

基于改进PSPnet-MobileNetV2的煤岩界面快速精准识别*

王海舰¹, 刘丽丽¹, 赵雪梅², 张强³

(1. 桂林电子科技大学机电工程学院 桂林, 541004)

(2. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院 桂林, 541004)

(3. 山东科技大学机械电子工程学院 青岛, 266590)

摘要 针对短时间主动热激励作用下煤岩介质表征差异不明显,不易快速、准确识别煤岩界面的难题,提出一种基于改进金字塔场景解析网络(pyramid scene parsing network,简称PSPnet)模型-MobileNetV2的煤岩界面快速精准识别方法。通过搭建煤岩主动红外试验平台,采集并获取短时主动热激励作用下的煤岩界面红外热图像,构建了煤岩红外图像数据集;对传统PSPnet模型进行改进,采用轻量级网络模型MobileNetV2作为主干网络提取特征,大幅降低了网络模型所占内存和训练时间,同时将注意力机制模块(convolutional block attention module,简称CBAM)与金字塔场景解析(pyramid scene parsing,简称PSP)模块的上采样特征层和PSPnet网络模型的浅层特征层进行融合,有效提升模型对特征的细化能力。试验结果表明:基于改进的PSPnet-MobileNetV2网络模型所占内存仅为9.12 MB,较原始PSPnet模型减少了94.88%;煤和岩的交并比为96.52%和96.87%,分别提升了8.29%和7.7%;像素准确度分别为97.25%和99.15%,较原始网络模型分别提升了7.32%和1.64%;测试时间降低了53.70%。该方法为煤岩界面的快速和预先精准识别提供了一种有效技术手段。

关键词 煤岩识别;主动红外激励;金字塔场景解析网络(PSPnet);MobileNetV2;注意力机制模块

中图分类号 TD823;TH744

引言

实现煤炭绿色智能化高效开采是国家煤炭科技的重要发展目标。随着开采强度的增加,煤炭开采已逐渐向深部和复杂地质构造地区转移,导致综采工作面开采环境及截割工况日益趋于复杂。采煤机一旦截割到硬岩,会降低采煤机的截割效率和开采进度,截割硬岩过程中产生的剧烈振动和冲击还会严重影响采煤机整机的稳定性^[1]。采煤机截割岩层导致原煤中大量夹杂矸石,加重后续煤、矸的分选工作量以及导致原煤热值的降低^[2]。此外,截齿截割硬岩过程中产生的火花和瞬时高温,易引发煤尘或瓦斯爆炸^[3]。近年来,多数矿山机电设备已逐渐实现了自动化与无人化远程作业,但是综采工作面未能实现无人化“井下机器人”程度的安全、高质及高效开采,目前无法有效实现对煤岩界面的预先感知及精准识别,不能为采煤机预先提供最优的自动化

截割路径轨迹。

现有的煤岩界面识别研究中,基于采煤机的滚筒振动^[4]、截割电流^[5]、滚筒转矩^[6]、截割力^[7]、截割红外^[8]以及截割声发射^[9]等单一截割特征信号的煤岩识别方法兼具信号采集便捷和识别快速的优点,但单一截割特征信号受现场开采环境干扰严重,信号识辨能力和识别结果精度较差。基于多传感信息融合^[10]的煤岩识别方法虽然有效提高煤岩识别结果的可信度及精度,但该类方法对截割特征信号样本种类和数量需求大,模型维度高,识别结果反馈时效性差。近年来,基于煤岩物理特征的非接触煤岩界面识别技术日益成熟,例如:雷达探测识别^[11]、超声波识别^[12]、图像识别^[13]以及太赫兹时域光谱识别^[14]等。这类识别方法虽然能够在开采之前对煤岩界面进行感知和识别,但视觉图像受现场照度、煤尘、水雾等开采环境干扰严重,探地雷达、超声波等技术虽不受开采环境影响,但远距离探测误差较大,识别精度不

* 国家自然科学基金青年基金资助项目(52204130);广西省自然科学基金青年基金资助项目(2022GXNSFBA035599);桂林电子科技大学研究生教育创新计划资助项目(2022YCXS023)

