增土地损毁面积远大于治理面积。这表明当前的矿山土地治理工作面临着巨大的挑战, 需要对矿山土地损毁及治理情况进行监测, 以

便对损毁的土地及时复垦, 从而实现矿山开采与生态环境协调发展。

2 天山中段矿山土地损毁模型构建与验证

为了掌握天山中段矿山土地损毁与治理的动态情况, 本文通过不同地物在遥感影像中的特征, 构建天山中段矿山地物样本集, 并提出一种基于 DeepLabV3+ 的改良模型—SENetV2-COT-DeepLabV3+, 利用该样本集对模型进行训练, 并通过消融试验及多模型对比试验验证 COT 模块和 SENetV2 模块的有效性, 实现矿山开采过程中对土地资源挖损及压占等原因造成的土地损毁面积的自动识别。

2.1 样本集

解译标志即根据不同地物在遥感影像中呈现出的特征作为各类地物判读识别的基础^[29-31]。建立具有特点的解译标志, 可以快速、准确地提取地物在遥感影像中蕴含的信息^[32-34]。

天山中段矿山土地损毁情况主要为挖损、压占、

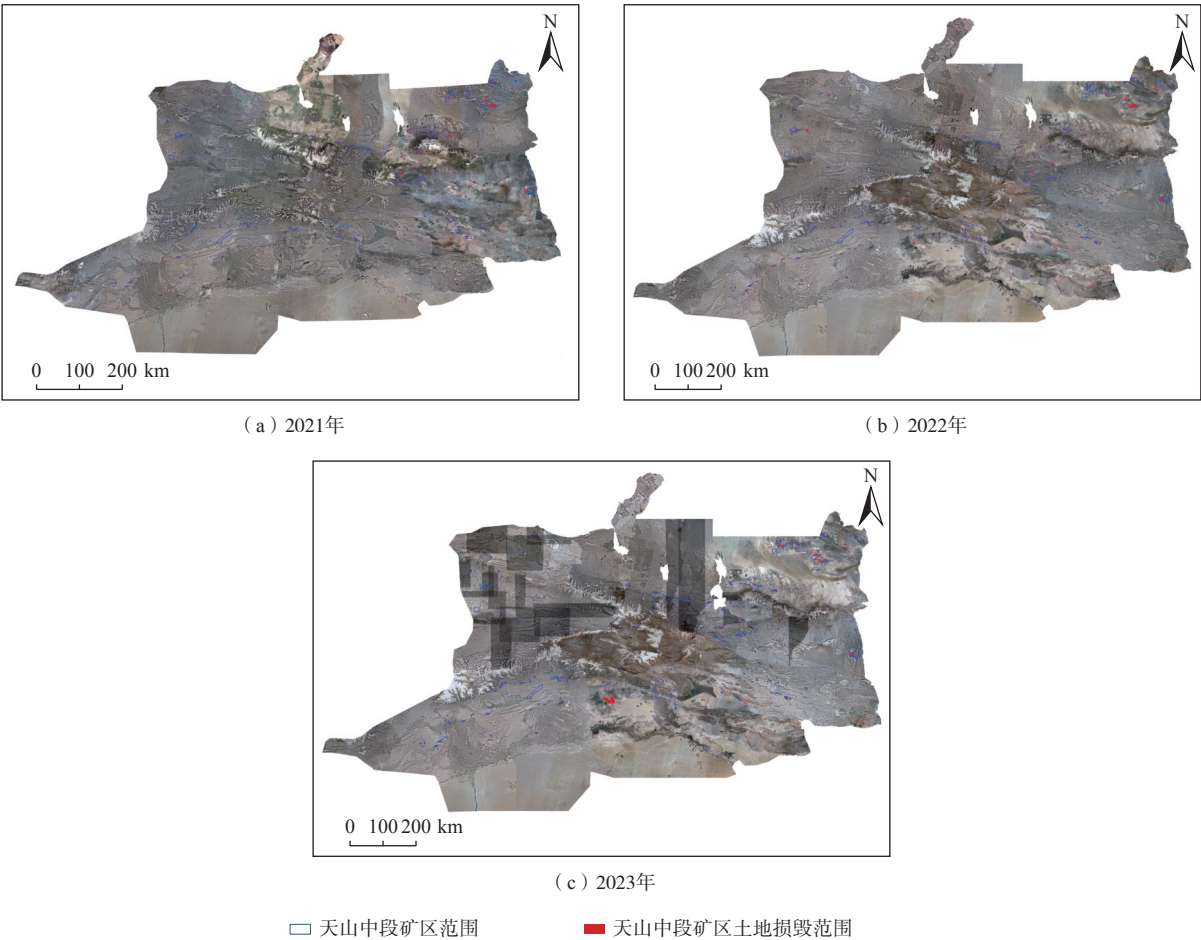


图 2 2021—2023 年天山中段矿区范围及土地损毁范围

Fig. 2 Extent of the mining area and the land damage in the middle section of the Tianshan Mountains

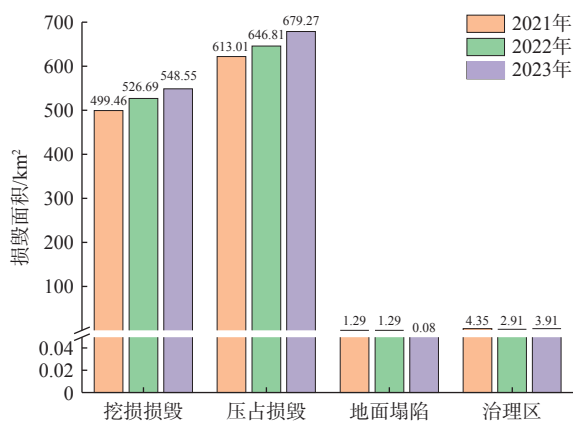


图 3 2021—2023 年矿区地物损毁土地面积及治理土地面积

Fig. 3 Area of land damaged by land features in the mining area and the area of land treated from 2021 to 2023

