

中文引用格式:谭波,隋龙琨,柯巍,等. 双模型算法耦合识别井下人员不安全行为的方法[J]. 中国安全科学学报, 2026, 36(2): 18-26.

英文引用格式:TAN Bo, SUI Longkun, KE Wei, et al. Method of coupling identifying unsafe behaviors of underground personnel based on dual-model algorithm [J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(2): 18-26.

双模型算法耦合识别井下人员不安全行为的方法^{*}

谭波¹教授, 隋龙琨^{**1}, 柯巍², 刘衍², 朱权洁³教授, 何宁³副教授

(1 中国矿业大学(北京) 应急管理与安全工程学院, 北京 100083; 2 湖北省烟草公司
十堰市公司, 湖北 十堰 442000; 3 华北科技学院 应急技术与管理学院, 河北 三河 065201)

中图分类号:X936

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.02.1372

基金项目:国家自然科学基金资助(51774291, 51864045); 国家重点研发计划(2023YFC3009101); 河北省自然科学基金资助(E2022508046)。

【摘要】 为了防止由于井下人员的不安全行为造成的安全事故, 并保障井下人员安全, 利用先进的机器视觉和计算机技术, 改进传统的 YOLOv5s 算法和 OpenPose 算法目标检测模型, 提出一种双模型耦合识别井下人员不安全行为的算法; 通过统计分析当前煤矿井下较为常见的不安全行为, 将矿工不安全行为分为物品、动作、区域等 3 类; 根据矿工的不安全行为特点, 采用改进 YOLOv5s 算法和 OpenPose 算法耦合识别的方法, 在公共数据集和自建数据集上进行训练和验证。结果表明: 相比于当前主流的方法, 双模型耦合识别方法在自建数据集和公共数据集的基础上识别准确率有较大提升(5%~10%), 可对井下人员不安全行为进行快速、有效的识别。

【关键词】 井下人员; 不安全行为; 双模型算法; 耦合识别; 目标检测

Method of coupling identifying unsafe behaviors of underground personnel based on dual-model algorithm

TAN Bo¹, SUI Longkun¹, KE Wei², LIU Yan², ZHU Quanjie³, HE Ning³

(1 School of Emergency Management and Safety Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 2 Shiyan Company of Hubei Tobacco Company, Shiyan Hubei 442000, China; 3 School of Emergency Technology and Management, North China Institute of Science and Technology, Sanhe Hebei 065201, China)

Abstract: In order to prevent safety accidents caused by unsafe behaviors of underground personnel and to ensure their safety, by utilizing advanced machine vision and computer technologies, the traditional YOLOv5s algorithm and OpenPose algorithm target detection models were improved, and a dual-model coupled algorithm for identifying unsafe behaviors of underground personnel was proposed. Through statistical analysis of the most common unsafe behaviors in current underground coal mines, the unsafe behaviors of miners were classified, including item-related, action-related, and area-related unsafe

^{*} 文章编号:1003-3033(2026)02-0018-09; 收稿日期:2025-09-10; 修稿日期:2025-11-18

^{**} 通信作者:隋龙琨(1997—),男,山东济宁人,博士研究生,主要研究方向为煤矿安全风险识别。E-mail: suilk1997@163.com。

behaviors. According to the characteristics of miners' unsafe behaviors, the improved YOLOv5s algorithm and the OpenPose algorithm were coupled for recognition, and training and verification were conducted on public datasets and self-built datasets. The results show that compared with the current mainstream methods, the dual-model coupled recognition method has a significant improvement in recognition accuracy on self-built datasets and public datasets, with an increase of 5% to 10%, and can quickly and effectively identify unsafe behaviors of underground personnel.

Keywords: underground personnel; unsafe behaviors; dual-model algorithm; coupling identifying; object detection

0 引 言

近年来,随着煤矿开采深度的逐渐增加,矿工面临的潜在危险也在增加。矿工需要在狭小的空间中进行开采、装卸煤炭等复杂作业,这些作业不仅需要高度的专业知识和技能,还需要矿工时刻保持警惕,避免不安全行为,以确保自身和他人的安全^[1-2]。目前,煤矿中的人员不安全行为识别主要依靠人工巡检和监控视频回放,这些方法存在效率低、主观性强、准确度差、成本高及难以覆盖全部作业区域等问题^[3-4]。近年来,深度学习技术逐渐被应用于煤矿井下人、机、环的检测识别^[5-6]。在传统的井下人员不安全行为识别方法中,深度学习技术主要是先分析图像中人的行为和着装特点,然后进行大量训练,进而提取图像中的特征信息,以达到图像分类的目的^[7-9]。随着矿山智能化和安全生产的需要,深度学习技术虽然在识别时达到了不错的识别效果,但目标行为检测种类单一,受环境因素影响较大,不能满足井下场景下的检测需求。

