

特色专题

基于 SAM 和提示学习的露天矿山分割方法

孙铭泽¹, 王军¹, 张婉秋^{2*}, 刘琨³, 林刚^{4,5*}

摘要 精准获取露天矿山的空间分布信息,是推进“绿色矿山”建设与地质环境动态监测的关键前提,为克服露天矿山分割领域中数据集缺乏、类内类间差距大和拓扑结构复杂的问题,提出一种融合混合语义提示与拓扑感知的分割框架。构建了包含 7622 张精细标注影像的矿山语义分割数据集(mine semantic segmentation, MSS),并提出了融合双编码器结构与多尺度特征聚合的混合语义提示实例分割方法(mine segment anything model, Mine-SAM),将基础模型的全局上下文与专家模型的局部细粒度特征深度耦合,该方法在目标检测平均精度(average precision box, $P_{A,box}$)和实例分割平均精度(average precision mask, $P_{A,mask}$)指标上分别达到 64.4% 和 65.2%;同时开发了结合图卷积网络与像素级对比学习的语义分割方法(semantic mine segmentation, SemMSeg),通过图卷积网络捕捉矿区要素间的空间依赖与结构约束,实现了交并比(intersection over union, IoU)73.38% 和精确度(Precision)85.03% 的分割精度,为露天矿山自动监测提供了可靠技术路径,对推动遥感图像智能解译具有不可或缺的应用价值。

关键词 露天矿山分割;实例分割;提示学习;图卷积网络

露天矿山的高效运营与科学监管高度依赖于精准的空间信息获取^[1-2]。早期矿山识别研究主要依赖中低分辨率遥感数据与基础机器学习算法,识别结果将复杂的矿山地表元素合并简化为“建设用地”等单一类别,存在识别粒度粗和缺失细节层次等问题^[3],近年来,深度学习凭借强大的特征学习能力成为该领域主流^[4-5]。现有研究人员已基于 EG-UNet、DeepLabv3+

等技术有效提升了识别精度,展现了技术融合的显著进展^[6-7]。在深度学习可用数据集方面,虽然已有 Silva 等^[8]的矿山废弃物数据集、Wang 等^[9]的高分辨率开采数据集和 2024 年开源的 CUG_MISDataset 等^[10]公开数据集,但仍存在标注质量不一、覆盖不均等问题,制约了模型泛化能力;此外,露天矿山具有复杂的拓扑结构,传统分割算法难以处理这种复杂的拓扑关系和多样化的矿山地貌,亟需开发图卷积网络等^[11-14]更先进的算法以应对这些挑战。Meta AI 开发的分割一切大模型(segment anything model, SAM)凭借零样本泛化能力为样本稀缺任务提供了新思路^[15],结合低秩自适应(low-rank adaptation, LoRA)等微调技术^[16-17],遥感影像分析正由通用分割转向针对多尺度目标、时空一致性及多源异构数据深度适配的精准语义理解。

1. 山东建筑大学土木工程学院, 济南 250101

2. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083

3. 自然资源部国土卫星遥感应用中心, 北京 100048

4. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101

5. 中国科学院大学资源环境学院, 北京 100049

收稿日期: 2025-12-10; 修回日期: 2026-03-01

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFE0208000); 国家青年科学基金项目(42202280); 国家自然科学基金面上项目(42571497)

作者简介: 孙铭泽, 硕士研究生, 研究方向为矿区生态修复, 电子信箱: 35986138@qq.com; 张婉秋(通信作者), 博士研究生, 研究方向为矿区生态修复, 电子信箱: BQT2200204006T@student.cumt.edu.cn; 林刚(通信作者), 副研究员, 研究方向为矿山资源综合利用、资源耦合系统建模等, 电子信箱: lingang@igsnr.ac.cn

引用格式: 孙铭泽, 王军, 张婉秋, 等. 基于 SAM 和提示学习的露天矿山分割方法[J]. 科技导报, 2026, 44(6): 76-82; doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2025.12.00121