地面塌陷 3 种类型,其中挖损包括露天采场、水域;压占包括生活区、工业广场、堆放场、尾矿库;天山中段矿山治理情况主要为治理露天采场、治理废石堆放场、治理工业广场等,但由于天山中段矿山地面塌陷和治理面积较小,相对应的图斑数量少,难以作为样本来训练模型。为后续研究矿山开采对矿区周围植被覆盖度的影响,增加了矿区周围植被图斑的解译,故将需要识别的地物类型划分成露天采场、水域(河流、凹陷露天矿采区积水、尾水)、植被、生活区、工业广场、堆放场、尾矿库等 7 种。天山中段矿山地物影像特征见表 2。

深度学习模型训练需要大批量的样本数据来支撑,通过对天山中段矿山 7 种地物类型的勾画,最终得到 59 198 个样本,其中尾矿库样本数量为 134 个。样本过少会影响模型识别的准确率,为提高模型的准确率,通常采用数据增强的方法来增加样本数量,数据增强是计算机视觉任务中常用的增加训练样本数量的方法,能够有效增加样本的多样性,有利于模型的训练。本文选择了仿射变换、图像翻转和图像旋转数据增广方式来扩充样本数量,数据增强过程如图 4 所示。经过数据增强操作后样本数量膨胀到 177 594 个,尾矿库样本数量扩充到 402 个,按照 6 : 2 : 2 的比例将样本数量划分为训练集、验证集、测试集(表 3),训练集用于 SENetV2-COT-DeepLabV3+模型的训练,验证集用于验证 SENetV2-COT-DeepLabV3+模型的可靠性,测试集用于测试 SENetV2-COT-DeepLabV3+模型对地物的识别准确性。

2.2 基于神经网络的遥感影像土地损毁自动分类模型

遥感影像的自动化分类技术是矿山土地损毁监

表 2 天山中段矿山地物影像特征

Table 2 Image features of mine objects in the middle of Tianshan Mountains

地物类型	解译标志	影像特征
植被		矿区周围植被通常集中分布,在影像上呈现出浅绿色、深绿色丝绒状纹理
水域		水域在影像上呈现蓝色、深绿色,矿区内水域形状差异较大
生活区		生活区建筑较为集中,形状规整通常表现为矩形,生活区内具有道路、绿化等,屋顶颜色上以灰白色、蓝色为主
工业广场		工业广场有明显的结构布局形状规整多为矩形或方形,具有水泥路面,在影像上呈现蓝色和高亮的灰白色
堆放场		堆放场在影像上有着明显凸起,形状多为圆形、椭圆形、圆扇形,颜色为灰色
尾矿库		尾矿库形状较为规则,地界明显,内存在积水,水体随着尾砂浓度由浅色逐渐接近自然水体颜色,尾矿库表面覆盖薄膜在影像中呈现高亮色调
露天采场		与周围地貌相比有着明显破坏痕迹,呈负地形,采场周围伴随着阶梯状纹理,边界清晰,采场形状多为不规则形体并在颜色上呈现高亮色调,周边无植被发育

测的核心手段,现有方法中,卷积神经网络凭借端到端的特征学习能力,在复杂地物分割任务中展现出潜力^[35];支持向量机^[36]与随机森林^[37]虽在中小规模数据集上效率较高,但对高分辨率遥感影像的多尺度特征捕捉能力有限,且易受背景噪声干扰;贝叶斯网络^[38]因依赖先验概率假设,难以适应矿山损毁地物的动态变化场景。DeepLabV3+模型基于卷积神经网络框架,通过创新性地集成多尺度空洞卷积和编码器-解码器结构,在语义分割任务中实现了显著性能提升。以 DeepLabV3+模型为基础,融合上下文转换器(contextual transformer, COT)模块与通道注意力机制(SENNetV2),

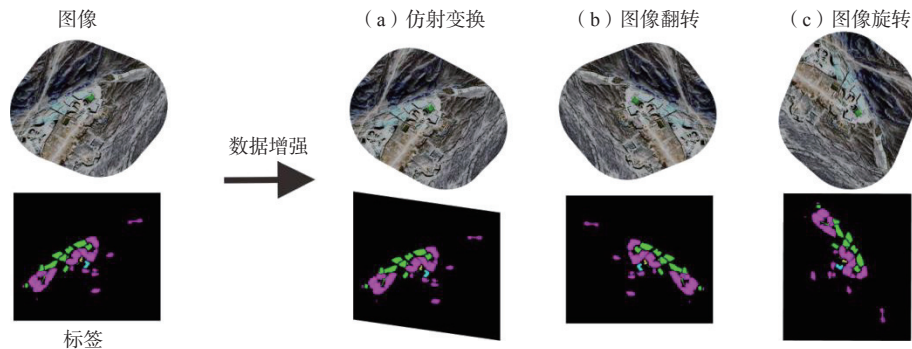


图 4 数据增强示意图

Fig. 4 Data enhancement diagram

表 3 天山中段矿山数据集

Table 3 Data sets of mines in the middle of Tianshan Mountains

地物类别	样本数量	数据增强	训练集(60%)	验证集(20%)	测试集(20%)
植被	5 556	16 668	10 000	3 334	3 334
水域	4 298	12 894	7 736	2 579	2 579
生活区	8 196	24 588	14 752	4 918	4 918
工业广场	21 862	65 586	39 352	13 117	13 117
堆放场	10 524	31 572	18 944	6 314	6 314
露天采场	8 628	25 884	15 530	5 177	5 177
尾矿库	134	402	242	80	80
总计	59 198	177 594	106 556	35 519	35 519

构建 SENetV2-COT-DeepLabV3+网络模型,旨在通过增强全局上下文感知能力与关键特征筛选能力,实现天山中段矿山土地损毁类型的高精度自动分类。

2.2.1 COT-DeepLabV3+网络

COT通过多头注意力机制来捕捉输入序列中不同位置的语义关系,并根据上下文调整每个位置的表示^[39]。将COT模块引入到DeepLabV3+网络中,COT块首先利用 3×3 卷积核对输入的上下文信息进行编码,生成静态上下文描述,提取输入键间上下文信息,引导动态注意力矩阵的生成,以提高视觉表示能力^[40]。

COT的原理如图5所示,通过2个连续的 1×1 卷积核来学习动态多头注意力矩阵。该矩阵是COT的核心部分。假设存在查询向量(query)、键向量(key)和值向量(value),注意力机制会计算查询向量与键向量的相似度得分,然后根据这些得分对值向量进行加权求和。

