引文格式：马世斌,辛荣芳,李宗仁,等. 利用多尺度挤压激励网络提取煤矿采场[J]. 地理空间信息, 2026, 24(5): 16-20. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.05.004

利用多尺度挤压激励网络提取煤矿采场

马世斌[1,2,3]，辛荣芳[1,2,3]，李宗仁[1,2,3*]，黄　丽[1,2,3]，王泰山[1,2,3]，孔德才[1,2,3]
（1. 青海省地质调查院，青海 西宁 810012；2. 青海省青藏高原北祁连地质过程与矿产资源重点实验室，青海 西宁 810012；
3. 青海省遥感大数据工程技术研究中心，青海 西宁 810012）

摘　要：由于采场目标规模庞大、场景复杂度高，传统方法往往难以实现完整且准确的提取。提出了一种基于深度卷积神经多尺度挤压激励（SE）网络的高分辨率遥感影像煤矿采场提取方法。以U-Net语义分割网络为框架，以EfficientNet-B3网络为骨干网络，通过精心设计并引入SE结构，更有效地挖掘多层次多尺度的特征信息，从而提升采场提取的精度和完整性。为深入分析引入SE模块的特征提取效果，设计了未引入多尺度策略、引入多尺度策略1、同时引入多尺度策略1和2的对比实验。结果显示，3种模型的平均交并比分别为0.751 9、0.799 8和0.810 4，准确率分别为0.969 2、0.978 5和0.989 0，说明该模型可有效提升采场提取的完整性和准确性。

关键词：采场；卷积神经网络；多尺度特征；SE模块；EfficientNet
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）05-0016-05

Coal Mining Area Extraction Based on Multi-scale Squeeze-and-excitation Network

MA Shibin[1,2,3], XIN Rongfang[1,2,3], LI Zongren[1,2,3], HUANG Li[1,2,3], WANG Taishan[1,2,3], KONG Decai[1,2,3]
(1. Institute of Geological Survey of Qinghai Province, Xining 810012, China;
2. Qinghai-Tibet Plateau During the North Qilian Geology and Mineral Resources Laboratory of Qinghai Province, Xining 810012, China;
3. Qinghai Remote Sensing Big Data Engineering Technology Research Center, Xining 810012, China)

Abstract: Due to the large scale of mining area targets and the high complexity of scenes, traditional methods often fall short in achieving complete and accurate extractions. To tackle this issue, we presented a coal mining area extraction method from high-resolution remote sensing images based on deep convolutional neural multi-scale squeeze-and-excitation (SE) network. This method takes U-Net semantic segmentation network as its framework and EfficientNet-B3 network as the backbone. By meticulous design and introducing the multi-scale SE structure, it is aimed at more effectively mining multi-level and multi-scale feature information, thus enhancing the accuracy and integrity of coal mining area extraction. To thoroughly analyze the feature extraction effect of introducing SE module, we carried out experiments on three designed networks, one without the multi-scale strategy, one with multi-scale strategy 1, and one with both multi-scale strategy 1 and 2. The results show that the mean intersection over unions of three models are 0.751 9, 0.799 8 and 0.810 4, and the verification accuracy are 0.969 2, 0.978 5 and 0.989 0, respectively, which illustrates that this model can effectively enhance the integrity and accuracy of coal mining area extraction.

Key words: mining area, convolutional neural network, multi-scale feature, SE module, EfficientNet

作为我国能源体系的核心组成部分，煤炭资源不仅支撑着国家经济的持续发展，更是保障民生需求的重要基础。长久以来煤炭资源开发采用较粗犷的模式，还存在非法开采破坏环境等问题，为保障煤炭资源的健康合理开发，避免越界开采，监管偷采、盗采、乱采行为，及时发现煤矿开采变化情况尤为重要。随着遥感技术的发展，基于海量高频遥感影像的煤矿开采解译是获取煤矿开采信息的有效手段。传统解译方法主要依靠人工作业，存在成本高、时效性差等问题，难以全面、快速发现煤矿开采情况的分布与变化。近年来国内外学者根据矿区特点，在矿区要素自动提取方面进行了较多探索[1-3]。深度学习技术[4-5]已成功应用于计算机视觉领域，展现出卓越的识别精度和高效的运算速度，为遥感影像信息的分类提取提供了新思路[6]，其中U-Net网络凭借其编码器—解码器对称结构和跳跃连接机制，在遥感影像语义分割中广泛应用[7-11]。然而，煤矿开采场景具有强空间异质性，尺度变化范围广、地物组成复杂，现有U-Net网络受限于特征提取能力与多尺度信息融合机制，难以精准捕捉不同尺度下煤矿开采面的细微纹理差异与结构特