当前较为流行的目标检测算法,如单次多框检测器(Single Shot MultiBox Detector, SSD)^[10]、YOLO (You Only Look Once) 系列^[11]、OpenPose^[12]等,在煤矿安全目标检测领域都有了广泛的应用。张磊等^[13]提出一种基于 YOLOv5s-DPE 的综采面人员检测算法,通过 YOLOv5s 网络内部的颈部网络和特征提取网络,实现了对井下人员闯入和安全帽佩戴的检测。韩康等^[14]提出了一种基于改进 YOLOv7 和 ByteTrack 的矿井人员不安全行为识别方法:对 YOLOv7 的骨干和头部网络进行轻量化改进,引入跟踪算法,并结合 OpenPose 网络,实现了对矿井人员疲劳睡岗、离岗、侧身交谈和玩手机等不安全行为的识别。阮进林等^[15]设计了一种基于轻量级 OpenPose 算法的井下人员行为智能检测算法,将 OpenPose 网络中的视觉几何组 19 层神经网络 (Visual Geometry Group 19-layer Network, VGG-19)

替换为高分辨率 18 层神经网络 (High-Resolution Network-18, HRNet-18), 实现了轻量化的目标,并实时检测人员是否存在摔倒姿态、攀爬姿态以及推搡姿态等行为。上述方法通过网络优化提高了对人员行为的检测效果,但由于改进过程中仍然存在一些不足,如模型轻量化导致精度降低、误检和漏检率较高,或精度较高但推理时间较长、效率较低。

鉴于此,笔者拟根据煤矿井下人员不安全行为类别,建立井下人员不安全行为数据集,提出一种改进 YOLOv5s 和 OpenPose 双模型算法耦合识别井下人员不安全行为的方法,以更好地实现在井下恶劣环境中准确、及时地识别人员不安全行为。

1 井下人员不安全行为分类

参考海因里希法则^[16]、《煤矿员工不安全行为管理手册》,并结合井下作业场景中典型的高风险行为特征和分类逻辑^[17-18],将井下人员不安全行为划分为物品类、动作类和区域类 3 个类别。物品类不安全行为主要包括与个人防护装备和工具物品使用相关的不规范操作,通常表现为未按规定佩戴安全帽或将工具随意放置在行车通道中;动作类不安全行为多表现为违反作业规程的高风险操作行为,如乘坐货物输送皮带或攀爬承重护栏,这些行为不仅危及自身安全,还可能对设备正常运行造成影响;区域类不安全行为则主要涉及违反井下区域安全规定的行为,如未经许可擅自进入瓦斯积聚区域或危险区域,或擅自离开指定岗位,长时间无人值守等。

2 双模型算法之改进 YOLOv5s 模型构建

2.1 YOLOv5s 算法

YOLOv5s 在 YOLOv5 的基础上进行了多项改进,是 YOLOv5 系列中最轻量级的模型,如图 1 所示。YOLOv5s 相较于 YOLOv5 的网络结构,使用了

更为简化的 CSPDarknet 结构,该结构的核心单元为跨阶段局部网络单元(Cross Stage Partial Network, CSP /CSPx);同时,网络中集成多种功能模块:负责特征下采样与初步提取的卷积-批量归一化-激活单元(Conv-Batch Normalization-Leaky ReLU, CBL)、实现多尺度特征融合的快速空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling-Fast, SPPF)、用于特征维度拼接的特征拼接(Concatenation, Concat)、增强特征

复用能力的残差模块(Residual Block, ResX),以及最终输出检测结果的检测头(Detection Head, Detect)。此外,网络还包含卷积层(Convolution Layer, Conv)、批量归一化层(Batch Normalization Layer, BN)、线性整流激活函数(Rectified Linear Unit, ReLU)等基础组件;这种结构通过减少冗余的特征通道,结合各模块的协同作用,降低了模型的计算复杂性和内存占用^[19]。

