

基于 Mask-RCNN 模型的矿岩图像分割 算法研究

Research on Ore and Rock Image Segmentation Algorithm Based on Improved Mask-RCNN Model

聂鹏飞, 姬月虎, 任雪峰(内蒙古黄陶勒盖煤炭有限责任公司, 内蒙古 鄂尔多斯 017300)

摘要: 爆破工程中, 爆破块度是评价爆破效果, 优化爆破参数的关键指标。爆堆块度识别的关键是充分提取复杂岩块图像的有效特征信息, 进而对图像精准分割, 矿岩之间堆叠严重是造成无法精准分割的主要原因。传统的矿岩图像分割算法通常是基于阈值、边缘检测等, 这些方法存在准确度差、鲁棒性弱、实用性低等缺陷。结合矿山爆堆块度识别的实际需求, 提出一种改进的 Mask-RCNN 矿岩分割模型, 由双边滤波生成保护边缘的降噪图像, 将降噪图像作为 Mask-RCNN 的数据集生成学习模型, 进行矿岩分割。该算法与传统的 OTSU、Canny 边缘检测算法相比, 准确度高、实用性强, 具有更好的鲁棒性; 与 Unet 算法相比, 在保证分割准确度的前提下, 解决了 Unet 的局部分割缺陷问题。实验结果表明, 人工分割与模型分割的像素差异曲线拟合较好, 对矿山现场爆破块度识别有一定的工程意义。

关键词: 深度学习; 双边滤波; Mask-RCNN; 图像分割; 块度识别

中图分类号: TD853 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-609X(2025)06-0070-06

Abstract: In blasting engineering, the blasting lumps size are the key index to evaluate blasting effect and optimize blasting parameters. The key to the blasting lumps size recognition is to fully extract the effective feature information of complex rock image, and then accurately segment the image. The serious stacking between ore and rock is the main reason for the inability of accurate segmentation. The traditional image segmentation algorithms are usually based on threshold, edge detection and so on. These methods have the defects of poor accuracy, weak robustness and low practicability. Combined with the actual needs of mine blasting pile block recognition, an improved mask RCNN ore rock segmentation model is proposed. The noise reduction image of the protected edge is generated by bilateral filtering, and the noise reduction image is used as the data set of mask RCNN to generate a learning model for ore rock segmentation. Compared with the traditional OTSU and Canny edge detection algorithms, this algorithm has high accuracy, strong practicability and better robustness; Compared with UNET algorithm, it solves the local segmentation defect of UNET on the premise of ensuring the segmentation accuracy. The experimental results show that the pixel difference curves of manual segmentation and model segmentation fit well, which has a certain engineering significance for the identification of the blasting lumps size recognition.

Key words: deep learning; bilateral filtering; mask-RCNN; image segmentation; block size identification

1 前言

在爆破工程中, 爆堆块度是衡量爆破质量与效果的核心指标之一, 它直接影响后续铲装、运输与破碎等环节的效率和成本。合理的块度分布不仅能够降低二次破碎率、提高设备利用率, 还能优化整体生产流程, 实现矿山生产的高效化与经济化。因此, 准确获取爆堆块度特征成为爆破效果评估与爆破参数优化的重要基础。

针对矿岩有效信息提取和分割的问题, 国内外许多学者和专家进行了卓有成效的研究。康晓泉^[1]等基于数学形态学方法, 提出了条件颗粒分割方法, 对不同颗粒的粒度进行分割, 但对同等粒度颗粒的接触分割不太理想。高丽^[2]等提出了一种改进的分水岭算法, 有效的降低了分水岭算法过分割的问题, 但对复杂纹理的图像效果不是很理想。璩世杰^[3]等采用“阈值亮点膨胀递减循环处理”技术, 基本实现了岩块边界的自动识别, 但对阴影部分的

[作者简介] 聂鹏飞(一),

[基金项目] 中央高校基本科研业务费研究生科研创新提升项目(2022YJSNY16); 山东能源集团西北矿业科技项目(C11025KJ0022)。

[引用格式] 聂鹏飞, 姬月虎, 任雪峰. 基于 Mask-RCNN 模型的矿岩图像分割算法研究[J]. 中国矿山工程, 2025, 54(6): 70-75.

