

陈承桢,李荟,朱万成,等. 基于深度学习和贴近摄影测量的露天矿爆堆块度识别算法[J]. 矿业科学学报, 2025, 10(1): 151-162. DOI: 10.19606/j.cnki.jmst.2024941

CHEN Chengzhen, LI Hui, ZHU Wancheng, et al. Blast pile fragments recognition algorithm for open pit mines based on deep learning and nap-of-the-object photogrammetry[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2025, 10(1): 151-162. DOI: 10.19606/j.cnki.jmst.2024941

基于深度学习和贴近摄影测量的 露天矿爆堆块度识别算法

陈承桢,李荟,朱万成,牛雷雷

东北大学资源与土木工程学院,辽宁沈阳 110819

摘要:爆堆块度分布的快速计算方法一直是学术界和工业界关注的热点,对于优化爆破效果、节约采矿成本具有重要意义。通过贴近摄影测量技术获取露天矿爆堆块体图片,构建超高清正射数据集,并提出基于深度学习的爆堆块度识别算法对爆破效果及优化采矿成本进行评估;引入可切换空洞卷积和递归特征金字塔改进模块提取不同岩体块度特征,利用傅里叶描述子建立爆堆块体统计并采用累计通过体积曲线替代累计通过率。结果表明,这种基于深度学习和贴近摄影测量的露天矿爆堆块度识别算法具备有效性,目标爆堆的表面粉矿率均值为8.90%,表面大块率均值为4.69%。粉矿率偏高,大块率较低,需进一步优化爆破参数,降低成本。

关键词:爆堆块度;深度学习;贴近摄影测量;机器视觉

中图分类号:TD 411

文献标志码:A

文章编号:2096-2193(2025)01-0151-12

Blast pile fragments recognition algorithm for open pit mines based on deep learning and nap-of-the-object photogrammetry

CHEN Chengzhen, LI Hui, ZHU Wancheng, NIU Leilei

School of Resource and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China

Abstract: The rapid calculation of blast pile fragment size distribution has been a focal point in both academia and industry due to its significant application on optimizing blasting effects and reducing mining costs. In this study, the high-resolution orthophoto datasets of open-pit mine blast piles were acquired using nap-of-the-object photogrammetry techniques, and a deep learning algorithm for fragment size distribution recognition was proposed to assess blasting effectiveness and optimize mining costs. To enhance the feature extraction of different rock fragmentation sizes, we introduced a switchable atrous convolution module and a recursive feature pyramid refinement module. Fourier descriptors were utilized to establish statistical distributions of the blast piles, while the cumulative passing volume curve was employed in place of the cumulative passing rate. The results demonstrated the effectiveness of the proposed algorithm: the mean fine fragmentation rate on the surface of the target blast pile was 8.90%,

收稿日期:2024-04-18 修回日期:2024-09-01

基金项目:国家重点研发计划(2022YFC2903901, 2022YFC2903903);国家自然科学基金(52304167);中央高校基本科研业务费专项资金(N2301020);辽宁省自然科学基金联合基金(2023-MSBA-122)

作者简介:陈承桢(1997—),男,辽宁营口人,硕士,主要从事计算机视觉算法在岩石力学中应用的研究工作。E-mail: 2170993@stu.neu.edu.cn

通信作者:朱万成(1974—),男,新疆呼图壁人,博士,教授,主要从事岩石损伤与破坏过程及其诱发矿山灾害的机理方面的研究工作。Tel:024-83687705, E-mail: zhuwancheng@mail.neu.edu.cn

and the mean large block rate on the surface was 4.69%. The high fine fragmentation rate and low large block rate indicate that the blasting parameters can be further optimized, and the cost can be reduced.

Key words: blast pile fragments; deep learning; nap-of-the-object photogrammetry; machine vision

爆破是露天矿生产过程中的关键环节。好的爆破应该产生形状规整、岩石尺度分布适中的爆堆,同时不应显著影响边坡的稳定性。作为爆破效果好坏的直观体现,爆堆中岩块的尺度分布为爆破参数优化提供重要依据。关于爆堆块度尺度分布和爆破参数之间的关系,已经有许多定量模型^[1],包括 KUZNETSOV^[2]、扩展 Kuz-Ram^[3]和 x_p -碎片模型^[4]等。爆堆块度分布的快速计算成为研究热点。传统人工方法如筛分法或目视观察法,存在时间、经济成本耗费大或难以量化的问题。近年来利用视觉信息的直观性,基于数字图像的方案如摄影测量^[5]、三维建模^[6]、激光扫描^[7]等,已成为主流的研究方向。尤其是随着深度学习的发展,进一步提升从非结构化视觉数据中提取信息的能力,扩充数字图像方案的应用场景。

数字图像方案具有成本低廉、速度快的优势,目前工业界已经开发出许多基于人机交互的半自动化商业软件,如 WipFrag^[8]、SplitDesktop^[9]等,通过人工干预的方式解决频繁出现的过分割和欠分割问题。为进一步提升自动化程度,一些学者尝试改进传统图像分割方法。GUO 等^[10]提出一种改进的分水岭算法,基于岩块形状通过调整灰度阈值自适应选择种子点,改善分水岭算法容易出现过分割的状况。然而,受限传统数字图像方法需要人工设计特征的缺陷,该方法的稳健性仍存在较大问题。基于激光雷达和三维建模的方法,输入三维空间中的位置和深度信息,排除光照和纹理等对分割结果的影响,弥补数字图像处理算法中稳健性方面的不足。LIU 等^[11]利用 VCCS 算法分割点云,通过 LCCP 聚类算法合并同属一个岩石样本体素,并分析岩石块度;然而由于激光点云的数据量过于庞大,该方法只在小规模的模拟爆堆上验证。过大的数据量及昂贵的设备成本,在很大程度上限制激光雷达和点云方案在爆堆识别方面的应用。

无人机(UAV)作为一种轻量级近地测绘工具,可以快速无损地采集具备全局信息的数据,克服地形地势对数据采集的干扰,已经在露天矿爆破勘探^[12-14]方面取得广泛应用。然而,现有将无人

机和数字图像方案结合的尝试,在计算爆堆分布曲线方面没有得到理想的应用效果^[15]。现有方法中,利用 UAV 采集的视觉数据精度,即地面空间分辨率(GSD),低于地面采集精度^[16]。这种分辨率上的差异直接导致 UAV 数据集中包含更高比例的小目标(遵循 COCO 目标检测挑战赛的定义^[17],认为 32 像素以下的目标为小目标)。根据文献^[18],假设爆堆中的尺度分布服从 Rosin-Rammler 公式,爆堆中岩块的平均直径为 50 cm, Rosin-Rammler 指数为 1.2,当 GSD 从 4 mm 升高至 10 mm,整个数据集小目标的数量增加 22%,中小目标数量增加 38%。基于 Paper with Code 平台的调研结果,大多数基于深度神经网络(DNN)的方法在小目标上的目标检测和实例分割精度,都显著小于在平均或大尺度目标上的对应精度^[19]。尤其是在小目标占比如此巨大的情况下,大多数现有的 UAV 数字图像方案仍然采取如 Mask RCNN^[20]、ResNet^[21]等算法,而这类算法没有针对小目标场景做任何优化。这导致 UAV 数字图像方案的计算精度显著下降,严重限制基于机器视觉进行爆堆识别的应用。