基于上述存在问题与不足,提出一种针对露天矿山识别的基于 SAM 和提示学习的框架以及其改进方法,通过图结构建模、图卷积特征聚合和对比学习优化,实现了对露天矿山复杂空间布局和细微语义特征的精准建模,为后续模型的微调和性能提升提供了坚实的理论基础和技术支持。

1 基于混合语义提示的实例分割方法

本研究提出基于混合语义提示的 SAM 改进了一种实例分割方法(Mine-SAM),该框架保留 SAM 的预训练编码器、解码器及原提示编码器,并将其冻结参数以高效利用 SAM 的零样本泛化能力,同时引入外部专家模型,通过分析遥感图像特征生成适配复杂场景的提示,引导解码器生成更精确的露天矿山分割掩码(图 1)。

在基于 SAM 的改进框架中,采用双编码器结构处理输入图像,一个是具有大规模预训练参数的 SAM 图像编码器 $\Phi_{\text{SAM-Encoder}}$,另一个是具有较小可学习参数的实时实例分割模型(you only look at coefficients, YOLACT)图像编码器 $\Phi_{\text{Seg-Encoder}}$ ^[18]。通过这 2 个编码器分别获得具有全局依赖性的图像 F_{SAM} 和具有高频细节特征的图像 F_{Seg} 。 F_{Seg} 经预测网络进一步生成符合 SAM 提示格式的实例掩码 U_{Mask} 与边界框 U_{Box} ,其流程可表示为:

$$U_{\text{Mask}} = \Phi_{\text{Mask-Head}}(F_{\text{Seg}}) \quad (1)$$

$$U_{\text{Box}} = \Phi_{\text{Box-Head}}(F_{\text{Seg}}) \quad (2)$$

式中, $\Phi_{\text{Mask-Head}}$ 表示掩码预测头; $\Phi_{\text{Box-Head}}$ 表示边界框

预测头网络。

采用多尺度特征聚合模块聚合 SAM 编码器逐层特征,此外,融合 SAM 多尺度增强特征、外部语义特征及经其提示编码器处理,生成最终融合提示以提升 SAM 实例分割能力。实例分割主要采用平均精度 P_A 作为核心评价指标, P_A 表达式为

$$P_A = \int_0^1 P(R) dR \quad (3)$$

2 面向拓扑结构与细粒度语义对齐的语义分割方法

针对露天矿山复杂拓扑结构的分割难题,本研究提出面向拓扑结构与细粒度语义对齐的语义分割方法(SemMSeg)。该方法基于可微调 SAM 编码器提取特征,将图像转换为图结构,利用图卷积网络建模像素间空间关系^[19],有效捕捉矿山区域的拓扑特征与实例依赖。结合对比学习强化特征区分能力,利用双分割头设计提升精度与鲁棒性,实现对矿山结构的精准分割(图 2)。

为解决预训练模型微调时的计算瓶颈,将 LoRA^[20] 技术引入 SAM 编码器部分,通过在编码器中引入低秩矩阵且仅更新这些低秩参数、保持原有权重不变,在不增加模型参数规模的前提下,实现对露天矿山分割任务的高效适配。同时,采用具有瓶颈层(bottleneck)结构的适配器(adapter)模块^[21],这种结构可以在不改变原始特征维度的情况下,实现特征的非线性变换和增强。计算公式为