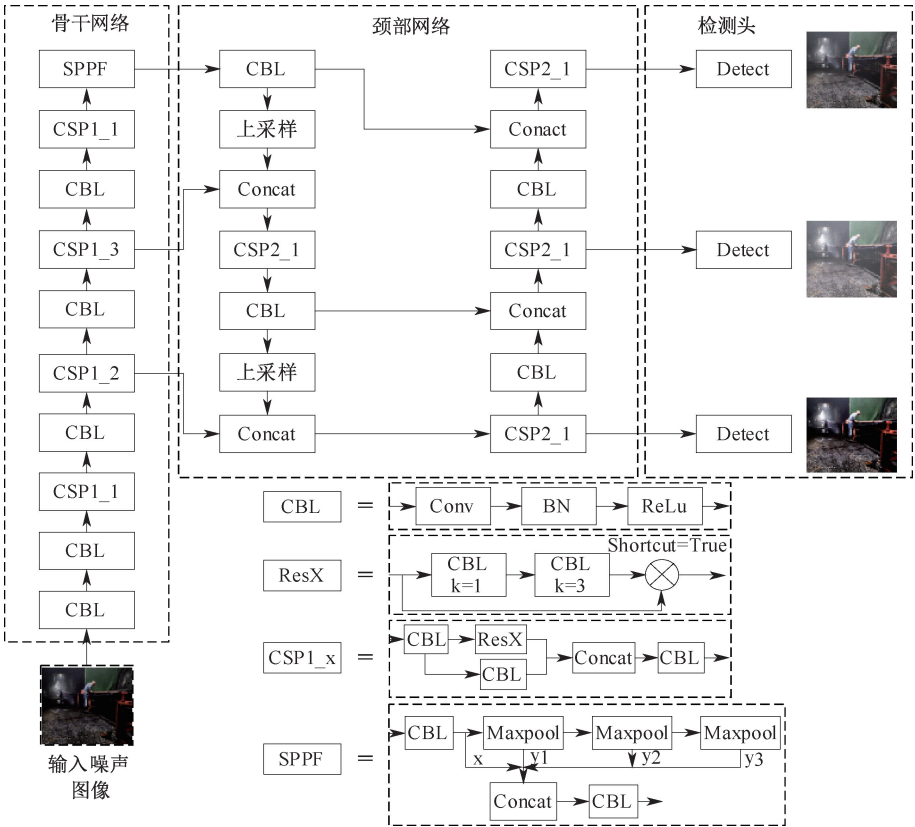


图1 YOLOv5s 网络结构
Fig.1 YOLOv5s network structure

2.2 功能增强模块

由于井下环境具有高度复杂性和动态变化的特征,光照不均、粉尘弥漫等常规干扰因素可通过数据预处理方法得到有效缓解。然而,面对目标遮挡、远距离小目标等复杂背景干扰下的检测与识别任务,现有技术仍存在挑战。为此,通过在 YOLOv5s 模型中引入功能增强模块 (Feature Enhance Module, FEM),以提升对重要区域或复杂背景中的识别能力。FEM 结构如图 2 所示^[20]。FEM 模块分别对 $H \times H \times C$ 尺寸的特征图使用 max-pooling 和 average-pooling,然后将 2 个特征图连接起来,继续进行卷积和非线性活化,得到各部分的权重系数,最后,将权重系数乘以输入特征图像,得到缩放后的新特征

图。其计算公式为:

$$Y = SAM(CAM(X)) \tag{1}$$

式中: X 为输入特征图; Y 为增强后的输出特征图, CAM(Channel Attention Mechanism)表示通道激活模块,通过对输入特征图的每个通道分配权重来突出重要的特征,并抑制不重要的特征;SAM(Spatial Attention Mechanism)表示空间注意力模块,突出重要的空间区域。

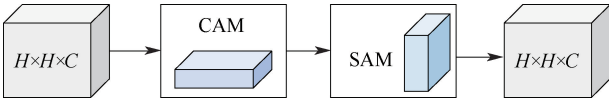


图2 功能增强模块结构
Fig.2 Function enhancement module structure

2.3 K-means++优化目标锚框

在采用 YOLOv5s 算法进行煤矿井下人员不安全行为检测和识别中,锚框优化是提升 YOLOv5s 模型检测精度的关键环节。K-means++算法是一种优化的 K-means 聚类方法,它在初始质心选择上进行了改进,增加了初始化的多样性,减少了落入局部最优解的概率,可以更好地适配特定数据集中对象的形状和大小分布,从而提升检测算法的效率和准确性,其在目标锚框优化中的应用步骤如图 3 所示^[21]。首先,从煤矿井下数据集中提取目标边界框尺寸并归一化,以消除图像尺寸的影响;然后,使用 K-means++选取多个初始质心;接着通过迭代聚类计算得到每类边界框的平均尺寸;最后,将这些均值作为新的锚框参数。

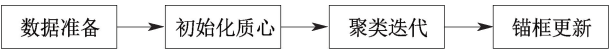


图 3 K-means++优化目标锚框流程

Fig. 3 Optimization process of K-means++ for target anchor boxes

2.4 改进的 YOLOv5s 模型识别流程

改进后的 YOLOv5s 模型主要有目标识别模块、判决模块和分类模块 3 部分,图 4 为改进后的 YOLOv5s 模型识别人的不安全行为的流程图。首先,通过卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 提取井下人员的行为特征获得一副特征图;然后,将特征图输入建立好的 YOLOv5s 模型中,通过模型处理之后得到锚框和置信度;最后,当置信度大于 0.6 时,说明预测框中的人员的状态与 YOLOv5s 模型中的训练集中的不安全行为重合度较高,即可判定属于哪一种不安全行为,进而预警提示。若置信度小于 0.6,则说明重合度较低,并无不安全行为,系统判定为无异常^[22-23]。