建立一种快速、全局的爆堆岩石碎片尺度分布识别方法,需要解决 2 个问题:一是采用贴近摄影测量技术降低 UAV 重建出的正射图像的 GSD;二是针对小目标数据集,使用 DetectoRS^[22]算法,引入递归特征金字塔和可切换空洞卷积改进模块,以提升算法性能。同时,将提出的算法应用于弓长岭露天铁矿进行爆堆识别,验证算法有效性。

1 爆堆岩石实例分割算法

与通用实例分割任务相比,爆堆岩石实例分割的问题在于目标尺度变化更加明显,且小尺度目标的数量更多,因此需要对爆堆识别场景引入适用于小目标分割的算法设计,以提升模型性能。引入可切换空洞卷积和递归特征金字塔模块的深度学习模型,可以提高爆堆中小目标的识别精度。针对露天矿爆堆块度识别,采用的技术路线如图 1 所示。

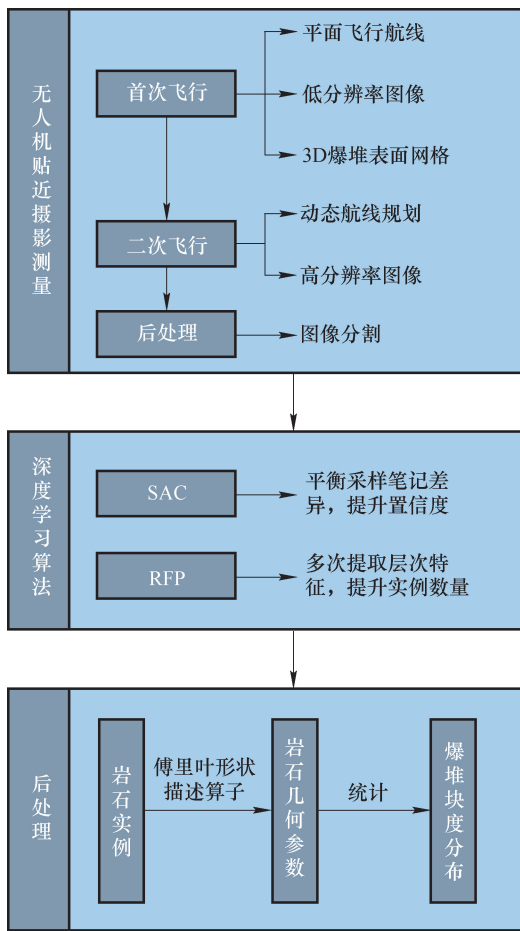


图 1 技术路线

Fig. 1 Technical roadmap

1.1 可切换空洞卷积

在以往的深度学习实践中,空洞卷积可以在不增加模型参数的前提下,按照一定规则跳过输入数据中的某些采样点,达到扩大模型感受野尺度的效果,实现速度与精度的平衡。然而,对于爆堆岩石实例分割问题,因其尺度变化更大,且大部分的岩石在图像中对应实例的尺度较小,这种做法导致大小岩石样本采样比例不平衡的状况加剧,最终显著影响算法对中小尺度岩石的检出率。因此,引入可切换空洞卷积 (Switchable Astrous Convolution, SAC) 模块改善算法性能。SAC 模块可以根据输入数据的实际情况,从膨胀率设置中选择更合适的一种。通过多层 SAC 模块的堆叠,针对不同尺度岩石目标,实现膨胀率的自适应选择。SAC 组件的原理如图 2 所示。

1.2 递归特征金字塔

随着深度学习骨干网络层数的加深,神经网络的感受野通过池化和堆叠卷积逐渐扩大,这赋予模型预测更大尺度岩石碎片的能力。然而,在感受野扩大的同时,特征图的分辨率也在逐渐下降,导致爆堆中小尺度岩石碎片的细节逐步丢失,预测精度下降。为提高实例分割算法对不同尺度目标的检测精度,通常做法是使用特征金字塔结构。特征金字塔 (Feature Pyramid Network, FPN) 采用一种自下

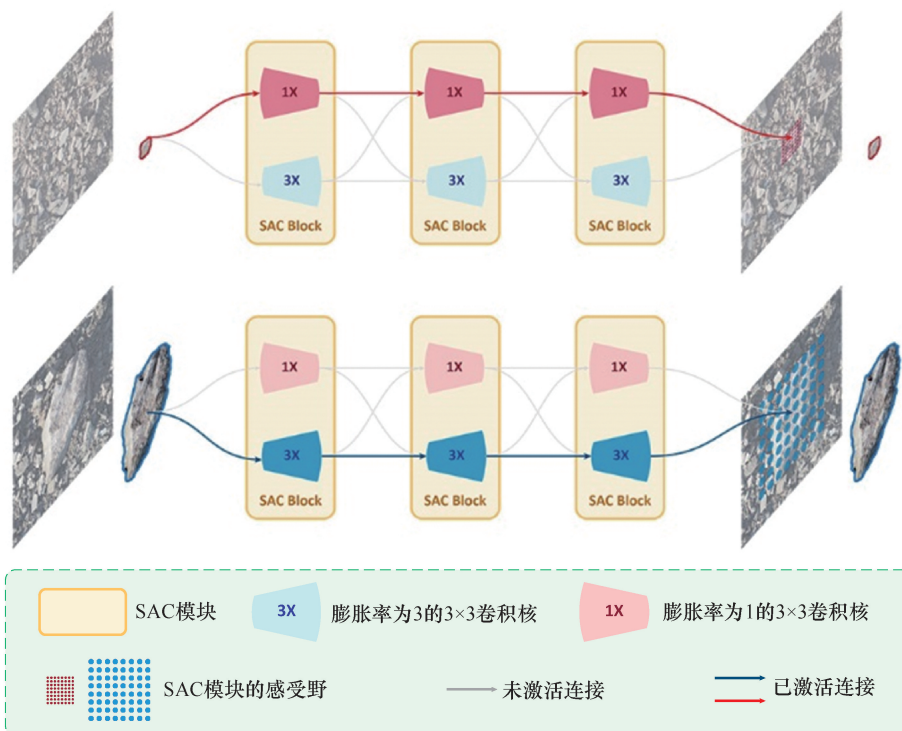


图 2 SAC 组件的原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of SAC component

而上融合的结构,如图 3 (a) 所示,可以对骨干网络在不同阶段输出的适用于不同尺度的特征图进行有效融合,保证模型在多种尺度岩石碎片预测上的性能。

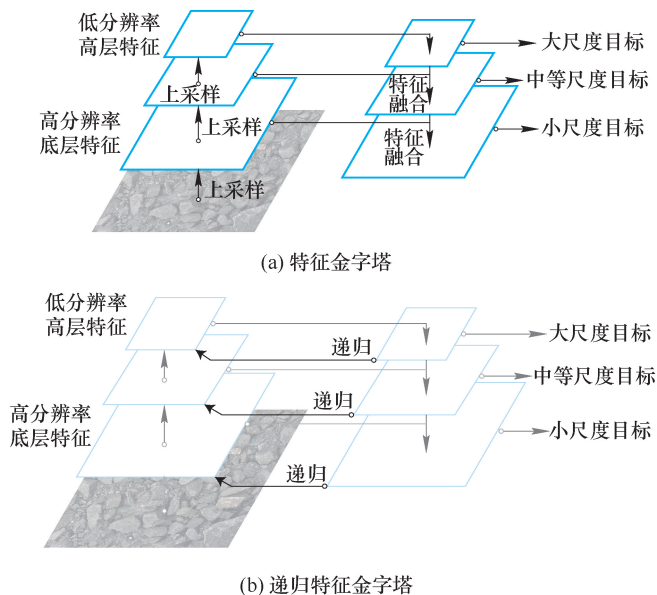


图 3 特征金字塔和递归特征金字塔的示意图^[22]