收稿日期:2022-10-06;修回日期:2023-03-13

高,无法实现精准识别。煤矿自动化、无人化开采的实现迫切需要兼具预先快速感知性与精准识别性的煤岩界面感知识别技术,为采煤机提供精准的煤岩截割轨迹。因此,亟需开展煤岩界面预先快速感知及精准识别技术的研究。

1 煤岩主动红外试验平台及数据集构建

1.1 试验平台总体结构

为了测试和采集短时间热激励作用下煤岩试件的主动激励红外图像,同时考虑激励距离、激励强度对煤岩界面识别结果的影响,搭建如图 1 所示的煤岩界面主动激励红外图像测试平台。三维滑台上安装红外热像仪和主动热激励源,通过左右、前后和上下的调整,对激励距离、热激励源的激励区域以及红外热像仪的拍摄位置进行局部微调。采用德国 In-fraTec Image IR 系列制冷型红外热像仪采集红外图像信息,该设备的光谱范围为 $2.0\sim 5.5\text{ }\mu\text{m}$,热灵敏度小于 0.025°C ,红外成像速率满帧时为 110 Hz 。为了避免单一激励源易导致煤岩表面受热不均,测试平台采用 4 个光源形成阵列式主动热激励源,热激励源滑台用于主动热激励源和红外热像仪的左右平移,实现热激励源和红外热像仪对煤岩试件不同分段的热激励及红外图像采集。采用 UT383 型照度计测试热激励源的激励强度。上位机数据采集平台通过通讯线缆实现红外热像仪图像的采集以及热激励源激励强度的调节与控制。

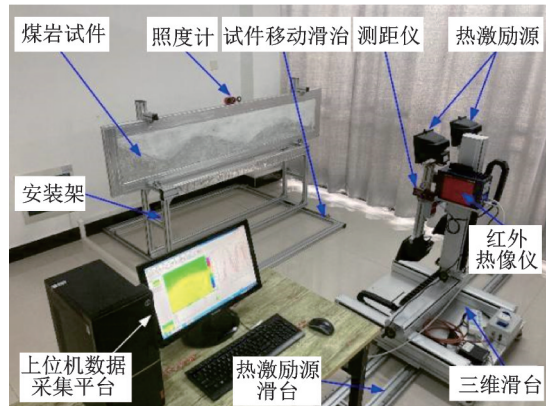


图 1 煤岩界面主动激励红外图像测试平台
Fig.1 Test platform for active excitation infrared image acquisition of coal rock interface

1.2 煤岩试件制备

为了测试采集不同工况下的煤岩体主动红外图

像,采用煤、沙子、水泥和粘合剂制备的煤岩体试件如图 2 所示,每块试件的尺寸为 $2\ 300\text{ mm}\times 350\text{ mm}\times 40\text{ mm}$ 。煤介质材料的煤:水泥:黏合剂配比比例为 $4:1:0.3$,岩介质材料的煤:水泥:黏合剂配比比例为 $3:1:0.5$ 。为了避免模具受热激励导致的温升对煤岩体温度产生影响,在模具外侧粘贴隔热的锡箔纸胶带。



图 2 制备的煤岩体试件
Fig.2 Preparation of coal-rock specimens

1.3 短时间激励下煤岩界面红外图像采集

由于过长的激励时间是制约工作效率的关键因素,故试验时间选取 $4,5,6,7$ 和 8 s 。由于不同矿区的通道宽度不等,将激励距离划分为 $1.5,1.75,2,2.25$ 和 2.5 m 。不同矿区煤岩介质温升速率差异大,在相同激励时间和激励距离条件下,需要采用不同的激励强度。煤矿井下瓦斯浓度高,温度过高时易造成瓦斯爆炸,在能判别煤岩界面分布的情况下,需尽可能降低激励强度。当激励距离较远时,需增大激励强度,选取 $200,400,600,800$ 和 $1\ 000\text{ W}$ 5 种状态。为了采集足够的图像数据并提高网络模型对不同工况下的识别能力,分别对激励时间、激励强度和激励距离进行测试。测试因素如表 1 所示。

表 1 测试因素
Tab.1 Test factors

激励强度/W	激励时间/s	激励距离/m
200	4	1.50
400	5	1.75
600	6	2.00
800	7	2.25
1 000	8	2.50

通过搭建好的试验平台分别对 2 块煤岩试件进行组合测试,获取相应条件下的红外热图像。为保证试验数据的可靠性,每次测试后进行冷却处理至初始状态。所采集的短时间激励作用下煤岩界面红外图像如图 3 所示。