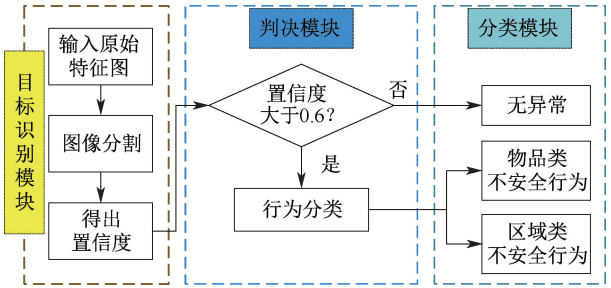


图 4 改进后的 YOLOv5s 模型目标检测流程

Fig. 4 Object detection process of improved YOLOv5s model

3 双模型算法之改进 OpenPose 模型构建

3.1 OpenPose 算法

OpenPose 是一种实时多人二维姿态估计算法,可在 2D 图像中同时检测多人的骨骼关键点。该算法基于多阶段 CNN,采用“自下而上”的检测策略^[24]。OpenPose 网络结构首先将 $w \times h$ 尺寸的彩色图像输入“双分支多级”CNN。2 个分支分别输出为关节点置信图 (Part Confidence Maps, PCM) 和关节亲和场 (Part Affinity Fields, PAF)。顶部分支 PCM 为每个“stage”阶段的“Branch1”,预测不同身体部位位置 (如右眼、左眼、右肘等) 的置信图。底部分支 PAF 则为“Branch2”,预测亲和和力场,代表不同身体部位之间的关联程度。将二者的预测与原始特征结合解析预测出图像中人体的所有部位点。2 个分支中的迭代公式分别如下^[25]:

$$S^t = \rho^t(F, S^{t-1}, L^{t-1}), \forall t \geq 2$$
$$L^t = \phi^t(F, S^{t-1}, L^{t-1}), \forall t \geq 2 \tag{2}$$

式中: S^t 和 L^t 分别为第 t 阶段的关节点置信图和关节亲和场; ρ^t 和 ϕ^t 别为第 t 阶段的关节点置信图更新函数和关节亲和场更新函数; F 为输入图像的特征图。在每个后续阶段 Stage t 开始时,前一阶段 2 个分支的预测与原始特征图 F 一起连接,用于生成更精细的预测。

3.2 MobileNetV2 特征提取网络

为了进一步提高估计速度,采用轻量级架构,使用 MobileNetV2 替代 VGG-19 作为特征提取网络。MobileNetV2 特征提取网络结构如图 5 所示,由一个多阶段 CNN 组成,并分为多个相似的阶段,每个阶段主要由瓶颈残差块 (Bottleneck Residual Block, BRB) 结构组成,其余结构包括标准卷积 (Standard Convolution, SC)、深度可分离卷积 (Depthwise Separable Convolution, DSC) 和上采样层 (Upsampling Layer, UPS-L),这也使得 MobileNetV2 在保持模型轻量级的同时,通过深度可分离卷积减少了模型的数量和计算复杂度,同时,通过引入逆残差结构和线性瓶颈层保持了特征提取的效能。MobileNetV2 每个阶段由 2 个分支组成:一个用于获取身体部位位置的置信度图,另一个用于预测零件亲和和力场 PAF。通过贪婪算法推理解析置信度图和 PAF,使用网络分析原始图像,输出图像中所有人员的二维关键点^[26]。

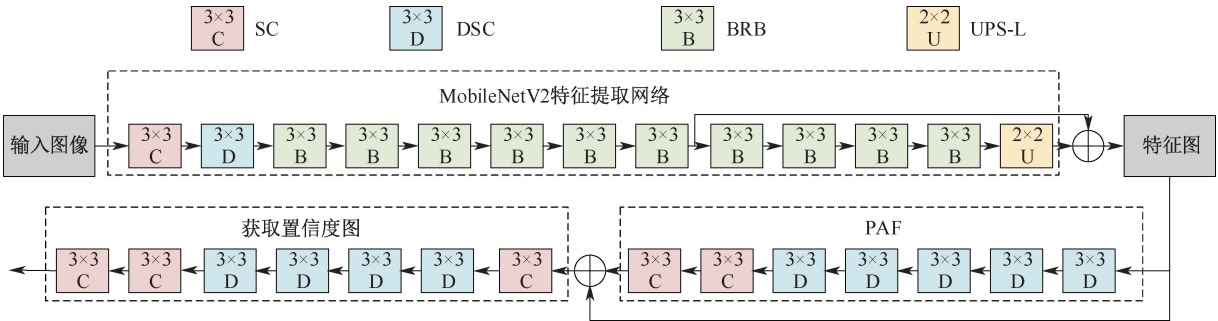


图 5 MobileNetV2 特征提取网络结构

Fig. 5 MobileNetV2 feature extraction network structure

3.3 改进的 OpenPose 模型识别流程

改进的 OpenPose 模型主要有姿态估计模块、判决模块和分类模块 3 部分,图 6 为改进的 OpenPose 模型检测人的不安全行为流程图。姿态估计模块是该模型的核心部分,首先,通过 MobileNetV2 特征提取网络对原始特征图进行提取,获取新的特征图;然后,将骨骼关键点信息处理即可获得人体骨骼图;最后,通过计算人体骨骼图关节点之间的距离信息,与训练好的模型设定的阈值进行比较分析,从而得出是哪一种不安全行为。