Fig. 3 Schematic diagram of feature pyramid network and recursive feature pyramid^[22]

递归特征金字塔 (Recursive Feature Pyramid, RFP) 在 FPN 中引入一个额外的自上而下的反馈链接,如图 3 (b) 所示。在计算某一尺度岩石颗粒特征时,FPN 直接用该尺度上一层级的特征生成本级的尺度特征,而 RFP 不但利用上一尺度的岩石颗粒特征,还利用上一次迭代计算出的本级尺度岩石颗粒的特征。通过在 FPN 中引入递归结构,实现岩石尺度特征的渐次改进,网络收敛速度加快,预测精度提高。

2 爆堆贴近摄影测量

无人机采集到的图像数据分辨率低于地面采集方式。这是由于无人机没有根据地形变化动态调整飞行轨迹。传统无人机航线规划一般使用水平静态航线规划,受到无人机最小安全飞行距离限制,无人机距离爆堆底部的实际距离会加大,导致重建精度降低,如图 4 (a) 所示。文献^[23]表明,大多数深度学习算法在目标尺度下降时,出现识别精度显著下降。为解决这个问题,使用贴近摄影测量技术。贴近摄影测量通过 2 次飞行模式转换和动态航线规划,达成根据地势自适应调整飞行航线的目的,如图 4 (b) 所示,适用于被摄目标起伏变化较大、建模精度要求高的场景以及高度和形状多变的

爆堆测绘场景。

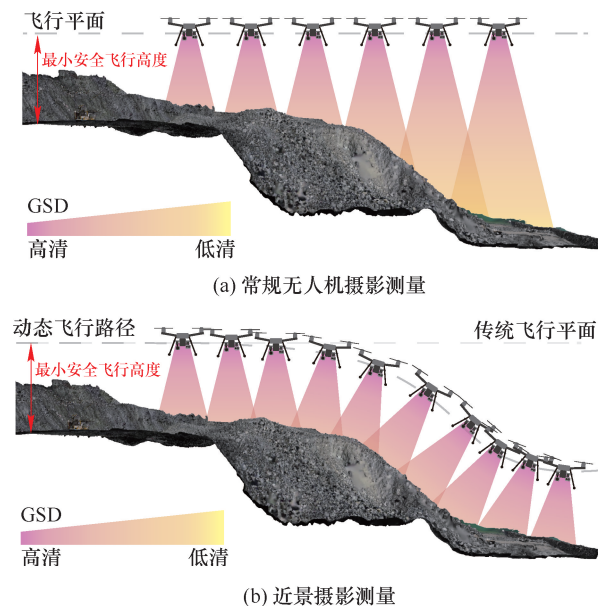


图 4 常规无人机摄影测量和近景摄影测量示意图

Fig. 4 Schematic diagram of conventional UAV photogrammetry and nap-of-the-object photogrammetry

贴近摄影测量的原理可以通过 GSD 的计算公式定量解释:

$$f_{GSD} = \frac{dS}{IF} \tag{1}$$

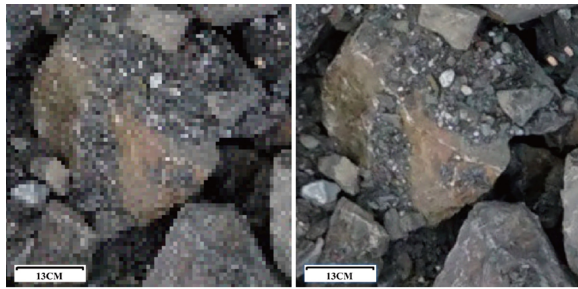
式中, d 为相机镜头与被摄主体之间的距离,对于无人机而言为无人机的飞行高度, m ; S 为传感器的尺寸, μm ; F 为相机镜头的焦距, mm ; I 为图像的尺寸像素。

因此,在拍摄器材参数接近的情况下,拍摄距离越近, GSD 越小,空间分辨率越高,识别效果越好。

对于可变焦距的测绘镜头,除拍摄距离 d 之外,还可以通过提高相机的焦距 F 实现相同的效果。限于实验条件,通过单纯调整无人机的拍摄距离实现贴近摄影测量。

在无人机飞行阶段采用渐进原则,分成粗模阶段和精细化阶段。在粗模外业阶段,先根据矿山的爆破计划和现场勘察,确定飞行区域和最小安全距离,然后通过常规平面航线执行外业;在粗模内业阶段,先对齐照片,生成数字高程模型和数字表面模型,并通过后者生成精细化航线,根据爆堆的实际地势起伏动态调整飞行高度。在精细化阶段,使用精细化航线再次开展外业,然后在内业阶段生成目标高分辨率爆堆正射投影图像。采用 Metashape 软件完成以上流程。相较于粗模阶段,精细化阶段可以将 GSD 从 8~12 mm 降低至 3~6 mm。粗模阶

段和精细化阶段的正射影像清晰度对比如图 5 所示。



(a) 粗模阶段, GSD=12.01 mm (b) 精细化阶段, GSD=3.71 mm

图 5 粗模阶段和精细化阶段的正射影像清晰度对比

Fig. 5 Comparison of orthophoto resolution between the rough modeling stage and the refinement stage

3 数据和方法

3.1 数据来源

实验在弓长岭露天铁矿采集爆堆图像(图 6)。弓长岭铁矿地处辽宁省辽阳市,是中国东北地区规模较大的铁矿矿山。弓长岭露天铁矿包含独木、何家、大砬子 3 个采区,大砬子采区同时采用露天开采和地下开采,另外 2 个采区采用露天开采。实验主要在何家采区进行,采区岩层由第四系堆积物及辉绿岩、闪长岩、石英岩等岩脉构成,岩石矿石种类复杂、力学性质各异、颜色多变,具备代表性。

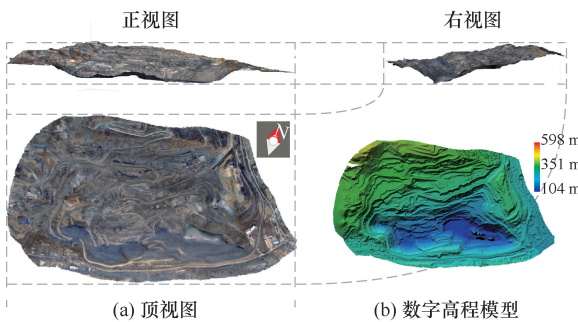


图 6 弓长岭露天铁矿何家采区的俯视图和数字高程模型
Fig. 6 A top view and DEM of the Hejia mining area at Gongchangling open-pit iron mine

数据获取所使用无人机平台和相机的详细参数见表 1。对于每个爆堆,分别进行 2 次外业和 2 次内业。在第 1 次外业中,根据现场情况让无人机在距离爆堆顶部 50~70 m 的平面上平飞;在第 2 次外业中使用动态航线,无人机距爆堆表面高度始终保持在 25~30 m。使用 Agisoft Metashape 软件重建数据并规划航线。在第 1 次外业结束后,重建爆堆表面的三维网格,并以此计算动态航线。在第 2 次外业结束后,重建的正射投影图像 GSD 为 3.5~4.58 mm。

