

基于 YOLOv8 的煤矿井下压裂作业 防护装备佩戴识别系统研究

杨建辉¹, 熊诗伦², 冯彦军^{3,4}, 吴 川^{2*}

(1. 陕西煤业股份有限公司, 陕西 西安 710076; 2. 中国地质大学(武汉) 机械与电子信息学院, 湖北 武汉 430074; 3. 中煤科工开采研究院有限公司, 北京 100013; 4. 天地科技股份有限公司, 北京 100013)

摘要:煤矿井下压裂作业环境存在高噪声、高粉尘、低照度等工况,传统安全监管手段难以实时有效监控矿工安全帽及反光衣的规范佩戴。本研究提出了基于 YOLOv8 的防护装备智能监控系统,通过矿用隔爆型摄像头采集视频流,经 4G/5G 网络传输至地表终端。系统采用 CLAHE 算法增强低照度图像细节,结合高斯滤波抑制粉尘干扰,并引入在线数据增强策略提升模型泛化能力。检测模型 YOLOv8 融合 SimAM 无参数注意力模块,强化了对安全帽轮廓及反光衣反光条等关键特征在恶劣环境下的识别能力。室内及现场测试显示系统的平均检测精度分别为 95.02% 及 93.2%,满足煤矿井下压裂安全监测的实际需求。

关键词:井下压裂;YOLOv8;安全帽识别;反光衣识别;深度学习

中图分类号:TD76

文章编号:1000-0682(2026)04-0009-06

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2026.04.002

Research on intelligent recognition and alarm system for protective equipment wearing in coal mine underground fracturing operations

YANG Jianhui¹, XIONG Shilun², FENG Yanjun^{3,4}, WU Chuan^{2*}

(1. Shanxi Coal Industry Co., Ltd., Shaanxi Xi'an 710076, China; 2. School of Mechanical Engineering and Electronic Information, China University of Geosciences (Wuhan), Hubei Wuhan 430074, China; 3. China Coal Science and Industry Mining Research Institute Co., Ltd., Beijing 100013, China; 4. Tiandi Technology Co., Ltd., Beijing 100013, China)

Abstract: There are challenges such as high noise, high dust, and low illumination in the underground fracturing environment of coal mines, and it is difficult for traditional safety supervision methods to effectively monitor the standardized wearing of miners' safety helmets and reflective clothing in real time. In this study, an intelligent monitoring system for protective equipment based on YOLOv8 is proposed, which collects video streams through mining flameproof cameras and transmits them to surface terminals through 4G/5G networks. The system uses CLAHE algorithm to enhance the details of low-illumination images, combines Gaussian filtering to suppress dust interference, and introduces online data enhancement strategy to improve model generalization ability. The detection model YOLOv8 integrates SimAM's parameter-free attention module to enhance the recognition ability of key features such as the contour of the helmet and the reflective strip of the reflective clothing in harsh environments. The indoor and field tests showed that the average detection accuracy of the system was 95.02% and 93.2%, respectively, which met the actual needs of underground fracturing safety monitoring in coal mines.

Keywords: downhole fracturing; YOLOv8; helmet recognition; reflective clothing recognition; deep learning

收稿日期:2026-03-02

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2023YFC2907502)

第一作者:杨建辉(1974—),男,陕西富平人,高级工程师,研究方向为煤炭矿井开采及巷道快速掘进技术。

E-mail:1436668936@qq.com

0 引言

煤矿井下压裂作业环境复杂隐蔽,伴随着煤岩应力突变^[1]、瓦斯异常涌出^[2]、顶板失稳^[3]等潜在

风险,极易诱发冲击地压及煤与瓦斯突出等灾害,严重威胁矿工生命安全。在此类高风险作业中,安全帽是防止头部撞击伤害的基本防护装备,反光衣则是在低照度或烟雾环境中实现人员快速识别与定位的关键保障。尽管国家明确规定要求井下人员必须正确佩戴安全帽,但现场管理中,因作业疲劳、临时操作或舒适性追求等因素导致的违规现象仍时有发生并成为安全管理中的痛点。尤其在压裂作业区等高危环境中,强烈的噪声、高浓度粉尘与复杂空间结构进一步限制了监管的有效性^[4-5],致使头部伤害事故在煤矿工伤类型中始终居高不下。因此,构建一套能够实时监测、智能预警的主动防护体系,已成为当前井下安全生产的迫切需求。