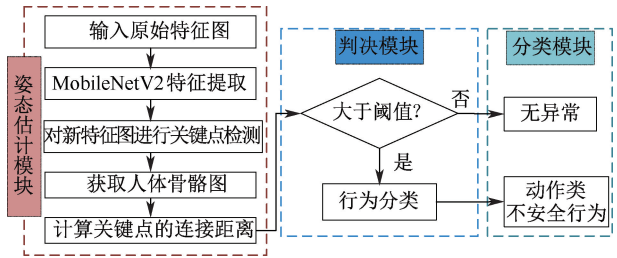


图 6 改进后的 OpenPose 模型动作检测流程

Fig. 6 Action detection process of improved OpenPose model

4 双模型算法耦合识别行为试验

4.1 井下人员不安全行为数据集构建

主要数据来源于榆林某矿矿井工作面、巷道等区域的监控视频。为了弥补煤矿领域中井下人员不安全行为数据集的不足,还选取非矿井场景下的上下文中的常见对象(Common Objects in Context, COCO)、安全帽佩戴数据集(Safety Helmet Wearing Dataset, SHWD)、勤奋工作者数据集(Hard Workers Dataset, HWD)、安全帽检测(Safety Helmet Detection, SHD)和头盔数据集(Helmet Dataset, HD)等公开数据集,同时,采用实验室环境模拟矿井下场景作为辅助数据集。自建数据集种类分布统计见

表 1,总计 31 000 张图片。

表 1 自制人员不安全行为数据集分布统计

Table 1 Sample distribution statistics of self-built personnel's unsafe behavior datasets

不安全行为分类	矿井场景样本数目	非矿井场景样本数目
物品	4 300	4 900
动作	7 200	6 200
区域	3 000	5 400
总计	14 500	16 500

4.2 双模型算法性能评价指标

采用帧率(Frames Per Second, FPS)、精确度 P 、召回率 R 及全类平均精确度(mean Average Precision, mAP)衡量双模型算法的性能。 P 、 R 的计算如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

式中:TP(True Positive)为正确检测到的正样本数;FP(False Positive)为误报的样本数;TP+FP 即为模型检测到的所有正负样本数。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

式中 FN(False Negative)为正样本中被错误识别为负样本的样本数。

对于数据集中的某个类别 c ,计算其平均精确度(Average Precision, AP)值,即该类别的精确度和召回率曲线下面积的大小。在离散化的情况下,AP 计算如下:

$$AP_c = \sum_{n=1}^N (R_n - R_{n-1}) P_n \quad (5)$$

式中:AP_c为对应的单个类别 c 检测的 AP; P_n 和 R_n 分别为第 n 个阈值时的精确度和召回率; N 为阈值的数量; $R_n - R_{n-1}$ 为召回率的增量。

综上所述,得出所有类别 C 的平均 AP 值,即

mAP 的计算公式:

$$mAP = \frac{1}{|C|} \sum_{c \in C} AP_c \tag{6}$$

式中 C 为整个数据集中所有类别 c 的集合,则 $|C|$ 为类别的总数。对于多类别目标检测任务,mAP 提供了一个衡量整体性能的指标,能够反映出模型在所有类别上的平均效果。

4.3 双模型算法训练结果分析

在模型训练开始前,使用改进的 YOLOv5s 与 OpenPose 模型从数据集视频中提取图像关键信息,并将其作为后续识别模型的输入。多轮试验验证后,模型训练参数设定如下:训练轮数为 300,批量大小为 50,初始学习率为 0.01,交并比 (Intersection over Union, IOU) 阈值设为 0.6 (即预测框与真实框重叠度 ≥ 0.6 视为检测成功)。采用双模型算法提取人体特征信息时,数据集使用五折交叉验证,按 8 : 2 比例划分为训练集 (80%) 与验证集 (20%),并以自建的井下人员不安全行为数据集作为训练基础。

模型训练过程中的损失函数使用均方误差 (Mean-Square Error, MSE) 进行评估,绘制改进模型在训练集与验证集上的损失曲线,包括边界框损失 (box)、分类损失 (cls) 及特征点损失 (dfl),如图 7 所示。可以看出,3 类损失均呈显著下降趋势,尤其在前 100 轮迭代中下降迅速,随后趋于平稳,表明模型初期快速捕捉了数据主要特征,后期进入参数微调阶段,具备良好收敛性能。具体而言,box 损失从约 1.8 降至 0.8 并趋于稳定,说明边界框回归效果提升;cls 损失在 0.4 左右趋稳,验证集表现优于训练集,显示分类准确性提升;dfl 损失曲线波动小且

