

# 煤矿综采工作面人员入侵危险区域智能识别方法

毛清华<sup>1,2</sup>, 翟 姣<sup>1</sup>, 胡 鑫<sup>1</sup>, 苏毅楠<sup>1</sup>, 薛旭升<sup>1,2</sup>

(1. 西安科技大学 机械工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 西安科技大学 陕西省矿山机电装备智能检测与控制重点实验室, 陕西 西安 710054)

**摘要:**为解决煤矿综采工作面人员尺度多变、危险区域动态变化等因素导致人员入侵危险区域时, 视频AI识别准确率不高的问题, 提出一种RSCA-YOLOv8s与危险区域自动划分的煤矿综采工作面人员入侵危险区域智能识别方法。针对综采工作面人员识别准确率低问题, 在YOLOv8s模型基础上引入RFACConv-SE(Squeeze-and-Excitation with Receptive-Field Attention Convolution)与CCNet(Criss-Cross Attention Network)注意力模块提高复杂背景图像中模型对全局及上下文信息的捕获能力, C2f模块融合Res2Net网络提高模型的多尺度和小目标人员特征提取能力, 通过改进的SPC-ASFF(Adaptive Structure Feature Fusion with Sub-Pixel Convolution layer)模块提升模型对多尺度人员特征的自适应融合能力。针对综采工作面摄像头跟随液压支架动态变化导致危险区域在视场范围内动态变化的问题, 提出一种基于护帮板、挡煤板标志性目标关键特征点提取的危险区域自动划分方法。针对危险区域不规则变化与基于重叠度的判断方法参数设置困难的问题, 提出一种基于射线法判断人员与危险区域像素坐标位置关系的人员入侵危险区域精准识别方法。通过消融试验、RSCA-YOLOv8s与YOLOv5s、YOLOv8-SPDCConv等方法对比试验, 以及综采工作面7组多场景危险区域自动划分与5组人员入侵危险区域识别试验测试, 结果表明: RSCA-YOLOv8s的人员识别方法准确率更高, 达到了97.2%, 相较基线模型mAP@0.5提高了1.1%, mAP@0.5: 0.95提高了2.5%, 对小目标人员具有更准确的识别能力和更高的识别精度; 该方法危险区域自动划分的平均准确率为97.285%, 人员入侵危险区域的判别准确率为98%以上。

**关键词:** 综采工作面; 人员入侵; 危险区域; 多尺度目标; YOLOv8s; 区域自动划分

中图分类号: TD76 文献标志码: A 文章编号: 0253-9993(2025)02-1339-15

## Intelligent recognition method for personnel intrusion hazardous area in fully mechanized mining face

MAO Qinghua<sup>1,2</sup>, ZHAI Jiao<sup>1</sup>, HU Xin<sup>1</sup>, SU Yinan<sup>1</sup>, XUE Xusheng<sup>1,2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Detection and Control, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** To address the problems of low accuracy of video AI recognition of personnel intrusion hazardous areas in fully mechanized mining face caused by factors such as variable personnel scales, and dynamic changes of hazardous areas, an intelligent recognition method for personnel intrusion hazardous areas of fully mechanized mining face based on RSCA-YOLOv8s and automatic division of hazardous areas is proposed. To address the problem of low accuracy of personnel re-

收稿日期: 2024-08-08 策划编辑: 郭晓炜 责任编辑: 王晓珍 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2024.0949

基金项目: 陕西省重点研发计划资助项目(2024CY2-GJHX-25); 陕西省科技创新团队资助项目(2018TD-032); 陕西  
高校青年创新团队——“煤矿机电系统智能测控创新团队”资助项目(2022TD-043)

作者简介: 毛清华(1984—), 男, 江西永丰人, 教授, 博士生导师, 博士。E-mail: maoqh@xust.edu.cn

通讯作者: 翟 姣(1999—), 女, 陕西宝鸡人, 硕士研究生。E-mail: 916143622@qq.com

引用格式: 毛清华, 翟姣, 胡鑫, 等. 煤矿综采工作面人员入侵危险区域智能识别方法[J]. 煤炭学报, 2025, 50(2): 1339-1353.

MAO Qinghua, ZHAI Jiao, HU Xin, et al. Intelligent recognition method for personnel intrusion hazardous area in fully mechanized mining face[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(2): 1339-1353.



移动阅读

cognition in fully mechanized mining face, the RFACConv-SE (Squeeze-and-Excitation with Receptive-Field Attention Convolution) and CCNet (Criss-Cross Attention Network) attention modules are introduced on the basis of the YOLOv8s model to improve the capture ability of the model for global and contextual information in complex background images. The multi-scale and small target personnel feature extraction ability of the model is improved by fusing the Res2Net network through the C2f module. The adaptive fusion ability of the model for multi-scale personnel features is enhanced through the improved SPC-ASFF (Adaptive Structure Feature Fusion with Sub-Pixel Convolution layer). To address the problem of dynamic changes of hazardous areas within the field of view caused by the dynamic changes of the camera on fully mechanized mining face following the hydraulic support, an automatic division method of hazardous areas based on the extraction of key feature points of landmark targets such as the guard plate and coal baffle plate is proposed. To address the problems of irregular changes of hazardous areas and the difficulty of parameter setting of the judgment method based on overlap degree, a precise recognition method for personnel intrusion hazardous areas based on the ray method to determine the positional relationship between the pixel coordinates of personnel and hazardous areas is proposed. Through ablation experiments, comparison experiments between RSCA-YOLOv8s and methods such as YOLOv5s and YOLOv8-SPDConv, as well as test experiments on automatic division of seven groups of multi-scene hazardous areas and recognition of five groups of personnel intrusion into hazardous areas in fully mechanized mining faces, the results show that the accuracy of the personnel recognition method of RSCA-YOLOv8s is higher, reaching 97.2%, which is 1.1% higher than the baseline model mAP@0.5 and 2.5% higher than mAP@0.5:0.95. It has more accurate recognition ability and higher recognition accuracy for small target personnel. The average accuracy of the automatic division of hazardous areas by this method is 97.285% and the discrimination accuracy of personnel intrusion hazardous areas is more than 98%.

**Key words:** Fully Mechanized Mining Face; Personnel Intrusion; Hazardous Area; Multi-scale Targets; YOLOv8s; Automatic Division of Areas

## 0 引 言

2020 年,我国八部委联合印发的《关于加快煤矿智能化发展的指导意见》指出,煤矿要朝安全、高效、智能开采方向发展。综采智能化需实现智能感知<sup>[1]</sup>,构建以机器视觉感知为主的矿山视觉模型<sup>[2]</sup>。在综采设备自动运行过程中,人员入侵刮板输送机等危险区域容易引发人员安全事故。煤矿综采工作面存在环境复杂、人员尺度多变、危险区域在视场范围内动态变化等问题,导致人员入侵危险区域视频 AI 识别准确率不高。因此,笔者深入研究基于视频 AI 的煤矿综采工作面人员入侵危险区域智能识别方法,对确保煤矿综采工作面人员安全具有重要意义。

目前,针对人员入侵危险区域智能识别研究主要集中在 2 个方面:人员目标检测与人员入侵识别。在人员目标检测方面,现有研究主要采用单阶段或双阶段的深度学习算法,结合 SimAM 注意力机制<sup>[3]</sup>等特征注意力机制与特征融合、图像背景修复处理<sup>[4]</sup>、外界矩形框重新设计<sup>[5]</sup>等方法实现人员目标更高精度的检测。综采工作面以多尺度、小目标人员特征为主,为实现多尺度、小目标类检测,HAN<sup>[6]</sup>提出一种多尺度多粒子 (MSMG) 网络,利用多尺度 ROI 特征,使用多尺度特征聚合编码器 (MSAE) 聚合,丰富了尺度变

化、遮挡和部分人员特征的语义和细节信息,实现多尺度人员检测。杨艺等<sup>[7]</sup>建立一种包含空间、时间、通道的多重信息自注意力模型和特征融合机制,提高了 ResT 模型对人员特征的表征能力。GOLCAREN-ARENJI 等<sup>[8]</sup>利用增强相关系数 (ECC) 和自定义权值的算术图像叠加技术对图像进行配准和融合,增强了复杂环境下人员小目标检测的鲁棒性和实时性。阮顺领等<sup>[9]</sup>扩大预测小目标特征图和特征感受野提升小目标检测,引入双向特征融合机制提升 RepVGG+网络的多尺度检测性能。邵小强等<sup>[10]</sup>融入 Transformer 自注意力模块改进 ShuffleNetV2,替换 YOLOv5s 的 Neck 中 FPN+PAN 为 BiFPN 结构,提高了复杂背景中人员特征的提取及多尺度特征的有效融合。GAWANDE 等<sup>[11]</sup>建立增强型 YOLOv5 模型,在图像中添加具有灰色背景的新要素图层,特征融合层加入网络背景元素实现尺度不变跨阶段部分网络 (SCSP) 实现人员特征检测。张晓晨<sup>[12]</sup>基于 MF-YOLOX-S 网络模型将多尺度注意力模块填充至特征金字塔网络,提取多尺度上下文信息,解决井下行人尺度不一问题。现有研究对多尺度、小目标人员检测取得了一定成果,但综采工作面人员姿态多样复杂,光照不均及遮挡扭曲画面等因素影响,增大了人员特征提取难度,现有方法泛化能力可能不足,较难从复杂背景中提取小目

标人员, 易出现细节特征丢失导致检测精度较低。对不同尺度的人员信息, 复杂特征提取算法易增加冗余信息, 直接影响检测结果和检测速度, 导致检测结果不准确。

在基于机器视觉的人员入侵识别研究方面, 主要通过建立行为模型和规则来实现<sup>[13]</sup>。刘浩等<sup>[14]</sup>采用规则推理方法, 以人对不安全行为的认知为基础, 基于 RETE 算法设定规则直接对人员入侵非法区域等行为检测预警。HUANG 等<sup>[15]</sup>在检测区检测人体骨骼信息, 根据运动状态和当前定向姿势评估风险等级, 实现人员入侵的早期预警。文献<sup>[16-18]</sup>通过手动绘制检测线或封闭多边形区域确定危险区来实现人员入侵识别: 采用行人矩形框设置多入侵检测点, 引入行人位置点均值思想结合向量叉积实现人员入侵识别<sup>[16]</sup>。文献<sup>[19-20]</sup>利用图像标注工具手动标记静态危险区域, 设定判别规则识别人员入侵状态: 制定基于锚框关键点的静态危险区域判断规则, 构建入侵规则库检测人员入侵<sup>[19]</sup>; 根据检测框与区域的重合度判别人入侵状态<sup>[20]</sup>。刘泽锋等<sup>[21]</sup>设计候选框联合交集 (IOU) 将危险区域与工人行为状态关联, 在人员状态和危险区域精准识别的基础上实现入侵行为的动态监测。田枫等<sup>[22]</sup>建立危险场景图像库, 使用 SIFT 识别危险场景, 并基于射线法判别人员入侵状态。朱梦瑞等<sup>[23]</sup>利用逆透视变换确定感兴趣区域以划分危险区域, 实现异物实时准确入侵识别。综上所述, 现有人员入侵识别方法主要针对固定危险区域进行识别, 而综采工作面摄像头跟随液压支架位置动态变化, 造成危险区域在视觉场景范围内动态变化, 现有方法无法对综采工作面动态变化的危险区域实时修正, 以实