表 1 数据获取所使用无人机平台和相机的详细参数

Table 1 Detailed parameters of the UAV platforms and cameras we use for data acquisition

项目	参数	
 无人机平台	型号	大疆® M300 RTK
	无人机类型	四旋翼无人机
	最大承载量	9 kg
	飞行高度上限	7 000 m
	最远传输距离	15 km
	最长飞行实践	55 min
飞行控制软件	大疆® Pilot v2	
 相机	型号	赛尔® PSKD 102S
	类型	五镜头倾斜摄影相机
	焦距	35 mm
	画幅	APS-C Frame
	传感器尺度	23.5 mm × 15.6 mm
	像元尺度	3.9 μm
分辨率	24.3M 像素	

一共采集并重建 18 个爆堆的高清正射投影图像,共包含 49 536 个尺度为 1 024 像素×1 024 像素的补丁块。爆堆重建正射影像的信息见表 2。爆堆 P01~P05 用以构建有监督爆堆实例分割数据集 UAV-1.5k。在这 5 个爆堆中,使用 Intel CVAT 手工标记超过 130 000 个多边形;爆堆 P06~P16 用以验证方法的有效性。这 11 个爆堆的 GSD 为 2.39~4.7 mm;爆堆 P17、P18 用来对比 GSD 对块度统计的影响,其 GSD 分别为 6.23、7.37 mm。

表 2 爆堆重建正射影像的信息

Table 2 Information on the reconstructed orthophoto of the burst pile

爆堆编号	P01 *	P02 *	P03 *	P04 *	P05 *	P06	P07	P08	P09
GSD/ mm	4.13	4.32	3.71	3.5	4.24	2.39	4.54	4.29	4.44
补丁数量	397	578	759	691	699	2 020	891	1 102	853
爆堆编号	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18
GSD /mm	4.58	4.47	4.39	4.57	3.8	3.94	4.7	6.23	7.37
Patch 数量	997	926	881	782	286	848	1 017	2 333	650

3.2 方法和评价指标

基于 HTC50 模型^[24] 提出爆堆块度识别算法 DetectoRS。具体而言,实验将原始 HTC50 模型中的全部卷积层更换为 SAC 模块,并使用 RFP 模块替换 FPN 模块,使用 MMDetection 实现算法。在 MS COCO 数据集上进行预训练获得初始权重,然后在 UAV-1.5k 数据集上进行微调。使用 Nvidia RTX 3090Ti 服务器及随机梯度下降 (Stochastic Gradient Descent, SGD) 优化器训练 24 个轮次,批大小设置为 2,初始学习率为 0.001,经过 500 次迭代后学习率上升至 0.01,并在之后按照余弦退火函数衰减。将 P01、P02、P03 爆堆作为训练集,P04 作为验证集,P05 作为测试集。为提升算法在密集数据集上的表现,非极大值抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS) 算法使用 SoftNMS,原始预测输出实例个数修改为 500。除上述修改外,实验中其他设置全部沿用 MMDetection v3.0 版本中的原始设置。

4 实验

4.1 消融实验

使用消融实验验证 SAC、RFP 模块的有效性。首先修改原始的 HTC 网络,去掉不必要的语义分割头;其次分别添加 SAC 模块和 RFP 模块;最后与所构建的改进 DetectoRS 算法对比。采用完全相同的训练参数和训练数据,不同指标在 UAV-1.5 k 数据集上的消融实验对比见表 3。图 7 为不同模型在 UAV-1.5 k 数据集上的消融实验结果。图 7 中不同模型预测的岩石碎块用红色掩膜表示,置信度越高,掩膜的不透明度越高。

表 3 不同指标在 UAV-1.5 k 数据集上的消融实验对比

Table 3 Comparison results of ablation experiments with different metrics on the UAV-1.5 k dataset %						
模型	AP_s	AP_M	AP_L	AP^{50}	AP^{75}	AP
HTC	10.2	36.8	51.3	29.2	20.6	18.4
HTC+SAC	10.5	37.4	53.1	29.5	21.4	18.5
HTC+RFP	10.7	37.7	52.9	29.4	20.6	18.6
改进 DetectoRS	10.8	37.8	53.6	30.3	20.9	18.9

通过可视化对比发现,引入 SAC 模块之后,相同岩石碎片的置信度得到提升,这是因为 SAC 模块根据不同岩石碎片的尺度自适应地调整感受野大小,从而调整采样点的密度。这种做法使得不同尺度的岩石碎片拥有数量相近的采样点,降低样本之间采样点数量的差异,因此显著提升不同尺度目

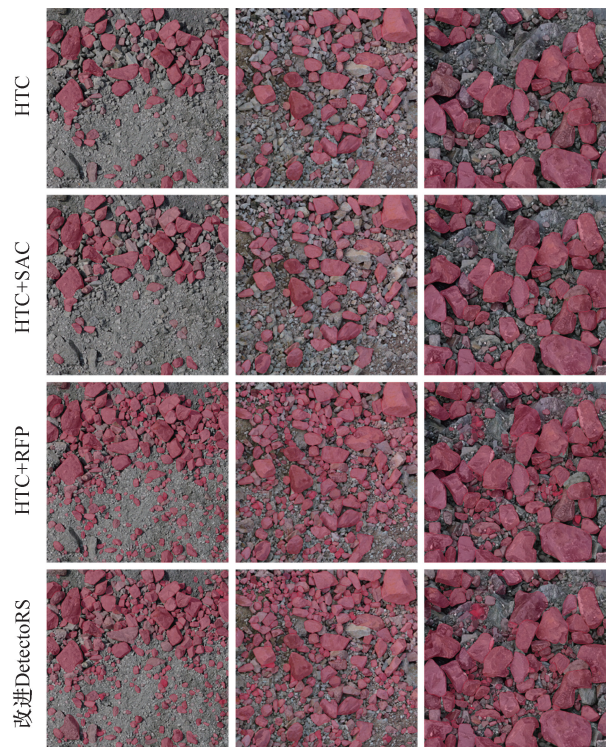


图 7 不同模型在 UAV-1.5 k 数据集上的消融实验结果

Fig. 7 Ablation experiment results of different models on the UAV-1.5 k dataset

标预测的置信度。引入 RFP 之后,模型捕获到更多的岩石碎片。通过 RFP 递归结构,更底层的视觉特征和梯度可以更直接地被接收,这种自下而上的结构包含更少的纹理细节信息,确保更高分辨率的底层视觉特征不被丢失。对于预测小尺度岩石占比更小的问题,这些高分辨率特征更加关键。使用实例分割领域中常用的 AP 指标衡量分割效果。AP 指标通常用于衡量模型对不同类别目标的准确性和召回率^[17]。相较于 HTC 基线,添加 SAC 模块分别在 AP^{50} 和 AP^{75} 2 项指标上取得 0.3% 和 0.8% 的提升,RFP 模块在 AP_s 、 AP_M 和 AP_{L3} 3 项指标上带来 0.5%、0.9% 和 1.6% 的提升。通过结合使用 SAC、RFP,改进 DetectoRS 在所有指标上取得的结果都优于 HTC 基线。

4.2 与基线算法的对比

实验选取基于深度学习的爆堆常用算法 Mask RCNN 和 SOLOv2^[25] 作为对比算法。Mask RCNN 是一个经典的基于区域的实例分割算法,已得到广泛应用^[26-29]。SOLOv2 是一个基于 Anchor 和动态卷积的实例分割新算法,在相关领域内性能优异^[30-31]。不同模型在 UAV-1.5 k 数据集上的指标见表 4。图 8 为不同模型在 UAV-1.5 k 数据集