$$X_{\text{down}} = X_{\text{in}} W_{\text{down}} + B_{\text{down}} \quad (4)$$

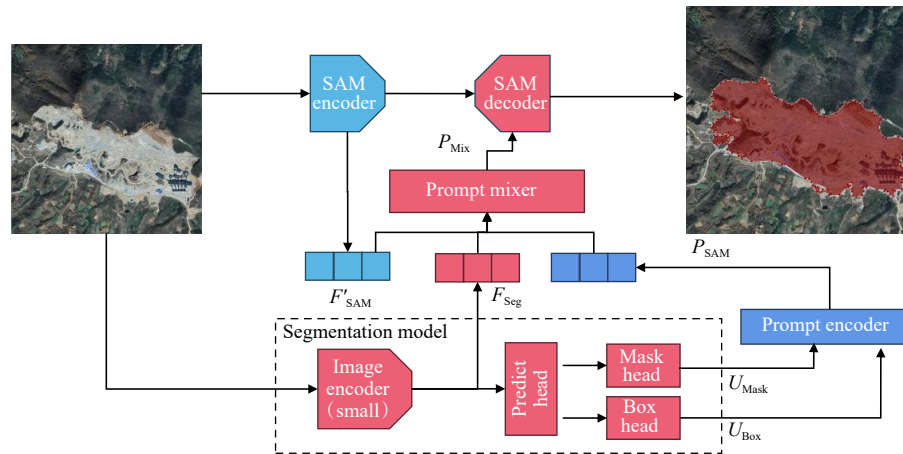


图 1 基于混合语义提示的 SAM 改进框架

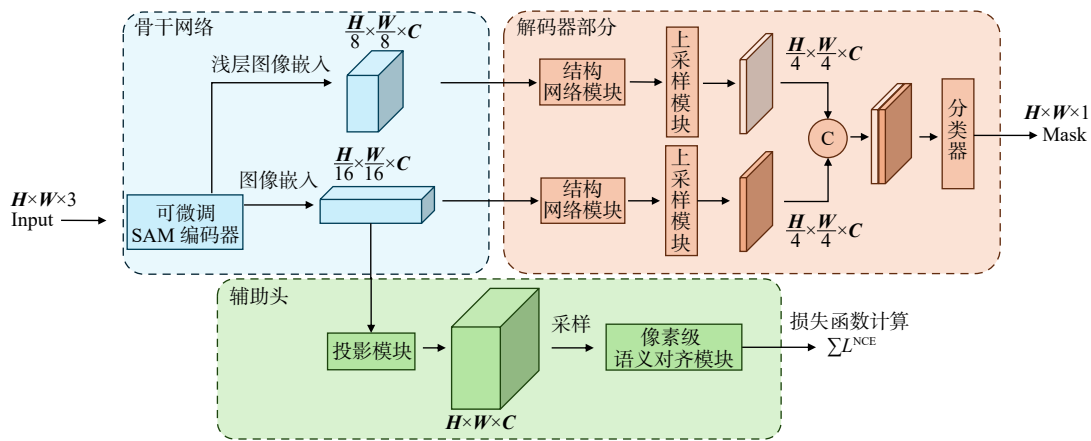


图2 结合图卷积与像素级对比学习的语义分割整体网络框架

式中, $\mathbf{X}_{in}$ 为输入特征, $\mathbf{W}_{down}$ 和 $\mathbf{B}_{down}$ 分别为下投影的权重矩阵和偏置项。

随后, 使用修正线性单元 (rectified linear unit, ReLU) 激活函数对降维后的特征进行非线性变换, 最后, 上投影操作将激活后的特征再扩展回原始维度 $\mathbf{X}_{up}$, 其中, $\mathbf{W}_{up}$ 和 $\mathbf{B}_{up}$ 为上投影的权重矩阵和偏置项, 计算公式为

$$\mathbf{X}_{up} = \mathbf{X}_{ac} \mathbf{W}_{up} + \mathbf{B}_{up} \quad (5)$$

像素级语义对齐策略通过对比学习机制, 在特征空间拉近同类像素、推远异类像素, 有效弥合了自然影像与遥感影像的域间差异, 显著提升了模型对矿山复杂场景的特征辨识能力。在该方法中, 对比损失针对每个像素 i , 以同类像素为正样本、不同类像素为负样本, 对于每个像素 i , 对比损失可以表示为

$$L_i^{NCE} = \frac{1}{|P_i|} \sum_{i^+ \in P_i} -\log \frac{\exp(i \cdot i^+ / \tau)}{\exp(i \cdot i^+ / \tau) + \sum_{i^- \in N_i} \exp(i \cdot i^- / \tau)} \quad (6)$$

式中, P_i 为正样本集合, N_i 为负样本集合, τ 为温度超参数, 用于调节正负样本之间的对比强度。

3 实验与分析

3.1 数据集构建

为了构建针对广义矿山语义分割数据集 MSS, 收集了 2020 年后露天矿山的 26525 个露天矿点位数数据, 包括露天矿山、废石堆、储料场、堆积场、沉陷区及其他露天区域, 选择 Google Maps 16 级别 1.89 m 分辨率的影像作为主要数据源, 同时以 World Imagery