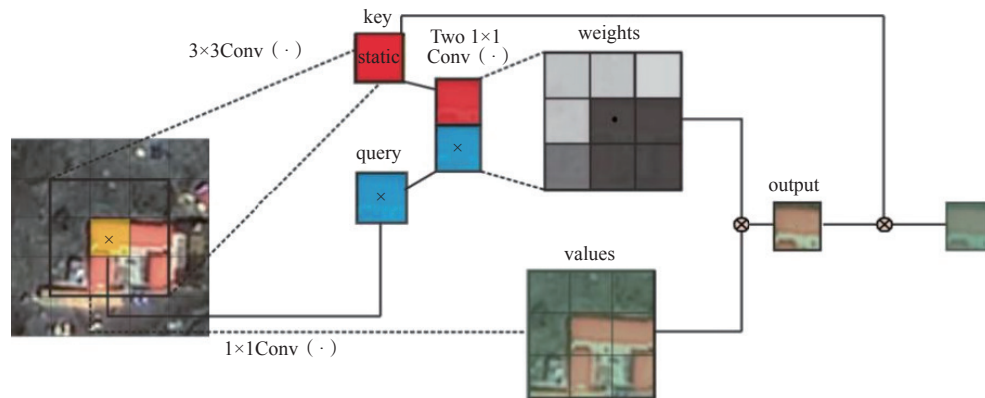


图 5 COT 原理图

Fig. 5 Comparison between traditional self-attention and Contextual Transformer modules

自注意力机制是注意力机制的一个变种,相比于注意力机制减少了对外部信息的依赖,增强了对内部相关性的捕捉。通过计算各要素之间的相互影响解决长距离依赖问题^[41-44]。

COT模块将上下文信息挖掘能力与自我注意学习能力整合为统一的架构。它利用邻近键向量的上下文信息来促进自注意学习并强化特征图表示,如图6

所示。

假设输入2D的特征图 X ,其大小为 $H\times W\times C$ (H :高度, W :宽度, C :通道数)。key、queries和values分别定义为 $K=X$, $Q=X$, $V=XW_v$ 。 W_v 表示嵌入矩阵。每一个嵌入矩阵采用 1×1 的卷积核实现。COT用 $k\times k$ 的卷积核来获取信息,最终得到静态上下文表示,记为 K^1 。之后将 K^1 和 Q 进行拼接并通过2个连续 1×1 的

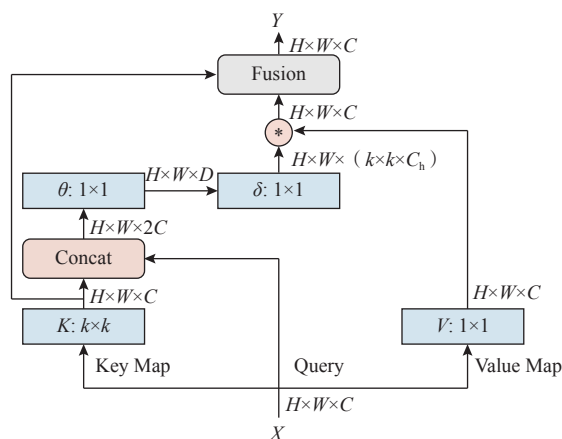


图 6 上下文转换器的详细结构

Fig. 6 Detailed structure of context converter

卷积操作后得到注意力矩阵 (A):

$$A = [K^1, Q] W_0 W_8 \quad (1)$$

该方法通过对静态上下文信息提取来加强自注意力机制。最后得到特征映射 (K^2):

$$K^2 = V \otimes A \quad (2)$$

动态上下文表示即通过特征 K^2 捕捉输入间的动态交互特征, 通过注意机制进行将 COT 输出为静态、动态上下文信息进行融合。

COT 模块通过引入上下文信息, 使得每个位置的键向量和值向量可以直接与其周围的位置进行交互, 并通过在二维特征图中输入键向量之间的上下文信息来提高信息传递的效率和性能。在进行矿山土地损毁识别时, 不同地物之间存在复杂的上下文关系, 如尾矿库与周边水体、植被的关系。COT 模块能够捕捉这些上下文信息, 在处理复杂的空间地物识别问题时具有优势, 从而更准确地识别和区分不同的土地损毁类型, 更好地应对矿山土地损毁自动分类任务中的复杂性。

2.2.2 SENetV2 网络

SENet 通过挤压-激励 (Squeeze-Excitation) 操作增强了通道表示, 从而增强了其表达能力。Squeeze 模块通过挤压输入信息对通道特征进行重新校准^[45]。Excitation 模块通过全连接层来捕获全局信息。通过在 SENet 中引入挤压聚合激励模块 (SaE), 得到 SENetV2。

SENetV2 模块合并了 2 种不同的技术: Squeeze-Excitation。Squeeze 模块输入的信息会在全连接 (FC) 层作用下进行压缩。其处理逻辑是通过 FC 层^[46-48]对输入的信息进行压缩。卷积层输出的信息进入全局平均池化层中, 并生成输入通道的信息。此输入的信

息通过缩减大小的方法输入到 FC 层。相反, Excitation 模块通过 FC 层, 将输入的信息恢复为原始维度。FC 层通过缩放操作, 将输出信息与特征图的通道维度相乘。最终将缩放的信息与其原始输入形状对齐。Squeeze-Excitation 操作的公式为:

$$SEnetV2 = x + F \{ X \cdot Ex [\sum Sq(x)] \} \quad (3)$$

其中, “Sq” 函数表示 Squeeze 操作, 在 “Sq” 操作之后, 将执行 “Ex” 操作, 表示 Excitation 操作。这个过程的目的将通道修改的输入恢复到初始形状, 没有任何减少。在此之后, 执行一个缩放操作, 并使用输入将其恢复到其原始形式。然后将这个缩放的输出与剩余模块中的输入连接起来。

在 SENetV2 模块中全局平均池化层后开始进行 Squeeze 操作, 该层提取了通道统计信息。将这些信息输入到 Squeeze 操作中, 通过 Squeeze 操作降低了输入信息的维度。随后将信息再输入到 Excitation 层。在架构中, 通过多次卷积构建出残差模块, 并形成一个结构化模块。结构化模块确保学习梯度的有效传播, 避免了消失梯度的影响 (图 7)。