识别效果不佳。Iris^[4]等基于分水岭算法提出了一种彩色图像的自动多尺度分割方法,为高级计算机视觉技术研究做了基础性研究。传统的图像分割技术(包括阈值、边缘、分水岭、形态学等)表征出的图像信息有限,同时,传统的图像分割方法存在精度低、泛化性能低、参数调整复杂等一系列问题,大多数传统算法还受图像自身属性(如亮度、对比度、阈值等)的影响^[5-8]。对比传统的图像分割算法,深度学习算法能表征出更加丰富的图像特征。张振江、徐川江^[9-10]等使用 Unet 网络对矿岩图片进行分割,虽然对岩块连续堆叠区域的分割精度有限,但较传统的图像分割算法精度高、泛化性强。由此可见,爆堆块度识别的关键在于如何有效地提取矿岩特征并实现准确分割,只有在充分识别爆堆块度特征的基础上,才能实现对爆破效果的科学评价与参数反演。

本文在研究中针对爆堆图像中矿岩块体识别困难、边界模糊及欠分割等问题,提出了一种基于双边滤波图像预处理与改进 Mask-RCNN 模型相结合的矿岩分割方法。该方法首先利用双边滤波算法在保持岩块边缘清晰度的同时有效去除了噪声和光照干扰,为后续特征提取与目标检测提供了更高质量的输入数据。随后,通过在 Mask-RCNN 网络结构中引入多尺度特征融合模块与改进的注意力机制,增强了模型对不同尺寸岩块特征的感知能力,从而提高了矿岩目标的分割精度,为爆堆块度分析与爆破参数优化提供了可靠的数据基础。

2 图像预处理

图像预处理的目的是改善图像的视觉效果,增强图像中的有用信息。针对矿岩图像的分割问题,图像的降噪和边缘特征的处理是两个关键点。双边滤波是空间距离域核与像素范围域核共同作用的结果:在图像的平坦区域,像素值变化很小,此时空间域权重起主要作用,相当于进行高斯滤波,降低图像噪声;在图像的边缘区域,像素值变化很大,此时像素域权重起主要作用,从而保持了边缘的信息。因此,采用双边滤波算法对原图像进行滤波降噪和边缘特征的保护^[11]。

双边滤波是利用加了像素值权重项的高斯滤波器(距离权重项的均值滤波器)与原图像在空间域做卷积运算的过程。例如,以 p 为中心点,其域核内某点 q 的双边滤波的公式如下:

$$\bar{I}(p) = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I(p) - I(q)|) I(q) \quad (1)$$

式中: W_p 为 $\sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I(p) - I(q)|)$; G_{σ_s} 为图像空间距离域核; G_{σ_s} 为图像像素范围域核。

$$G_{\sigma_s}(\|p - q\|) = e^{-\frac{(i-m)^2 + (j-n)^2}{2\sigma_s^2}} \quad (2)$$

$$G_{\sigma_r}(|I(p) - I(q)|) = e^{-\frac{[I(i,j) - I(m,n)]^2}{2\sigma_r^2}} \quad (3)$$

式中: σ_s 与 σ_r 是已知量; (i, j) 为窗口中心坐标; (m, n) 为滑动窗口中的某个像素点的坐标; $I(i, j)$ 为点 (i, j) 的像素去噪强度。

3 改进的 Mask-RCNN 网络结构

在爆堆图像中,矿岩块度差异显著、尺寸跨度大是造成块度识别困难的重要因素之一。大块岩体往往具有明显的轮廓特征,易于被检测与分割,而小块岩石由于其面积较小、纹理特征弱、与背景灰度差异不明显,极易在分割过程中被忽略或误识,导致整体识别结果偏向于“大块体显著、小块体遗漏”的问题,从而影响爆堆块度分布的真实性与准确性。