表 4 不同模型在 UAV-1.5 k 数据集上的指标

Table 4 Comparison of different models on UAV-1.5 k dataset

模型	AP_S	AP_M	AP_L	AP^{50}	AP^{75}	AP
Mask-RCNN	10.2	36.9	51.0	29.0	20.2	18.4
SOLOv2	9.9	37.7	54.4	30.3	20.4	18.5
改进 DetectoRS	10.8	37.8	53.6	30.3	20.9	18.9

上不同场景的预测结果。图 8 中重复预测的实例使用红色重复标记,红色越深代表重复预测的次数越多。

可见,当岩石碎片具有较大的尺度且分布较为离散时,3 种算法均可取得相对理想的成果;当岩石碎片的尺度细小、分布更加密集时,由于没有在密集场景下对区域生成算法做针对性优化,Mask-RCNN 算法出现大量的漏检[图 8 (e)]。

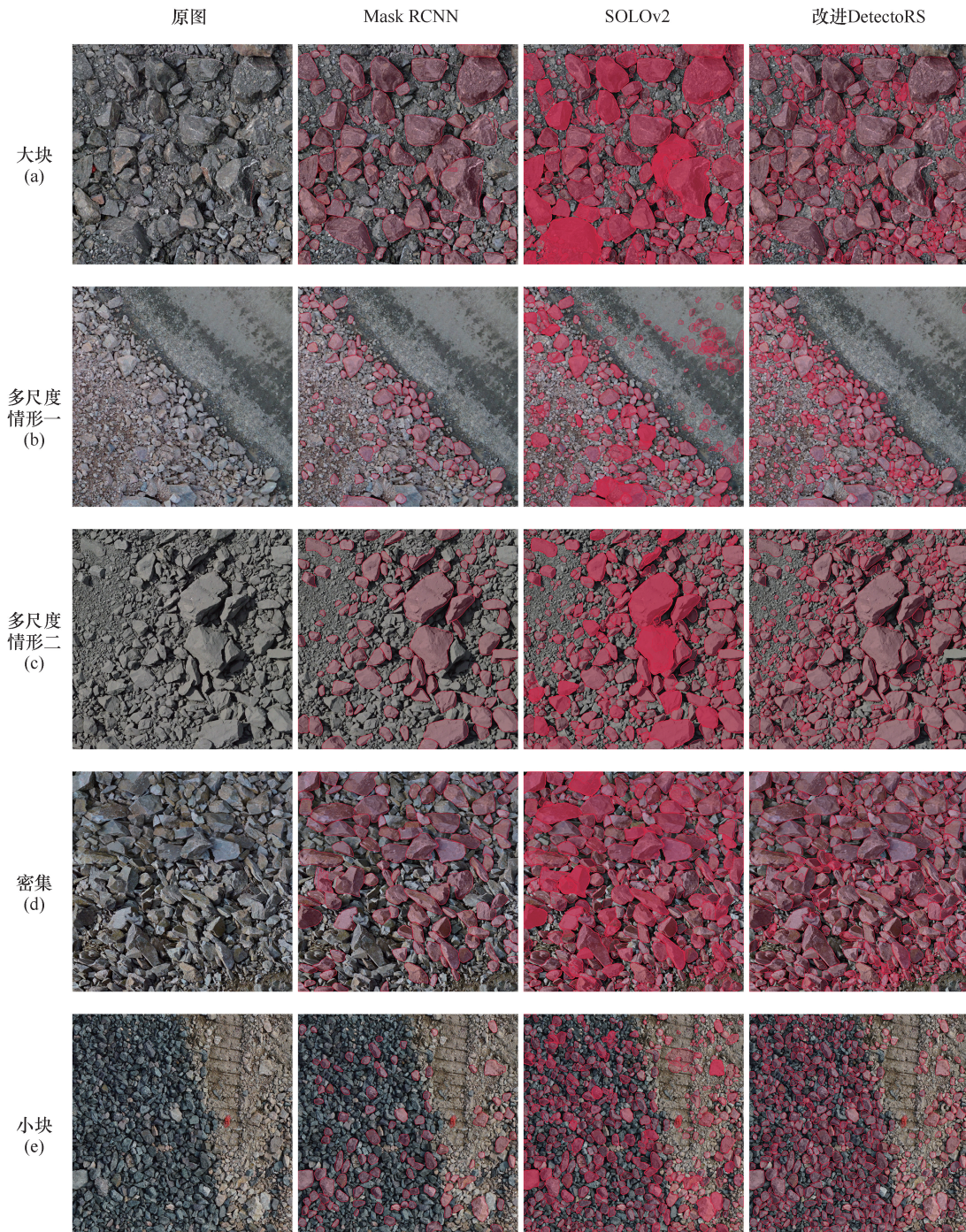


图 8 不同模型在 UAV-1.5 k 数据集上不同场景的预测结果

Fig. 8 Visualization comparison of the prediction results of baseline model and DetectoRS on the UAV-1.5 k dataset

这种漏检导致算法的最小可识别尺度增大,使得预测得到的相同尺度碎片占比更低。SOLOv2 作为一种基于锚点的算法,通过生成更加密集的锚点在一定程度上降低漏检率。然而,这种方法不仅带来额外计算量,而且导致显著的重叠检出问题[图 8 (a)(c)],使得预测得到的相同尺度碎片占比更高。此外,SOLOv2 相较另外 2 种算法出现更多、更严重的误检问题[图 8 (b)],严重影响尺度分布函数精度。相比之下,改进 DetectoRS 算法在大

块、多尺度、密集、小块等典型场景下都获得更好的性能。

5 爆堆块度分布分析

爆堆块度计算流程如图 9 所示。首先,利用 DetectoRS 算法提取正射投影中的岩石碎片实例;然后,使用傅里叶描述子表征实例;最后,统计整个爆堆中所有岩石碎片实例的几何参数,得到爆堆岩石碎片的尺度分布。

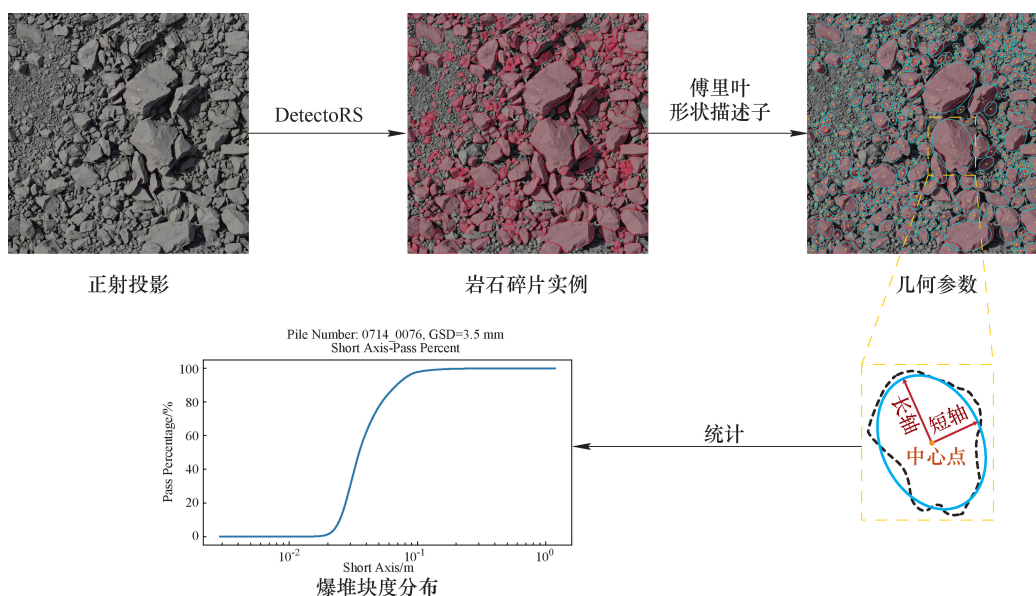


图 9 爆堆块度计算流程

Fig. 9 Calculation process of bursting pile fragment size distribution

5.1 用傅里叶形状描述子统计爆堆块度分布

对于二维平面上的封闭曲线,可以将其看成复平面上的一维周期函数,并用傅里叶形状描述子表征该轮廓。假设爆堆中有一岩石碎片 f ,其轮廓 c 由个离散点的连线组成,即

$$c = (v_1, v_2, \dots, v_p) \quad (2)$$

构建傅里叶形状描述子:

$$G = (G_{-m_p}, \dots, G_0, \dots, G_{m_p}) \quad (3)$$

$$G_0 = a_0 + ic_0 \quad (4)$$

$$G_{+m} = (a_m + d_m) + i(c_m - b_m) \quad (5)$$

$$G_{-m} = (a_m - d_m) + i(c_m + b_m) \quad (6)$$

式中, m 为傅里叶级数的阶数; a_m 、 b_m 、 c_m 、 d_m 为傅里叶系数。

$$\begin{pmatrix} a_0 \\ c_0 \end{pmatrix} = v_1 +$$

$$\frac{\sum_{i=1}^p \left[\left(\frac{L_i^2 - L_{i-1}^2}{2\lambda_i} - L_{i-1} \right) d_i + \lambda_i (v_2 - v_1) \right]}{L_p} \quad (7)$$

$$\begin{pmatrix} a_m \\ c_m \end{pmatrix} = \frac{L_p}{(2\pi m)^2} \times \sum_{i=1}^p \left[\frac{\cos\left(2\pi m \frac{L_i}{L_p}\right) - \cos\left(2\pi m \frac{L_{i-1}}{L_p}\right)}{\lambda_i} d_i \right] \quad (8)$$

$$\begin{pmatrix} b_m \\ d_m \end{pmatrix} = \frac{L_p}{(2\pi m)^2} \times \sum_{i=1}^p \left[\frac{\sin\left(2\pi m \frac{L_i}{L_p}\right) - \sin\left(2\pi m \frac{L_{i-1}}{L_p}\right)}{\lambda_i} d_i \right] \quad (9)$$

$$d_i = v_i - v_{i-1} \quad (10)$$

$$\lambda_i = \|d_i\|_2 \quad (11)$$

$$L_i = \sum_{j=1}^i \lambda_j \quad (12)$$

式中, d_i 为点 v_{i-1} 和 v_i 之间的线段; λ_i 为 d_i 的长度; L_i 为从 v_1 到 v_i 之间的距离。

傅里叶描述子中,各级系数具有不同的几何含义。如 G_0 对应系数 a_0 、 c_0 代表轮廓的重心坐标,

$C_{\pm 1}$ 可表示轮廓 C 的近似椭圆,且该椭圆的长轴长度 A 和短轴长度 B 分别满足:

$$A = |G_1| + |G_{-1}| \quad (13)$$

$$B = |G_1| - |G_{-1}| \quad (14)$$

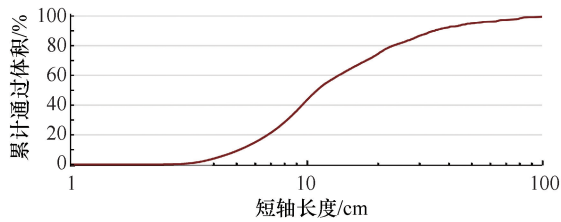
若采用标准椭球体近似岩石碎片,则岩石碎片 F 对应的最小可通过筛网直径 $D(f)$ 和体积 $V(f)$ 为

$$D(F) = B_F \quad (15)$$

$$V(F) = \frac{4}{3}\pi A_F B_F^2 \quad (16)$$

给定筛网孔径 D ,爆堆 F 块度分布定义为可以通过该筛网的岩石占比,因此表示为累计通过率分布 $C(D)$:

$$C(D) = \frac{\text{Count}(F_D)}{\text{Count}(F)} \quad (17)$$



(a) 累计通过体积曲线

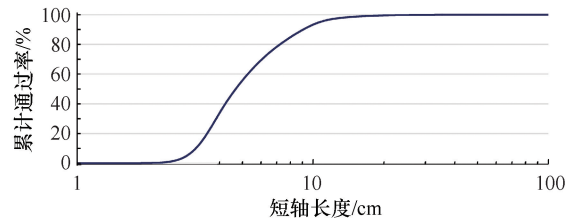
$$F_D = \{F \mid f \in F, D(f) \leq D\} \quad (18)$$

式中, $\text{Count}(x)$ 为集合 x 中元素的个数; F 为爆堆中所有岩石碎片的集合; F_D 为爆堆中短轴直径小于 D 的岩石碎片集合。

此外,根据估计到的岩块体积,可获得累计通过体积分布 $CV(D)$:

$$CV(D) = \frac{\sum_{f \in F_D} V(f)}{\sum_f V(f)} \quad (19)$$

根据式(16)、式(18),在 P05 爆堆上计算的累计通过率曲线和累计通过体积曲线 ($GSD = 4.24$ mm) 如图 10 所示。



(b) 累计通过率曲线

图 10 在 P05 爆堆上计算的累计通过率曲线和累计通过体积曲线

Fig. 10 Cumulative passing rate curve and cumulative passing volume curve calculated on P05 bursting pile

无论是累计通过率曲线还是累计通过体积曲线,均可以表征爆堆的基本块度信息,包括最大检出块直径、最小检出块直径、粉矿率、大块率、中位块度等。但是由图 10 可知,对不同尺度的岩石碎片赋予不同的权重,爆堆的累计通过体积曲线更加平缓。这不但更加有利于观察爆堆的块度分布情况,对提升爆堆统计方法在不同分辨率情形下的表现也有积极作用。

利用块度统计方法,可以计算以下几项块度指

标:①最小检出块直径,指置信度在 75% 以上的岩石碎片中,最小的短轴长度;②大块率,为短轴长度在 800 mm 以上的岩石碎片在整个爆堆中的占比,根据式(15)、式(17)分别给出按通过个数的占比和按体积的占比;③粉矿率,为短轴长度在 50 mm 以下的岩石碎片在整个爆堆中的占比,与大块率类似,根据式(15)、式(17)分别给出按通过个数的占比和按体积的占比。在表 2 所列举的 18 个爆堆上分别计算上述指标,结果见表 5。

表 5 弓长岭露天铁矿 18 个爆堆的爆破块度指标

Table 5 The blasting fragmentation index of 18 muck piles at Gongchangling open-pit iron mine

