

doi: 10.11731/j.issn.1673-193x.2025.02.015

基于 YOLOv8 的煤矿安全帽和安全背心检测算法*

程磊^{1,2}, 张俊展¹, 景国勋^{1,2}, 王蒙¹

(1. 河南理工大学 安全科学与工程学院, 河南 焦作 454003;

2. 河南理工大学 煤炭安全生产与清洁高效利用省部共建协同创新中心, 河南 焦作 454003)

摘要:为了预防煤矿作业中因个人防护装备缺失导致的安全事故,提升工人安全帽和安全背心佩戴情况的智能检测能力。基于 YOLOv8 提出 1 种改进的目标检测算法 SMT-YOLOv8s,该算法引入尺度感知调制模块(scale-aware modulation transformer, SMT)用于增强图像特征提取,设计跨通道增强通道注意力模块(cross-channel enhanced channel attention, C2ECA)以突出目标特征的表征能力,并提出增强型完全交并比(improved enhanced complete intersection over union, IE-CIoU),用于更精确地计算预测框与真实框之间的位置偏差。研究结果表明:提出的 SMT-YOLOv8s 算法相较于 YOLOv8s 模型在自建数据集上的 mAP50 和 mAP50-95 分别提高 3.7 个百分点和 2.7 个百分点。与其他算法相比, SMT-YOLOv8s 兼具较高精度和计算效率。研究结果可为煤矿个人防护装备智能检测研究提供参考。

关键词: YOLOv8; 卷积神经网络; 安全帽检测; 安全背心检测; 煤矿安全

中图分类号: X936 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-193X(2025)-02-0115-07

Detection algorithm of safety hat and safety vest in coal mine based on YOLOv8

CHENG Lei^{1,2}, ZHANG Junzhan¹, JING Guoxun^{1,2}, WANG Meng¹

(1. School of Safety Science and Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo Henan 454003, China;

2. Henan Collaborative Innovation Center of Coal Work Safety and Clean-efficiency Utilization, Henan Polytechnic University, Jiaozuo Henan 454003, China)

Abstract: To prevent the safety accidents caused by the lack of personal protective equipment in coal mining operation, and improve the intelligent detection ability on the wearing situation of safety helmet and safety vest of the workers, an improved target detection algorithm, SMT-YOLOv8s based on YOLOv8 was proposed. The scale-aware modulation transformer (SMT) module was introduced to enhance the image feature extraction, and a cross-channel enhanced channel attention (C2ECA) module was designed to emphasize the representation ability of target feature. An improved enhanced complete intersection over union (IE-CIoU) function was also proposed to calculate the positional deviation between predicted and ground truth boxes more accurately. The results show that the proposed SMT-YOLOv8s algorithm improves mAP50 and mAP50-95 on self built datasets by 3.7 percentage points and 2.7 percentage points, respectively, compared to the YOLOv8s model, respectively. Compared with other algorithms, the SMT-YOLOv8s has both high accuracy and computational efficiency. The research results can provide reference for the research on intelligent detection of personal protective equipment in coal mines.

Key words: YOLOv8; convolutional neural network; safety helmet detection; safety vest detection; coal mine safety

0 引言

在煤矿生产场景下,对施工人员进行安全帽与安全背心佩戴检测对保障施工人员的生命安全以及作业的

安全生产具有重要意义^[1]。当前工人安全帽与安全背心检测常常使用人工监管或摄像头监控的方式来监督,但二者方式都费事费力且不智能,都不能及时报告与提前防护。随着科学技术的不断发展,自动化检测方法凭

收稿日期: 2024-08-11

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(52374196)