爆堆块度识别既要能识别到爆块,又要能分割出爆块边界。Mask-RCNN 是多任务的深度学习网络,在对目标进行识别的同时,也能精准的分割目标。Mask-RCNN 的网络模型结构如图 1 所示,是基于 Faster R-CNN 网络结构的一种优化网络。本文将 Mask-RCNN 模型中的 ResNet101 主干特征提取网络更换为 ResNet50,在保证分割精度的前提下,减少了计算量,加快了收敛速度。该结构通过将网络中不同层次的特征进行自上而下的融合,有效结合了浅层特征的高分辨率空间信息与深层特征的高语义表达能力,使模型能够同时关注不同尺度的矿岩块体。浅层特征保证了对岩块边界与细节的精准

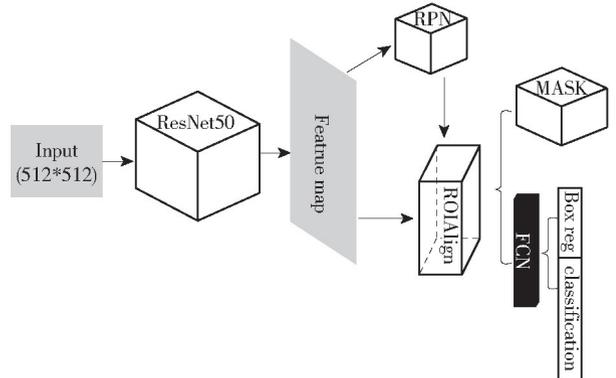


图 1 改进的 Mask-RCNN 网络结构

捕捉,深层特征则增强了模型对整体形态与语义的理解能力。这种多层次特征融合机制极大地提升了模型对小尺寸岩块的识别与分割能力,使得小块岩石在复杂背景中仍能被清晰分离,显著改善了传统模型在小目标检测中的欠分割问题。同时,FPN结构还提高了模型对不同块度矿岩的特征表达一致性,使分割结果更加完整与平滑。

算法流程如下:

(1)首先输入图像由双边滤波进行图像预处理,得到的滤波图像作为改进的Mask-RCNN模型的输入,由采用了FPN结构的ResNet50特征提取网络得到feature map。

(2)feature maps经过RPN网络得到建议框区域,建议框与feature maps同时作为ROIAlign输入特征。ROIAlign利用建议框对feature maps进行截取,获得局部特征层,并将局部特征层调整为统一大小作为FCN分类网络和Mask分割网络的输入。

(3)FCN分类网络得到的输出一部分用于softmax的分类,一部分用于Box reg调整最优建议框的位置。

(4)Mask分割网络对调整后的建议框内的实例进行分割。

4 室内分割实验

4.1 数据准备

本实验共采集了50张典型爆堆矿岩图像数据,涵盖了不同块度分布、光照条件及矿岩材质特征,以保证训练样本的多样性与代表性。采集完成后,首先对全部图像进行双边滤波(Bilateral Filtering)预处理。该方法在有效去除噪声、平滑纹理细节的同时,能够最大程度地保留岩块边缘信息,为后续的特征提取与语义分割提供更加清晰的输入图像。经过滤波预处理的图像随后进行了人工标注与精确分割。在标注阶段,依据岩块的实际边界及轮廓特征,采用专业标注工具对不同矿岩块体进行实例级标记,以确保模型在训练中能够学习到真实的边界信息和形态特征。这一步骤为模型提供了高质量的监督数据集,是训练阶段提升分割精度的重要保障。

在模型训练过程中,将所有经过标注的图像输入改进的Mask-RCNN网络进行学习及特征提取。考虑到原始图像分辨率较高(2736×2736),若直接输入网络将导致计算量过大、训练时间过长、显存占用严重等问题。为此,实验中将所有输入图像的尺

寸统一调整为512×512像素,在兼顾图像细节保留与网络计算效率的基础上,提高了模型的训练速度与稳定性。

训练过程中,通过设置合理的学习率衰减策略与批量大小,确保模型在训练迭代中逐步收敛并避免过拟合。同时,在每次迭代完成后自动保存网络权值文件,以便后续对训练过程中的性能变化、参数优化效果及模型精度提升进行分析与比较。这种持续保存与回溯机制使得训练过程更加可控与可追溯,有助于选择最优模型权值用于后续的测试与应用阶段。