项目来源：2025年青海省“昆仑英才·高端创新创业人才”拔尖人才专项资金资助项目。
第一作者简介：马世斌（1983—），本科，高级工程师，研究方向为自然资源遥感调查与监测，E-mail：41181908@qq.com。
通信作者：李宗仁（1987—），硕士研究生，高级工程师，研究方向为自然资源遥感调查与监测，E-mail：303523234@qq.com。

征，导致提取结果的完整性与精度无法满足实际应用需求。因此，本文以煤矿开采面自动化提取为研究对象，通过构建典型煤矿开采场景样本数据集，融合EfficientNet网络、挤压激励（SE）模块与多尺度特征融合策略对U-Net模型进行改进，旨在提升煤矿开采图斑的提取效率与准确性。

1　研究方法

1.1　煤矿开采面数据集构建

本文研究的煤矿采场是指采掘状态的煤矿开采区，目前没有高分辨率遥感煤矿采场语义分割数据集公开，因此聚焦煤矿采场这一特定场景，通过高精度遥感影像采集与专业标注，构建了首个面向煤矿采场的高分辨率遥感语义分割数据集，不仅涵盖了多样化的地质特征和开采场景，还特别针对煤矿采场的复杂环境进行了精细化标注，为后续的模型训练与验证提供了坚实的数据基础。

以国产高分、资源等高分辨率卫星影像为数据源，选取青海木里、陕西铜川、山西平鲁和内蒙古准噶尔等典型煤矿开采区域，经过几何校正、配准、融合等步骤生成2 m融合影像数据，再采用人工目视解译方法采集类别丰富的煤矿开采相关图斑。由于个别采场尺寸较大，本文按512像素×512像素规格对标注数据进行裁剪，得到2 890组样本；再按9∶1的比例划分训练集和验证集。数据集涉及的采场类型较多，存在很多与采场类似的图像场景负例，如堆煤场、施工采掘地等；同时煤矿采场图斑按场景采集，煤矿多为边开采边修复，场景图斑存在混合或没有明显边界的情况。

1.2　多尺度SE-UNet网络设计

在采场特征提取研究中，多尺度特征和易混淆特性对模型的敏感性和准确性提出了更高要求，尤其是在多尺度语义结合能力方面。因此，采场特征提取与优选能力以及模型尺寸成为设计提取模型时主要考虑的因素。本文选取U型对称结构的U-Net网络[12]作为基础框架，通过构建跳跃连接来实现多尺度损失计算和优化，从而形成更强的特征抽象能力。为有效弥补U-Net网络在特征提取上的不足，本文引入了EfficientNet网络[13]，通过复合放缩方法实现了宽度、深度和图像分辨率的平衡，是轻量级网络中特征提取能力突出的代表之一。为进一步提升网络对复杂大尺度目标的识别能力，本文在多种尺度特征中引入了SE模块[14]，通过注意力机制建立通道与关键信息的相关性，从而增强网络对多尺度特征的优选能力。具体而言，本文采用U-Net网络与EfficientNet-B3网络相结合的方式构建采场提取多尺度SE-UNet网络结构（图1），其中A、B为设计引入的多尺度SE（MSE）结构，用于增强特征选择能力；C为卷积模块。该网络不仅能更好地捕捉采场的多尺度特征，还能在复杂场景中实现更精准的特征提取和识别。