随着激励距离的增加,当激励时间过短时,需要

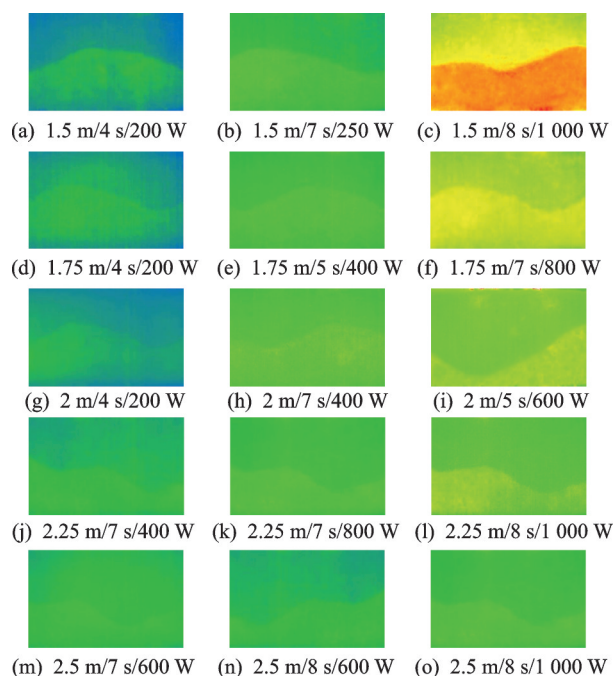


图3 短时间激励作用下煤岩界面红外图像

Fig.3 Infrared image of coal-rock interface under short-time excitation

通过增大激励强度才能使得煤岩试件红外表征具有判别性。通过对2块煤岩试件进行试验,共获取600张短时间激励下的红外热图像,图像的最大尺寸为 $853\text{ mm}\times 460\text{ mm}$ 。

1.4 构建数据集

通过数据增强方法增加样本数据量,提升网络模型训练效果和泛化能力。对获取的图像进行镜像、随机旋转、添加噪声以及改变亮度等操作得到足够的样本。设定图像变亮为原图的1.2倍,图像变暗为原图的0.9倍,椒盐噪声信噪比为0.1,高斯噪声中高斯函数的标准差为1.5。随机选取一张图像样本进行数据增强,增强后共获得3 900张样本。数据增强图像如图4所示。

采用Labelme工具对所有煤岩界面红外热图像

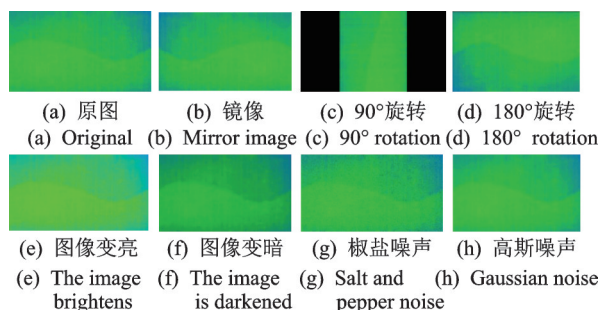


图4 数据增强图像

Fig.4 Data enhancement

进行手工标注,得到样本标签图,将数据集保存为PASCAL VOC2007数据集文件夹格式,并将所有样本数据按照8:1:1划分为训练集、验证集和测试集。

2 改进PSPnet-MobileNetV2模型

2.1 PSPnet网络模型

PSPnet的主要特点是采用PSP模块,通过全局池化层得到不同尺度的特征层,经过特征融合得到判别的多尺度特征。对于输入图像,首先调整图像大小为 473×473 ,经过主干特征提取得到一个特征图,随后将初始特征分为2个部分,一部分传入PSP模块中,使用大小不同的池化盒对输入的特征层进行平均池化,不同池化盒的功能是将特征层分成不同区域,分别为 $1\times 1, 2\times 2, 3\times 3, 6\times 6$ 区域,将得到的4个平均池化后的结果进行上采样,与初始特征的另一部分特征进行特征融合完成特征提取。