4.2 实验损失函数构建

Mask-RCNN的损失是多任务损失,所以loss函数由各阶段的loss组成,其计算公式如下:

$$L = L_{cls} + L_{box} + L_{mask} \quad (4)$$

其中, L_{cls} 表示分类损失, L_{box} 表示预测框回归损失, L_{mask} 表示分割损失。由于Mask-RCNN模型是在Faster-RCNN分类回归模型上添加了ROIAlign和Mask预测分支,所以 L_{cls} 和 L_{box} 均与Faster-RCNN分类回归模型相同,包括RPN模块和Classification模块(该模块在Mask-RCNN中笔者称为mrcnn_class模块)的分类回归损失。 L_{mask} 定义为平均二值交叉损失熵,其计算公式如下:

$$L_{mask} = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y_i \log \hat{y} + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y})] \quad (5)$$

式中: m 表示样本数量; y_i 表示样本的期望值; \hat{y} 为样本实际值。

训练集由3类图片组成,单块岩石图像、黏连程度低的图像、黏连程度高的图像共50张,并由双边滤波得到对应的图像共50张。如图2所示,图2(a)为Mask-RCNN的训练集的各阶段的loss,图2(b)为Mask-RCNN的验证集的各阶段的loss,在经过25轮学习后,Mask-RCNN的每个阶段的loss均收敛到了一个较低的值,训练集的loss收敛在0.11左右,验证集的loss收敛在0.20左右。表明该模型对数据集的预估情况较好。

4.3 实验结果对照

为进一步验证改进Mask-RCNN模型在矿岩图像分割任务中的实际应用效果,本文随机选取了一组未参与训练的爆堆矿岩图像作为对照样本,并分别采用传统图像分割算法——OTSU阈值法、Canny边缘检测法以及深度学习算法——Unet模型进行

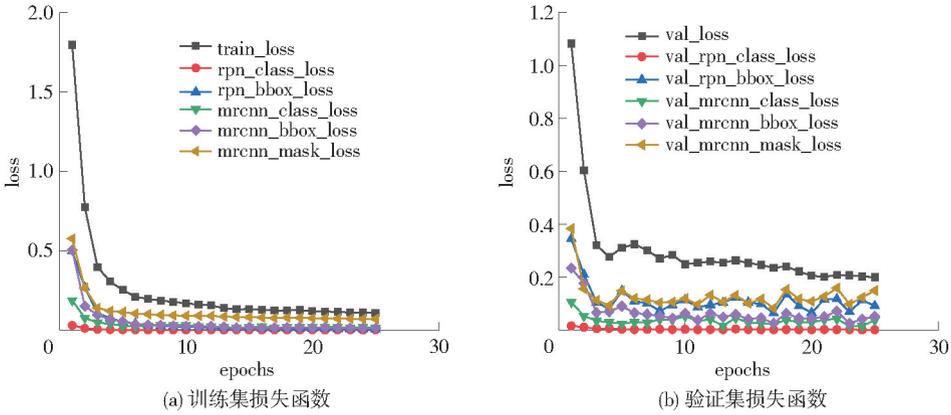


图2 Mask-RCNN 各阶段损失函数

分割对比分析。通过与改进的 Mask-RCNN 模型结果进行对照,系统评估不同算法在复杂矿岩场景下的分割精度、边界识别能力以及鲁棒性差异。

如图3所示,OTSU 算法在处理爆堆图像时,由于仅依赖全局灰度阈值进行分割,难以区分不同岩块间的细微亮度差异,导致块体之间黏连严重,在矿岩堆叠区域及外围边界处几乎完全丧失分割效果。Canny 边缘检测算法虽然能够检测出一定数量的边缘,但在实际复杂背景中易受噪声