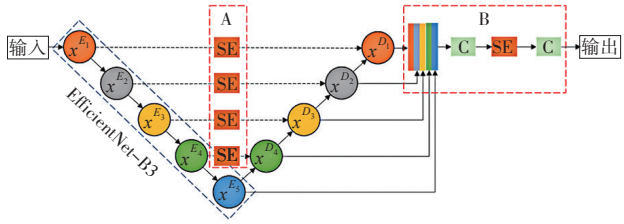


图1　多尺度SE-UNet网络结构

1）MSE模块。在神经网络中每个通道图的特征可视为特定类别的响应，这些不同语义的响应之间存在复杂的关联性。通过深入挖掘通道图之间的依赖关系，能突出具有强依赖性的特征映射，从而显著改善特定语义的特征表示。为进一步优化该过程，本文引入了SE模块，在通道维度上执行注意力操作，使模型能更加聚焦于信息量最大的通道特征，有效抑制相对不重要的通道特征。SE模块的计算过程为：①通过全局平均池化操作，将原始特征的空间维度压缩为1×1×C，C为通道数；②对压缩后的通道特征进行两次全连接计算，得到通道权重因子；③将权重因子应用于原始特征层上，实现特征的重新校准。SE模块不仅增强了模型对关键特征的敏感性，还提升了整体特征提取的精度和效率。在语义分割领域，有效利用不同尺度特征是提升复杂场景下多尺度目标提取效果的关键[15]。本文采用的EfficientNet骨干网络通过引入SE模块来优化特征表示。为进一步提升多尺度特征的利用效率，本文设计了两种MSE模块的引入方式：①在2倍、4倍、8倍和16倍下采样特征层到上采样特征层的跳连中分别引入SE模块（图1中A部分），通过在特征传递路径中嵌入SE模块的方式对不同尺度特征进行动态加权，从而增强网络对多尺度目标的感知能力；②在2倍、4倍、8倍和16倍解码特征层与32倍下采样特征层进行拼接融合后，连接深度可分离卷积，再引入SE模块（图1中B部分），相当于对多尺度特征进行注意力提取，通过深度可分离卷积减少计算量的同时，利用SE模块进一步强化特征的重要性，从而提升模型在复杂场景下的表现。这两种方式不仅延续了传统SE模块在特征提取中的优势，而且进一步优化了多尺度特征的利用效率，为复杂场景下的语义分割任务提供了新的解决方案。

2）EfficientNet骨干网络。EfficientNet网络的独特之处在于，能通过宽度、深度和分辨率的协同放缩构建高效且灵活的网络架构。其核心模块是移动翻转瓶颈卷积（图2），由1×1卷积升维模块、深度可分离卷积模块、SE模块、1×1卷积降维模块以及残差加和机制等关键组件构成。1×1卷积模块由1×1卷积、批归一化和Swish激活函数组成，而深度可分离卷积模块则包括深度可分离卷积、批归一化和Swish激活函数，这些组件的协同作用使得MBConv模块在减少计算量的同时能有效提取多层次的特征信息。EfficientNet-B3作为EfficientNet系列中的典型变体，在复杂场景下的语义分割任务中表现出色，成为当前深度学习领域的重要研究方向之一。本文选取该网络作为语义分割任务特征提取的骨干网络。为充分利用其多尺度特征提取能力，选取2倍、4倍、8倍和16倍下采样层作为语义分割网络中跳连的特征层，不仅可增强网络对细节信息的捕捉能力，还通过跳连机制实现了高低层特征的融合，从而提升了语义分割的精度和鲁棒性。

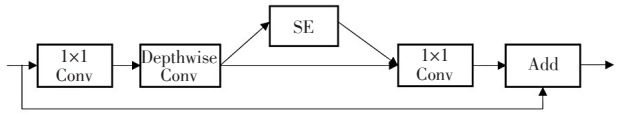


图2 移动翻转瓶颈卷积模块结构

3）损失函数。本文探讨的采场提取问题属于图像二分类语义分割的范畴，在传统二分类问题的优化过程中二分类交叉熵损失函数是最常用的损失函数之一。随着研究的深入，Dice损失函数[16]被引入语义分割领域，特别是在提升分割边界效果方面具有显著优势。考虑到采场目标的尺度较大，本文采用一种联合损失函数方法，结合二分类交叉熵损失函数与Dice损失函数的优势，在保持边界清晰度的同时，确保整体分割的准确性，不仅增强了模型的鲁棒性，还进一步优化了采场提取的效果。在机器学习中，交叉熵作为一种有效的度量工具，能够评估两个概率分布之间的差异程度。通过最小化该指标可实现对分布的优化调整，特别是在处理二分类问题时，专门设计的二分类交叉熵损失函数被广泛应用。二分类交叉熵损失函数可表示为：