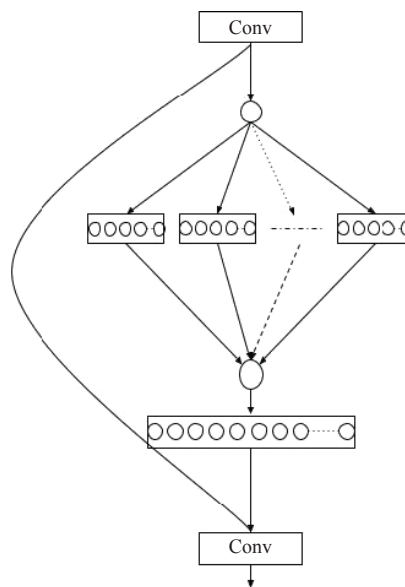


图 7 SENetV2 模块的内部功能

Fig. 7 Internal features of the SENetV2 module

SENetV2 通过 SaE 操作增强了通道表示, 它通过多分支全连接层增强了网络的全局表示学习。SENetV2 模块通过对通道特征进行重新校准, 增强模型对关键特征通道的关注, 提高对矿山土地损毁类型的识别能力的同时仅略微增加模型参数, 使其能够更准确地识别出露天采场、尾矿库、工业广场等不同类型的损毁地物。

2.2.3 SENetV2-COT-DeepLabV3+算法模型

基于 DeepLabv3+网络基础融合一种新的聚合多

层感知器 SENetV2 模块并结合 COT 模块, 最终得到了 SENetV2-COT-DeepLabV3+算法模型,其结构如图 8 所示。

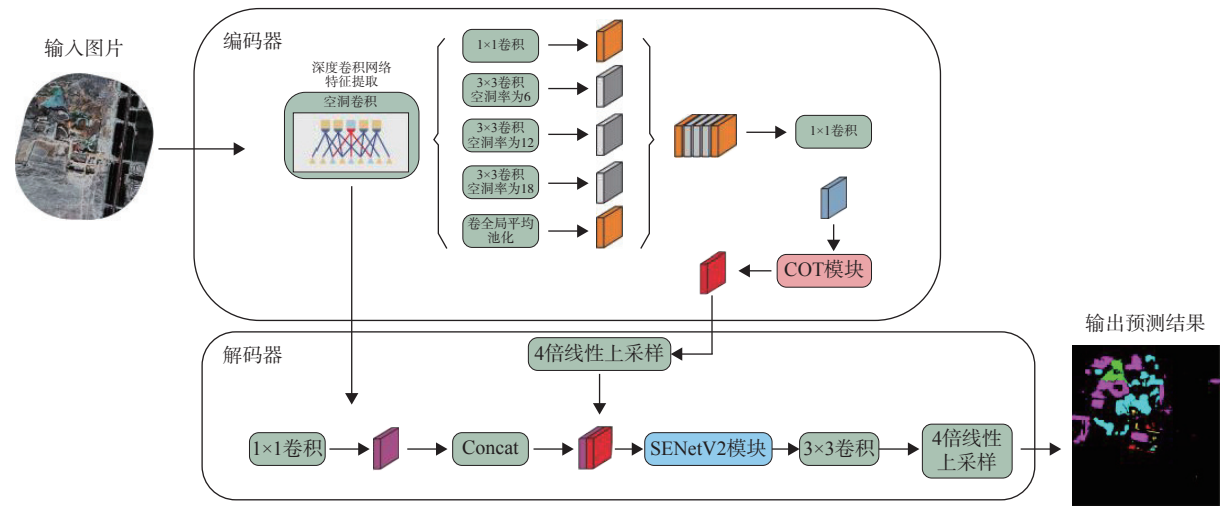


图 8 SENetV2-COT-DeepLabV3+算法模型
Fig. 8 SENetV2-COT-DeepLabV3+ algorithm model

2.3 土地损毁自动分类模型验证

为验证 SENetV2-COT-DeepLabV3+模型的性能,本研究通过消融试验与多模型对比试验,结合天山中段矿山样本集(59 198 个原始样本,经数据增强扩展至 177 594 个)进行系统性分析。具体流程如下:首先,基于训练集(60%)、验证集(20%)和测试集(20%)的划分,利用仿射变换、图像翻转和图像旋转等数据增强策略提升模型对复杂地物特征的泛化能力。通过消融试验逐步验证 COT 模块与 SENetV2 模块对模型性能的提升。随后,选取矿山场景遥感影像进行语义分割试验,并与 FCN、UNet、PSPNet 等主流模型对比。选择平均交并比(MIoU)、平均召回率(mRecall)、平均精确率(mPrecision)和平均 Dice 系数(mDice)作为评价指标。MIoU 通过计算预测区域与真实区域的重叠面积占两者并集面积的比例,直接反映模型对目标区域的定位精度。mRecall 代表真实损毁区域的覆盖率,确保了模型在复杂场景下的鲁棒性,尤其适用于样本分布不均衡的矿山数据集。mPrecision 用来评估模型预测损毁区域中真实损毁所占的比例。mDice 系数与 MIoU 类似,但更关注预测与真实区域的重叠部分,对类别不平衡问题更敏感。MIoU 和 Dice 系数侧重分割精度,mRecall 和 mPrecision 分别控制漏检与误检,四者结合可全面评估模型性能。

2.3.1 消融试验

为验证 COT 模块与 SENetV2 模块对 DeepLabV3+

模型的改进效果,本研究设计了消融试验,对比分析 DeepLabV3+、COT 增强型(COT-DL)、SENetV2 增强型(SE-DL)及二者耦合型(SE-COT-DL)4 组模型的分割性能(表 4)。由表 4 可知,DeepLabV3+在 MIoU、mRecall、mPrecision 与 mDice 4 项指标上分别达到 86.04%、84.42%、95.73% 与 88.97%,展现了其在遥感图像分割任务中的基础能力。在 DeepLabV3+基础上引入上下文转换器得到 COT-DL, COT-DL 的 MIoU、mRecall、mPrecision 与 mDice 分别为 87.43%、85.29%、95.94% 与 91.12%,较基础模型提升幅度达 1.39%、0.87%、0.21% 与 2.15%。COT 模块通过动态捕捉多尺度上下文信息,显著优化了露天采场阶梯状边缘、尾矿库规则边界等复杂场景的定位精度。SE-DL 的 MIoU、mRecall、mPrecision 与 mDice 分别为 86.92%、84.51%、95.85% 与 89.78%,对应提升幅度为 0.88%、0.09%、0.12% 与 0.81%。其通道注意力机制有效抑制了多光谱数据冗余,增强了对尾矿库高反射薄膜、植被覆盖区等关键特征的敏感性。SE-COT-DL 模型综合了 2 种模块优势,MIoU、