目前煤矿井下压裂作业安全监管长期依赖安全员巡查与人工视频监控,存在效率低、覆盖窄及响应慢等局限性。为突破这一瓶颈,相关学者积极探索基于计算机视觉的智能识别技术。如王玲敏^[6]等将 YOLOv5 引入安全帽检测领域,在自然光环境下取得良好效果。单鹏飞^[7]等人则针对矿井条件,提出 Faster R-CNN 的识别方法,有效提升了暗光下的检测稳定性。陈振江^[8]等人则进一步提出一种基于多框目标检测算法的钻孔深度估计方法。然而针对煤矿井下压裂行业,其压裂过程中的粉尘弥漫及低照度等恶劣环境,导致目前传统的安全监测方法不适用,亟需开发针对性更强的智能监测技术以保障作业安全。

YOLOv8 是 Ultralytics 公司于 2023 年推出的目标检测领域先进算法,凭借其无锚框设计和结构优化,在速度与精度之间实现更好平衡,已在机械检测^[9-10]、无人机航拍^[11]、农产品监测^[12]、煤泥浮选^[13]、车辆检测^[14]以及输电线路检测^[15-17]等多个领域获得应用。因此本研究基于 YOLOv8 提出一种面向煤矿井下压裂环境的防护装备佩戴识别智能监测系统,具备视频监控、违规告警、快照存档与违规报告生成等功能,能够有效识别未规范穿戴安全帽与反光衣的行为,为压裂作业等高风险环节的安全监管提供了可行的技术解决方案。

1 工作原理

系统工作原理如图 1 所示,主要由摄像头及地表监控软件组成。摄像头安装在煤矿井下压裂现场,采集到的视频流数据经井下 4G/5G 网络实时传输至云平台。地表监控软件从云平台实时读取视频流,随后调用本地部署的 YOLOv8 模型对视频进行

智能分析检测,一旦识别到违规行为,系统立即触发多模态告警机制,包括软件界面实时可视化提示、蜂鸣器声音告警,同时自动保存违规快照、记录数据并支持统计报告生成。

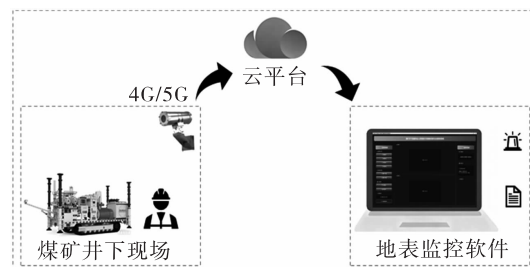


图 1 工作原理示意图

2 图像预处理

针对煤矿井下环境特有的低照度、高粉尘及光照不均等复杂成像条件,设计了一套包含多种图像增强技术的预处理流程,从而在从图像质量层面提升模型的感知能力,其处理过程如图 2 所示。

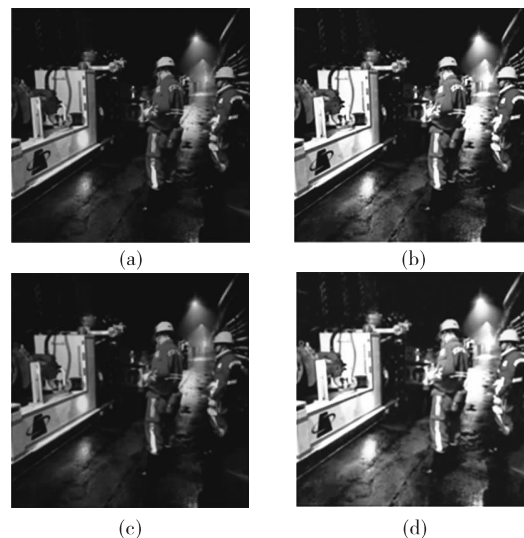


图 2 图像预处理流程

系统首先对输入的原始视频帧进行尺寸标准化处理,如式(1)所示,将图像统一缩放至 640×640 像素的固定尺寸,从而符合模型输入要求,同时也有利于保持检测尺度的一致性。