现人员入侵准确识别。

针对上述问题, 笔者提出一种 RSCA-YOLOv8s 与危险区域自动划分的煤矿综采工作面人员入侵危险区域智能识别方法。该方法基于 YOLOv8s 网络框架, 引入改进 RFACnv-SE、CCNet、改进 SPC-ASFF 模块及 C2f 融合 Res2Net 模块, 解决综采工作面多尺度人员特征提取及小目标特征表示效果不佳的问题。针对现有综采工作面由于支架前推导致危险区域视场范围动态变化导致人员入侵识别率低的问题, 笔者基于护帮板和挡煤板特征提取, 筛选冗余信息确定关键点, 实现危险区域自动准确划分, 并基于人员中心点与区域位置关系制定入侵判别规则, 解决动态变化危险区域入侵判别不准确的问题。

### 1 综采工作面人员入侵智能识别方案

笔者提出的综采工作面人员入侵危险区域智能识别方案如图 1 所示。该方案主要由图像采集、目标检测与危险区域自动划分、入侵状态判别 3 个部分组成。图像采集模块使用综采工作面液压支架摄像头, 采集煤矿综采工作面人员实时视频数据。目标检测与危险区域自动提取模块针对煤矿井下图像质量问题进行图像去雾、增强预处理操作以提高图像清晰度和边缘特征信息; 处理后的图像作为输入传输给模型, 即 RSCA-YOLOv8s 人员识别模型检测人员、护帮板、挡煤板等目标; 设定区域划分规则, 根据挡煤板、护帮板图像特征提取相关特征点, 并自动绘制危险区域。入侵状态判别模块利用人员锚框关键点与危险区域像素位置坐标关系设定判别规则; 基于入侵判别结果触发声光报警装置, 同时将异常状态信息传入

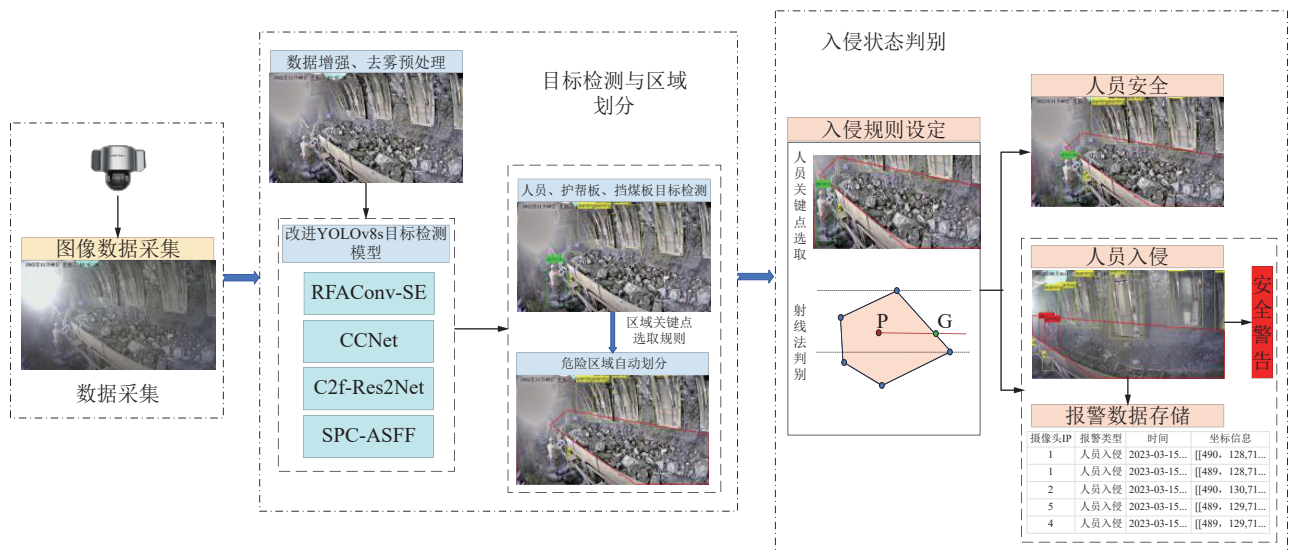


图 1 综采工作面人员入侵危险区域智能识别方法总体方案

Fig.1 Overall scheme of intelligent recognition method for personnel intrusion hazardous areas in fully mechanized mining face

MySQL 数据库进行信息存储管理。

## 2 人员入侵危险区域智能识别方法

### 2.1 RSCA-YOLOv8s 的人员识别方法

#### 2.1.1 RSCA-YOLOv8s 网络结构

针对煤矿复杂背景下图像中人员特征提取效果差的问题,尤其针对远距离小目标特征信息提取困难、多尺度特征融合不充分的问题,笔者以 YOLOv8s 网络为基本框架,提出一种针对小目标、多尺度特征自适应融合的 RSCA-YOLOv8s 综采工作面人员目标识别算法,其整体结构如图 2 所示。

为提高煤矿低质量图像中人员特征层的信息提取能力,更好地聚焦图像中人员感受野区域,首先在网络主干部分加入空间、通道特征融合注意力机制 RFACConv-SE 模块,自适应校准通道特征响应,动态调整感受野权重。其次结合 Res2Net 思想与 C2f 模块

提出 C2f\_Res2Block 模块,通过将卷积分解成多个子模块,并且将这些子模块连接起来,有效扩展感受野的范围,从而捕捉到各尺度尤其小尺度人员目标丰富的特征信息。在每一层的上采样阶段,添加交叉网络(CCNET)模块,针对每个像素,获取交叉路径上其周围像素的上下文信息,通过循环操作获取所有像素的远程依赖关系<sup>[24]</sup>,以此提高模型语义分割的能力,使人员目标更易被识别和区分。最后,引入文献<sup>[25]</sup>的思想,在自适应空间特征融合(ASFF)算法的下采样部分使用亚像素卷积层替代原本的插值计算,在检测部分采用改进的 SPC-ASFF 多尺度融合算法,利用高层特征的语义信息和低层的细粒度信息,实现不同尺度人员特征更充分的融合,增强网络对大、小人员目标的特征表达和识别能力。

#### 2.1.2 RFACConv-SE 注意力机制提取人员特征

煤矿井下人员尺度变化较大,复杂的光照条件及

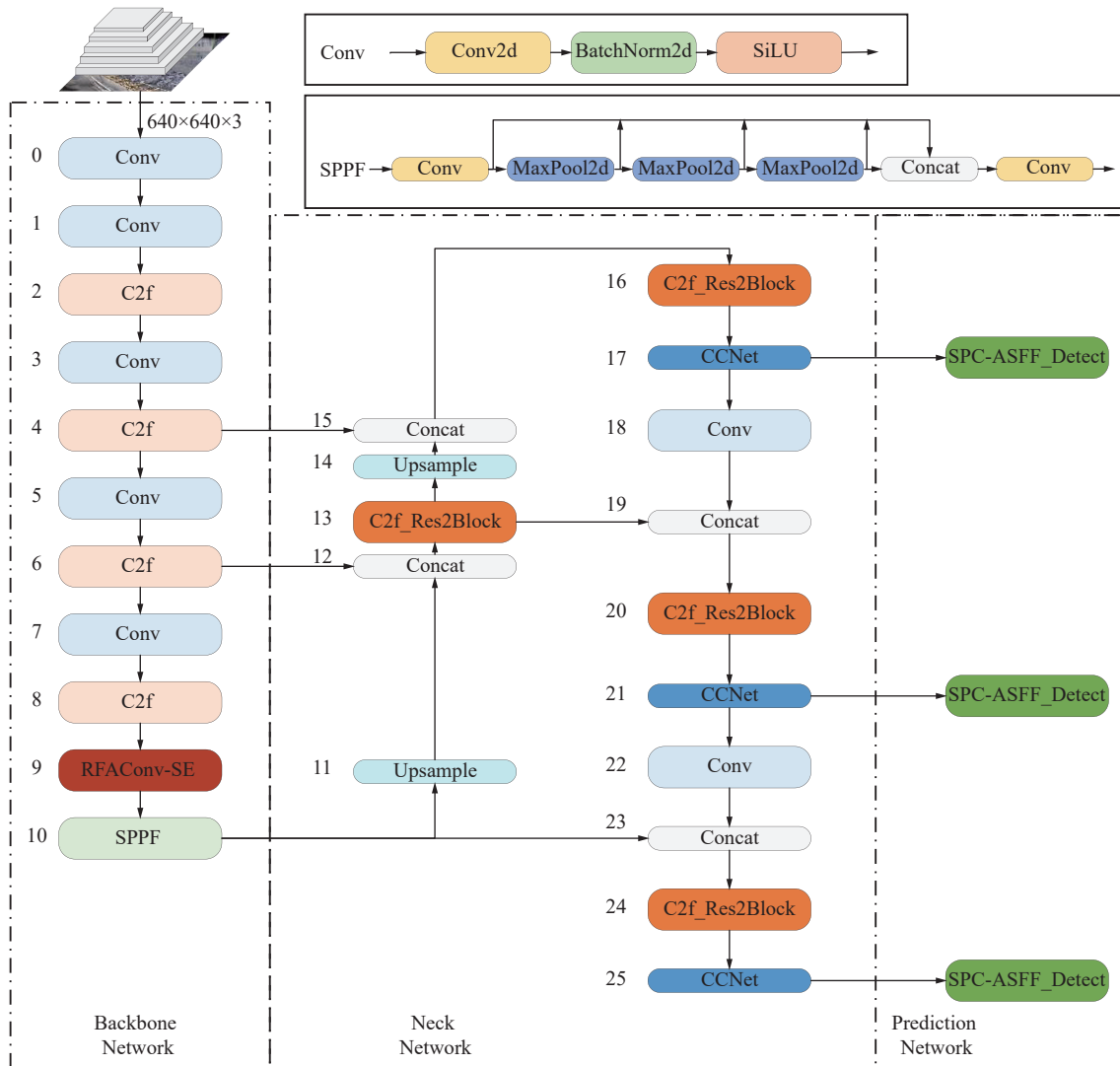


图 2 RSCA-YOLOv8s 网络结构  
Fig.2 RSCA-YOLOv8s network structure

遮挡、干扰等问题,严重影响人员特征提取,导致识别率低。因此引入 RFACConv-SE 注意力模块,关注不同区域和通道的重要特征,提高特征提取的精确性。RFACConv-SE 包括挤压和激励 (SE) 模块、感受野注意