干扰,边缘呈现断裂、不连续和虚假检测现象,尤其在光照不均及纹理复杂区域表现尤为明显,分割结果欠分割严重。相较之下,Unet 分割算法通过编码器-解码器结构实现了较好的全局与局部特征融合,整体分割精度较高,能够基本识别出主要岩块的形态与范围。然而,受限于其特征传递方式,Unet 在岩块堆叠或边界重叠区域中仍存在问题,容易将相邻岩块识别为一个连续整体,从而产生局部过分割或边界模糊现象。

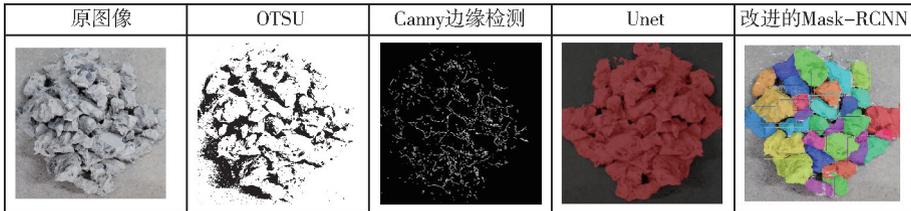


图3 不同分割算法比较

而本文提出的改进 Mask-RCNN 模型在保持较高分割精度的同时,显著提升了对矿岩堆叠区域与复杂边界的识别能力。通过引入 ResNet50-FPN 结构实现多尺度特征融合,并结合优化的 RoIAlign 与注意力机制,模型能够精准区分块体之间的边界细节,有效克服 Unet 在局部区域分割不准确的缺陷。分割结果表明,改进模型输出的岩块边界更为清晰、形态更为完整、黏连现象明显减少,整体分割效果在视觉一致性与准确率方面均优于对比算法。实验结果充分验证了改进的 Mask-RCNN 模型在矿岩图像分割中的优越性。其不仅在传统算法失效的复杂边界区域仍能保持良好的分割性能,还能在深度学习模型中实现更高的鲁棒性与细节保真度,为后续爆堆块度识别与爆破参数优化提供了更为可靠的技术支撑。

5 现场实验

为进一步验证所提出方法在复杂环境条件下的适用性与鲁棒性,本文选取了某矿山爆破作业区的典型爆堆作为现场实验对象。在该区域内共采集了 50 张具有代表性的现场图像,覆盖了不同光照条件、拍摄角度、岩块堆叠形态及背景干扰等复杂因素,以全面评估模型在真实场景下的分割性能。

现场采集的图像首先进行了双边滤波等预处理操作,在抑制噪声的同时保持了矿岩块体边缘的清晰性与完整性,为后续分割任务提供高质量输入数据。随后,将处理后的图像输入改进的 Mask-RCNN 网络模型进行训练与测试,采用迭代优化方式逐步更新网络参数,使模型能够充分学习复杂场景下的多尺度特征与边界信息。

如图 4 所示,展示了传统图像分割算法与改进 Mask-RCNN 模型在现场爆堆图像上的分割结果对比。从结果可以明显看出:在复杂环境下,传统图像分割方法的不足被进一步放大。其中,OTSU 算法由于依赖全局阈值,难以应对光照不均与岩块颜色相似的问题,导致分割边界模糊、区域黏连严重;

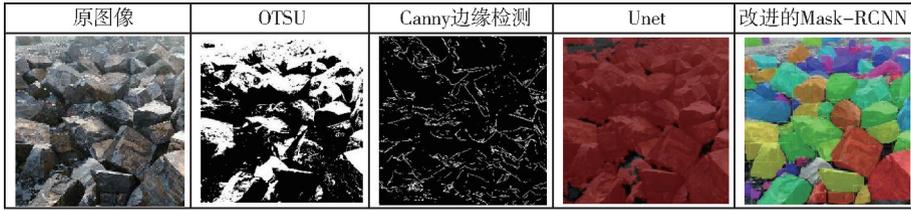


图 4 爆堆现场分割结果对比

相比之下,改进的 Mask-RCNN 模型在复杂环境下仍能保持良好的分割性能。该模型通过 FPN 结构融合浅层与深层特征,增强了对多尺度岩块的感知能力,能够较为准确地提取岩块边界与纹理信息。尽管在部分高度重叠区域仍存在少量欠分割现象,但总体分割效果平滑、边界清晰、岩块识别完整性高,充分体现了模型在复杂现场环境下的鲁棒性与适应性。