2.2 PSPnet-MobileNetV2模型设计

网络模型PSPnet-MobileNetV2是根据采集的红外热图像煤岩区分度低和边界模糊等特点,在语义分割网络模型PSPnet结构的基础上进行改进,适用于煤矿井下短时间激励作用下的煤岩界面红外热图像的快速准确识别。

PSPnet-MobileNetV2网络模型基于PSPnet进行了改进:①采用MobileNetV2网络模型作为主干网络,加速模型收敛,提高识别精度;②采用CBAM提升PSPnet对特征的细化能力。改进的PSPnet网络模型如图5所示。

主干网络主要负责特征提取,主干网络模型的选择对语义分割结果至关重要。研究表明,采用深层次的网络结构可以获得更丰富的语义特征,具有更好的识别效果和识别精度。ResNet是一种残差神经网络,用于在训练深度卷积网络时解决梯度消失问题,而视觉几何图形组(visual geometry group,简称VGG)是完全基于深度卷积层的卷积神经网络架构。PSPnet通常采用ResNet或VGG作为特征提取的骨干网络。但是,基于ResNet或VGG的网络模型具有很高的复杂性和大量计算。2017年,Google发布的MobileNetV1用深度可分离卷积取代了VGG中的标准卷积层,该方法在保证准确性的同时,有效减少了计算量、参数量和训练时间,但在对MobileNetV1进行实际训练后,在执行低维ReLU操作时可能会发生信息丢失。与Mobile-

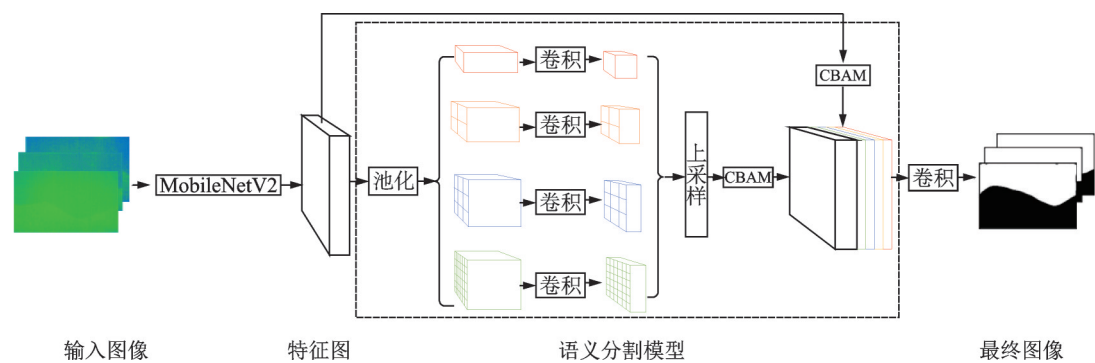


图 5 改进的 PSPnet 网络模型
Fig.5 Improved PSPnet network model

NetV1 相比, MobileNetV2 有显著改进:① Mobile-NetV2 移除了 ReLU 的最后一层, 保留了特征的多样性, 增强了网络模型的表达能力;② 引入残差结构, 增强梯度的传播。MobileNetV2 网络模型结构如图 6 所示。使用 1×1 卷积来增加维度, 使用 3×3 深度可分离卷积跨特征点提取特征, 使用 1×1 卷积

来降低维数, 剩余部分用于实现输入和输出之间的直接连接。
为了提高短时间激励作用下煤岩界面红外热图像的识别精度, 采用 MobileNetV2 作为 PSPnet 的骨干特征提取网络。下采样方法为 16 倍, 可降低模型的复杂性和参数, 有效提高网络模型的训练速度。