空间分辨率为 2.4 m 的影像作为补充数据源, 采用 SAM 模型自动预分割与人工精细化校正相结合的方式, 删除了模型误判的具有独特纹理的区域, 并对重叠或相邻的检测目标进行合并处理, 确保对矿区、废石堆等要素的精准标注。最终选取 7622 张影像作为数据集, 按 6:4 比例划分为 4573 张训练样本和 3049 张测试样本。

3.2 基于混合语义提示的实例分割

在 MSS 数据集的实例分割对比实验中, 平均精度按不同 IoU 阈值可以细分为 P_A^{50} 、 P_A^{75} 和 P_A , 对于 P_A^{50} 、 P_A^{75} , 其阈值分别为 0.5 和 0.75, P_A 则表示阈值从 0.5 到 0.95 步长为 0.05 上的平均精度, 值越高, 所需要的标准越严苛。如表 1 所示, Mine-SAM 方法性能最优, 其 $P_{A,box}$ 为 64.4, $P_{A,box}^{50}$ 为 81.2, $P_{A,box}^{75}$ 为 73.7; 同时, 在分割性能上, $P_{A,mask}$ 、 $P_{A,mask}^{50}$ 和 $P_{A,mask}^{75}$ 分别达到了 65.2、81.8 和 73.5, 均为所有方法中最佳或与最佳值持平。传统方法的分割性能均略逊于基于 SAM 的改进方法, 这主要是由于传统的边界框标注方法难以精确覆盖复杂目标, 导致无法区分“矿坑”与“普通坑洞”而输出错误框。这表明 Mine-SAM 在捕捉目标细

表 1 在 MSS 数据集上的实例分割对比实验 (单位/%)

方法	$P_{A,box}$	$P_{A,box}^{50}$	$P_{A,box}^{75}$	$P_{A,mask}$	$P_{A,mask}^{50}$	$P_{A,mask}^{75}$
Mask R-CNN ^[22]	59.8	77.7	68.7	56.0	78.4	69.0
HTC ^[23]	61.6	79.0	70.0	60.9	79.3	70.5
Mask2Former ^[24]	62.4	78.5	70.2	62.3	79.7	71.4
SAM-seg (Mask R-CNN)	63.3	80.8	73.7	63.1	80.9	72.9
RSPrompter-anchor	62.2	81.1	71.3	55.6	80.2	63.9
Mine-SAM	64.4	81.2	73.7	65.2	81.8	73.5

节、精确定位及分割密集目标上优势显著。

为评估 Mine-SAM 各组件有效性,本研究在 MSS 数据集上开展消融实验,如表 2 所示,针对框提示 U_{Box} 、掩码提示 U_{Mask} 、SAM 特征 F_{SAM} 、外部模型特征 F_{Seg} 及多源特征聚合模块 F_{agg} ,测试不同模型变体的 $P_{\text{A,box}}$ 与 $P_{\text{A,mask}}$ 。结果显示:仅用 U_{Mask} 时, $P_{\text{A,box}}$ 与 $P_{\text{A,mask}}$ 分别为 63.1 与 64.7,反之,仅用 U_{Box} 时,2 项指标降至 59.3、58.2。针对编码器特征部分,移除任一组件均致性能下降,这表明 F_{SAM} 、 F_{Seg} 与 F_{agg} 模块在全局语义提取与多尺度融合中具有互补作用,共同保障了模型的优异性能。

在 MSS 数据集上的可视化实验结果表明(图 3),不同算法在露天矿山实例分割任务中表现出明显的性能差异。基于 SAM 的改进模型中, SAM-det 因依赖外部检测器而在复杂纹理区域表现不稳定,而 SAM-seg 和 RSPrompter-anchor 通过改进解码器或

提示策略实现了显著提升,但仍存在边界不连续等问题,本研究提出的 Mine-SAM 凭借混合语义提示与多尺度特征融合,在主体识别准确性和边界连续性上均优于 SAM-det、SAM-seg 等方法。