综上所述,现场试验结果验证了本文提出的基于双边滤波预处理与改进 Mask-RCNN 模型的矿岩分割方法在复杂爆堆环境中的高精度、强稳定性与良好泛化能力,为爆破工程的智能化监测与块度自动识别提供了有力的技术支撑。

参照现场取样区域,对采集的爆堆图像中的岩块进行了人工精确标定与分割,以获取可用于定量对比的高质量真实标签数据。人工分割采用专业图像标注工具,依据岩块的真实边界与纹理特征逐一 delineate,确保每个岩块的轮廓清晰、区域独立,从而为模型分割结果的准确性验证提供可靠基准。

如图 5 所示,展示了人工分割结果与改进的 Mask-RCNN 模型分割结果的像素差异曲线对比图。从图中可以明显观察到,两条曲线的变化趋势高度一致,数值差异极小,整体拟合程度较高。这表明改进的 Mask-RCNN 模型在复杂现场条件下能够准确学习并识别矿岩块体的真实形态与边界特征,其分割结果与人工标注结果具有高度一致性。因此,改进的 Mask-RCNN 模型在复杂爆堆环境下具有良好的自适应能力和较高的矿岩分割精度。其分割结果不仅能够准确反映岩块的空间分布特征,还能有效支持后续的块度尺寸估算与爆破效果量化分析,为

Canny 边缘检测算法在噪声干扰较大的情况下易产生大量伪边缘,表现出明显的不稳定性;而 Unet 模型虽然能够捕捉一定的空间特征,但在岩块堆叠密集的局部区域仍无法准确识别相邻岩块的真实边界,出现明显的误分割与欠分割现象。

爆破工程智能化识别与精细化管理提供了可靠的技术支撑。

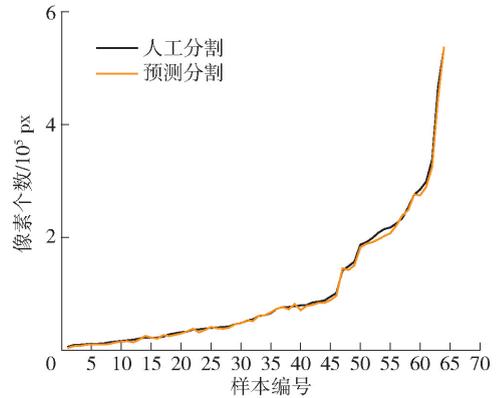


图 5 像素差异曲线

6 结论

爆堆的块度识别是优化爆破效果,评价爆破性能的关键参数,而矿岩的正确识别与分割是采用计算机技术进行块度估算的关键技术,对爆堆块度估算具有重要意义。本文提出了一种改进的 Mask-RCNN 的矿岩分割模型。得到的结论如下:

(1) 提出了双边滤波结合改进的 Mask-RCNN 的矿岩分割模型,提高了矿岩分割的准确率,减少了传统方法中普遍存在的欠分割现象,改善了 Unet 分割的局部缺陷问题。

(2) 在爆堆现场实验中,预测分割与人工分割像素差异曲线差异甚微,表明在复杂环境下,改进的 Mask-RCNN 模型对矿岩分割有较好的鲁棒性。

(3) 该模型可用于传送带矿石尺寸检测和采场爆破效果评价上,在提升矿山生产运营的数字化与智能化程度上具有重要意义。

[参考文献]