作者简介: 程磊,博士,教授,主要研究方向为安全系统工程、瓦斯灾害防治技术。

通信作者: 张俊展,硕士研究生,主要研究方向为安全系统工程与安全信息。

借其灵活的特性得到快速发展,目前已有一些方法用在煤矿目标检测领域^[2-3]。

目标检测技术可分为基于传统方法的目标检测方法和基于深度学习的目标检测方法^[4]。Du 等^[5]提出先使用 Haar-like 特征来识别人脸,该方法依赖于安全帽与背景颜色的显著差异,局限性较大。随着深度学习尤其是卷积神经网络^[6]的崛起,目标检测技术获得进一步的发展。吴冬梅等^[7]将 Faster RCNN 网络架构运用于工人安全帽佩戴检测中,但在复杂环境中会出现网络难以收敛,精度低等问题。方明等^[8]将 YOLOv2 算法应用到安全帽佩戴检测任务中,结合 MobileNet 提升了检测速度,但精度有所下降。王兵等^[9]通过改进损失函数计算方法,结合 YOLOv3 实现 *IoU* 局部最优,整体提高安全帽佩戴检测精度。董彦强等^[10]提出 1 种基于注意力和重构特征融合的轻量级煤矿安全帽检测方法,使用 MobileNetXt 作为特征提取主干网络,提出 1 种轻量化自注意力模块,提高了算法在煤矿中的适应性。王媛彬等^[11]提出 1 种基于改进 YOLOv5s 的矿井下安全帽佩戴检测算法,将卷积块注意力模块 (convolutional block attention module, CBAM) 与 YOLOv5s 模型相结合来突出表征目标区域特征,但资源消耗仍较高。在安全服检测任务方面,徐春鸽^[12]提出 1 种轻量化的头盔和反光背心实时目标检测算法 YOLOv5s-GC,聚合多层特征并融合通道注意力机制,但不适合复杂场景。由此可见,现有研究对煤矿环境下的目标检测表现不佳,忽略了算法的计算效率和资源消耗之间的平衡,缺乏对工人安全帽和安全背心佩戴情况的全面检测,尤其是复杂的煤矿场景下的适应性方面,尚未有系统性的方法予以解决。

针对上述问题,本文基于 YOLOv8^[13]提出 1 种改进的目标检测算法,该方法引入尺度感知调制模块 SMT^[14]用于增强图像特征提取,设计 C2ECA 模块以突出目标特征的代表能力,并提出增强型完全交并比,用于更精确地计算预测框与真实框之间的位置偏差。在实验中,使用自建的煤矿工人安全帽和安全背心数据集对模型进行验证,结果显示 SMT-YOLOv8s 在保存较高精度的同时,也实现较优的计算效率。研究结果可为煤矿场景下的个人防护装备智能检测研究提供参考。

1 改进 YOLOv8 算法

YOLOv8 是 Ultralytics 公司开源的 YOLO 系列算法的第 8 代算法,其在网络架构上更加精简,拥有更快的检测速度和更高的检测精度,使其能够在处理复杂场景时表现得更为出色。虽然 YOLOv8 算法在模型精度与推理时间上取得良好的平衡,但其也存在一些缺点。在图像特征提取模块上,YOLOv8 算法使用堆叠的卷积块以及 C2f 模块来提取特征,这导致模型提取的图像特征

不够充分,在煤矿复杂场景中,容易丢失掉部分图像信息。为解决上述问题,并提升煤矿场景下工人安全帽和安全背心的检测准确率,本文提出 1 种全新的 SMT-YOLOv8s 模型,其整体结构如图 1 所示。