力卷积 (RFACConv) 模块 2 个部分。RFACConv-SE 实现过程如图 3 所示,其中  $F_{tr}$  为卷积变换后的输出特征,  $F_{sq}$ 、 $F_{ex}$ 、 $F_{scale}$  分别为压缩操作、激励操作、最终尺度调整结果。。

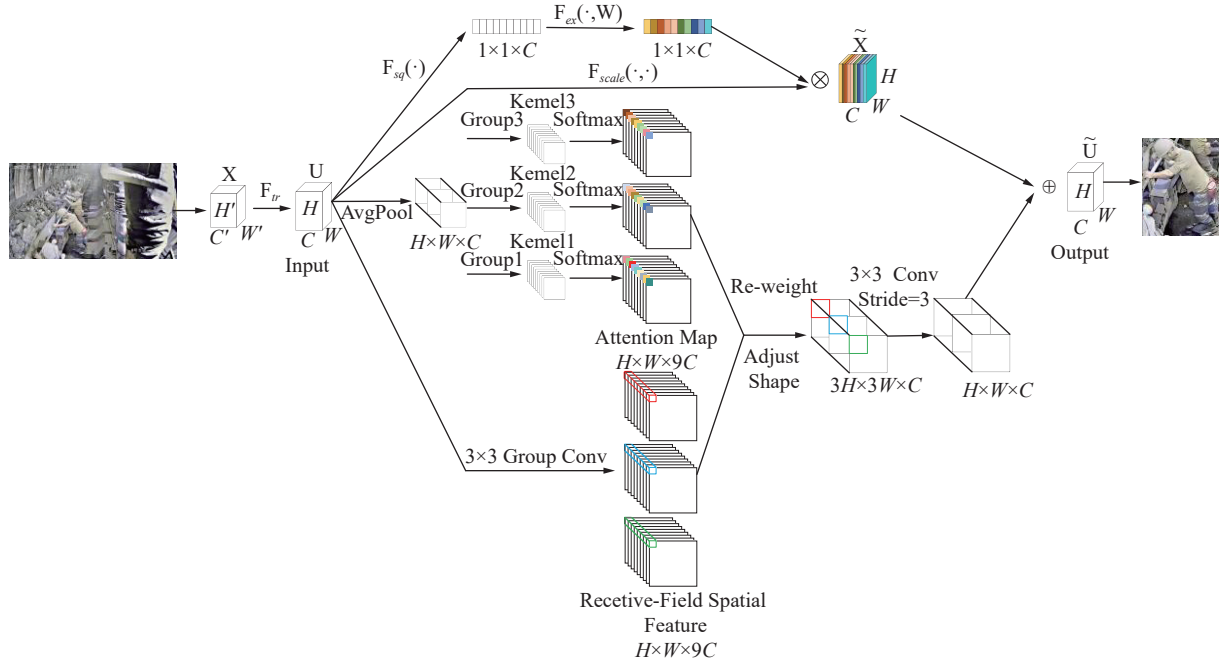


图 3 RFACConv-SE 注意力机制提取人员特征网络结构

Fig.3 RFACConv-SE Attention Mechanism Personnel Feature Extraction Network Architecture

输入特征高度和宽度为  $H' \times W'$ 、通道数为  $C'$  的特征图  $X$  的每一层都经过一个 2D 空间核卷积变换,引入人员不同感受野和特征组合,生成大小和通道数分别为  $H \times W$ 、 $C$  的特征图  $U$ :

$$F_{tr}: X \rightarrow U, X \in \mathbb{R}^{H' \times W' \times C'}, U \in \mathbb{R}^{H \times W \times C} \quad (1)$$

SE 模块计算每个通道的平均值,突出在煤矿不同复杂环境条件下,对人员目标表示更有价值的特征通道。将全局空间信息压缩到一个通道描述符  $z_C$  中<sup>[26]</sup>,使生成的各通道级统计数据  $z \in \mathbb{R}^C$  包含上下文信息,缓解通道依赖性,降低噪声在单个通道中的影响,使模型更关注人员目标的稳定特征。

通过降维比例为  $r$  的 2 个全连接层  $W_1 \in \mathbb{R}^{\frac{C}{r} \times C}$ ,  $W_2 \in \mathbb{R}^{C \times \frac{C}{r}}$ ,对一步得到的  $z$  进行处理,将  $C$  个通道压缩后又将其恢复,得到通道权重值  $s$ ;使用  $s$  对特征图  $U$  进行权重赋值,得到最终特征图  $X'$ ,更好适应背景和人员目标的不同变化。通过 SE 模块得到一个  $1 \times 1 \times C$  的权重矩阵,对原特征进行重构。此部分主要是从通道域赋予图像不同位置不同权重,使神经网络重点关注某些权重值大的通道,但难以捕捉到空间维度的重要信息,导致模型性能提升受限。笔者从空间和通道 2 个域出发,结合 SE 加入空间维度,增加神经

网络对图像中分类起决定作用的像素区域的关注。

在特征提取部分引入 RFACConv<sup>[27]</sup>,使用核大小为  $1 \times 1$  的组卷积交互信息引入空间注意力机制,通过注意力图对权重操作,聚焦图像中与人员相关的空间区域;基于分组卷积提取感受野滑块不同尺度及细节特征信息;采用 Softmax 强调每个特征在感受野特征中的重要性,并对其特征进行优先级排序,区分人员和背景特征。为减小信息交互导致的额外计算开销,采用平均池化汇总每个感受野特征的全局信息<sup>[27]</sup>。

融合 SE 模块提取的通道特征信息和 RFACConv 提取的感受野空间特征输出最终特征图:

$$\tilde{U} = X_{SE} + X_{RFA} \quad (2)$$

式中,  $\tilde{U}$  为最终输出的特征图,  $X_{SE}$  为 SE 操作得到的特征图,  $X_{RFA}$  为 RFACConv 操作后的特征图。

RFACConv-SE 模块的引入增强了网络的建模能力,使其在获取通道信息的基础上,可以在局部区域内进行特征聚合,捕获更加丰富的空间信息,减小煤矿环境中不相关噪声对特征表示的影响,有助于提高模型对人员特征局部细节的感知能力,全面捕捉人员出现的不同位置和姿态的空间信息,更好适应图像中存在的变化、干扰和背景噪声等。

### 2.1.3 SPC-ASFF 网络的多尺度人员特征检测

在综采工作面图像中人员的姿态和大小多样,为适应矿井中人员尺度变化,在原 YOLOv8s 检测头引入改进 ASFF 模块。ASFF 模块通过动态选择和加权融合多层特征图,更好地捕捉不同尺度的人员目标特征,丰富小目标的特征表示。恒等缩放阶段修改不同尺度的上采样和下采样策略,自适应融合阶段将特征图  $X$  的同一空间位置  $(i, j)$  由 1 级调整到 3 级,经式 (3) 实现特征信息融合。融合后空间位置  $(i, j)$  处向量是融合前 3 个特征图在空间位置  $(i, j)$  处向量的加权融合。

$$y_{ij}^3 = \delta_{ij}^3 \cdot X_{ij}^{1 \rightarrow 3} + \beta_{ij}^3 \cdot X_{ij}^{2 \rightarrow 3} + \gamma_{ij}^3 \cdot X_{ij}^{3 \rightarrow 3} \quad (3)$$

式中,  $y_{ij}^3$  为 3 个尺度下,空间位置  $(i, j)$  融合后的输出

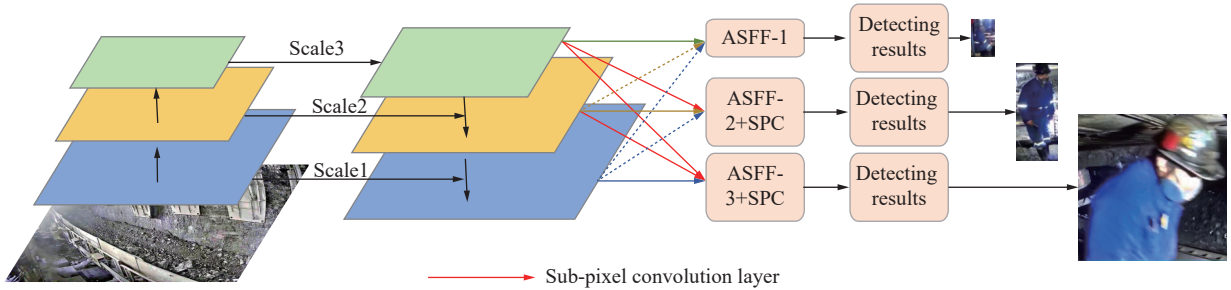


图 4 SPC-ASFF 网络的多尺度人员特征检测结构

Fig.4 Multiscale Person Feature Detection Architecture for SPC-ASFF Networks

SPC-ASFF 网络针对不同尺度特征图,创建卷积块处理不同级别特征图的融合操作;融合亚像素卷积层 (SPC) 以  $\text{stride} = 1/l$  ( $l$  为放大倍数) 提取特征层,将输入特征层中同一通道的像素提取出来,重排为更高分辨率的输出张量。图 4 中,针对尺度 1 使用 2 个亚像素卷积层 ( $l=2, l=4$ ) 分别对尺度 2 和尺度 3 2 层的低分率特征图做上采样操作。针对尺度 2,使用一个亚像素卷积层 ( $l=2$ ),对尺度 3 做上采样操作,同时应用步长为 2 的核大小为  $3 \times 3$  卷积块做  $1/2$  下采样。针对尺度 3 做  $1/2$  下采样和应用步长为 2 的核大小为  $3 \times 3$  卷积块及最大池化做  $1/4$  下采样。SPC-ASFF 网络经上述上采样和下采样操作后,处理不同尺度的人员特征,更有效地恢复图像中模糊不清的小目标人员细节信息,根据自适应权重比融合不同调整层的特征图,实现了不同尺度通道相关性和空间重要特征的自适应融合,提高了原有网络对人员整体特征的表达能力。