$$I_{\text{resized}} = \text{resize}(I_{\text{src}}, (640, 640)) \quad (1)$$

式中: I_{src} 表示原始输入图像; I_{resized} 为调整后的图像。

随后采用直方图均衡化技术对图像进行增强处理,系统中引入了对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE)算法(如式(2)所示)。该算法通过将图像划分为若干子区域并进行局部直方图均衡化,有效避免了传统直方图均衡化可能导致的过度增强问

题,显著提升了低照度环境下图像细节的可辨识度,算法处理效果如图 2(b) 所示。

$$T(r) = \frac{L-1}{MN} \sum_{i=0}^r h(i) \quad (2)$$

式中: r 为输入灰度级; $T(r)$ 为变换后的灰度级; L 为灰度级总数; $h(i)$ 为直方图统计值。此外,考虑到井下环境中普遍存在的粉尘干扰,图像预处理阶段还加入了基于高斯滤波的去噪处理(如式(3)所示)。高斯滤波通过调整滤波核大小与标准差参数,在保留图像边缘特征的前提下,有效抑制了因粉尘散射造成的图像质量退化,算法处理效果如图 2(c) 所示。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

式中: $G(x, y)$ 表示坐标为 (x, y) 的点的滤波后输出值; σ 是高斯分布的标准差,控制着滤波器的宽度和平滑程度; x 和 y 分别代表该点距离滤波器中心在水平和垂直方向上的像素距离。

为了进一步提升模型在不同井下场景下的泛化能力,在预处理阶段还集成了在线数据增强策略。包括随机旋转、亮度波动调整、以及添加高斯噪声等增强手段,从而有效扩充了训练样本的多样性,使模型能够更好地适应井下复杂多变的成像环境,算法处理效果如图 3 所示。

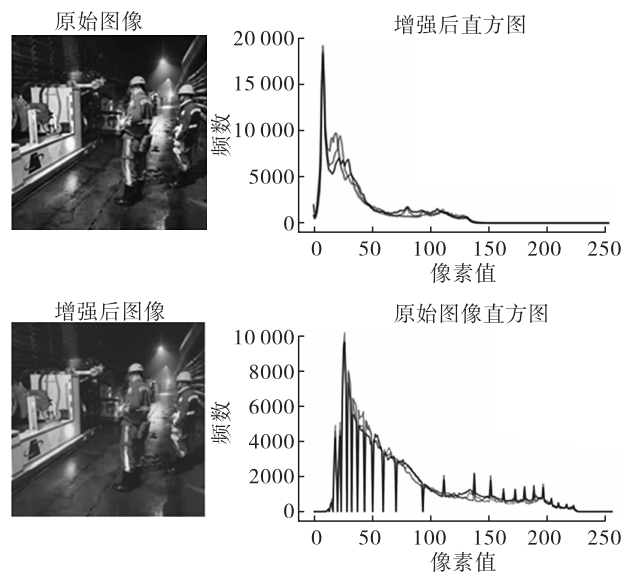


图 3 算法增强效果图及直方图对比图

3 特征识别

3.1 YOLOv8 模型

选用 YOLOv8 作为检测框架,其基础架构包含 3 个核心组件,即,主干网络、颈部网络和解耦头。

主干网络采用 CSPDarknet53 结构,利用跨阶段局部连接机制有效抑制梯度消失并降低模型复杂度。颈部网络融合了改进的特征金字塔网络与路径聚合网络,通过深度融合深层语义信息与浅层位置信息,显著增强了模型对井下环境中不同尺度人员目标的捕捉能力。针对煤矿井下压裂区域特有的恶劣成像条件,文中对基础模型进行了关键优化。首先在训练策略上引入了 Task - Aligned Assigner 正样本分配方法,并采用 VariFocal Loss 替代传统交叉熵损失函数,可缓解井下图像中背景区域远多于有效防护装备区域导致的严重正负样本不平衡问题。其次为强化模型在煤尘弥漫、光照不均的复杂背景下对细小关键防护标识的特征提取能力,在主干网络的关键层级嵌入了 SimAM 无参数注意力模块,可在不显著增加计算负担的前提下,动态增强了模型对图像中关键区域如安全帽轮廓、反光衣反光条的关注度,从而提升了在井下复杂实际环境中的检测鲁棒性。