表 2 在 MSS 数据集上的 Mine-SAM 组件消融实验

U_{Box}	U_{Mask}	F_{SAM}	F_{Seg}	F_{agg}	$P_{\text{A,box}}/\%$	$P_{\text{A,mask}}/\%$
	√	√	√	√	63.1	64.7
√		√	√	√	59.3	58.2
√	√				56.1	57.2
√	√		√		60.7	61.3
√	√			√	58.3	59.1
√	√	√		√	59.6	61.6
√	√	√	√		61.8	63.7
√	√		√	√	63.4	64.2
√	√	√	√	√	64.4	65.2

注:“√”表示模型中引入了该组件;空白表示未引入该组件。

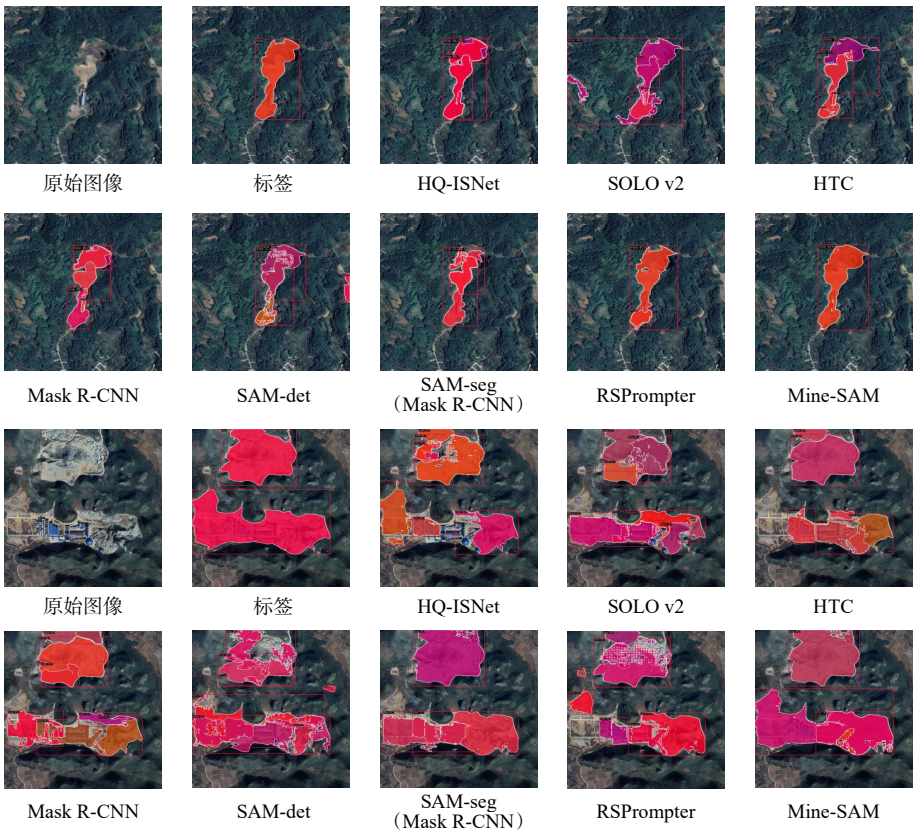


图 3 在 MSS 数据集上的可视化实验

3.3 面向拓扑结构和细粒度语义对齐的语义分割

在 MSS 数据集上的实验结果如表 3 所示,可以明显看出 SemMSeg 在 IoU、F1 分数(F1-score)、精

确度(precision)和召回率(recall)指标上分别达到了 73.38%、84.65%、85.03% 和 85.06%,均优于其他对比方法。相比之下,传统的 U-Net 等方法主要依赖局部

卷积算子,难以捕捉露天矿山跨越数千米的空间依赖关系,且在处理矿山细微边缘和不规则小目标时明显乏力。证明了所提出方法在分割精度和鲁棒性方面的有效性。

表 3 在 MSS 数据集上的语义分割对比试验(单位/%)

方法	IoU	F1-score	Precision	Recall
U-Net ^[25]	63.63	77.78	76.26	79.36
PSPNet ^[26]	66.69	80.02	77.48	82.73
DeepLabv3+ ^[27]	71.31	83.26	82.10	84.44
SemMSeg	73.38	84.65	85.03	85.06