#### 2.1.4 C2f\_Res2Block、CCNet 小目标人员检测

为增强模型对综采工作面复杂人员数据的表达能力和对小目标人员的检测能力,笔者提出 C2f 模块融合 Res2Net<sup>[28]</sup>思想,充分利用局部和全局信息,通过

特征值;  $\delta_{ij}^3$ 、 $\beta_{ij}^3$ 、 $\gamma_{ij}^3$  分别为 3 个不同尺度特征在目标尺度 3 上的空间重要性权重;  $X_{ij}^{1 \rightarrow 3}$ 、 $X_{ij}^{2 \rightarrow 3}$ 、 $X_{ij}^{3 \rightarrow 3}$  分别为来自 3 个不同尺度的特征图经上采样和下采样变换后映射到目标尺度 3,在同一空间位置  $(i, j)$  的特征值

ASFF 在上采样应用核大小为  $1 \times 1$  卷积层和插值法放大分辨率,对特征进行调整,但插值法无法带来额外的信息解决不适当的重建问题<sup>[25]</sup>,易导致图像的失真和噪声,造成细节信息丢失,不利于煤矿环境中本身就不太清晰的小目标人员的检测。笔者基于 ASFF 网络,采用亚像素卷积层结合原本的卷积块排列不同层的特征,更好地实现不同特征图层的特征映射。改进后的 SPC-ASFF 网络结构如图 4 所示。

连接多尺度特征,增加细粒度特征表示,解决网络对小目标、遮挡人员特征的表达不佳的问题。

Res2Net 的核心是将卷积分成多个子模块,并将其都连接起来,有效地扩展感受野范围,捕获更丰富的人员特征信息。如图 5 所示,使用 Res2Net 模块取代 C2f 的骨干模块 Bottleneck,作为主要的梯度流分支。特征图经第 1 层卷积变换后被分为 2 部分。为更好整合不同特征信息,这部分经 Res2Net 处理后合并,再经第 2 层卷积处理输出。过程中使用 ReLU 激活函数增加模型的非线性表达能力。当 Shortcut 设置为 False 时,直接通过核大小为  $1 \times 1$  的卷积层输出;当 Shortcut 设置为 True 时,在核大小为  $1 \times 1$  的卷积后与原始输入特征融合输出<sup>[29]</sup>。为使网络更专注于学习多样性和独特性的特征,减少冗余信息的影响,笔者在网络 head 部分加入 C2f\_Res2block 模块时设置 Shortcut 设置为 False。C2f\_Res2block 以多尺度的

方式处理特征信息,有效提取局部和全局信息,让不同尺度的信息得到了更好地融合,以此提高模型对小目标人员的识别能力。

为实现小目标人员的更准确检测,结合上下文信息帮助提升小目标的检测。在对 P3、P4、P5 层特征

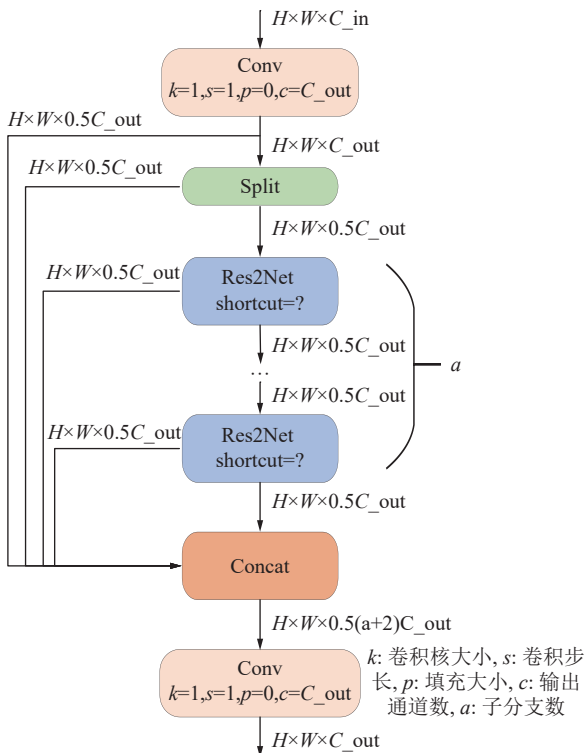


图 5 C2f\_Res2block 结构

Fig.5 Structure of C2f\_Res2block

进行融合检测前,添加 CCNet 模块,采用交叉注意力网络在每个像素交叉路径上进行水平和垂直方向的交叉注意力计算,面对人员目标之间存在复杂关系和遮挡的图像,有效收集所有像素的上下文信息,提取更具代表性和丰富的人员特征;通过进一步循环操作获取每个像素的全图依赖关系<sup>[24]</sup>,准确检测和分割人员与背景区域。CCNet 采用 2 个 CCA 模块在获得密集上下文信息、保持长距离空间依赖性的同时,减小了空间和时间复杂度,在减少内存占比的同时,获取更有效的人员特征,提高了网络对重叠和小目标人员



(a) 正向走向



(b) 反向走向

图 7 煤矿综采工作面巷道走向 (\*正反走向定义以下文中所提 k 值正负判断)

Fig.7 Roadway trend of fully mechanized mining face in the coal mine (\*Positive and negative strike definitions are determined by the positive and negative k-values mentioned in the following text)

危险区域为采煤机工作区域,即待采煤壁与挡煤板之间的区域,如图 8 中红色区域所示。本方法基于以上规则,利用区域划分模型获取当前帧检测目标护帮板(数量为  $n_1$  个)和挡煤板(数量为  $n_2$  个)锚框坐

的检测能力。

## 2.2 危险区域自动划分方法

在煤矿综采工作面,考虑到画面拍摄效果及安全防护问题,摄像头一般安装在液压支架顶板下方安全区,如图 6 所示。本试验所采集数据的实际综采工作面现场采用海康威视 DS-2CD9030CFD 型号相机,分辨率为  $1920 \times 1080$ ,根据实际现场情况每 6 台液压支架布置一台摄像头。随着采煤工作前进与支架前移,以往的固定式区域划分方式适应性较差,无法随监控画面工作区域的变化自动更新,易出现区域划分不准确,误报警现象。对此,笔者提出一种新的综采工作面危险区域自动划分方法。该方法可实现随采煤工作的前进,区域自适应变动划分。这种划分方法可以极大地减小工作人员的参与,获取更为准确的划分区域。



图 6 综采工作面摄像头位置安装

Fig.6 Installation of camera positions in the fully mechanized coal mining face

在分析煤矿大高采面摄像头拍摄的视频画面数据后发现,整体图像画面中主要呈现 2 种巷道走向:图像画面 2 个对角走向,如图 7 所示。

标信息。以横坐标  $x$  值的大小为依据,分别对当前帧护帮板和挡煤板锚框的 4 个角点坐标进行从小到大排序。根据设定条件选取关键坐标点,分别获取挡煤板和护帮板关键点连线与图像边界的交点(若在图像

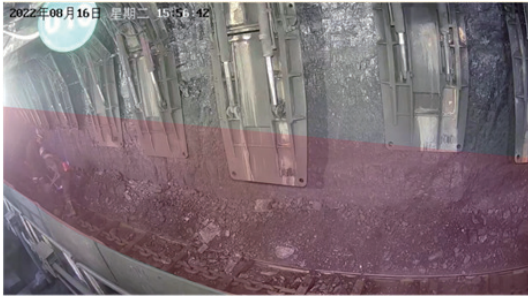


图 8 综采工作面工作危险区域

Fig.8 Hazardous areas of work in fully mechanized mining face 内 2 线存在交点, 则选择交点和其他边界交点), 将获取的点依次首尾连接, 划分最终的危险区域。关键坐标点选点原则见表 1。

其中,  $k$  值大小计算如下: 连接护帮板右下角  $x$  坐标最值小点  $p_1(p_{1x}, p_{1y})$  和最大值点  $p_2(p_{2x}, p_{2y})$ , 计算斜率  $k = -(p_{2y} - p_{1y}) / (p_{2x} - p_{1x})$ 。原理图如图 9 所示, 其

中以图像左上角点为原点建立图像像素坐标系。

### 2.3 人员入侵危险区域精准判别方法

为能更加准确判别人员入侵状态, 制定合适的判别规则是减少误判的关键。由于绘制区域的不规则性及二维图像在表现三维空间时存在视差问题, 采用人员锚框和危险区域重叠度判断的方法极易出现误判情况。重叠度设置过小易出现将区域边缘正常情况判断为异常状态; 重叠度设置过大易出现将边缘的异常状态判断为正常情况。因此, 面对区域不规则变化、基于重叠度的判断方法参数设置困难的问题, 笔者选取人员锚框中心点作为判断关键点 (可以代表人体的中心位置), 基于射线法, 从人员中心点引出一条射线, 通过射线与危险区域边的交点的奇偶性判断人员与危险区域的像素坐标位置关系, 实现入侵状态的准确判别。具体方法过程如下:

表 1 区域自动划分关键点选取

Table 1 Selection of key points for automatic area division

单帧检测数量/个	$n_1 \geq 2, n_2 \geq 2$		$n_1 \geq 2, n_2 = 1$		$n_1 = 1, n_2 \geq 2$		其余情况	
	护帮板	挡煤板	护帮板	挡煤板	护帮板	挡煤板	护帮板	挡煤板
关键点的	巷道	底边1/2点;	左上角点;	底边1/2点;	左边4/5点, 左移1/2底边距离;	左下角点;	左上角点;	采用上一帧图像
选取位置	走向 $k > 0$	右边4/5点	左上角点	右边2/5点	左上角点, 左移5个像素点	右边4/5点	左上角点	坐标点数据
	巷道	左下角点;	右上角点;	左下角点;	右上角点, 右移顶边距离;	左边4/5点;	右上角点;	采用上一帧图像
	走向 $k < 0$	右下角点	左上角点	右下角点	左边2/5点, 右移3/2顶边距离	右下角点	左上角点	坐标点数据