表 4 消融试验结果

Table 4 Ablation experimental results				
分割模型	MIoU/%	mRecall/%	mPrecision/%	mDice/%
DL	86.04	84.42	95.73	88.97
COT-DL	87.43	85.29	95.94	91.12
SE-DL	86.92	84.51	95.85	89.78
SE-COT-DL	87.67	85.95	96.44	91.31

mRecall、mPrecision 与 mDice 分别达到 87.67%、85.95%、96.44% 与 91.31%，较基础模型整体提升 1.63%、1.53%、0.71% 与 2.34%。

COT 模块通过挖掘目标与环境的上下文交互关系，精准区分矿山地物边界；SENetV2 模块通过自适应通道权重分配，强化了模型的特征提取能力。上述消融试验从多维度验证了 COT 与 SENetV2 模块的协同增效机制，为高精度矿山土地损毁分类提供了可靠的技术路径。

2.3.2 对比试验

为验证 SENetV2-COT-DeepLabV3+模型的分类精度，本研究从天山中段矿山场景中选取 5 组典型遥感影像（含露天采场、尾矿库等复杂地物），分别采用 FCN^[49]、UNet^[50]、PSPNet^[51]、DeepLabV3+^[52]、SENetV2-DeepLabV3+及 SENetV2-COT-DeepLabV3+等 6 种模型进行语义分割试验。图 9 展示了试验结果对比：原始影像与标签图后依次为各模型的分割结果。

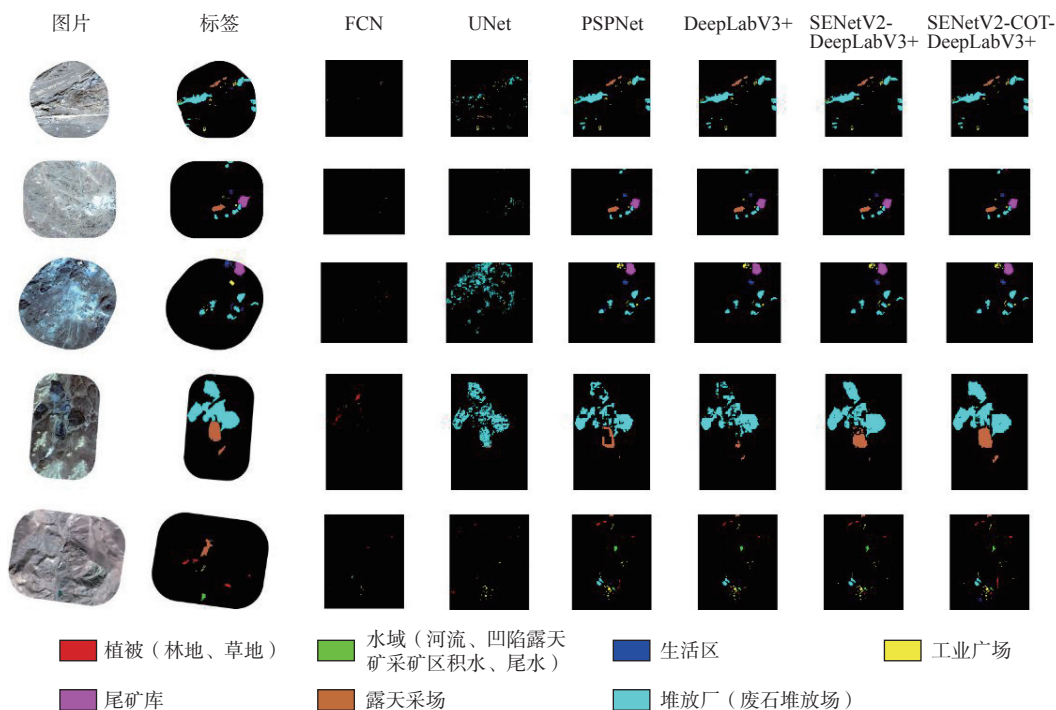


图 9 矿山算法模型试验结果对比

Fig. 9 Comparison of experimental results of mine algorithm model

由表 5 可知，DeepLabV3+系列模型的识别精度高于其他模型算法，MIoU 达 86.04%，较其他模型中精度最高的 PSPNet 提升 0.88%；mRecall 为 83.42%，领先 PSPNet 2.44%；DeepLabV3+系列模型中 SENetV2-COT-DeepLabV3+综合性能最优，MIoU、mRecall、mPrecision

与 mDice 分别达到 87.67%、85.95%、96.44% 与 91.31%，较 DeepLabV3+提升 1.63%、1.53%、0.71% 与 2.34%。

试验证明，COT 模块通过动态上下文感知优化了地物边界的分割精度，而 SENetV2 模块通过通道注意力机制增强了关键光谱特征的判别能力，二者协同显著提升了复杂矿山场景的分类鲁棒性。

表 5 模型算法试验数据结果

Table 5 Comparison results of experimental data of mine algorithm in the middle section of the Tianshan Mountains

分割模型	MIoU/%	mRecall/%	mPrecision/%	mDice/%
FCN	63.02	51.02	66.92	58.10
UNet	65.23	53.84	67.4	62.49
PSPNet	85.16	81.98	93.02	88.94
DeepLabV3+	86.04	83.42	95.73	88.97
SE-DL	86.92	83.51	95.85	89.78
SE-COT-DL	87.67	85.95	96.44	91.31

3 土地损毁自动分类模型的应用

使用pycharm 平台，基于SENetV2-COT-DeepLabV3+模型，构建了矿区土地损毁类型深度学习遥感解译系统。该系统内部具有图像处理模块，能针对不同时序、云量等问题，对影像进行预处理。该模块通过集成辐射校正、自适应去云算法和时序归一化技术，有效消除大气散射、云雾遮挡及季节光照差异对遥感数据的