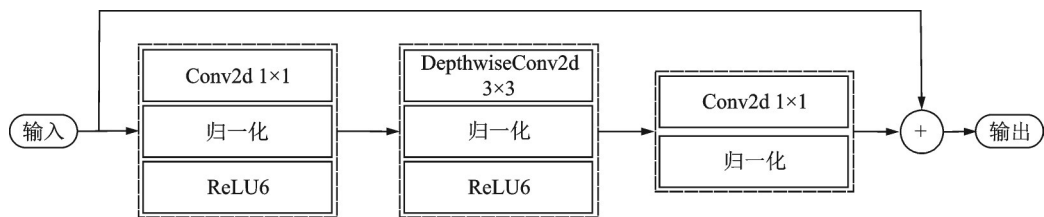


图 6 MobileNetV2 网络模型结构
Fig.6 Structure of MobileNetV2 network model

PSPnet 网络模型可以提高图像的分割质量, 然而对于一些煤岩的红外热图像, 在解析过程中会丢失细节, 导致模糊的边界分割。为了获得有效、准确的煤岩界面语义分割网络模型, 在 PSP 模块的上采样操作和骨干网络中提取低维特征之后, 增加了 CBAM。该模块可以在现有网络模型中即插即用, 在有效提高网络模型特征提取能力的同时, 不会显著增加计算参数和计算量。图 7 为 CBAM 结构图, 其首先通过通道注意力模块, 然后通过空间注意力模块。

由于注意力机制模块的权重是随机初始化的, 如果将其添加到主干部分, 其权重将被破坏, 这对提取初始特征有显著影响, 导致网络模型的预测效果较差。本研究在加强特征提取部分增加了注意力机制, 因此初始特征不会被破坏, 网络的预测效果得到保证。如图 5 所示, 将 CBAM 添加到 PSP 模块的上采样特征层和 PSPnet 网络模型的浅层特征层上。

3 试验与分析

3.1 试验平台及相关参数设置

软硬件试验环境如表 2 所示。为了保证试验的可靠性, 改进后的算法以及其他算法均在此平台下运行。
笔者提出的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型在 Adam 优化器下进行训练, 批处理大小为 32, 动量因子为 0.94, 迭代次数为 100, 最初学习率设为 0.001, 在 50 次迭代时衰减为 0.000 1, 损失函数为交叉熵损失函数。改进的 PSPnet 网络模型训练曲线如图 8

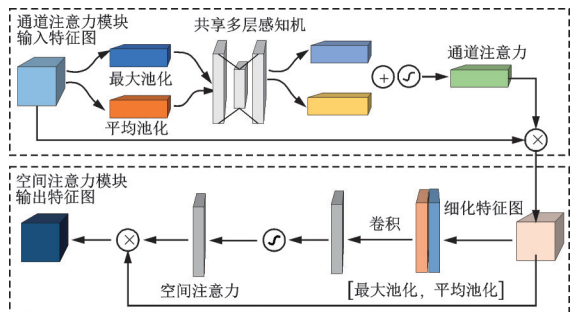


图 7 CBAM 结构图
Fig.7 Structure of CBAM

表 2 软硬件试验环境

Tab.2 Experiment environment of software and hardware

配件	型号
中央处理器	Intel(R) Core(TM) i9-11900K
内存	64GB
图形处理单元	NVIDIA GeForce RTX 3060
显存	12G
操作系统	Window 10
开发工具	Pytorch 1.7,Cuda 11.0,Python 3.7

所示。可以看出,在迭代过程中,训练集和验证集的损失函数下降趋势明显,未出现过拟合现象。

3.2 定性分析

由于采集图像较多,在测试集中随机选取 10 组煤岩界面红外图像,分别在改进的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型、U-net 网络模型、DeeplabV3+ 网络模型、PSPnet 网络模型和 TransUnet 网络模型上进行语义分割。随机试验识别结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出,不同网络模型之间识别效果

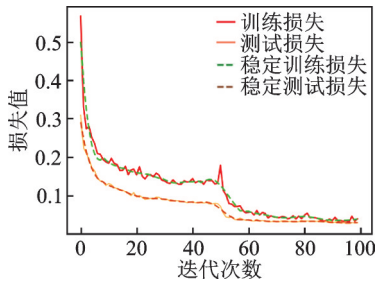


图 8 改进的 PSPnet 网络模型训练曲线

Fig.8 Training curves of improved PSPnet network model

差异较大。其中:DeeplabV3+ 网络模型的识别效果较差,随机选取的 10 张图像中有近一半的图像未准确识别出煤和岩,剩余图像的识别精度也不够高;U-net 网络模型比 DeeplabV3+ 网络模型的识别效果略好,但是识别效果也不够理想;PSPnet 网络模型对个别图像的煤岩区域无法识别,且部分图像的识别精度不足;TransUnet 网络模型对每一张图像中的煤和岩均能准确识别,但识别精度未达到较好的效果;改进后的 PSPnet-MobileNetV2 网络