注: 同一检测目标, 选取的关键点中前一点为横坐标 $x$ 最小时对应锚框的点, 后一点为 $x$ 最大时对应锚框的点。

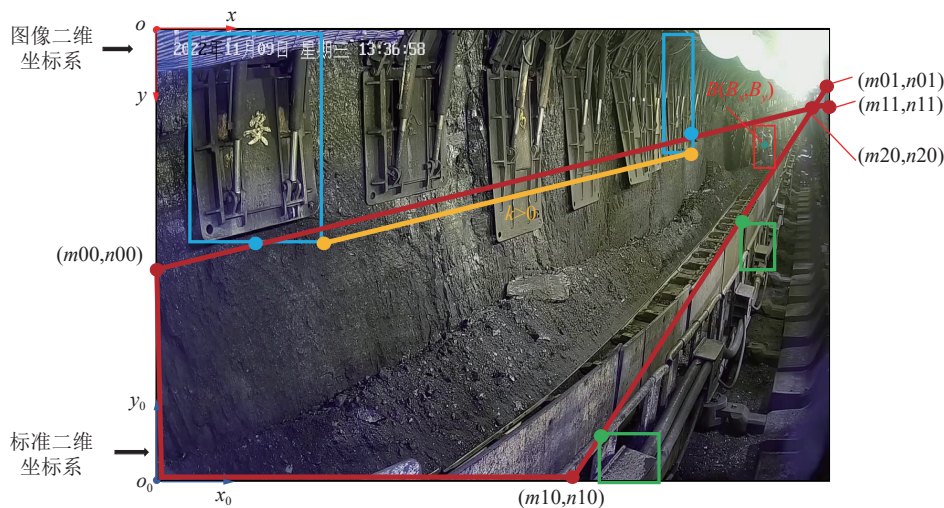


图 9 危险区域自动划分原理

Fig.9 Principle of automatic hazardous area division

将危险区域坐标定义为一个二维数组  $A$ , 每个元素代表多边形的一个顶点坐标。计多边形顶点数量为  $P$ , 定义  $g = P - 1$ ,  $g$  用于循环遍历多边形的顶点。取人员中心点  $B$ , 从点  $B$  水平引出一条射线, 迭代遍历每个边界线段, 获取边的起点和终点, 公式为:

$$x = \frac{(A_{x[m]} - A_{x[n]}) \times (B_y - A_{y[n]})}{(A_{y[m]} - A_{y[n]})} + A_{x[n]} \quad (4)$$

式中:  $m$  为当前顶点;  $n$  为前一顶点。  $A_{x[m]}$ 、  $A_{y[m]}$  分别为当前顶点  $m$  的  $x$ 、  $y$  坐标,  $A_{x[n]}$ 、  $A_{y[n]}$  分别为前一顶点  $n$  的  $x$ 、  $y$  坐标;  $B_y$  为点  $B$  的  $y$  坐标。

基于线性插值原理计算  $A$  的当前顶点  $m$  与前一顶点  $n$  之间的  $x$  坐标,以找到多边形边界上与点  $B$  的  $y$  坐标相交线段的  $x$  坐标,即射线与当前边交点的横坐标,记作  $dx$ 。判断点  $B$  的  $y$  坐标  $B_y$  是否在  $A$  的当前顶点和前一顶点的  $y$  坐标范围之内,如果  $B_y$  在两者  $y$  坐标范围之内,且  $dx$  大于  $B_x$  时,判断为射线与边相交,即有 1 个交点。对交点数量进行计数。判断交点个数为奇数个还是偶数个。若为奇数个,判断点  $B$  在危险区域内部,即有人员入侵;否则,判断点  $B$  不在危险区域内部,即无人员入侵。

### 3 试验结果与分析

#### 3.1 试验环境

本研究试验基于 Windows10 操作系统,搭配 i7-12700K CPU、NVIDIA GeForce RTX 3080 GPU,使用 Python3.9 为主要编程语言,利用 Pytorch 框架完成 RSCA-YOLOv8s 人员识别模型及 YOLOv8s 区域划分模型搭建。采用 CUDA11.3 和 CUDNN8.2.0 作为深度学习加速模块,基于 GPU 进行训练推理。模型建立过程中不采用预训练权重,图像输入大小为

640 mm×640 mm,使用 SGD 优化器,初始学习率值为 0.01,最终学习率值为 0.01, batchsize 设置为 32,单个模型最大训练轮数 epochs 为 100 轮,学习率动量为 0.937。通过 TensorRT 推理框架将模型转化并部署在服务器上。RSCA-YOLOv8s 模型计算量为 35.7GFLOPs,训练总时长为 4.062 h,显存占比为 11.2G/32G,内存占比 23%。

#### 3.2 数据集构建

采集煤矿井下综采工作面不同角度、光照变化、遮挡下的人员、护帮板、挡煤板视频数据,并分帧处理。由于煤矿井下粉尘、光照分布不均等特殊环境影响,大部分数据质量较低,目标信息不突出。为方便后期模型更好地提取目标特征信息,对采集的图像数据进行批量预处理操作。

针对雾尘较大的图像,采用本团队前期提出的基于边界约束和非线性上下文正则化的方法<sup>[30]</sup>对图像进行去雾清晰化处理。处理结果如图 10 所示,图像处理前对比度较低且尘雾较大,整体图像看起来更模糊,去雾处理后图像的清晰度和亮度主观效果明显增强,目标特征更加突出。

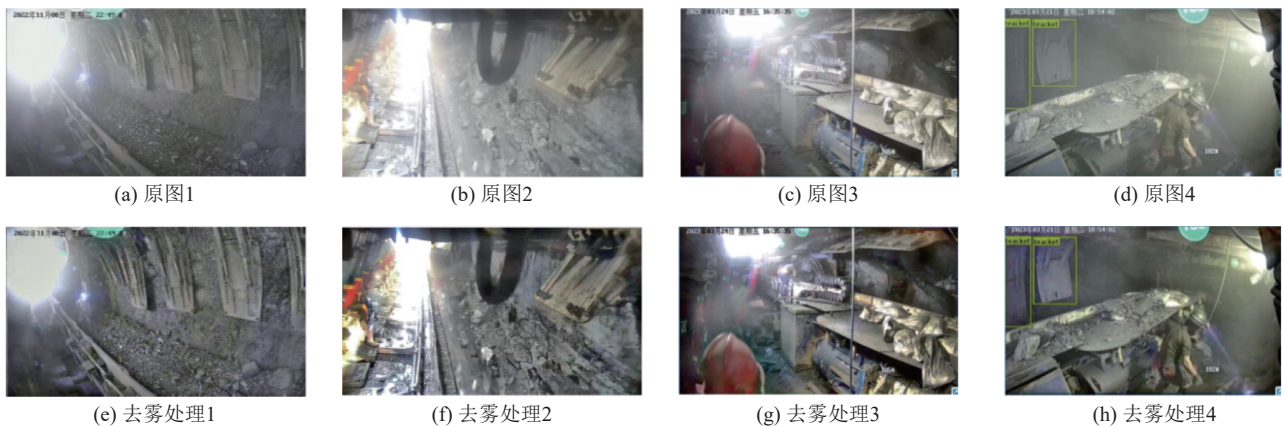


图 10 图像去雾处理前后效果对比

Fig.10 Comparison of the effect before and after image defogging

针对光线较暗的图像,笔者采用色彩增益加权的 AutoMSRCR 算法,对红、绿、蓝 3 个维度分别根据各自像素值设定不同的上下限阈值,利用图像中原像素点估计原始照度,解决由环境等因素导致的对比度不足、细节不充分、色彩偏差等问题。部分处理结果如图 11 所示。采用对比度、Laplacian 梯度函数及 BRISQUE 几种评价指标,对处理前后的图像质量进行测试评价。对比度反应了图像的清晰程度,其值越大图像越清晰。Laplacian 梯度函数反映图像的边缘信息,其值越大清晰度越高。BRISQUE 利用自然场景统计 (NSS) 和平均计算图像质量得分,其值越小表明图像质量越好,失真程度更小。测试评估参数见

表 2。

从图 11 可直观发现处理后的图像的对比度、亮度、目标轮廓明显增强,尤其针对整体较模糊的图像增强效果更显著,如图 11b、图 11c 处理前后对比。从表 2 中数据发现,处理后的图像的各项指标值均较原图指标值更优,图像经 Auto MSRCR 处理后对比度指标值较处理前有成倍增加,图像的清晰度和细节表现力得到了有效提高,图像中不同区域更容易区分,如图 11c 人员较处理前更加突出。Laplacian 梯度函数值在图 11a—图 11c 经 Auto MSRCR 处理后分别增加了 1.623、3.667、8.025 倍,大幅度指标值的提升表明图像中边缘部分更加突出,具有更明显的对比度。

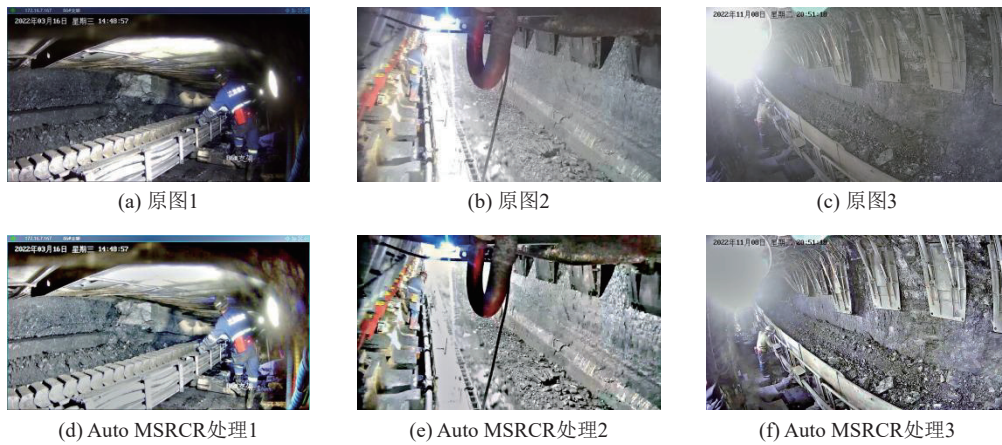


图 11 Auto MSRCR 处理前后图像对比

Fig.11 Comparison of images before and after Auto MSRCR processing

表 2 Auto MSRCR 处理前后图像质量评估参数值

Table 2 Parameter values for image quality assessment before and after Auto MSRCR processing