影响。预处理后的影像通过 SENetV2-COT 模块进行多尺度上下文特征提取, 结合 DeepLabV3+ 的空洞空间金字塔池化, 实现了矿区地物的精准分割。

图 10 展示了遥感解译系统操作流程, 该系统以

SENetV2-COT-DeepLabV3+模型为基础, 先对输入的矿山遥感影像进行预处理, 随后进行矿区地物识别, 识别完成后系统会在界面上展示原始的遥感影像和解译完成后的结果图, 并保存识别结果。

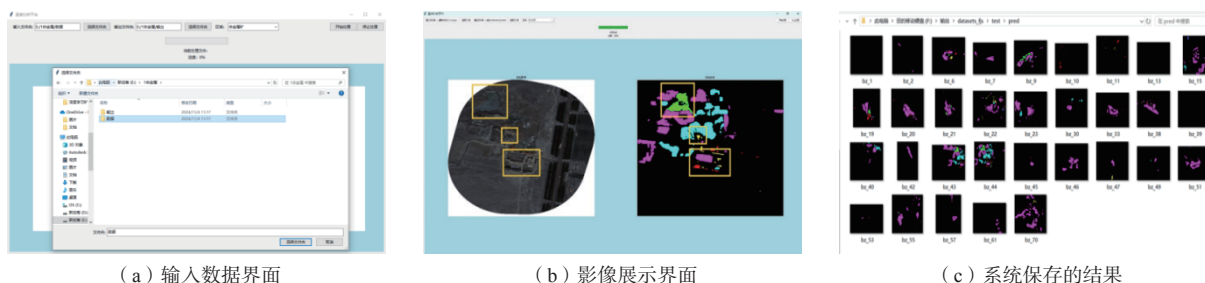


图 10 遥感解译系统操作流程

Fig. 10 Remote sensing interpretation system operation process

目前, 该系统已经成功地被构建并且部署到了当地矿山生态环境修复工作管理部门, 在应用方面, 该系统总体识别准确率达到 85% 以上, 其中对生活区的识别精度高达 88.3%, 工业广场识别精度为 86.8%。相较于传统人工解译方法, 识别效率显著提升。它将作为未来矿山土地损毁监测与治理工作中的一个关键工具。

4 结论

(1) 新疆天山中段矿区因高强度采矿活动导致土地损毁问题持续加剧。2021—2023 年数据显示, 新增损毁面积达 115.35 km², 而治理面积仅 11.17 km²。

(2) 研究提出了一种基于深度学习的遥感影像土地损毁自动分类模型——SENetV2-COT-DeepLabV3+。该模型在 DeepLabV3+ 基础上融合了上下文转换器 (COT) 模块和通道注意力机制 (SENetV2), 利用多头注意力机制动态捕捉地物间的上下文关联, 显著优化露天采场、尾矿库等复杂地物的边界分割精度。并通过自适应通道权重分配增强关键特征的判别能力, 抑制多光谱数据冗余。

(3) 构建包含 59 198 个样本的天山中段矿山数据集, 通过仿射变换、图像翻转和图像旋转等数据增强策略扩展至 177 594 个样本, 有效提升模型泛化能力。

(4) 相较于基础 DeepLabV3+ 模型, SENetV2-COT-DeepLabV3+ 模型在平均交并比 (MIoU)、平均召回率 (mRecall)、平均精度 (mPrecision) 和平均 Dice 系数 (mDice) 4 项指标上分别提升 1.63%、1.53%、0.71% 和 2.34%。SENetV2-COT-DeepLabV3+ 模型在复杂场景的

分割精度显著优于 FCN、UNet、PSPNet 等主流模型, MIoU 领先 PSPNet 2.51%。

基于该模型开发的矿区土地损毁遥感解译系统已成功部署至当地矿山管理部门。系统集成辐射校正、自适应去云算法和时序归一化技术, 支持多源遥感影像预处理与自动化分类。系统可快速识别露天采场、工业广场等 7 类地物, 输出结果直观展示损毁范围与治理进展, 显著缩短人工解译周期, 为动态监测与精准修复提供数据支撑。

参考文献 (References) :

- [1] 胡振琪. 我国土地复垦与生态修复 30 年: 回顾、反思与展望 [J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(1): 25 - 35. [HU Zhenqi. The 30 years' land reclamation and ecological restoration in China: Review, rethinking and prospect [J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(1): 25 - 35. (in Chinese with English abstract)]
- [2] 童心仪. 面向广域土地覆盖的高分辨率遥感影像分类方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2020. [TONG Xinyi. Large-scale land-cover classification with high-resolution remote sensing images [D]. Wuhan: Wuhan University, 2020. (in Chinese with English abstract)]
- [3] 杨辉. 基于视觉注意力机制深度学习模型的高分辨率遥感影像信息提取研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2019. [YANG Hui. The research of information extraction from VHR image based on deep learning model with attention mechanism [D]. Wuhan: Wuhan University, 2019. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 李丽, 杨金中, 陈栋, 等. 长江经济带江苏段废弃露天矿山分布与生态修复遥感调查研究 [J]. 水文地质工程地质, 2022, 49(1): 183 - 190. [LI Li, YANG