爆堆编号	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09
最小检出块直径/mm	9.49	8.75	7.38	6.86	7.85	4.66	10.6	11.72	10.30
粉矿率(按通过个数统计)/%	65.79	56.54	62.52	77.35	55.38	85.42	55.47	80.87	46.27
大块率(按通过个数统计)/%	0.000 5	0.001 1	0.000 5	0.000 3	0.000 9	0	0.001	0.006 2	0.005 8
粉矿率(按通过体积统计)/%	13.28	8.13	7.89	18.12	8.8	22.49	9.18	16.50	3.70
大块率(按通过体积统计)/%	0.81	2.49	0.78	1.7	1.74	0	2.58	19.82	2.35
爆堆编号	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18
最小检出块直径/mm	9.13	10.33	10.05	12.63	12.24	9.71	7.83	14.02	16.17
粉矿率(按通过个数统计)/%	57.14	56.67	49.59	44.59	57.63	60.33	52.97	24.95	11.27
大块率(按通过个数统计)/%	0.004 7	0.000 5	0.004	0.005 6	0	0.004 3	0.000 3	0.009 2	0.006 3
粉矿率(按通过体积统计)/%	7.54	8.94	4.27	3.45	7.86	6.6	8.49	3.44	1.44
大块率(按通过体积统计)/%	10.85	1.42	3.56	3.95	0	5.07	0.62	19.27	7.39

由表 5 可知,相较于累计通过率计算出的大块率和粉矿率,使用累计通过体积计算更加合理,并且在各个不同 GSD 的爆堆中保持稳定。18 个目标爆堆的粉矿率均值为 8.9%,方差为 30.61,最大为 22.49%,最小为 1.44%;大块率均值为 4.69%,方差为 36.63,最大值为 19.82%,最小为 0。因此,目标爆堆的粉矿率偏高,大块率较小,说明所测矿区的爆破参数比较激进,可以适当降低炸药量,以节约成本。

5.2 GSD 对累计通过率的影响

GSD 将直接影响算法的最小可识别块大小,进而改变爆堆的累计通过率。具体而言,当 GSD 值变大时,同等尺度的岩石碎片占有的像素尺度减小,检出数量下降。这种情况导致算法的最小可检测尺度增加,相同尺度岩石碎片的累计通过率下降。为验证这一点,分别绘制 5 个 GSD 递增爆堆的累计通过率曲线,如图 11 所示。可见,当 GSD 递增时,曲线大致向右侧平移,验证了上述结论。

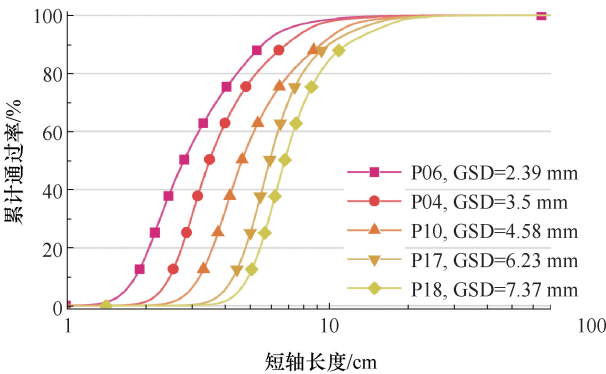


图 11 不同 GSD 下不同爆堆的累计通过率曲线

Fig. 11 Cumulative passing rate curves for different bursting piles with different GSDs

5.3 累计通过率和累计通过体积的对比

累计通过率曲线会受到 GSD 改变的干扰,原因是累计通过率计算对所有尺度的岩石碎片赋予相同的权重。用累计通过体数量取代直接统计通过个数,可以看成对不同尺度的岩石碎片赋予不同的权重。因此,相较于直接使用累计通过率,采用累计通过体积表示爆堆块度,对于不同 GSD 具有更好的稳健性。图 12 和图 13 分别为在 18 个爆堆上计算出的累计通过率曲线和累计通过体积曲线。通过对比可知,相较于累计通过率曲线,不同爆堆的累计通过体积曲线分布更加集中。此外,累计通过体积曲线可以更容易观察到爆堆中的大块占比。

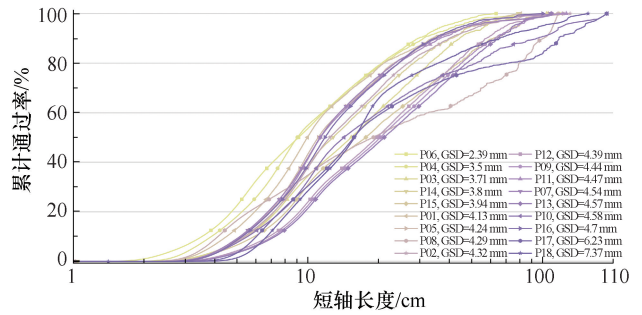


图 12 在 18 个爆堆上计算出的累计通过率曲线

Fig. 12 Cumulative passing rate curves calculated on 18 blast piles

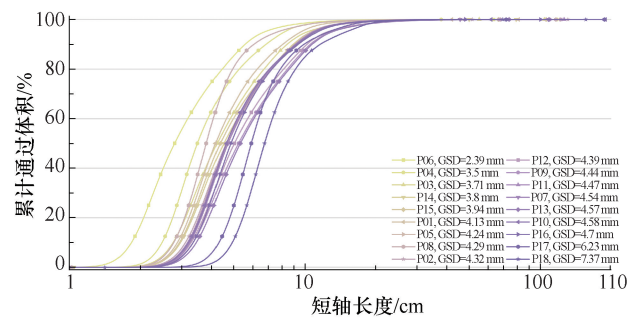


图 13 在 18 个爆堆上计算出的累计通过体积曲线

Fig. 13 Cumulative passing volume curves calculated on 18 blast piles

6 结论

建立一种基于深度学习和贴近摄影测量的爆堆实例分割算法,并利用傅里叶描述子构建爆堆块度统计方法。得到如下主要结论:

- (1) 利用近景摄影测量技术进行爆堆图像采集,并成功构建高分辨率的 UAV-1.5 k 数据集,显著提升爆堆正射数据集的数据规模和空间分辨率。
- (2) 向爆堆岩石碎片实例分割任务中引入可切换空洞卷积和递归特征金字塔模块。与现有方法相比,算法在处理小尺度岩石碎片实例时表现更为出色。实验结果显示,所研究矿区的目标爆堆的粉矿率较高,大块率较低,表明矿区爆破参数较为激进,因此建议适度降低炸药量,以节约成本。
- (3) 相较于累计通过率曲线,采用累计通过体积曲线计算爆堆岩石块度分布,对地面分辨率的变化具有更强稳健性,同时能够直观反映爆堆中大块岩石的占比情况。