图像	对比度	Laplacian 梯度函数	BRISQUE
原图1	204.335	721.773	31.611
Auto MSRCR处理1	452.507	1 893.520	22.707
原图2	110.690	463.532	28.965
Auto MSRCR处理2	500.171	2 163.434	27.889
原图3	296.076	1 623.934	23.869
Auto MSRCR处理3	2 445.133	14 655.930	14.069

BRISQUE 值分别减少了 8.904、1.076、9.8, 表明图像受噪声、模糊等因素影响减小, 其结构信息得到了更好的保留和呈现, 视觉上给人更真实、清晰的感觉。上述数据表明图像经预处理后质量得到了较大幅度的改善。

基于预处理后的图像构建人员数据集 CCWSPD (Comprehensive collection of work surface personnel data) 和护帮板、挡煤板数据集 RDD (Regional-demarcated data), 其中人员训练集 5 845 张, 验证集 1 462 张; 护帮板、挡煤板训练集 23 692 张, 验证集 5 924 张。采用 labeling 标注工具对图像数据标注, 人员、护帮板、挡煤板标签名分别为“person”“warning”“a”。

### 3.3 RSCA-YOLOv8s 人员识别模型试验验证

#### 3.3.1 模型评价指标

本节中, 为了定量评价 RSCA-YOLOv8s 模型的检测性能, 主要采用以下评价指标: 精确率 ( $I_{Pr}$ )、召回率 ( $I_{Re}$ )、IOU 为 0.5 时的平均精度 (mAP@0.5)、帧率 (FPS)。

$$I_{Pr} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (5)$$

$$I_{Re} = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (6)$$

式中:  $T_p$  为正确识别目标的数量;  $F_p$  为识别出目标但未检测正确的数量;  $F_N$  为目标漏检数量。

#### 3.3.2 消融试验

为验证笔者采用的 RSCA-YOLOv8s 算法各改进模块对人员识别效果, 开展消融试验。针对每一模块分别采用单独和组合的模式添加进 YOLOv8 网络框架中展开训练, 进行模型推理。在本研究过程中, 由于护帮板和挡煤板目标状态变化不大, 矿井人员姿态、尺度多变, 人员目标的识别存在更大的困难, 需要更高的精度要求。因此, 笔者的网络改进研究与试验重点针对人员识别展开, 消融试验结果见表 3。

由表 3 可得, 各个模块独自在煤矿综采工作面人员识别过程中均取得了良好效果。其中 RFACConv-SE 模块对模型平均精度的提升表现更明显, 通过通道域关注和感受野特征全局信息提取, 有效提高了网络对目标图像重要信息的关注。CCNet 和 SPC-ASFF 模块对人员不同尺度特征的关注、提取及各特征之间信息融合具有很好的识别效果, 较基线模型其精确率分别提高了 1.4%、1.8%。C2f\_Res2Block 模块的引入不仅在一定程度上减小了模型的计算量, 使得基线模型的计算量从 28.8 GFLOPs 减小到 26.5 GFLOPs, 其 FPS 较基线模型提高了 4.896 f/s, 同时对模型的识别效果有一定的提升。几个模块在模型上的组合加入, 互相之间虽出现了一定程度上性能的抑制, 但模型的整体性能更加优越。基线模型加入 RFACConv-SE 模块后各参数值均有所提升, 其中精确率提高了 0.8%, mAP@0.5、mAP@0.5: 0.95 分别提高了 0.7%、2%, 有效提升了模型对人员目标域信息的提取能力。C2f\_Res2Block 模块的加入增加了模型对多特征提取及小目标人员的识别能力, 同时一定程度上减小了模型计算量, 给模型速度的提升增加了缓冲空间, 较基线模型其精确率、mAP@0.5、mAP@0.5: 0.95 分别

表 3 RSCA-YOLOv8s 模型消融试验结果  
Table 3 Results of RSCA-YOLOv8s model ablation experiments

RFACConv-SE	C2f_Res2Block	CCNet	SPC-ASFF	$I_{Pr}/\%$	$I_{Re}/\%$	mAP@0.5/%	mAP@0.5: 0.95/%	FPS/(f · s <sup>-1</sup> )
×	×	×	×	92.3	94.0	96.1	62.7	47.793
√	×	×	×	93.1	94.5	96.8	64.7	45.103
×	√	×	×	93.0	93.6	96.3	63.1	<b>52.689</b>
×	×	√	×	93.7	93.3	96.2	63.9	49.288
×	×	×	√	94.1	93.9	96.7	63.7	48.692
√	√	×	×	93.0	95.4	97.0	64.4	45.723
√	√	√	×	<b>94.2</b>	94.7	97.1	65.1	43.695
√	√	√	√	<b>94.2</b>	<b>95.6</b>	<b>97.2</b>	<b>65.2</b>	42.818

注: 表中: “√”为使用了该模块; “×”为未使用该模块。

提高了 0.7%、0.9%、1.7%。CCNet 模块加入后, 精确率提高了 1.9%, mAP@0.5 提高了 1%, mAP@0.5: 0.95 提高了 2.4%。引入 SPC-ASFF 特征融合模块后, mAP@0.5 提高了 1.1%, mAP@0.5: 0.95 提高了 2.5%, 有效提高了模型对不同尺度特征的融合能力。笔者采用的模型相比基线模型, 精度和回归率等方面均有明显提升, 在识别速度上虽有小幅度的降低, 但 42.818f/s 的检测速度能够满足煤矿综采工作面人员入侵危险区域实时识别的需求。

3.3.3 对比试验

为验证笔者模型对煤矿井下综采工作面人员目标具有更高的检测效果。将笔者算法与原始 YOLOv8s 和 YOLOv5s、YOLOv7、YOLOv8-SPDConv 算法在相同试验条件及 CCWSPD 数据集上展开对比试验。对比试验结果见表 4。

由表 4 可知, YOLOv5s 在 CCWSPD 数据集上平均精度为 95.8%, 较 YOLOv8s、YOLOv8-SPDConv 及笔者 RSCA-YOLOv8s 偏低, 但在速度上有很大优势。YOLOv7 在 CCWSPD 数据集上整体识别指标值较差。基线模型针对笔者研究的多尺度、小目标特征在一些复杂背景下较难进行特征提取, 不利于整体目标检测, 其精确率、回归率、mAP@0.5 均低于笔者模型。YOLOv8-SPDConv 引入 SPDConv 小目标检测模块, 平均精度可以达到 96.5%, 但在检测速度方面略逊一筹。笔者 RSCA-YOLOv8s 针对人员目标具有较高的检测精度, 在 FPS 满足检测要求下, 其他指标值均优于所对比的 4 类算法。几组不同方法对综采工作面人员识别效果如图 12 所示, 可得出笔者方法在不同光照和图像质量下, 对不同尺度人员、小目标人员识别精度均优于其他方法, 具有较好的识别效果。

表 4 RSCA-YOLOv8s 与其他模型对比试验结果  
Table 4 Experimental results comparing RSCA-YOLO with other models

方法	$I_{Pr}/\%$	Recall( $I_{Re}$ )/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5: 0.95/%	FPS/(f · s <sup>-1</sup> )
YOLOv5s	93.1	93.3	95.8	60.0	<b>79.653</b>
YOLOv7	90.7	92.5	94.8	56.4	62.647
YOLOv8s(baseline)	92.3	94.0	96.1	62.7	47.793
YOLOv8-SPDConv	93.6	94.6	96.5	64.3	38.199
<b>RSCA-YOLOv8s(ours)</b>	<b>94.2</b>	<b>95.6</b>	<b>97.2</b>	<b>65.2</b>	42.818

3.4 危险区域自动划分试验

采用第 2 节中所述危险区域自动划分方法, 对多场景视频进行区域动态划分测试 (图 13)。由图 13 可得, 笔者所提方法对综采面采煤机与刮板输送机工作区域的危险区域划分具有较为准确的结果。针对护帮板和挡煤板识别数均少于 2 或未识别出某一类目标的图像, 如图 13b、图 13c, 笔者所提方法可根据前

帧关键点数据准确划分危险区域; 针对光线昏暗、目标信息不突出、图像模糊场景, 如图 13h、图 13i、图 13j 所示, 模型可识别出护帮板、挡煤板目标, 并准确选取关键点划分区域; 针对不同形态巷道图像, 如图 13a、图 13e、图 13f、图 13k 所示, 笔者方法可根据不同巷道形态变化准确判断巷道走向并选取关键点, 进行区域的实时修正, 实现区域的灵活、准确划分。

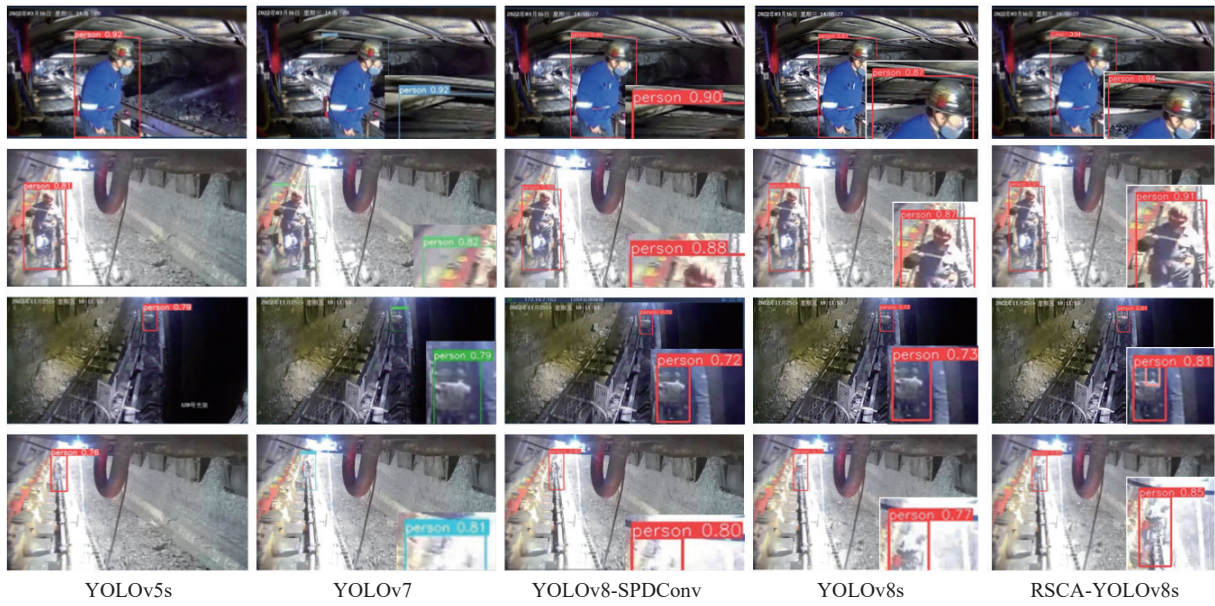


图 12 不同方法对综采工作面人员识别效果对比

Fig.12 Comparison of the recognition effects of different methods on personnel in fully mechanized mining face