为探究像素对采样策略在语义分割性能方面的影响,在 MSS 数据集上进行消融实验,模型性能随约束策略增强而阶梯式提升,基线模型 IoU 为 70.43%,引入图片内像素约束后升至 71.45%,最终采用图片间约束的 SemMSeg 模型达到最优 73.38%。

在拓扑结构解析模块消融实验中,以图卷积为基础,验证各子模块对性能的影响,结果表明,在图卷积基础上分别引入多层感知机(multi-layer perceptron, MLP)或前馈神经网络(feed-forward network, FFN)层

可将 IoU 提升至 69.02% 与 69.29%,而同时引入二者时 IoU 显著提高至 73.38%,如表 4 所示。

表 4 在 MSS 数据集上的拓扑结构解析模块消融实验

图卷积	MLP 层	FFN 层	IoU/%	F1-score/%	Precision/%	Recall/%
√			67.52	80.61	82.08	79.2
√	√		69.02	81.67	82.23	81.12
√		√	69.29	81.86	83.11	83.69
√	√	√	73.38	84.65	85.03	85.06

注:“√”表示模型中引入了该组件;空白表示未引入该组件。

在图 4 所示的 MSS 数据集可视化对比中,本研究提出的 SemMSeg 方法展现出显著优势。传统算法中,U-Net 和 FCN 虽能识别矿山整体轮廓,但存在边界缺口和过度分割问题;SegNet 通过池化索引机制保留了部分边缘信息,却在复杂形态区域产生漏分错分;PSPNet 与 DeepLabv3+等先进模型虽提升整体精度,但对小目标及边缘细节的处理仍显不足。相比之下,SemMSeg 不仅准确识别大范围矿山区域,更能精准贴合自然地物分界线,在细微边缘处有效避免分割