3.2 模型训练

研究所使用的数据集由井下拍摄及网络搜集的照片经过筛选和人工标注构建而成,共计包含 2000 张图像,数据涵盖了不同生产工况场景。所有图像均使用 Labelimg 工具进行了标注,标注类别为安全帽(Hardhat)、无安全帽(NO - Hardhat)、防护服(Safety Vest)及无防护服(NO - Safety Vest)四类。数据集按照数量比为 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集,训练参数如表 1 所示。

表 1 训练参数

参数名	参数值
训练轮数	100
学习率	0.01
权重衰减系数	0.000 5
优化器	SGD
图片尺寸	640

模型训练过程曲线如图 4 所示,训练集上的边界框回归损失、分类损失以及分布焦点损失均随训练迭代次数的增加呈现单调下降趋势,表明模型在训练数据上的拟合程度持续优化。

模型检测性能结果如图 5 所示,可见精确率与召回率随训练进程显著改善,平均精度指标亦呈现稳定上升趋势。各项评估指标最终均达到较高数值,证实了所训练模型在安全帽与反光衣检测任务上具备优异的识别能力与鲁棒性。该训练结果验证了 YOLOv8 算法在煤矿井下复杂环境下实现人员安全装备智能监管的技术可行性。

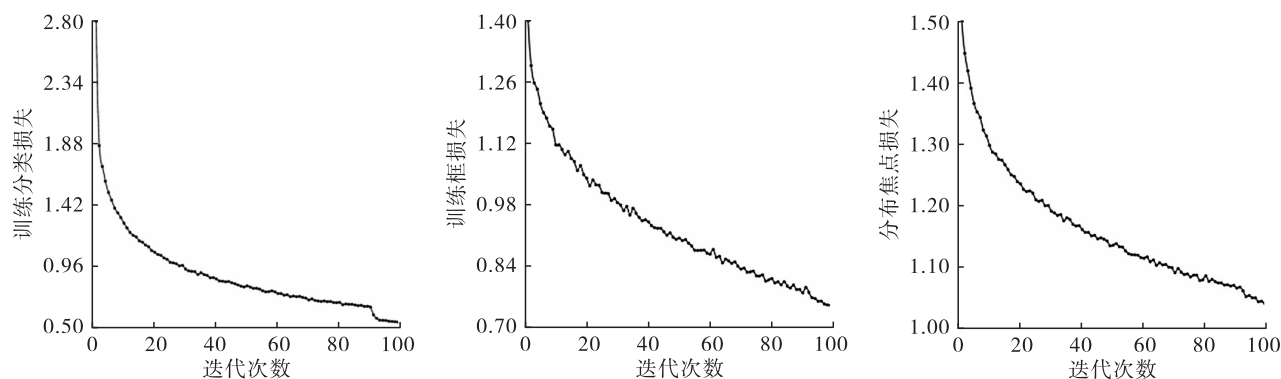


图 4 模型训练过程曲线图

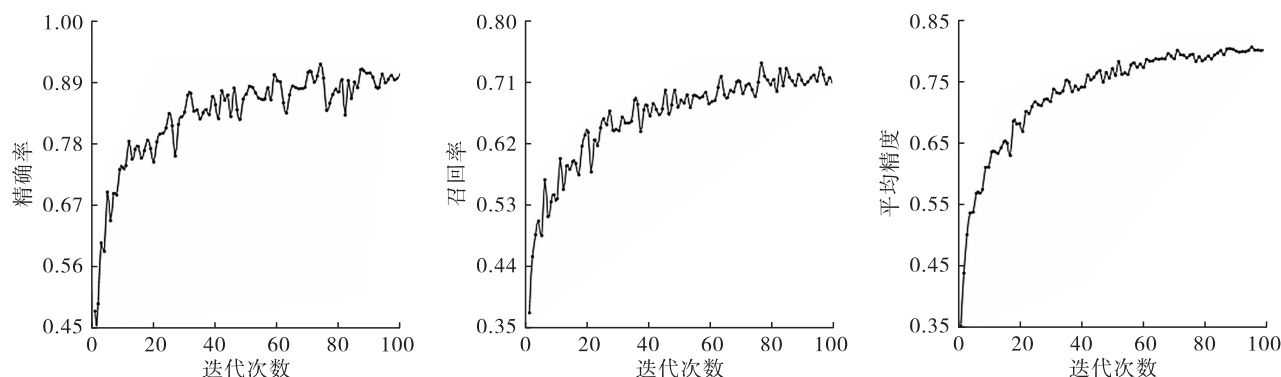


图 5 模型检测过程曲线图

3.3 系统架构与工作流程

模型输出“Hardhat、NO - Hardhat、Safety Vest 和 NO - Safety Vest 四类目标的初始检测框后,需要经过关键的后处理与状态判定模块。该模块首先应用非极大值抑制算法剔除冗余检测框,继而设计了基于空间位置关系的状态判定逻辑,即以每个 Person 为基准,遍历计算其与所有 Hardhat、NO - Hardhat、Safety Vest 和 NO - Safety Vest 检测框的交并比。若与某安全装备的 IOU 值超过预设阈值,则判定该人员佩戴了相应装备。最终系统为每个检测到的矿工个体赋予合规和违规 2 种状态。对于判定为“违规”的状态,系统会立即触发告警机制,通过软件播放蜂鸣声进行提示,并将违规快照、时间、位置等信息自动保存至目标文件夹,同时记录至数据库以备查询与统计分析。

4 实验验证

4.1 实验设置

该系统的实验环境模拟了实际的煤矿井下监控部署条件。硬件平台采用海康威视矿用隔爆型摄像机,通过 4G/5G 网络与云平台建立稳定的视频流传输通道。软件开发框架为 Python 3.8,并集成 PyTorch 1.12.1 作为深度学习后端。图形用户界面采