表 3 随机试验识别结果

Tab.3 Identification results of random experiment

原图	PSPnet-MobileNetV2	U-net	DeeplabV3+	PSPnet	TransUnet

模型识别效果最好。由于图像质量较差,煤岩边界不清晰,故仍存在少量图像的识别精度未达到理想值。

3.3 定量分析

为了验证改进的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型在短时间激励作用下煤岩界面红外热图像的识别精度,分别对改进的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型、U-net 网络模型、DeeplabV3+ 网络模型、PSPnet 网络模型和 TransUnet 网络模型进行识别和分割。不同模型测试时间及所占内存如表 4 所示。

表 4 不同模型测试时间及所占内存
Tab.4 Test time and memory of different models

网络模型	每张测试 时间/ms	所占内存/M
PSPnet-MobileNetV2	90.99	9.12
U-net	182.97	94.96
DeeplabV3+	99.83	22.19
PSPnet	196.53	178.21
TransUnet	159.56	401.00

由表 4 可以看出,改进的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型与 U-net 网络模型相比,其测试时间降低了 50.27%,所占内存减少了 90.40%;与 DeeplabV3 网络模型相比,其测试时间降低了 9.02%,所占内存减少了 58.90%;与 PSPnet 网络模型相比,其测试时间降低了 53.70%,所占内存减少了 94.88%;与 TransUnet 网络模型相比,其测试时间降低了 42.97%,所占内存减少了 97.73%。改进的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型和 DeeplabV3+ 网络模型均采用了 MobileNetV2 作为主干网络,其所占内存都有较大幅度降低。改进后的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型所占内存只有 9.12 M,相较于原模型所占内存减少了 94.88%,有利于后期在实际煤矿开采移动设备上的部署。另外,其每张测试时间为 90.99 ms,与其他网络模型相比,测试时间有较大幅度提升。可见,改进后的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型在测试时间和所占内存上都有较大提升。

语义分割网络模型大多选用交并比(intersection over union,简称 IoU)和像素准确度(pixel accuracy,简称 PA)作为评价指标。

交并比 IoU 是指网络模型对识别分割中一个类别预测结果和真实值的交集与并集的比值,其计算公式为

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \times 100\% \quad (1)$$

其中:TP 表示一个样本被预测为正样本,且真实标签为正样本;FP 表示一个样本被预测为正样本,但真实标签为负样本;FN 表示一个样本被预测为负样本,但真实标签为正样本;TN 表示一个样本被预测为负样本,且真实标签为负样本。

像素准确度 PA 是指网络模型预测在类别内像素正确分类的像素数占总像素数的概率,其计算公式为

$$PA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (2)$$

采用 IoU 和 PA 对各个网络模型进行评估,表 5 为不同网络模型 IoU 值对比,表 6 为不同网络模型 PA 值对比。

表 5 不同网络模型 IoU 值对比
Tab.5 Comparison of IOU values of different network models

网络模型	主干网络	IoU/%	
		煤	岩
PSPnet+CBAM	MobileNetV2	96.52	96.87
U-net	Vgg16	52.13	68.16
DeeplabV3+	MobileNetV2	46.69	64.90
PSPnet	Resnet50	88.23	89.70
TransUnet	Resnet50	87.10	90.61

表 6 不同网络模型 PA 值对比
Tab.6 Comparison of PA values of different network models

网络模型	主干网络	PA/%	
		煤	岩
PSPnet+CBAM	MobileNetV2	97.25	99.15
U-net	Vgg16	53.31	97.92
DeeplabV3+	MobileNetV2	48.70	95.90
PSPnet	Resnet50	89.93	97.51
TransUnet	Resnet50	92.37	97.29

通过表 5 可以看出,改进的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型在煤岩界面红外图像的分割识别中煤和岩的交并比分别为 96.52% 和 96.87%。与 U-net 网络模型相比,改进后的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型在煤和岩的交并比上分别提升了 44.39% 和 28.71%;与 DeeplabV3+ 网络模型相比,改进后的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型在煤和岩的交并比上分别提升了 49.83% 和 31.97%;与 PSPnet 网络模型相比,改进后的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型在