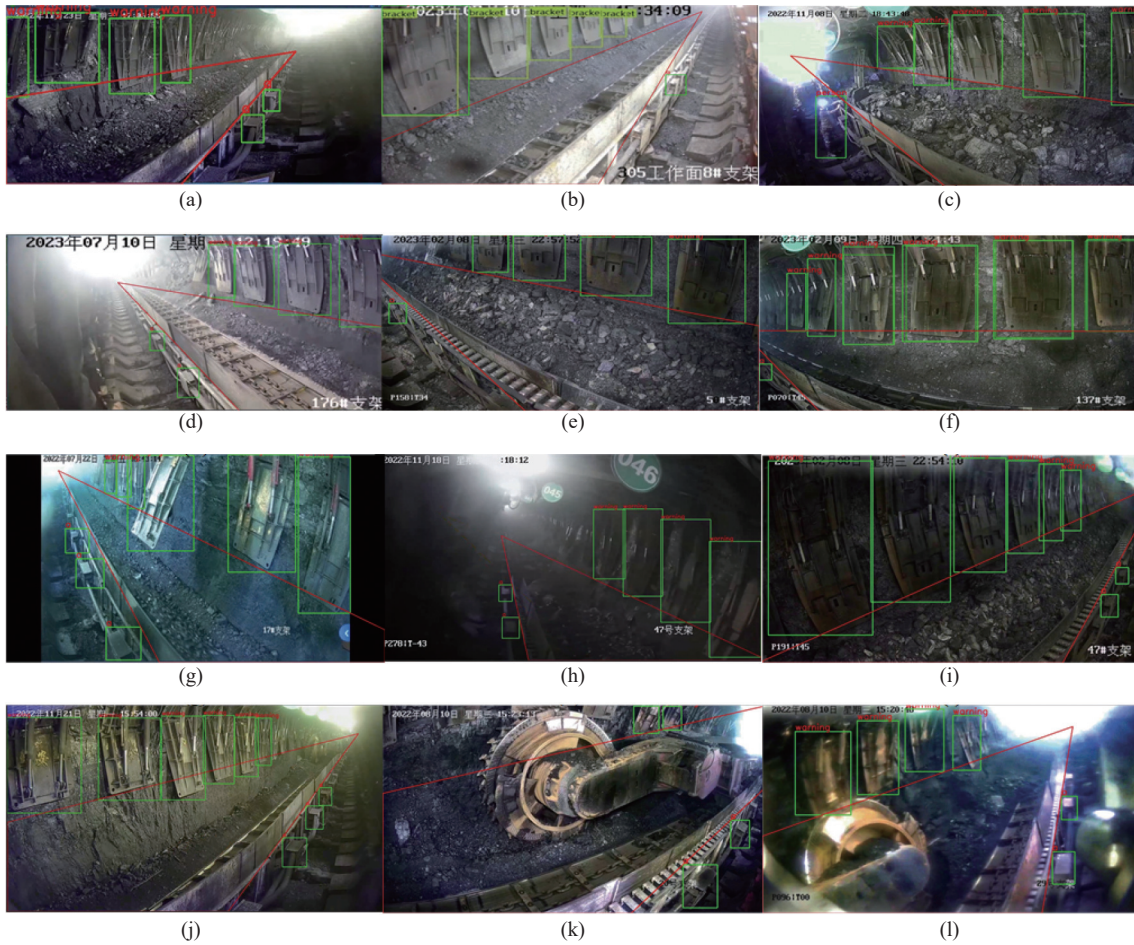


图 13 危险区域自动划分试验

Fig.13 Hazardous area automatic classification test

为进一步说明笔者方法的有效性。采用 7 组综采工作面视频进行危险区域划分测试,将划分结果图与人工判定结果比对,归纳未准确划分和未划分出危

险区域的结果图为失败类,准确划分危险区域的结果图为成功类。7 组划分结果见表 5。

由表中数据可得,在危险区域动态变化过程中,

表 5 危险区域划分结果  
Table 5 Results of hazardous areas division

组别	1	2	3	4	5	6	7
总帧数	3 866	3 876	8 412	8 336	41 812	28 068	32 447
成功数	3 744	3 779	8 412	8 048	39 427	27 928	32 036
失败数	122	97	0	288	2 385	140	411
准确率/%	96.844	97.497	100	96.545	94.296	99.501	98.733
平均速度/(f·s <sup>-1</sup> )	52.083	40.984	54.054	44.643	43.103	41.194	42.194

此方法可以快速、准确地对综采工作面采煤机工作危险区域进行划分,每组视频中危险区域动态划分准确率可达 94% 以上,平均划分速度可达到 45.465 f/s。上述测试试验中,7 组划分结果平均准确率为 97.285%。其中第 3、第 6、第 7 组划分准确率最高,达到了 98% 以上,此 3 组视频场景变化幅度较小,针对未能找到关键点进行区域划分的视频帧可以根据前一帧的数据进行准确划分。第 1、第 2、第 4、第 5 组视频划分结果略低一些,存在摄像头场景镜头不断来回切换,在切换过程中图像画面不稳定,部分帧护帮板或挡煤板无法识别出或图像帧画面只存在煤壁,导致区域划分不准确。

### 3.5 人员入侵危险区域精确判别试验

为定量分析 RSCA-YOLOv8s 模型对综采工作面危险区域人员入侵判别效果,笔者利用图像采集模块对综采工作面实际场景进行实时视频数据采集。为便于试验测试结果分析,笔者将多场景人员入侵/非入侵视频数据分为 5 组,组 1 和组 2 为综采工作面光照条件良好的环境,组 3 为光线较强环境,组 4 为光照较暗环境,组 5 为光照明暗高频交替变化环境。其中组 1—组 5 视频总帧数分别为 4 783、1 319、765、451、1 979 帧。利用人员识别模型、区域自动划分模型及入侵判别条件,计算多组视频数据下人员未入侵危险区域识别正确数占人员未入侵危险区域总数的比例和人员入侵危险区域识别正确数占人员入侵危险区域总数的比例,详细数据见表 6。

表 6 人员入侵判别结果  
Table 6 Results of personnel intrusion discrimination

场景视频	组1	组2	组3	组4	组5
实际入侵人数	2 638	322	419	0	902
实际未入侵人数	0	1 196	232	2 363	451
识别入侵人数	2 634	318	411	0	897
识别未入侵人数	0	1 189	228	2 323	436
准确率/%	99.848	99.275	98.157	98.307	98.522

由表 6 可得,组 1、组 2 中人员入侵识别准确率

最高,分别为 99.848%、99.275%。组 3 中人员入侵识别准确率最低,为 98.157%,此组视频图像存在严重曝光现象,影响了小目标人员的识别效果。组 4、组 5 人员识别入侵准确率分别为 98.307%、98.522%,虽低于正常光照环境下判别准确率,但在光线较差环境下仍具有较好的鲁棒性。在组 3—组 5 3 组试验中,存在极暗或曝光环境,对部分人员特征较为明显的图像可准确识别人员,并判别入侵状态;对人员特征信息模糊、缺失严重的图像较难识别人员目标,影响入侵判别结果。5 组测试视频的平均识别率达到了 98.822%,其中未出现入侵和未入侵的交叉误识别,与实际的数据差主要由于模型对部分极小目标或极端环境光照(极暗或曝光环境)下存在人员漏识别到所造成。部分人员入侵识别效果如图 14 所示,图中绿色人员锚框表示人员未入侵危险区域状态,红色人员锚框表示人员入侵状态。从图 14 可得,笔者方法针对综采工作面不同场景(如图 14a、图 14c、图 14d)、光照(如图 14f、图 14h)等环境下均具有较好的判别性能。图 14a—图 14j 均可正确判断人员入侵与未入侵状态。图 14e 和图 14k 受暗光环境干扰严重,图 14j 和图 14l 中受强曝光环境干扰严重,在极暗和强曝光环境中对人员边缘特征信息明显的图像可准确识别人员目标,并判别入侵状态,如图 14e 未入侵人员和图 14k、图 14l 入侵人员;对人员特征信息模糊的图像较难识别人员目标,而无法做出准确的入侵判别,如图 14k、图 14l 未能识别出未入侵人员,如黄色框所示。

## 4 结 论

1) 采用本团队提出的基于边界约束和非线性上下文正则化去雾方法去除图像雾尘,突出人员目标信息;采用 AutoMSRCR 算法强化图像边缘信息,增强了综采工作面人员图像对比度和清晰度。

2) 通过消融试验表明:RFConv-SE、CCNet 和 SPC-ASFF、C2f\_Res2Bloc 模块的加入对人员识别准确率分别提升了 0.8%、0.7%、1.4%、1.8%。模块的整