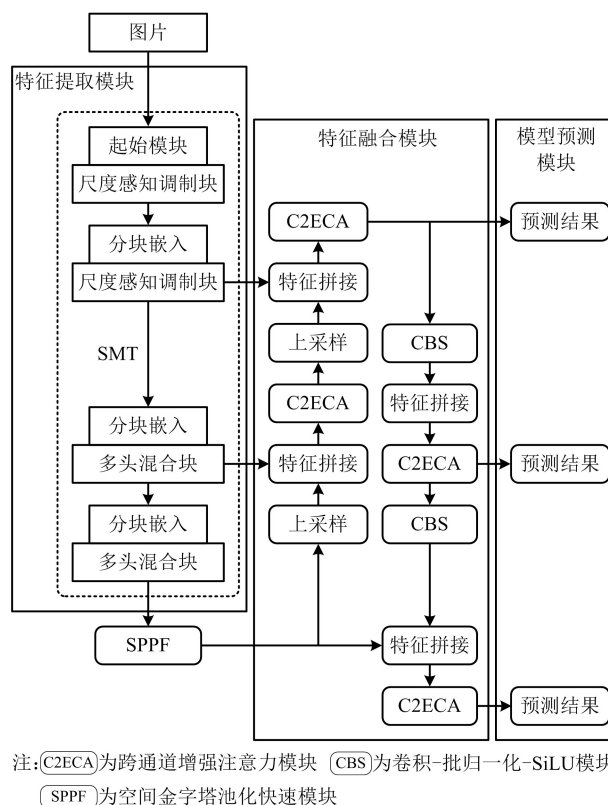


图 1 SMT-YOLOv8s 模型的整体结构

Fig. 1 Overall structure of SMT-YOLOv8s model

1.1 尺度感知调制模块

尺度感知调制模块模型整体分为 4 个阶段,每个阶段的下采样率分别为 4, 8, 16 和 32。第 1 和第 2 阶段中,使用尺度感知调制块 (scale-aware modulation, SAM), 该模块为全卷积结构,2 个关键子模块包括多头混合卷积 (multi-head mixed convolution, MHMC) 和尺度感知聚合 (scale-aware aggregation, SAA)。MHMC 模块的主要功能是增强感受野并捕捉多尺度特征,而 SAA 模块则负责聚合来自不同层的特征图信息。

第 3 阶段使用混合块 (mix block), 由堆叠的 SAM 模块和多头自注意力 (multi-head self-attention, MSA) 模块组成,融合图像的全局特征与目标局部信息。第 4 阶段则包含 1 个 MSA 模块,用于捕捉远程依赖关系。

SMT 模型其整体结构如图 2 所示。本文在 YOLOv8 算法的特征提取模块中使用 SMT 来替换原始的卷积特征提取块,一方面,结合卷积特征提取块与 Transformer 来完整地建模图像全局特征与目标块的局部信息;另一方面,借助于其强大的图像特征提取能力更完善地表达

图像信息,得到不同尺寸与层级的中间层特征图,为后续目标对象的精准预测提供强有力的基础。在煤矿场景下,针对工人安全帽和安全背心的检测任务,SMT能表征不同尺寸下的物体特征,结合整个图像的全局特征与目标周围的局部信息,模型能更好地突出感兴趣目标的特征,为后续目标对象的精准预测提供保障。