$$L_b=-[y\log(\hat{y})+(1-y)\log(1-\hat{y})] \tag{1}$$

式中，y为样本标签，正例取值1，否则取值0；$\hat{y}$为模型预测像素为正例的概率。

Dice损失函数通过直接计算预测结果与真实标注之间的相似度来评估模型性能，能有效反映预测的准确程度，表达式为：

$$L_d=1-\frac{2|Y^{'}\cap Y|}{|Y^{'}|+|Y|} \tag{2}$$

式中，$Y^{'}$、Y分别为预测目标和标签目标的像素个数；$|Y^{'}\cap Y|$为二者的交集。

4）数据增强。针对采场这类样本稀缺的特殊地类，为显著提升数据多样性，本文采用一种创新的动态随机增强策略：对80%的训练数据进行多维度增强处理，经过实验验证该比例能有效平衡数据增强效果与模型训练稳定性。增强方法包含两个维度：在几何变换维度，首先通过随机裁剪将图像统一调整为256像素×256像素的标准尺寸，再施加0~30°的随机旋转，并配合水平、垂直以及多角度翻转等空间变换操作，以模拟采场在不同观测角度下的形态特征；在影像质量优化维度，设计了一套综合性增强方案，通过随机亮度调节（±20%）和色度调整（±15%）来模拟不同光照条件下的色彩表现，采用对比度拉伸（1.2~1.8倍）增强图像细节特征，同时结合点块噪声添加（噪声密度0.01~0.05）和高斯模糊处理（核尺寸3×3~7×7）模拟实际影像采集过程中可能出现的质量波动。这种多层次的动态随机增强策略不仅有效扩充了训练样本的多样性，还确保了增强后的数据能更好反映真实场景中的复杂变化，为后续模型训练提供更优质的样本基础。

5）预测方案。集成学习作为机器学习领域中快速提升模型性能的有效策略，在深度学习框架下展现出显著优势。预测增强（TTA）通过对预测数据进行多样化增强处理，显著提升了模型的泛化能力和预测精度。其核心思想是对输入数据进行多种形式的变换增强和预测，最后通过集成策略（如平均法）综合各预测结果以获得更可靠的最终输出。

本文采用的TTA策略[17]为：首先对原始影像进行水平翻转、垂直翻转、顺时针旋转90°以及逆时针旋转270°四种几何变换形成5种不同的输入形态（含原始影像）；再分别对这5种形态影像进行模型预测，获得对应的概率图，并通过算术平均法集成各概率图；然后通过设定最优阈值进行二值化处理，将概率图转化为二值分割结果；为进一步提升预测结果的准确性，采用开运算与闭运算的组合策略去除预测结果中的细小噪声图斑，最终得到精确、连续的目标提取结果。为确保预测结果的连续性和空间一致性，本文采用重叠滑窗预测策略，设置滑窗步长为窗口尺寸的1/4，预测过程中仅保留每个窗口中心3/4区域的结果，有效避免了边界效应带来的预测不连续问题。这一系列创新性的方法设计，不仅充分发挥了集成学习的优

势，还通过精细的后处理流程确保了预测结果的质量，为类似研究提供了可借鉴的技术路线。

值得注意的是，训练阶段采用的数据增强策略与测试阶段的TTA在功能和实现逻辑上存在显著差异并形成协同效应。训练阶段的数据增强在模型训练前实施，采用动态随机策略对80%的训练数据进行几何变换、影像质量优化等多维度组合增强，旨在扩大数据集规模、增强模型对复杂场景的适应性；而TTA应用于模型训练完成后的测试阶段，仅对测试数据执行基础几何变换，对变换后数据进行多次预测并集成结果，修正模型决策边界以提升泛化与预测精度。训练阶段的数据增强为模型提供丰富特征表达基础，TTA在测试阶段进一步挖掘模型潜力，共同构建“训练优化—测试提升”的完整技术链路；二者从训练和测试两端协同控制过拟合，并在提升预测精度上相辅相成，最终实现复杂场景下目标的高精度识别与提取。这种系统性的策略设计，不仅完善了研究方法的内在逻辑，更为模型在采场这类特殊地类识别任务中的应用提供了双重保障，有效提升了研究成果的可靠性与实用性。

2　实验结果与分析

2.1　评价指标

本文采用准确率（Accuracy）和平均交并比（mIoU）全面评估采场提取效果。Accuracy作为衡量模型性能的重要标准之一，主要反映模型正确预测的像素数量在总像素中的占比，能直观展示模型整体的预测精度；mIoU则进一步细化了评估标准，不仅考虑了预测的准确性，还关注了预测区域与实际区域的重叠程度，从而提供了更细致的性能分析。这两个指标的综合运用，能更全面地理解模型在采场提取任务中的表现，确保评估结果的科学性和可靠性。