用 PyQt5 库构建,视频流处理依赖 OpenCV 库,而 YOLOv8 模型的具体实现则基于 Ultralytics 开源库。此外,系统还集成了 Requests 库用于与萤石云 API 进行 HTTP 通信,并利用 python-docx 库实现违规报告的自动生成功能。

采用精确率(Precision)、召回率(Recall)和平均精度均值(mAP)作为评价指标。相关指标计算式如式(5)~式(9)所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (7)$$

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C AP_i \quad (8)$$

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (9)$$

式中:TP 表示预测值与真实值一样,即佩戴安全帽被正确识别;FP 表示预测值与真实值不一样,即实际未佩戴安全帽却被检测识别为佩戴;FN 表示预测时没有检测到的图片中的物体,即实际佩戴安全帽但未被检测识别成功;AP 表示平均精确度;C 为检测任务中设定的目标类别总数。

4.2 测试集实验结果

在独立测试集上,根据表 2 所示的评估结果可知,该方法在 4 类目标检测任务中均表现出良好的性能,平均精度均值达到 95.02%。

表 2 模型在测试集上的性能指标

类别	精确度	召回率	平均精度均值
All	0.961	0.900	0.950
Hardhat	0.973	0.891	0.948
Safety Vest	0.955	0.922	0.962
No - Hardhat	0.931	0.909	0.936
No - Safety Vest	0.986	0.879	0.955

图 6 所示为模型在各类别上的详细性能评估曲线。如图 6(a)所示为精确度与置信度曲线,可见随着预测置信度阈值的提高,4 类目标的检测精度均呈现稳步上升趋势,并在置信度达到 0.903 时所有类别的精度均趋近于 1.0,表明模型在高置信度下具有极高的识别准确性。图 6(b)所示的召回率与置信度曲线则反映了置信度与召回率之间的权衡关系:当置信度阈值为 0 时,模型整体召回率达到 0.97,随着置信度阈值提高,召回率逐渐下降,这一变化符合目标检测任务的基本规律。精确度与召回率曲线如图 6(c)所示,所有曲线均靠近坐标图右上角,表明模型在精度与召回率之间取得了良好平衡。曲线同时标注了各个类别的平均精度值,安全帽与反光衣识别的平均精度分别达到 94.8% 与 96.2%,综合平均精度均值为 95.0%,充分证明了该模型在井下复杂环境下对多类目标具有优秀的识别能力。