- [1] 康晓泉,首祥云,陈世悦,等. 条件颗粒分割方法研究[J]. 中国图象图形学报,2004(5):55-60.
- [2] 高丽,杨树元,李海强,等. 一种基于标记的分水岭图像分割新算法[J]. 中国图象图形学报,2007,12(6):1025-1032.
- [3] 璩世杰,张厚科. 矿岩块度计算机图象分析的研究与应用[J]. 金属矿山,1999(1):7-10+19.
- [4] Iris, Vanhamel. Watershed-based multiscale segmentation method for color images using automated scale selection[J]. Journal of Electronic Imaging, 2005, 14(3):033007.1-033007.16.
- [5] 陈然,杨仕教,朱忠华,等. 基于双门限阈值的爆破块度图像识别研究[J]. 工程爆破,2020,26(2):57-64.
- [6] 彭贵军. 基于机器视觉对爆堆岩块图像处理识别的研究[D]. 湖南:南华大学,2019.
- [7] 梁淑芬,陈琛,冯跃,等. 基于一种局部图像增强和改

进分水岭的舌体分割算法[J]. 现代电子技术,2021,44(16):138-144.

- [8] 蔡改贫,刘占,汪龙,等. 基于形态学优化处理的标记符分水岭矿石图像分割[J]. 科学技术与工程,2020,20(23):9497-9502.
- [9] 张振江,张宝金,刘伟新,等. 基于深度卷积网络的矿岩图像分割算法研究[J]. 采矿技术,2021,21(5):149-152+171.
- [10] 徐江川,金国强,朱天奕,等. 基于深度学习U-Net模型的石块图像分割算法[J]. 工业控制计算机,2018,31(4):98-99.
- [11] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.

(上接第60页)

[参考文献]

- [1] 何满潮,谢和平,彭苏萍,等. 深部开采岩体力学研究[J]. 岩石力学与工程学报,2005(16):2803-2813.
- [2] 谢和平. 深部岩体力学与开采理论研究进展[J]. 煤炭学报,2019,44(5):1283-1305.
- [3] 刘玉鼎,霍丙杰,辛龙泉. 深部开采环境及岩体力学行为研究[J]. 矿业工程,2009,7(3):14-16.
- [4] 姚毅,王浩,石亮,等. 构造应力各向异性诱导深部巷道分岔失稳机制与临界阈值研究[J]. 中国矿山工程,2025,54(3):52-58.
- [5] 姚毅,石亮,何良,等. 清平磷矿深部延伸接替工程水文地质条件暨涌(突)水危险性探讨[J]. 四川地质学报,2025,45(1):89-95.
- [6] 姚毅,王浩,刘军省,等. 清平磷矿采空区与岩溶富水区的瞬变电磁法精细探测[J]. 钻探工程,2024,51(S1):415-421.
- [7] 陈社发,邓起东,赵小麟,等. 龙门山中段推覆构造带及相关构造的演化历史和变形机制(二)[J]. 地震地质,1994(4):413-421.
- [8] 王绪本,余年,朱迎堂,等. 龙门山逆冲构造带大地电磁测深初步成果[J]. 成都理工大学学报(自然科学

版),2008(4):398-403.

- [9] 胡新伟,邓江红. 龙门山中段推覆构造带构造特征[J]. 成都理工学院学报,1996(3):101-106.
- [10] 蔡美峰. 地应力测量原理和方法的评述[J]. 岩石力学与工程学报,1993(3):275-283.
- [11] 康红普,林健,张晓. 深部矿井地应力测量方法研究与应用[J]. 岩石力学与工程学报,2007(5):929-933.
- [12] 刘允芳. 水压致裂法三维地应力测量[J]. 岩石力学与工程学报,1991(3):246-256.
- [13] 傅初黎,李洪芳,熊向困. 不适定问题的迭代Tikhonov正则化方法[J]. 计算数学,2006(3):237-246.
- [14] 蒋斌松,张强,贺永年,等. 深部圆形巷道破裂围岩的弹塑性分析[J]. 岩石力学与工程学报,2007(5):982-986.
- [15] 林治平. 静水应力、球应力和偏应力张量[J]. 南昌大学学报(工科版),1982(2):24-29.
- [16] 张镜剑,傅冰骏. 岩爆及其判据和防治[J]. 岩石力学与工程学报,2008(10):2034-2042.
- [17] 王元汉,李卧东,李启光,等. 岩爆预测的模糊数学综合评判方法[J]. 岩石力学与工程学报,1998(5):15-23.