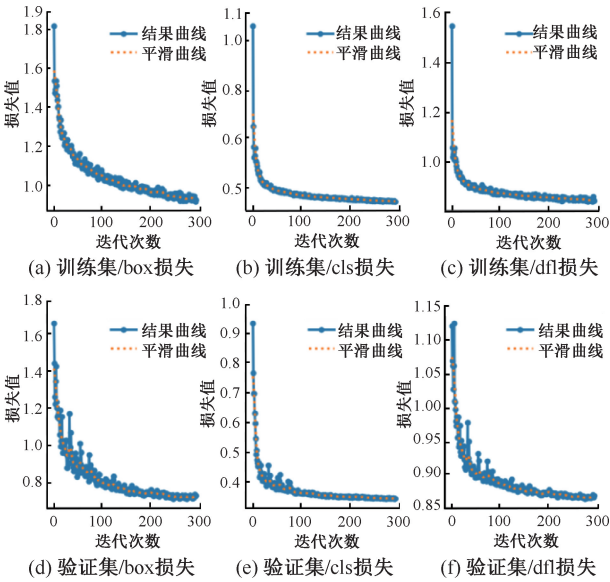


图 7 模型训练损失变化趋势

Fig. 7 Change trend of model training results

平滑,表明特征点提取训练过程稳定。整体来看,训练集与验证集损失曲线差异较小,且拟合良好,未出现明显过拟合,体现出良好的泛化能力。

4.4 不安全行为耦合识别结果分析

4.4.1 改进 YOLOv5s 模型性能分析

以安全帽佩戴检测为例,基于自制井下人员不安全行为数据集,使用“labelimg”工具标注图像,设定“hat”(佩戴安全帽)与“no-hat”(未佩戴)2 类标签。为直观评估模型对环境干扰的鲁棒性,选取受光照干扰、背景复杂的工作面与运输巷道等远景图像进行识别检测,结果如图 8 所示。在强光或反光条件下,安全帽识别置信度仍达 0.9 以上;在光照不足、物体距离较远的情况下,置信度也保持在 0.6 以上,说明模型具有较强的环境适应能力。



图 8 安全帽佩戴检测效果

Fig. 8 Safety helmet wearing detection results in practical scenarios

4.4.2 改进 OpenPose 模型性能分析

改进后的目标检测方法在井下复杂环境中的适应性得到验证,在动作类与区域类不安全行为识别中也展现出良好性能,检测结果如图 9 所示。通过目标检测与姿态估计,正常行走、坐下、攀爬等行为

分别被标注为“person”、“sit”和“climbing”。由于双模型耦合机制,系统首先由 YOLOv5s 检测物品类不安全行为,若无此类行为,则自动转入动作类识别。在测试中,所有人员均佩戴安全帽,系统未显示安全帽置信度,而是根据姿态关键点识别其行为状态。

即便图像模糊,仍可准确识别骨架并判断为“person”;人员在卡车附近的攀爬行为被标注为“climbing”,置信度均超过 0.8;对于样本稀缺的

“sit”类别,尽管置信度仅为 0.64,仍能实现正确识别,满足井下安全监测需求。



图 9 改进的 OpenPose 行为检测效果

Fig. 9 Human behavior detection results based on improved OpenPose

在区域类行为识别方面,系统结合目标检测与区域信息判定关键位置行为。如在机动车通行巷道内,系统先识别人员状态,再通过坐标匹配与行为特征提取判断是否属于“扒车”等危险行为。该方法支持动态行为的持续监测,有效提升了识别的准确性与实时性。

4. 4. 3 双模型耦合算法性能对比

为进一步验证双模型耦合识别算法在井下人员不安全行为识别中的有效性,在相同配置下,分别在公共 COCO 数据集与自建数据集上测试,并与多种传统及先进模型对比,包括 SSD、YOLOv5s、YOLOv7、YOLOv7-tiny、OpenPose-MobileNetV1、OpenPose-长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)间及 FPS 等多项指标评估检测结果,结果见表 2。

从表 2 中可以看出,SSD、YOLOv5s 和 YOLOv7 等传统方法在 2 个数据集上的 mAP@0.5 均低于 90%,而在自建数据集上整体性能优于 COCO 数据集,表明自建数据集质量更高,能更有效提升模型检测效果。YOLOv7-tiny、OpenPose-MobileNetV1 与 OpenPose-LSTM 在自建数据集上的 mAP@0.5 均超过 90%,但提升幅度有限。相比之下,文中方法 mAP@0.5 达 96.3%,mAP@0.5:0.95 接近 60%,明显优于其他模型,验证了双模型融合方法在精度上的优势。此外,文中模型在参数量、推理时间和 FPS 等方面也具优势。在保持高精度的同时,参数量最少、推理速度更快,FPS 值达 65~67 帧/s,能够满足矿井实时监控系统对检测速度和响应效率的要求。