煤和岩的交并比上分别提升了 8.29% 和 7.7%。

通过表 6 可以看出,改进的 PSPnet-MobileNet-V2 网络模型在煤岩界面红外图像的分割识别中煤和岩的像素准确度分别为 97.25% 和 99.15%。与 U-net 网络模型相比,改进后的 PSPnet 网络模型在煤和岩的像素准确度上分别提升了 43.94% 和 1.23%;与 DeeplabV3+ 网络模型相比,改进后的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型在煤和岩的像素准确度上分别提升了 48.55% 和 1.23%;与 PSPnet 网络模型相比,改进后的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型在煤和岩的像素准确度上分别提升了 7.32% 和 1.64%。

综上所述,改进的 PSPnet-MobileNetV2 网络模型与其他网络模型相比,训练时间大幅度缩短,测试时间、所占内存、交并比和像素准确度等均显著提升。

3.4 融合 CBAM 注意力机制模块对比试验

采用 PSPnet-MobileNetV2 作为基本网络,在加强特征提取部分加入 CBAM 对网络模型进行训练,融合 CBAM 的测试结果如表 7 所示。可以看出:添加 CBAM 之后,岩的 PA 值与 PSPnet 网络模型的值基本保持一致;在测试精度上,煤和岩的 IoU 值分别提高了 0.83% 和 0.84%,煤的 PA 值提升了 0.88%。总体而言,加入 CBAM 对网络模型在识别精度方面发挥了明显作用。采用原始的 PSPnet 网络模型对煤岩界面红外图像的识别精度未达到 90%,将原始的 PSPnet 网络模型主干网络替换为 MobileNetV2 后,识别精度提升至 95% 以上,加入 CBAM 后识别精度又高出 7%,满足目前对于煤岩界面红外图像识别精度的要求。

表 7 融合 CBAM 的测试结果					
Tab.7 Test results of integrated CBAM %					
网络模型	主干网络	IoU		PA	
		煤	岩	煤	岩
PSPnet	MobileNetV2	95.69	96.03	96.37	99.17
PSPnet+CBAM	MobileNetV2	96.52	96.87	97.25	99.15

4 结 论

1) 提出了基于 PSPnet-MobileNetV2 轻量级神经网络的煤岩界面快速识别方法。测试结果表明,提出的网络模型在短时间激励作用下的煤岩界面识别达到了较高的精度,煤和岩的 IoU 值分别达到了

96.52% 和 96.87%,PA 值分别达到了 97.25% 和 99.15%,相比于原始的 PSPnet 网络模型在一定程度上得到了提高。

2) 改进的网络模型所占内存仅为 9.12 M,在图形处理单元上每张的测试时间为 90.99 ms。内存降低有利于在移动端或嵌入式设备的部署,加入 CBAM 使网络模型不仅加快了训练和测试速度,且在分割精度上也有一定提升。

3) 采用 PSPnet-MobileNetV2 网络模型对短时间激励作用的煤岩界面进行识别,不仅能够准确识别,还达到了较高的识别精度,为煤岩界面的快速精准识别以及采煤机的自动化、智能化开采提供了有效的技术支撑。

参 考 文 献

[1] DEWANGAN S, CHATTOPADHYAYA S, HLOCH S. Wear assessment of conical pick used in coal cutting operation[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2015, 48(5): 2129-2139.

[2] 张强,王海舰,井旺,等.基于模糊神经网络信息融合的采煤机煤岩识别系统[J].中国机械工程,2016,27(2): 201-208.

ZHANG Qiang, WANG Haijian, JING Wang, et al. Shearer's coal-rock recognition system based on fuzzy neural network information fusion[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(2): 201-208. (in Chinese)

[3] 汪宝发,胡祖祥.煤矿瓦斯爆炸事故现状统计及规律分析[J].煤炭技术,2022,41(9): 148-151.

WANG Baofa, HU Zuxiang. Statistics and regular analysis of current situation of gas explosion accidents in coal mine[J]. Coal Technology, 2022, 41(9): 148-151. (in Chinese)

[4] ZHANG G X, WANG Z C, ZHAO L. Recognition of rock-coal interface in top coal caving through tail beam vibrations by using stacked sparse autoencoders [J]. Journal of Vibroengineering, 2016, 18(7): 4261-4275.