在语义分割中，mIoU作为一种广泛使用的评估标准，特别针对二分类场景时，只需关注目标类别的IoU值，即

$$\mathrm{IoU}=\frac{P_{ii}}{P_i+P_j-P_{ii}} \tag{3}$$

式中，P_i、P_j分别为真实值、预测值的像素数；P_{ii}为将真实值预测正确的像素数。

2.2　不同模型对比

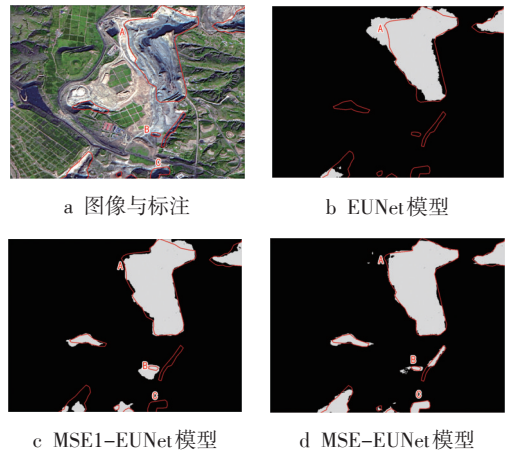
为全面评估MSE模块的有效性，本文设计了一个对比实验框架，构建了3种基于EfficientNet-B3-UNet架构的模型变体：基础模型EUNet未引入SE模块，作为对照组；MSE1-EUNet模型仅采用策略1的SE模块改进方案；MSE-EUNet模型同时整合了策略1和2的双重SE模块优化。通过实验验证（表1），3种模型在验证集上的Accuracy呈现明显的阶梯式提升，分别达到0.969 2、0.978 5和0.989 0，更重要的是，3种模型的mIoU分别达到了0.751 9、0.799 8和0.810 4，这种渐进式的性能提升不仅证实了SE模块的有效性，更凸显了双重策略协同优化的显著优势。

表1　不同模型的评价指标

模型类型	Accuracy	mIoU
EUNet	0.969 2	0.751 9
MSE1-EUNet	0.978 5	0.799 8
MSE-EUNet	0.989 0	0.810 4

对比MSE-EUNet与EUNet模型发现，MSE-EUNet模型的精度更高，mIoU指标提升了0.058 5；对比MSE1-EUNet和MSE-EUNet模型发现，同时引入两种MSE结构的策略能进一步提升模型精度，MSE-EUNet的mIoU比MSE1-EUNet模型提升了0.010 6，说明MSE结构的双重引入不仅增强了模型的特征提取能力，而且进一步优化了其在复杂场景下的分割性能，实现了更精准的语义分割效果。

3种模型的采场提取结果见图3，可以看出：①EUNet模型在检测小型采场目标时存在一定的漏检现象，而引入MSE结构的模型则能更全面地捕捉这些细节目标，说明引入MSE结构的模型在图斑召回率上显著优于EUNet模型；②图3b中EUNet模型在采场边界邻近开采修复区域A边界的检测精度低于图3c、图3d；③对比图3c和图3d中B位置，MSE1-EUNet模型的误检多于MSE-EUNet模型；④对比图3c和图3d中C位置，MSE-EUNet模型的召回率优于MSE1-EUNet模型。综合分析发现，MSE-EUNet模型在多个关键指标上均表现出显著优势：在图斑召回率方面，MSE-EUNet模型能更全面地捕捉目标区域，尤其是对小型采场目标的检测能力提升显著，有效减少了漏检现象；在边界精度方面，生成的边界更加贴合人工标注结果，展现了更高的细节还原能力；在图斑漏检率上，



a 图像与标注　b EUNet模型　c MSE1-EUNet模型　d MSE-EUNet模型

图3　不同网络模型的采场提取结果对比

MSE-EUNet也优于对比模型，进一步验证了其鲁棒性。这些性能的提升主要归功于MSE结构的引入，通过增强模型对多尺度特征的感知和融合能力显著提高提取精度，使其在复杂场景下的表现更加出色。

3 结 论

本文聚焦于高分辨率遥感影像下的煤矿采场提取任务，从数据构建和模型改进两方面展开研究。在数据方面，充分利用国产高分、资源等系列高分辨率遥感影像，构建了一套专门面向煤矿采场应用的2 m分辨率样本数据集，样本尺寸统一为512像素×512像素，样本数量为2 890组，为模型训练和评估提供了高质量的数据基础；在模型方面，创新性地结合EfficientNet、SE模块以及多尺度思想，对经典U-Net语义分割网络进行了改进，构建了MSE-EUNet，显著增强了网络对上下文语义特征的提取能力，使其能更好地适应复杂场景下的采场提取任务。模型效果评估结果表明，引入MSE模块的训练模型在精度上显著优于原始U-Net结构网络，mIoU提升了0.058 5；且MSE-EUNet模型的精度优于MSE1-EUNet模型，mIoU提升了0.010 6，说明MSE-EUNet模型在采场提取任务中表现出色，能有效减少漏提和误提现象，采场提取的完整度和边界精度均优于原始U-Net网络。这一成果为高分辨率遥感影像下的煤矿采场提取提供了一种高效可靠的解决方案。