所提出的算法仅利用爆堆表面图像进行块度分析。如何建立爆堆内部的块度分布模型以及根据爆堆的表面块度预测内部的块度分布,成为未来的研究方向。

参考文献

- [1] OUCHTERLONY F, SANCHIDRIÁN J A. A review of development of better prediction equations for blast fragmentation[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2019, 11(5): 1094–1109.
- [2] KUZNETSOV V M. The mean diameter of the fragments formed by blasting rock [J]. *Soviet Mining Science*, 1973, 9(2): 144–148.
- [3] CUNNINGHAM C. The Kuz-Ram fragmentation model—20 years on [C]// Brighton conference Proceedings. European Federation of Explosives Engineers, 2005: 201–210.
- [4] OUCHTERLONY F, SANCHIDRIÁN J A, MOSER P. Percentile fragment size predictions for blasted rock and the fragmentation-energy fan [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2017, 50(4): 751–779.
- [5] AZIZI A, MOOMIVAND H. A new approach to represent impact of discontinuity spacing and rock mass description on the Median fragment size of blasted rocks using image analysis of rock mass [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2021, 54(4): 2013–2038.
- [6] FIGUEIREDO J, TORRES V, CRUZ R, et al. Blasting fragmentation study using 3D image analysis of a hard rock mine [J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(12): 7090.
- [7] ENGIN I C, MAERZ N H, BOYKO K J, et al. Practical measurement of size distribution of blasted rocks using LiDAR scan data [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2020, 53(10): 4653–4671.
- [8] KAHRAMAN E, KILIC A M. Evaluation of empirical approaches in estimating mean particle size after blasting by using nondestructive methods [J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2020, 13(14): 613.
- [9] YAGHOUBI H, MANSOURI H, ALI EBRAHIMI FAR-SANGI M, et al. Determining the fragmented rock size distribution using textural feature extraction of images [J]. *Powder Technology*, 2019, 342: 630–641.
- [10] GUO Q P, WANG Y C, YANG S J, et al. A method of blasted rock image segmentation based on improved watershed algorithm [J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 7143.
- [11] LIU Q, SHI F Q, WANG X G, et al. Statistical estimation of blast fragmentation by applying 3D laser scanning to muck pile [J]. *Shock and Vibration*, 2022, 2022: 3757561.
- [12] 李胜林, 王宗睿, 孙建成, 等. 基于无人机航测的露天矿爆堆形态与延期间隔的研究 [J]. *爆破*, 2021, 38(1): 70–74.
- [13] 安振华. 试论无接触测量技术在大型露天矿采剥量验收中的应用 [J]. *矿业装备*, 2022(2): 112–113.
- AN Zhenhua. Discussion on the application of non-contact measurement technology in the acceptance of stripping quantities in large open-pit mines [J]. *Mining Equipment*, 2022(2): 112–113.
- [14] 梁永春, 陈楠, 朱洪根, 等. 软间隔最大化在露天矿爆破区域人员疏散自动巡查中的应用研究 [J]. *华北科技学院学报*, 2020, 17(1): 45–50, 76.
- LIANG Yongchun, CHEN Nan, ZHU Honggen, et al. Research on the application of soft margin maximization in automatic inspection of personnel evacuation in open-pit mine blasting areas [J]. *Journal of North China Institute of Science and Technology*, 2020, 17(1): 45–50, 76.
- [15] 孙健东, 陈需, 周宇, 等. 基于无人机倾斜摄影的抛掷爆破爆堆形态测量方法 [J]. *煤炭工程*, 2021, 53(2): 99–105.
- SUN Jiandong, CHEN Xu, ZHOU Yu, et al. Measurement method for cast blasting muckpile morphology based on UAV oblique photography [J]. *Coal Engineering*, 2021, 53(2): 99–105.
- [16] 李彪, 闫勇, 杨化超, 等. 无人机低空倾斜摄影测量精度实证研究 [J]. *矿山测量*, 2020, 48(5): 123–126.
- LI Biao, YAN Yong, YANG Huachao, et al. Empirical study on the accuracy of low-altitude UAV oblique photogrammetry [J]. *Mine Surveying*, 2020, 48(5): 123–126.
- [17] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: common objects in context [C]// European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2014: 740–755.
- [18] MORIN M A, FICARAZZO F. Monte Carlo simulation as a tool to predict blasting fragmentation based on the Kuz-Ram model [J]. *Computers & Geosciences*, 2006, 32(3): 352–359.
- [19] 胡松涛. 基于深度神经网络的模糊图像分割方法研究 [J]. *信息记录材料*, 2022, 23(6): 203–206.
- HU Songtao. Research on fuzzy image segmentation method based on deep neural networks [J]. *Information Recording Materials*, 2022, 23(6): 203–206.
- [20] 李茂森, 梁四玄, 郭东海, 等. 基于 Mask-RCNN 算法的无人机巡检影像船只目标检测方法研究 [J]. *测绘与空间地理信息*, 2023, 46(11): 99–102, 106.

- LI Maosen, LIANG Siyao, GUO Donghai, et al. Research on ship target detection method in UAV inspection images based on Mask-RCNN algorithm[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2023, 46(11): 99-102,106.
- [21] 牛弘健,刘文萍,陈日强,等. 基于 Resnet 的林地无人机图像去雾改进算法[J]. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 2024, 48(02): 175-181.
- NIU Hongjian, LIU Wenping, CHEN Riqiang, et al. Improved Dehazing algorithm for UAV forest images based on ResNet[J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2024, 48(2): 175-181.
- [22] QIAO S Y, CHEN L C, YUILLE A. DetectoRS: detecting objects with recursive feature pyramid and switchable atrous convolution[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 10208-10219.
- [23] ZHAO M Y, CHEN J P, SONG S Y, et al. Proposition of UAV multi-angle nap-of-the-object image acquisition framework based on a quality evaluation system for a 3D real scene model of a high-steep rock slope[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 125: 103558.
- [24] CHEN K, PANG J M, WANG J Q, et al. Hybrid task cascade for instance segmentation [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA. IEEE, 2019: 4969-4978.
- [25] WANG X L, ZHANG R F, KONG T, et al. SOLOv2: dynamic and fast instance segmentation [EB/OL]. 2020: 2003. 10152. <http://arxiv.org/abs/2003.10152v3>
- [26] 刘莹莹,庞其壮,张宝金,等. 基于 Mask R-CNN 的地下矿爆堆块度检测技术研究[J]. *采矿技术*, 2023, 23(6): 147-151.
- LIU Yingying, PANG Qizhuang, ZHANG Baojin, et al. Research on fragmentation detection technology of underground mine explosion heap based on Mask R-CNN [J]. *Mining Technology*, 2023, 23(6): 147-151.
- [27] 刘俊伟,陈晓青. 基于计算机视觉的爆破块度分布统计[J]. *矿业研究与开发*, 2024, 44(1): 190-196.
- LIU Junwei, CHEN Xiaoqing. Statistics of blasting fragmentation distribution based on computer vision [J]. *Mining Research and Development*, 2024, 44(1): 190-196.
- [28] 刁明光,于晨,李文吉,等. 矿山遥感监测实例分割数据集的自动生成方法[J]. *中国科技论文*, 2021, 16(3): 329-335.
- DIAO Mingguang, YU Chen, LI Wenji, et al. Automatic generation method of instance segmentation data set in mine remote sensing monitoring[J]. *China Sciencepaper*, 2021, 16(3): 329-335.
- [29] 刘飞跃,刘一汉,杨天鸿,等. 基于岩芯图像深度学习的矿山岩体质量精细化评价[J]. *岩土工程学报*, 2021, 43(5): 968-974.
- LIU Feiyue, LIU Yihan, YANG Tianhong, et al. Meticulous evaluation of rock mass quality in mine engineering based on machine learning of core photos[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2021, 43(5): 968-974.
- [30] 季亮. 基于改进 SOLOv2 的煤矿图像实例分割方法[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(11): 115-120.
- JI Liang. Coal mine image instance segmentation method based on improved SOLOv2 [J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(11): 115-120.
- [31] 曾浩文,汪慧兰,赵侃,等. 基于 SOLOV2 改进的实例分割算法研究[J]. *计算机技术与发展*, 2023, 33(9): 45-51.
- ZENG Haowen, WANG Huilan, ZHAO Kan, et al. Research on improved instance segmentation algorithm based on SOLOV2 [J]. *Computer Technology and Development*, 2023, 33(9): 45-51.

(责任编辑:苗李莉)