[5] 姜庆学,王海舰.基于有功功率微变检测的采煤机煤岩识别系统研究[J].机电产品开发与创新,2015,28(4): 110-112.

JIANG Qingxue, WANG Haijian. Research on shearer coal-rock recognition system based on active power micro change detection[J]. Development & Innovation of Machinery & Electrical Products, 2015, 28(4): 110-112. (in Chinese)

[6] 郝志勇,陈志强,毛君.采煤机摇臂惰轮轴载荷分析与试验研究[J].机械强度,2017,39(1): 40-46.

HAO Zhiyong, CHEN Zhiqiang, MAO Jun. Load anal-

- ysis and experimental research of idler shaft on rocker arm shearer[J]. Journal of Mechanical Strength, 2017, 39(1): 40-46. (in Chinese)
- [7] 褚晋阳. 综采工作面采煤机煤岩自适应截割技术研究[J]. 机械管理开发, 2022, 37(6): 54-55, 58.
CHU Jinyang. Research on coal rock adaptive cutting technology of coal mining machine in coal mining face [J]. Mechanical Management and Development, 2022, 37(6): 54-55, 58. (in Chinese)
- [8] 张强, 王海舰, 王兆, 等. 基于红外热像检测的截齿煤岩截割特性与闪温分析[J]. 传感技术学报, 2016, 29(5): 686-692.
ZHANG Qiang, WANG Haijian, WANG Zhao, et al. Analysis of coal-rock's cutting characteristics and flash temperature for peak based on infrared thermal image testing [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016, 29(5): 686-692. (in Chinese)
- [9] 杨文萃, 邱锦波, 张阳, 等. 煤岩界面识别的声学建模[J]. 煤炭科学技术, 2015, 43(3): 100-103.
YANG Wencui, QIU Jinbo, ZHANG Yang, et al. Acoustic modeling of coal-rock interface identification [J]. Coal Science and Technology, 2015, 43(3): 100-103. (in Chinese)
- [10] NAN F, LI Y. The application research of coal seam CO source identification based on the D-S evidence conflict [J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 341(1): 961-965.
- [11] 徐旭东, 李博, 南莹浩. 基于地质雷达探测的煤-岩分界面试验分析[J]. 华北科技学院学报, 2016, 13(6): 78-81.
XU Xudong, LI Bo, NAN Yinghao. Experimental anal-
- ysis of coal-rock interface based on geological radar detection [J]. Journal of North China Institute of Science and Technology, 2016, 13(6): 78-81. (in Chinese)
- [12] 李力, 魏伟, 唐汝琪. 基于改进S变换的煤岩界面超声反射信号处理[J]. 煤炭学报, 2015, 40(11): 2579-2586.
LI Li, WEI Wei, TANG Ruqi. Processing of ultrasonic reflection signal from coal-rock interface using modified s-transform [J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(11): 2579-2586. (in Chinese)
- [13] XUE G H, HU B H, ZHAO X Y, et al. Study on characteristic extraction of coal and rock at mechanized top coal caving face based on image gray scale [J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 678(10): 193-196.
- [14] 王昕, 赵端, 丁恩杰. 基于太赫兹光谱技术的煤岩识别方法[J]. 煤矿开采, 2018, 23(1): 13-17, 91.
WANG Xin, ZHAO Duan, DING Enjie. Coal-rock identification method based on terahertz spectroscopy technology [J]. Coal Mining Technology, 2018, 23(1): 13-17, 91. (in Chinese)



第一作者简介:王海舰,男,1987年6月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为矿山自动化、智能化监测及高效开采。

E-mail: wanghaijian@guet.edu.cn

通信作者简介:张强,男,1980年8月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为矿山装备动态设计与智能诊断。

E-mail: zhangqiangskd@sdust.edu.cn

欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管,南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办,是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献,包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等,不拘泥于行业和测试项目。

本刊为EI Compendex 数据库收录期刊和中文核心期刊,双月刊,每逢双月末出版,每本定价30元,全年180元。欢迎订阅和投稿,欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址:南京市御道街29号 邮政编码:210016 电话:(025)84893332

邮发代号:28-239 E-mail:qchen@nuaa.edu.cn 网址:http://zdc.nuaa.edu.cn