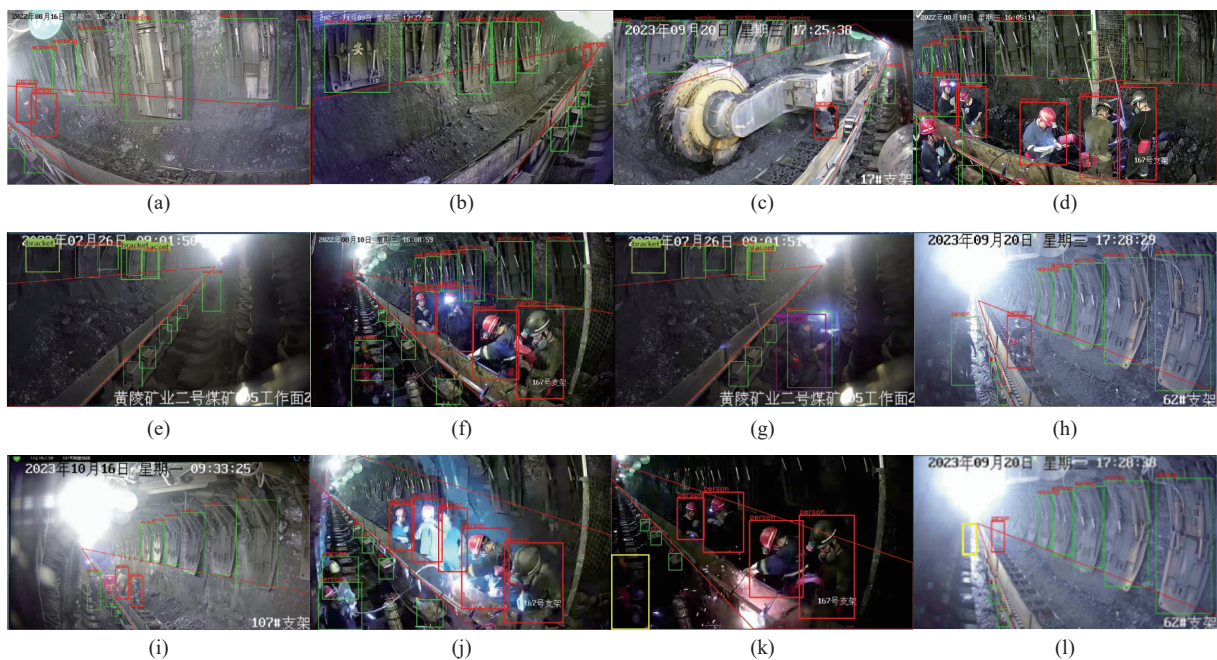


图 14 人员入侵判别情况

Fig. 14 The recognition situation of personnel intrusion

体加入提高了 RSCA-YOLOv8s 模型对人员特征的提取能力,对综采工作面多尺度、小目标人员具有很好的识别效果,平均识别精度较基线模型 YOLOv8s 提高了 1.1%, mAP@0.5: 0.95 提高了 2.5%。

3) 通过对比试验表明:与 YOLOv8s 和 YOLOv5s、YOLOv7、YOLOv8-SPDConv 算法相比,笔者 RSCA-YOLOv8s 针对综采工作面人员方法识别最高,识别平均精度为 97.2%, FPS 为 42.818 f/s, 满足现场要求。通过对比测试,笔者算法能更好地捕获细节特征信息,实现多特征信息有效融合与小目标特征的识别,对复杂环境下人员目标识别具有更高的鲁棒性。

4) 通过笔者区域自动划分方法及人员入侵判别规则对综采工作面实际场景多组视频进行试验验证,结果表明:在光照不均、粉尘及巷道场景多变等复杂环境下,笔者方法危险区域划分平均准确率可达 97.285%,实现了区域的灵活自动划分。根据人员锚框中心关键点与危险区域的像素坐标位置关系可准确判别人员是否入侵,判别准确率达 98% 以上。

5) 目前,煤矿综采工作面图像数据的目标样本标注主要依赖人工完成,人工标注工作量大且耗时长。因此,下一步将重点研究无监督学习的视频 AI 识别方法。

#### 参考文献(References):

- [1] 魏文艳. 综采工作面智能化开采技术发展现状及展望[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(S2): 244–253.  
WEI Wenyan. Development status and prospect of intelligent mining

technology of longwall mining[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(S2): 244–253.

- [2] 王国法, 庞义辉, 任怀伟, 等. 智慧矿山系统工程及关键技术研究与实践[J]. 煤炭学报, 2024, 49(1): 181–202.  
WANG Guofa, PANG Yihui, REN Huaiwei, et al. System engineering and key technologies research and practice of smart mine[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(1): 181–202.
- [3] 范伟强, 王雪瑾, 张颖慧. 改进 YOLOv7 和 DeepSORT 的井下人员检测与跟踪算法[J/OL]. 煤炭科学技术, 1–13[2024–06–26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20240119.1449.006.html>.  
FAN Weiqiang, WANG Xuejin, ZHANG Yinghui. Underground personnel detection and tracking using improved YOLOv7 and DeepSORT[J/OL]. Coal Science and Technology, 1–13[2024–06–26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20240119.1449.006.html>.
- [4] KATIRCIOGLU I, RHODIN H, CONSTANTIN V, et al. Self-supervised human detection and segmentation via background inpainting[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(12): 9574–9588.
- [5] HAO B N, ZHANG L Y, PENG R. An improved vibc algorithm to detect personnel underground in coal mines[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2025(1): 012032.
- [6] HAN Z, MA B. Enhancing identification for person search with multi-scale multi-grained representation learning[J]. Pattern Recognition, 2024, 150: 110361.
- [7] 杨艺, 杨艳磊, 王田, 等. 基于多重信息自注意力的综采工作面目标行为识别[J/OL]. 煤炭学报, 1–19[2024–07–18]. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2024.0056>.  
YANG Yi, YANG Yanlei, WANG Tian, et al. Target behavior recognition of Fully mechanized mining face based on multi-information self-attention[J/OL]. Journal of China Coal Society, 1–19[2024–07–18]. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2024.0056>.
- [8] GOLCARENARENJI G, MARTINEZ-ALPISTE I, WANG Q, et al.

- Illumination-aware image fusion for around-the-clock human detection in adverse environments from Unmanned Aerial Vehicle[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 204: 117413.
- [9] 阮顺领, 李少博, 顾清华, 等. 基于双向特征融合的露天矿区道路障碍检测[J]. *煤炭学报*, 2023, 48(3): 1425–1438.  
RUAN Shunling, LI Shaobo, GU Qinghua, et al. Road obstacle detection in open-pit mines based on bidirectional feature fusion[J]. *Journal of China Coal Society*, 2023, 48(3): 1425–1438.
- [10] 邵小强, 李鑫, 杨涛, 等. 改进 YOLOv5s 和 DeepSORT 的井下人员检测及跟踪算法[J]. *煤炭科学技术*, 2023, 51(10): 291–301.  
SHAO Xiaoqiang, LI Xin, YANG Tao, et al. Underground personnel detection and tracking based on improved YOLOv5s and DeepSORT[J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(10): 291–301.
- [11] GAWANDE U, HAJARI K, GOLHAR Y. Novel person detection and suspicious activity recognition using enhanced YOLOv5 and motion feature map[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(2): 16.
- [12] 张晓晨. 煤矿井下行人检测方法研究及应用[D]. 太原: 太原科技大学, 2023.  
ZHANG Xiaochen. Research and application of pedestrian detection method in coal mine underground[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2023.
- [13] 程德强, 寇旗旗, 江鹤, 等. 全矿井智能视频分析关键技术综述[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(11): 1–21.  
CHENG Deqiang, KOU Qiqi, JIANG He, et al. Overview of key technologies for mine-wide intelligent video analysis[J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(11): 1–21.
- [14] 刘浩, 刘海滨, 孙宇, 等. 煤矿井下员工不安全行为智能识别系统[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(S2): 1159–1169.  
LIU Hao, LIU Haibin, SUN Yu, et al. Intelligent recognition system of unsafe behavior of underground coal miners[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(S2): 1159–1169.
- [15] HUANG H, HU H, XU F, et al. Skeleton-based automatic assessment and prediction of intrusion risk in construction hazardous areas[J]. *Safety Science*, 2023, 164: 106150.
- [16] 吴春香. 基于视频的人员入侵检测系统研究与实现[D]. 贵阳: 贵州大学, 2022.  
WU Chunxiang. Research and implementation of intrusion detection system based on video[D]. Guiyang: Guizhou University, 2022.
- [17] 闫建星. 煤矿井下图像去雾与综采工作面异常视觉检测方法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2022.  
YAN Jianxing. Research on image defogging in coal mine and abnormal visual detection method in fully mechanized mining face[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2022.
- [18] 程德强, 钱建生, 郭星歌, 等. 煤矿安全生产视频 AI 识别关键技术研究综述[J]. *煤炭科学技术*, 2023, 51(2): 349–365.  
CHENG Deqiang, QIAN Jiansheng, GUO Xingge, et al. Review on key technologies of AI recognition for videos in coal mine[J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(2): 349–365.
- [19] MEI X Y, ZHOU X J, XU F, et al. Human intrusion detection in static hazardous areas at construction sites: Deep learning-based method[J]. *Journal of Construction Engineering and Management*, 2023, 149(1): 04022142.
- [20] HU R Y, LI F, WANG T T, et al. Research on intrusion identification of hazardous construction areas based on machine vision[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2023, 2435(1): 012015.
- [21] 刘泽锋, 韩豫, 李文涛, 等. 视觉联合交集下施工危险区域侵入行为动态感知方法[J]. *安全与环境工程*, 2023, 30(4): 18–25.  
LIU Zefeng, HAN Yu, LI Wentao, et al. Dynamic perception method of intrusion behavior in construction dangerous areas under visual joint intersection[J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2023, 30(4): 18–25.
- [22] 田枫, 白欣宇, 刘芳, 等. 1 种基于视频的油田危险区域入侵检测智能综合识别技术研究[J]. *中国安全生产科学技术*, 2022, 18(3): 68–75.  
TIAN Feng, BAI Xinyu, LIU Fang, et al. Research on intelligent comprehensive recognition technology of intrusion detection in oil-field dangerous area based on video[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2022, 18(3): 68–75.
- [23] 朱梦瑞, 牛宏侠. 改进 YOLOv3 模型的铁路异物入侵识别算法[J]. *北京交通大学学报*, 2022, 46(2): 37–45.  
ZHU Mengrui, NIU Hongxia. Algorithm for railway foreign object intrusion detection by improved YOLOv3 model[J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2022, 46(2): 37–45.
- [24] HUANG Z L, WANG X G, HUANG L C, et al. CCNet: Criss-cross attention for semantic segmentation[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2019: 603–612.
- [25] JU M R, LUO J N, WANG Z B, et al. Adaptive feature fusion with attention mechanism for multi-scale target detection[J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(7): 2769–2781.
- [26] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 7132–7141.
- [27] ZHANG X, LIU C, YANG D G, et al. RFACConv: Innovating spatial attention and standard convolutional operation[EB/OL]. 2023: 2304.03198. <https://arxiv.org/abs/2304.03198v6>.
- [28] GAO S H, CHENG M M, ZHAO K, et al. Res2Net: A new multi-scale backbone architecture[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021, 43(2): 652–662.
- [29] CHEN H W, ZHOU G H, JIANG H X. Student behavior detection in the classroom based on improved YOLOv8[J]. *Sensors*, 2023, 23(20): 8385.
- [30] MAO Q H, WANG Y F, ZHANG X H, et al. Clarity method of fog and dust image in fully mechanized mining face[J]. *Machine Vision and Applications*, 2022, 33(2): 30.