- Jinzhong, CHEN Dong, et al. Remote sensing investigation and study on the distribution and ecological restoration of abandoned open-pit mines in Jiangsu section of the Yangtze River Economic Belt[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2022, 49(1): 183 - 190. (in Chinese with English abstract)]
- [5] 刘仁钊, 廖文峰. 遥感图像分类应用研究综述 [J]. *地理空间信息*, 2005, 3(5): 11 - 13. [LIU Renzhao, LIAO Wenfeng. A review of research on the application of remote sensing image classification[J]. *Geospatial Information*, 2005, 3(5): 11 - 13. (in Chinese with English abstract)]
- [6] 杨显华, 黄洁, 田立, 等. 四川省矿山遥感监测主要成果与进展 [J]. *中国地质调查*, 2016, 3(5): 41 - 47. [YANG Xianhua, HUANG Jie, TIAN Li, et al. Major achievements and progress of remote sensing monitoring mines in Sichuan Province[J]. *Geological Survey of China*, 2016, 3(5): 41 - 47. (in Chinese with English abstract)]
- [7] 彭瑛, 张志, 彭丹, 等. 鄂西聚磷区矿产开发多目标遥感监测目视解译技术 [J]. *工矿自动化*, 2009, 35(4): 6 - 9. [PENG Ying, ZHANG Zhi, PENG Dan, et al. Visual interpretation technology of multi-target remote monitoring for mineral development in gather phosphorus area of western of Hubei Province[J]. *Industry and Mine Automation*, 2009, 35(4): 6 - 9. (in Chinese with English abstract)]
- [8] 包玉斌, 姚建华, 黄涛, 等. 银川市国土空间土地利用变化多源遥感人工目视解译分析 [J]. *安徽农业科学*, 2021, 49(16): 221 - 229. [BAO Yubin, YAO Jianhua, HUANG Tao, et al. Analysis of land use change of national land space in Yinchuan based on manual visual interpretation of multi-source remote sensing images[J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2021, 49(16): 221 - 229. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 陈树彪. 遥感影像判读在森林资源二类调查中的应用与研究——以西林吉林业局判读调查工作为例 [J]. *内蒙古林业调查设计*, 2016, 39(2): 16 - 17. [CHEN Shubiao. The application and research of remote sensing image interpretation in the second-class investigation of forest resources: Taking the interpretation and investigation work of Xilinji Forestry Bureau as an example[J]. *Inner Mongolia Forestry Investigation and Design*, 2016, 39(2): 16 - 17. (in Chinese with English abstract)]
- [10] 于晨. 典型矿山环境遥感地物智能识别方法的研究 [D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2020. [YU Chen. Research on intelligent recognition method of remote sensing features in typical mine environment[D]. Beijing: China University of Geosciences(Beijing), 2020. (in Chinese with English abstract)]
- [11] 黄登冕. 基于深度学习的典型矿山地物智能识别方法研究——以祁连山为例 [D]. 兰州: 西北师范大学, 2022. [HUANG Dengmian. Research on intelligent recognition method of typical mine features based on deep learning: A case study of the Oilian Mountains[D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2022. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 杜岩, 霍磊晨, 张洪达, 等. 岩块体崩塌灾害遥感监测预警试验研究 [J]. *中国矿业大学学报*, 2022, 51(6): 1201 - 1208. [DU Yan, HUO Leichen, ZHANG Hongda, et al. Experimental research on remote monitoring and early warning of rock collapse[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2022, 51(6): 1201 - 1208. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 何金宝, 孔繁鹏, 裴艳东, 等. 基于递归特征消除与贝叶斯优化的盐碱地信息遥感提取模型研究 [J/OL]. *水文地质工程地质*, 2025. (2025-04-30) [2025-05-05]. [HE Jinbao, KONG Fanpeng, PEI Yandong, et al. Research on remote sensing extraction model of saline-alkali land information based on recursive feature cancellation and Bayesian optimization[J/OL]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2025. (2025-04-30) [2025-05-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2202.P.20250429.1819.002.html>. (in Chinese with English abstract)]
- [14] 吴虹, 杨永德, 王松庆. Quickbird-2&SPOT-1 矿山生态环境遥感调查试验研究 [J]. *国土资源遥感*, 2004, 16(4): 46 - 49. [WU Hong, YANG Yongde, WANG Songqing. The tentative application of quickbird-2 and spot-1 satellite remote sensing to the ecological environment investigation of mines[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2004, 16(4): 46 - 49. (in Chinese with English abstract)]
- [15] 漆小英, 杨武年, 邵怀勇, 等. 矿山扩展遥感信息自动提取方法研究——以攀枝花钒钛磁铁矿为例 [J]. *测绘科学*, 2008, 33(3): 76 - 78. [QI Xiaoying, YANG Wunian, SHAO Huaiyong, et al. An automatic extraction method of mining area expanding remote sensing image: A study on Panzhihua vanadium titanium magnetite ore[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2008, 33(3): 76 - 78. (in Chinese with English abstract)]
- [16] 何亮柱, 洪金益, 张建国, 等. 基于 IKONOS 数据的矿山开发占地信息提取 [J]. *国土资源遥感*, 2013, 25(1): 150 - 154. [HE Liangzhu, HONG Jinyi, ZHANG