表 2 不同模型目标检测结果性能对比

Table 2 Performance comparison of object detection results of different models

模型	数据集	mAP@ 0. 5/%	mAP@ 0. 5 ; 0. 95/%	参数量/ 10 ⁷ 个	时间/ ms	FPS/ (帧 · s ⁻¹)
SSD	COCO 数据集	63. 5	41. 3	4. 79	52	50
	自制数据集	74. 5	44. 8	3. 96	49	53
YOLOv5s	COCO 数据集	74. 7	43. 5	4. 43	47	54
	自制数据集	82. 8	46. 9	3. 84	41	59
YOLOv7	COCO 数据集	79. 6	45. 7	3. 78	44	56
	自制数据集	86. 4	48. 5	3. 54	39	57
YOLOv7-tiny	COCO 数据集	85. 2	45. 3	3. 88	44	59
	自制数据集	89. 4	49. 8	3. 62	40	63
OpenPose-MobileNetV1	COCO 数据集	90. 2	51. 3	3. 47	42	64
	自制数据集	93. 4	54. 4	2. 85	41	68
OpenPose-LSTM	COCO 数据集	91. 2	52. 7	3. 13	39	60
	自制数据集	92. 6	53. 6	3. 02	35	66
文中方法	COCO 数据集	93. 2	55. 3	2. 58	35	65
	自制数据集	96. 3	58. 1	2. 76	33	67

5 结 论

1) 根据井下人员不安全行为的特点,结合目前井下人员工作的习惯与诱导因素,将井下人员不安全行为分为物品为、动作、区域等3类,有利于对煤矿井下人员不安全行为快速分析和处理。

2) 引入功能增强模块、K-means++算法目标锚框优化方法和 MobileNetV2 网络,在传统 YOLOv5s 和 OpenPose 目标检测算法的基础上进行双模型算

法耦合改进,可有效提高2种算法对3类井下人员不安全行为的检测效率和准确率。

3) 尽管文中提出的双模型耦合识别方法在提升井下人员不安全行为识别准确率方面取得了一定成效,但在复杂环境适应性、行为演化趋势建模等方面仍存在提升空间,后续研究将结合时序建模与多模态融合等技术进一步拓展识别系统的智能化能力与应用深度。

参 考 文 献

- [1] 李瑞群. 煤矿员工行为安全管控研究[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(增2): 26-31.
LI Ruiqun. Research on behavioral safety control of employees in coal mines[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(S2): 26-31.
- [2] 彭海兵, 李男男. 神东补连塔煤矿不安全行为管控体系建设[J]. 煤矿安全, 2021, 52(1): 247-251.
PENG Haibing, LI Nannan. Management and control system construction of unsafe behaviors in Shendong Bulianta coal mine[J]. Safety in Coal Mines, 2021, 52(1): 247-251.
- [3] 李磊, 田水承. 煤矿工人不安全行为组合干预仿真研究[J]. 中国安全科学学报, 2016, 26(7): 23-28.
LI Lei, TIAN Shuicheng. Simulation research on combination intervention in coal miners' unsafe behaviors[J]. China Safety Science Journal, 2016, 26(7): 23-28.
- [4] CAO Xiangang, ZHANG Chiyu, WANG Peng, et al. Unsafe mining behavior identification method based on an improved ST-GCN[J]. Sustainability, 2023, 15(2): DOI:10.3390/su15021041.
- [5] 王立兵, 任予鑫, 马昆, 等. 多源数据融合智能识别煤矿山场景特征 AI 模型[J]. 煤炭学报, 2023, 48(12): 4 617-4 631.
WANG Libing, REN Yuxin, MA Kun, et al. AI model for intelligent recognition of coal mine scene features through multi-source data fusion[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(12): 4 617-4 631.
- [6] 王均利, 李佳悦, 李秉天, 等. 基于深度学习的煤矿井下低光照人脸检测方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(11): 145-150.
WANG Junli, LI Jiayue, LI Bingtian, et al. Deep learning-based face detection method under low illumination conditions in coal mines[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(11): 145-150.
- [7] 杨赛烽, 高彬, 冯仕民, 等. 基于三维骨骼节点的人体行为识别方法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(12): 1 834-1 841.
YANG Saifeng, GAO Bin, FENG Shimin, et al. Human behavior recognition method based on 3D skeleton nodes[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(12): 1 834-1 841.
- [8] 鞠春雷, 聂方超, 刘文岗, 等. 基于长短期记忆网络的矿工不安全行为研究[J]. 煤矿安全, 2020, 51(9): 260-264.
JU Chunlei, NIE Fangchao, LIU Wengang, et al. Research on miners' unsafe behavior based on long and short term memory[J]. Safety in Coal Mines, 2020, 51(9): 260-264.
- [9] 董昕宇, 师杰, 张国英. 基于参数轻量化的井下人体实时检测算法[J]. 工矿自动化, 2021, 47(6): 71-78.
DONG Xinyu, SHI Jie, ZHANG Guoying. Realtime detection algorithm of underground human body based on lightweight parameters[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(6): 71-78.
- [10] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multiBox detector[C]. European Conference on Computer Vision. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [11] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified real-time object detection[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 779-788.
- [12] 李梦荷, 许宏吉, 石磊鑫, 等. 基于骨骼关键点检测的多人行为识别[J]. 计算机科学, 2021, 48(4): 138-143.
LI Menghe, XU Hongji, SHI Leixin, et al. Multi-person activity recognition based on bone key points detection[J]. Computer Science, 2021, 48(4): 138-143.
- [13] 张磊, 李熙尉, 燕倩如, 等. 基于改进 YOLOv5s 的综采工作面人员检测算法[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(7): 82-89.