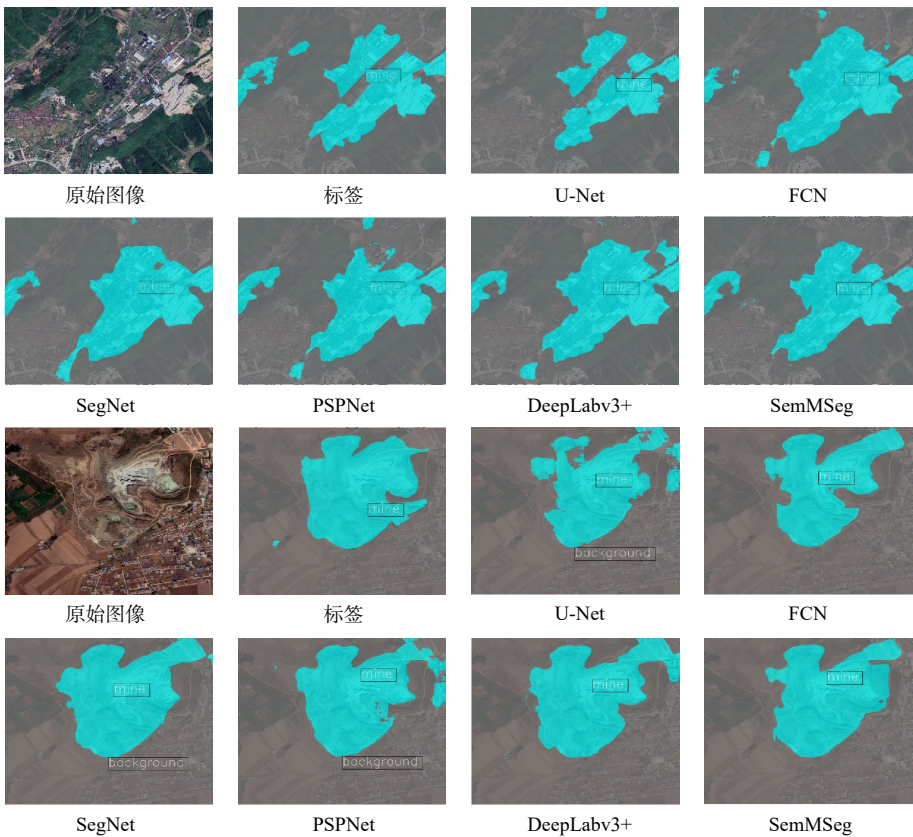


图 4 MSS 数据集上的可视化实验

错误,其生成结果与真实标注高度吻合,验证了该方法在复杂拓扑结构捕捉和边界细节保留方面的卓越性能。

4 结论

针对露天矿山分割中存在的数据集缺乏、类内类间差异大及拓扑结构复杂等挑战,提出一种融合混合语义提示与拓扑感知的分割框架。首先,构建了高质量露天矿山分割数据集 MSS,包含 7622 张精细标注影像,为模型训练提供了坚实数据基础;其次,提出了基于混合语义提示的实例分割方法 Mine-SAM,通过融合多源提示信息在 MSS 数据集上实现了 $P_{A,box}$ 为 64.4% 和 $P_{A,mask}$ 为 65.2% 的优异性能;最后,开发了面向拓扑结构与语义对齐的语义分割方法 SemMSeg,结合图卷积网络与对比学习机制,在 MSS 数据集上取得了 IoU 为 73.38% 和精确度为 85.03% 的领先表现。在未来,露天矿山分割研究仍需聚焦于提升模型季节鲁棒性,通过引入数据增强和迁移学习等技术,提升模型在动态环境中的适应能力;同时,加强数据集的开放与标准化工作,构建全球标准数据集,提升矿山数据集的完整性。本研究为露天矿山自动化监测、环境保护与资源管理等提供科学参考,能够为矿山边界精准提取、生态修复评估和资源监管提供可靠的技术支持,提升矿山管理效率与决策水平。

参考文献 (References)

- [1] Meng X L, Zhang D, Dong S J, et al. Open-pit granite mining area extraction using UAV aerial images and the novel GIPNet[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(5): 789.
- [2] Li Z B, Zhao Y L, Ren H, et al. A novel index for detecting bare coal in open-pit mining areas based on Landsat imagery[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(24): 4648.
- [3] Qiao Q H, Li Y Y, Lü H Q. Open-pit mining area extraction using multispectral remote sensing images: A deep learning extraction method based on Transformer[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(14): 6384.
- [4] 宋仁忠, 郑慧玉, 王党朝, 等. 基于深度学习和高分辨率遥感影像的露天矿地物分类方法[J]. *中国矿业*, 2022, 31(7): 102-111.
- [5] 李茹, 鲁海峰. 基于多尺度卷积神经网络的矿山监控图像识别研究[J]. *唐山学院学报*, 2023, 36(6): 5-10, 16.
- [6] Zhou G D, Xu J H, Chen W T, et al. Deep feature enhancement method for land cover with irregular and sparse spatial distribution features: A case study on open-pit mining[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 4401220.
- [7] Wang Y, Yang L, Liu X, et al. An improved semantic segmentation algorithm for high-resolution remote sensing images based on DeepLabv3[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 9716.
- [8] Silva M, Hermosilla G, Villavicencio G, et al. Automated detection and analysis of massive mining waste deposits using sentinel-2 satellite imagery and artificial intelligence[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(20): 4949.
- [9] Wang C S, Chang L L, Zhao L R, et al. Automatic identification and dynamic monitoring of open-pit mines based on improved mask R-CNN and transfer learning[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(21): 3474.
- [10] Zhu Y Q, Chen W T, He W X, et al. CUG_MISDataset: A remote sensing instance segmentation dataset for improved wide-area high-precision mining land occupation recognition[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 16476-16486.
- [11] 王寅达, 陈嘉辉, 彭玲, 等. 高分辨率关系图卷积网络遥感语义分割方法[J]. *中国科学院大学学报(中英文)*, 2025, 42(1): 107-115.
- [12] Li X J, Kong P, Chen W T, et al. EDG-Net: Edge-enhanced dynamic graph convolutional network for remote sensing scene classification of mining-disturbed land[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 18: 17622-17637.
- [13] Zheng G X, Jiang Z G, Zhang H. HRRF: A hierarchical recursive reasoning framework for high-resolution remote sensing semantic segmentation[J]. *Geocarto International*, 2025, 40(1): 2583334.
- [14] Kirillov A, Mintun E, Ravi N, et al. Segment anything[C]// Proceedings of IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 3992-4003.
- [15] Yu T, Feng R S, Feng R Y, et al. Inpaint anything: Segment anything meets image inpainting[EB/OL]. 2023: arXiv: 2304.06790. <https://arxiv.org/abs/2304.06790>.
- [16] 李天文, 童星, 李俊涛, 等. 面向露天矿山无人机遥感影像机械小目标识别的CDMG-YOLO模型[J]. *工矿自动化*, 2025, 51(11): 76-86.
- [17] 陈诗琪, 杨学, 朱荣强, 等. 面向遥感图像解译的参数高效微调研究综述[J]. *中国图象图形学报*, 2026, 31(1): 212-242.
- [18] Bolya D, Zhou C, Xiao F Y, et al. YOLACT: Real-time instance segmentation[C]// Proceedings of IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2019: 9156-9165.
- [19] 董霁红, 王立兵, 冯晓彤, 等. 黄河流域煤炭-煤电-煤化工