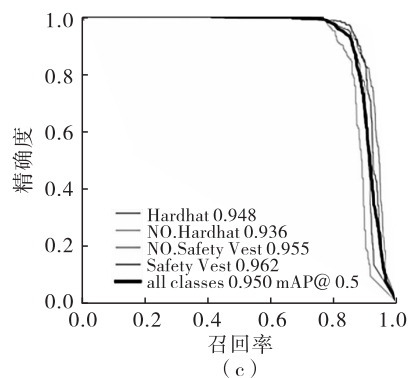
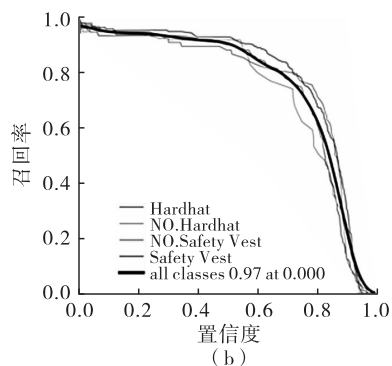
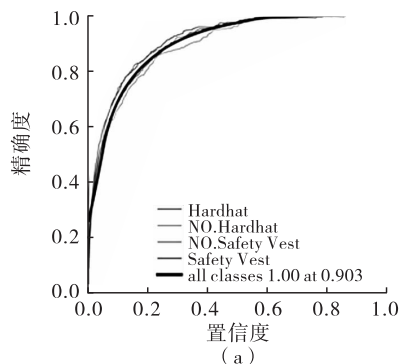


图 6 在测试集上的 Precision、Recall 和 P-R 曲线图

4.3 现场实验结果

为评估安全帽佩戴检测系统在真实复杂井下的综合性能,在曹家滩某煤矿压裂工作面开展了实地部署与验证试验。如图 7 所示的部分检测结果可知,在多种复杂场景下,系统均能准确捕捉井下人员目标,并对其安全帽和反光衣穿戴状态进行稳定识别,未出现明显漏检或误报。

为全面验证系统在不同井下复杂条件下的检测性能,本研究进一步通过 4 种典型工况开展对照试验,包括正常工况、低光照条件、高粉尘条件及低光照且高粉尘条件。每种工况下均采集 100 组有效现场图像作为测试样本,系统对各组图像进行安全帽与反光衣穿戴状态识别,统计结果见表 3。



图 7 部分现场实验结果图

表 3 不同工况下的安全装备检测准确率试验结果

测试工况	样本数量	检测准确率
正常工况	100	94.1%
低光照条件	100	93.7%
高粉尘条件	100	93.1%
低光照且高粉尘条件	100	91.9%

试验数据表明,系统在正常工况下保持高精度检测,检测准确率达到 94.1%,在低光照与高粉尘干扰下仍具较强鲁棒性,准确率分别为 93.7% 和 93.1%,低光照且高粉尘条件下虽检测率略有下降,但仍保持在 91.9%,整体识别准确率平均值为 93.2%,该精度仍满足井下安全监管的实际需求。

在实时性方面,系统在测试环境下的平均端处理延迟为 2 秒,能够稳定达到 30 FPS 以上的处理帧率,满足井下实时监控与即时告警的应用需求。在模拟违规行为时,软件界面告警弹窗与音频蜂鸣器均能在 2 秒内迅速触发,达到了实时告警的设计目标。

5 结论与展望

文中提出了一套基于 YOLOv8 的煤矿井下防护装备智能监控系统。系统通过矿用隔爆型摄像头采集视频流,经 4G/5G 网络传输至地表终端。随后集成 CLAHE 光照增强与高斯滤波去噪的预处理流程,并结合 SimAM 无参数注意力机制优化 YOLOv8 模型,显著提升了复杂工况下的识别鲁棒性。室内及现场测试显示系统的平均检测精度为 95.02% 及 93.2%,满足煤矿井下压裂安全监测的实际需求。