然而，我国地域辽阔，地理环境和煤矿开采条件差异显著，不同区域的煤矿采场呈现出复杂多样的特点。在实际应用中，采场提取面临诸多挑战，如干扰因素多（地表植被、建筑物等）、开采判定难度大（尤其是小型或隐蔽采场）、采场区域边界模糊等，给高精度采场提取带来了较大困难。尽管本文提出的MSE-EUNet模型在采场提取任务中取得了显著进展，但仍存在一些局限性，如边界套合精度不足、少量误检等，这些问题在一定程度上影响了模型的实用性和鲁棒性。因此，后续研究将重点从以下方面展开：①样本扩展与优化，针对不同区域的地理特征和开采模式，进一步扩充和优化样本数据集，增加多样性和代表性，以提升模型在不同场景下的适应能力；②特征提取网络改进，探索更高效的特征提取网络结构，进一步增强模型对复杂场景和多尺度特征的感知能力；③网络鲁棒性设计，研究更加鲁棒的网络架构，通过引入抗干扰机制、多任务学习等方法，提高模型对干扰因素的抑制能力，减少误检和漏检现象；④边界优化与后处理，针对边界套合精度不足的问题，设计专门的边界优化模块或后处理方法，进一步提升采场边界的提取精度。未来研究将致力于构建更加精准、鲁棒和实用的煤矿采场提取模型，为高分辨率遥感影像下的矿产资源监测与管理提供更可靠的技术支持。

参考文献

[1] 祝振江. 基于面向对象分类法的高分辨率遥感影像矿山信息提取应用研究[D]. 北京:中国地质大学(北京),2010

[2] 马小平,杨雪苗,胡延军,等. 人工智能技术在矿山智能化建设中的应用初探[J]. 工矿自动化,2020,46(5):8-14

[3] 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

[4] 余俊峰. 基于机器学习的煤矸石图像识别方法研究[D]. 淮南:安徽理工大学,2020

[5] 程璐. 面向对象结合支持向量机(SVM)在露天矿区信息提取中的应用研究[D]. 西宁:青海大学,2017

[6] 荆平平,李兵,贾宗仁,等. 基于无人机遥感的信息提取研究[J]. 测绘与空间地理信息,2017,40(12):77-80

[7] 蔡祥,李琦,罗言,等. 面向对象结合深度学习方法的矿区地物提取[J]. 国土资源遥感,2021,33(1):63-71

[8] 申传庆,王凯,王文杰. 基于ResNet-UNet的地表覆盖自动分类技术研究[J]. 地理空间信息,2023,21(6):21-23

[9] 胡锋. 基于多光谱成像和深度学习的煤矸识别研究[D]. 淮南:安徽理工大学,2020

[10] 李莹. 基于深度学习的煤矸石目标检测方法研究[D]. 西安:西安科技大学,2020

[11] 潘勇卓,谢洪斌,杨雪,等. 深度学习在矿产资源卫片执法中的应用研究[J]. 四川地质学报,2019,39(4):679-682

[12] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[J]. Springer International Publishing,2015,27(2):69-74

[13] Tan M, Le Q V. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 18(3): 125-134

[14] Jie H, Li S, Gang S. Squeeze-and-excitation Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2017,25(1):99-106

[15] 孙凌辉,赵丽科,李琛,等. 融入CBAM的Res-UNet高分辨率遥感影像语义分割模型[J]. 地理空间信息,2024,22(2):68-70

[16] Sudre C H, Li W, Vercauteren T, et al. Generalised Dice Overlap as a Deep Learning Loss Function for Highly Unbalanced Segmentations[C]. International Workshop on Deep Learning in Medical Image Analysis International Workshop on Multimodal Learning for Clinical Decision Support,2017

[17] Jia D, Wei D, Socher R, et al. ImageNet: A Large-scale Hierarchical Image Database[C]//Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition,2009,18(1):248-255