- 场地特征精准智能识别方法及应用[J]. 煤炭学报, 2024, 49(2): 1011–1024.
- [20] Hu E J, Shen Y L, Wallis P, et al. LoRA: Low-rank adaptation of large language models[EB/OL]. 2021: arXiv: 2106.09685. <https://arxiv.org/abs/2106.09685>.
- [21] Wu J D, Ji W, Liu Y P, et al. Medical SAM adapter: Adapting segment anything model for medical image segmentation[EB/OL]. 2023: arXiv: 2304.12620. <https://arxiv.org/abs/2304.12620>.
- [22] He K M, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask R-CNN[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 2980–2988.
- [23] Chen K, Pang J M, Wang J Q, et al. Hybrid task cascade for instance segmentation[C]//Proceedings of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 4969–4978.
- [24] Cheng B W, Misra I, Schwing A G, et al. Masked-attention mask transformer for universal image segmentation[C]//Proceedings of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 1280–1289.
- [25] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[M]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234–241.
- [26] Zhao H S, Shi J P, Qi X J, et al. Pyramid scene parsing network[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 6230–6239.
- [27] Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[M]. Computer Vision–ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 833–851.

An open-pit mine segmentation method based on SAM and prompt learning

SUN Mingze¹, WANG Jun¹, ZHANG Wanqiu^{2*}, LIU Kun³, LIN Gang^{4,5*}

1. School of Civil Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China

2. College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China

3. Land Satellite Remote Sensing Application Center, Ministry of Natural Resources, Beijing 100048, China

4. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

5. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract Accurately acquiring the spatial distribution of open-pit mines is vital for "green mine" development and dynamic geological monitoring. To overcome the inherent challenges of dataset scarcity, drastic intra- and inter-class differences, and complex topological structures in this field, we propose a segmentation framework integrating hybrid semantic prompting and topological awareness. We constructed a specific dataset named Mine Semantic Segmentation (MSS). MSS contains 7,622 finely annotated images of open-pit mines. Based on MSS, we propose an instance segmentation method called Mine Segment Anything Model (Mine-SAM). Mine-SAM employs a dual-encoder structure. It also utilizes multi-scale feature aggregation techniques. The model couples global context from foundation models with local fine-grained features from expert models. Mine-SAM achieved an Average Precision box ($P_{A,box}$) of 64.4%. The Average Precision mask ($P_{A,mask}$) score reached 65.2%. In addition, we developed a semantic segmentation method named SemMSeg. This method combines graph convolutional networks (GCN) with pixel-level contrastive learning. The GCN captures spatial dependencies among mining elements. It also enforces structural constraints within the model. SemMSeg achieved an Intersection over Union (IoU) of 73.38%. The precision of the method reached 85.03%. These techniques provide a technical path for automatic mine monitoring. The findings contribute to the intelligent interpretation of remote sensing imagery.

Keywords open-pit mine segmentation; instance segmentation; prompt learning; graph convolution network ●



(责任编辑 傅雪)