研究的创新点在于将轻量化 SimAM 注意力机制引入井下防护装备识别领域,有效解决传统方法在粉尘干扰、弱光照条件下对小目标的漏检问题。然而研究还有进一步提高之处,未来可进一步聚焦两个方向:一是突破浓尘、强喷水等更极端工况的适应性瓶颈,通过融合红外成像与多传感器数据提升系统鲁棒性;二是优化模型压缩技术,适配矿用本安型设备的算力约束,推动系统在井下智能安全体系的规模化部署。

参考文献:

- [1] 张琨,王珂,任建喜,等. 随钻钻进参数优化下煤体原位应力响应特征解析[J]. 煤田地质与勘探,2025,53(02): 213-222.
- [2] 张强,年军,赵博,等. 深部高应力条件下煤与瓦斯突出全过程中多物理场参数响应[J]. 煤矿安全,2024,55(11): 77-83.
- [3] 康志鹏,童政,徐一帆,等. 浅埋厚松软覆岩煤层开采顶板破断失稳规律研究[J]. 能源与环保,2025,47(02): 259-264.
- [4] 袁亮,薛生,郑晓亮,等. 煤矿井下空气质量革命技术现状与展望[J]. 工矿自动化,2023,49(06): 32-40.
- [5] 赵猛,张帅,赵敬民,等. 基于辉光模型与 SRLIE 算法的煤矿井下非均匀光照图像增强[J]. 煤炭科学技术,2025,53(10): 251-258.
- [6] 王玲敏,段军,辛立伟. 引入注意力机制的 YOLOv5 安全帽佩戴检测方法[J]. 计算机工程与应用,2022,58(09): 303-312.
- [7] 单鹏飞,孙浩强,来兴平,等. 基于改进 Faster R-CNN 的综放煤矸混合放出状态识别方法[J]. 煤炭学报,2022,47(03): 1382-1394.
- [8] 陈振江,张垒,杜志峰,等. 基于视频分析的煤矿钻孔深度估计方法[J]. 煤矿机械,2023,44(01): 145-148.
- [9] 侯军兴,魏留杰,安晓东,等. 基于改进 YOLOv8s 的轻量化齿轮表面缺陷检测[J]. 制造业自动化,2025,47(11): 168-174.
- [10] 邵罗,吐松江·卡日,依马木·艾山,等. 基于改进 YOLOv8s 的螺栓缺销目标检测方法[J]. 现代电子技术,2025,48(22): 81-87.
- [11] 常高宇,赵顺祥,侯舒誉,等. 基于改进 YOLOv8n 的无人机航拍小目标检测算法[J]. 科学技术与工程,2025,25(31): 13500-13508.
- [12] 海兰,张丽娜,杨帆,等. 基于 YOLOv5 算法的舍饲羊只检测与跟踪方法研究[J]. 中国农机化学报,2025,46(12): 70-76.
- [13] 符世琛,孟博,岳丽荣,等. 基于改进 YOLOv8 的煤泥浮选表层非均匀矿化气泡智能检测方法研究[J]. 中国煤炭,2025,51(07): 221-234.
- [14] 冯晓晓,任安虎,齐华. 基于 YOLOv8n 的轻量化高速公路车辆检测算法[J]. 传感器与微系统,2025,44(07): 155-158+163.
- [15] 周恩泽,黄道春,王磊,等. 基于改进 YOLOv8s 的输电线路山火检测[J]. 郑州大学学报(工学版),2025,46(05): 114-121.
- [16] 邵旭辉,贾建军,刘建红,等. 基于改进 YOLOv8 算法的输电绝缘子异常状态辨识[J]. 仪表技术与传感器,2025(09): 120-126.
- [17] 宋义,丁革媛. 基于改进 YOLOv8 的输电线路异物检测算法研究[J]. 工业控制计算机,2025,38(06): 49-51.