- Jianguo, et al. Research on extraction of land information used by mining development based on IKONOS remote sensing data[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2013, 25(1): 150 – 154. (in Chinese with English abstract)]
- [17] 朱青, 林建平, 国佳欣, 等. 基于影像特征 CART 决策树的稀土矿区信息提取与动态监测 [J]. *金属矿山*, 2019(5): 161 – 169. [ZHU Qing, LIN Jianping, GUO Jiaxin, et al. Information extraction and dynamic monitoring of rare earth mining area based on image feature CART decision tree[J]. *Metal Mine*, 2019(5): 161 – 169. (in Chinese with English abstract)]
- [18] JIANG Jiahuan, FU Xiongjun, QIN Rui, et al. High-speed lightweight ship detection algorithm based on YOLO-v4 for three-channels RGB SAR image[J]. *Remote Sensing*, 2019, 13(10): 1909.
- [19] 王民水, 孔祥明, 陈学业, 等. 基于随机补片和 DeepLabV3+ 的建筑物遥感图像变化检测 [J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2021, 51(6): 1932 – 1938. [WANG Minshui, KONG Xiangming, CHEN Xueye, et al. Remote sensing image change detection based on random patches and DeepLabV3+ network[J]. *Journal of Jilin University(Earth Science Edition)*, 2021, 51(6): 1932 – 1938. (in Chinese with English abstract)]
- [20] 葛振强. 基于 DeepLabV3+ 模型的工地裸露土地图像语义分割研究与实现 [D]. 太原: 太原师范学院, 2024. [GE Zhenqiang. Research and implementation of construction site exposed soil image semantic segmentation based on the DeepLabV3+ Model[D]. Taiyuan: Taiyuan Normal University, 2024. (in Chinese with English abstract)]
- [21] 马小淞, 闫庆武, 移明昊, 等. 天山中段城市化水平与生态环境质量时空耦合研究 [J]. *生态与农村环境学报*, 2025, 41(2): 172 – 182. [MA Xiaosong, YAN Qingwu, YI Minghao, et al. Research on the spatio-temporal coupling of urbanization and ecological environment quality in the middle section of the Tianshan Mountains[J]. *Journal of Ecology and Rural Environment*, 2025, 41(2): 172 – 182. (in Chinese with English abstract)]
- [22] LI M S. Ecological restoration of mineland with particular reference to the metalliferous mine wasteland in China: A review of research and practice[J]. *Science of the Total Environment*, 2006, 357(1/2/3): 38 – 53.
- [23] 吕杰. 尾矿库遥感监测技术研究与应用——以河北省尾矿库为例 [D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2014. [LV Jie. Remote sensing research and application of tailings pond: A case study of tailings pond in Hebei Province[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2014. (in Chinese with English abstract)]
- [24] 贾倩, 刘彬彬, 於方, 等. 我国尾矿库突发环境事件统计分析与对策建议 [J]. *安全与环境工程*, 2015, 22(2): 92 – 96. [JIA Qian, LIU Binbin, YU Fang, et al. Statistics analysis and management suggestion for the emergent environmental accident of tailing pond in China[J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2015, 22(2): 92 – 96. (in Chinese with English abstract)]
- [25] 董兆祥, 王颜祺, 张明义. 矿区环境地质问题的预测与防治 [M]. 北京: 地质出版社, 1997. [DONG Zhaoxiang, WANG Yanqi, ZHANG Mingyi. Prediction and prevention of environmental geological problems in mining area[M]. Beijing: Geological Publishing House, 1997. (in Chinese)]
- [26] 胡振琪. 矿山土地复垦与生态修复领域“十四五”高质量发展的若干思考 [J]. *智能矿山*, 2021, 2(1): 29 – 32. [HU Zhenqi. Some thoughts on the high-quality development of the 14th five-year plan in the field of mine land reclamation and ecological restoration[J]. *Journal of Intelligent Mine*, 2021, 2(1): 29 – 32. (in Chinese with English abstract)]
- [27] LUKICHEV S V, NAGOVITSIN O V. Information support of mineral mining and exploitation in the Khibiny mountains area[J]. *Journal of Mining Science*, 2012, 48(6): 1025 – 1030.
- [28] LIU Haoran, CHEN Shaoqing, LI Sen. Fuzzy evaluation of the impact of the open-pit limestone mining on geological environment[J]. *Advanced Materials Research*, 2015, 1073/1076: 454 – 459.
- [29] CHEN L C, ZHU Yukun, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]//*Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Seattle: CVF, 2018: 801 – 818.
- [30] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(12): 2481 – 2495.
- [31] LI Yehao, YAO Ting, PAN Yingwei, et al. Contextual transformer networks for visual recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(2): 1489 – 1500.
- [32] HU Han, ZHANG Zheng, XIE Zhenda, et al. Local relation networks for image recognition[C]//*2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Piscataway: IEEE, 2019: 3463 – 3472.

- [33] RAMACHANDRAN P, PARMAR N, VASWANI A, et al. Standalone self-attention in vision models[C]//Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: Curran Associates Inc, 2019: 68 – 80.
- [34] ZHAO Hengshuang, JIA Jiaya, KOLTUN V. Exploring self-attention for image recognition[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2020: 10073 – 10082.
- [35] ZHANG Baoyi, TANG Jiacheng, HUAN Yuke, et al. Multi-scale convolutional neural networks (CNNs) for landslide inventory mapping from remote sensing imagery and landslide susceptibility mapping (LSM)[J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2024, 15(1): 2383309.
- [36] HAUT J M, FRANCO-VALIENTE J M, PAOLETTI M E, et al. Hyperspectral image analysis using cloud-based support vector machines[J]. *SN Computer Science*, 2024, 5(6): 719.
- [37] LI Qiao, FU Xueliang, LI Honghui, et al. Advancing county-level potato cultivation area extraction: A novel approach utilizing multi-source remote sensing imagery and the Shapley additive explanations–sequential forward selection–random forest model[J]. *Agriculture*, 2025, 15(1): 92.
- [38] 王旭阳, 张莹. 贝叶斯网络模型优化下的山地植被覆盖度遥感监测与规划技术 [J]. 勘察科学技术, 2024 (6): 51 – 55. [WANG Xuyang, ZHANG Ying. Remote sensing monitoring and planning for mountain vegetation coverage under Bayesian network model optimization[J]. *Site Investigation Science and Technology*, 2024(6): 51 – 55. (in Chinese with English abstract)]
- [39] 荣麒. 基于多头注意力机制和特征融合的新闻文本分类研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2021. [RONG Qi. Research on news text classification based on multi-head attention mechanism and feature fusion[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2021. (in Chinese with English abstract)]
- [40] 阳珊. 小规模数据集下的建筑垃圾检测方法研究 [D]. 绵阳: 西南科技大学, 2022. [YANG Shan. Research on object detection of construction waste on small-scale dataset[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2022. (in Chinese with English abstract)]
- [41] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Boston, Massachusetts, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2015: 1473 – 1481.
- [42] LEE J, LEE I, KANG J, et al. Self-Attention graph pooling[C]//Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. Long Beach, California, USA: PMLR (Proceedings of Machine Learning Research), 2019: 3734–3743.
- [43] LIN H T, LIN C J. A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods[J]. *Submitted to Neural Computation*, 2003(2): 1 – 32.
- [44] FAN Engui. Extended tanh-function method and its applications to nonlinear equations[J]. *Physics Letters A*, 2000, 277(4/5): 212 – 218.
- [45] REED M S. Stakeholder participation for environmental management: A literature review[J]. *Biological Conservation*, 2008, 141(10): 2417 – 2431.
- [46] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning. Lille: Proceedings of Machine Learning Research, 2015: 448 – 456.
- [47] CHEN L C, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[DB/OL]. (2016-06-17) [2025-01-08]. <https://arxiv.org/abs/1706.05587>.
- [48] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: CVF, 2017: 2117 – 2125.
- [49] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [DB/OL]. (2014-11-14) [2025-01-09]. <https://arxiv.org/abs/1411.4038>.
- [50] YANG Chengzhi, GUO Hongjun. A method of image semantic segmentation based on PSPNet[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022(1): 9763027
- [51] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang, et al. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: CVF, 2018: 7132 – 7141.
- [52] SZEGEDY C, LIU Wei, JIA Yangqing, et al. Going deeper with convolutions[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2015: 1 – 9.