- ZHANG Lei, LI Xiwei, YAN Qianru, et al. Personnel detection algorithm in fully mechanized coal face based on improved YOLOv5s[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(7): 82-89.
- [14] 韩康,李敬兆,陶荣颖.基于改进 YOLOv7 和 ByteTrack 的煤矿关键岗位人员不安全行为识别[J]. 工矿自动化, 2024,50(3):82-91.
- HAN Kang, LI Jingzhao, TAO Rongying. Recognition of unsafe behaviors of key position personnel in coal mines based on improved YOLOv7 and ByteTrack[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(3): 82-91.
- [15] 阮进林,高鹏,孙源,等.基于轻量级 OpenPose 的井下人员行为检测算法研究[J]. 煤炭工程, 2024, 56(4): 150-156.
- RUAN Jinlin, GAO Peng, SUN Yuan, et al. Detection algorithm of underground personnel behavior based on lightweight OpenPose[J]. Coal Engineering, 2024, 56(4): 150-156.
- [16] 田水承,杨鹏飞,唐凯,等.煤矿高概率险兆事件界定及其研究意义[J]. 西安科技大学学报, 2020, 40(4): 566-571.
- TIAN Shuicheng, YANG Pengfei, TANG Kai, et al. Definition and research significance of high probability near-miss in coal mine[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2020, 40(4): 566-571.
- [17] 阴东玲,陈兆波,曾建潮,等.煤矿作业人员不安全行为的影响因素分析[J]. 中国安全科学学报, 2015, 25(12): 151-156.
- YIN Dongling, CHEN Zhaobo, ZENG Jianchao, et al. Analysis of factors affecting coal mine operators' unsafe acts[J]. China Safety Science Journal, 2015, 25(12): 151-156.
- [18] 马跃,傅贵,杨卓明.矿工不安全行为分类及控制对策研究[J]. 煤矿安全, 2014, 45(9): 235-237, 241.
- MA Yue, FU Gui, YANG Zhuoming. Classification and control countermeasure of miner unsafe behavior[J]. Safety in Coal Mines, 2014, 45(9): 235-237, 241.
- [19] YAO Wei, WANG Aiming, NIE Yifan, et al. Study on the recognition of coal miners' unsafe behavior and status in the hoist cage based on machine vision[J]. Sensors, 2023, 23(21): DOI: 10.3390/s23218794.
- [20] LI Lijuan, ZHANG Peng, YANG Shipin, et al. YOLOv5-SFE: an algorithm fusing spatio-temporal features for detecting and recognizing workers' operating behaviors[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 56: DOI: 10.1016/j.aei.2023.101988.
- [21] FU Liang. Construction site safety helmet wearing detection method based on improved YOLOv5[J]. Journal of Physics: Conference Series, IOP Publishing, 2023, 2560(1): DOI:10.1088/1742-6596/2560/1/012042.
- [22] LIU Yiping, JIANG Benchu, HE Huan. et al. Helmet wearing detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. Scientific Reports, 2024, 14: DOI: 10.1038/s41598-024-58800-6.
- [23] 罗国富,王源,李浩,等.基于改进 YOLOv5s 的智能车间工人不安全行为实时检测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(5): 1 610-1 619.
- LUO Guofu, WANG Yuan, LI Hao, et al. Unsafe behavior real time detection method of intelligent workshop workers based on improved YOLOv5s[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(5): 1 610-1 619.
- [24] CAO Zhe, GINES M H, TOMAS S, et al. OpenPose: real-time multi-person 2D pose estimation using part affinity fields[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 43(1): 172-186.
- [25] 王鸿,陈明举,熊兴中,等.基于 OpenPose 与 AT-STGCN 的电力作业人员行为识别技术[J]. 四川轻化工大学学报:自然科学版, 2023, 36(4): 61-70.
- WANG Hong, CHEN Mingju, XIONG Xingzhong, et al. Behavior recognition technology of power operator based on OpenPose and AT-STGCN[J]. Journal of Sichuan University of Science & Engineering: Natural Science Edition, 2023, 36(4): 61-70.
- [26] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1 251-1 258.

作者简介: 谭波 (1981—),男,湖南株洲人,博士,教授,主要从事煤矿火灾防治等方面的研究。E-mail:tanbo709@126.com。