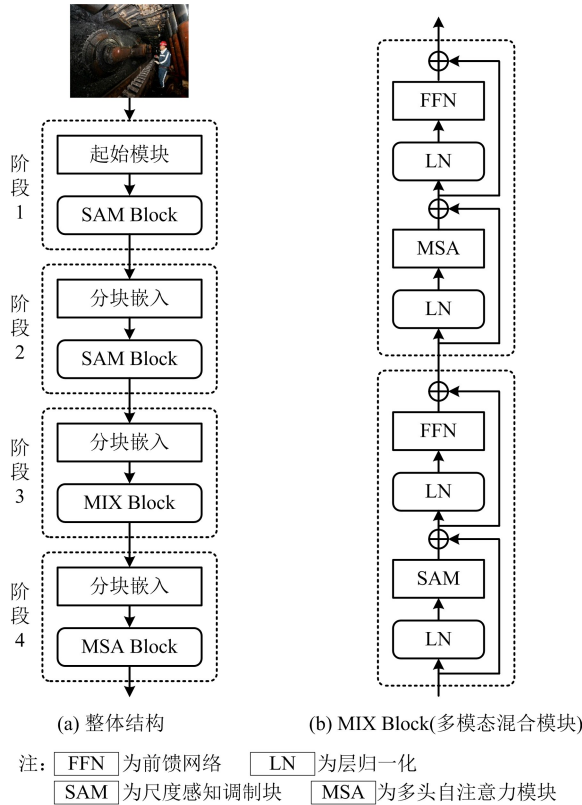


图2 SMT模型的整体结构

Fig. 2 Overall structure of SMT model

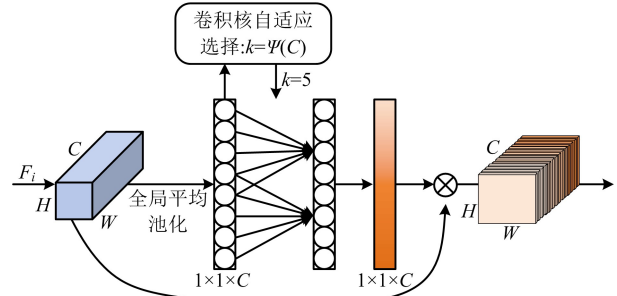
1.2 跨通道增强通道注意力模块

注意力机制就是要让网络关注到其更需要关注的地方,煤矿作业场景往往环境复杂,工人的安全帽和背心等目标通常具有较为相似的外观特征,且工人的动作姿态多变。这些因素使得传统的目标检测算法难以稳定、准确地提取有效特征。

为了解决这个问题,本文基于高效的通道注意力(efficient channel attention, ECA^[15])模块和原始YOLOv8模型的C2f模块提出1种进阶的C2ECA模块,ECA模块如图3所示,给定输入特征图 F_i ,特征的宽高尺寸以及维度分别为 W 、 H 和 C ,首先经过全局平均池化(global average pooling, GAP)得到聚合特征向量(宽高尺寸以及维度分别为 1 、 1 和 C),之后ECA通过执行大小为 k 的快速一维卷积来实现跨通道信息交互并生成通道权重,其中, k 通过输入特征图的通道数 C 的映射自适应地确定,具体确定方法如式(1)所示:

$$k = \Psi(C) = \left\lceil \frac{\log_2 C}{a} + \frac{b}{a} \right\rceil_{\text{odd}} \quad (1)$$

式中: C 为输入特征图的通道数; a 和 b 分别为2个权重调节参数; $\lceil \cdot \rceil_{\text{odd}}$ 为取最近的奇数。



注: H 和 W 分别为特征图的高度和宽度。

图3 ECA模块

Fig. 3 ECA module

通过映射高维通道具有更长范围的相互作用,而低维通道通过使用非线性映射进行更短范围的相互作用。之后使用Sigmoid函数归一化通道权重,再将归一化权重和原输入特征图进行逐通道相乘,生成加权后的输出特征图。

C2ECA模块结构如图4所示。相较于原始YOLOv8模型中的C2f模块,本文提出C2ECA模块通过局部跨通道交互策略来增强整体结构的目标特征表征能力。通过自适应选择卷积核大小的方法,在不同尺度上捕捉目标的细节特征,有效区分工人的佩戴状态,从而提升检测的精度。

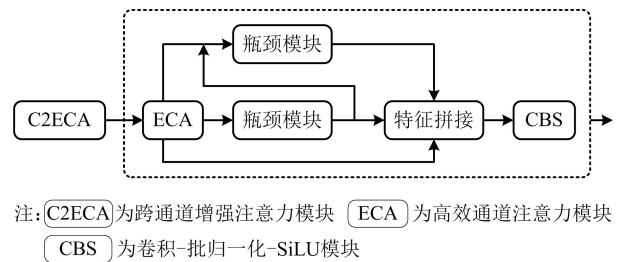


图4 C2ECA模块结构

Fig. 4 Structure of C2ECA module

1.3 改进的目标边框损失

在目标检测任务中,目标边框回归损失是至关重要的,其在训练阶段通过优化模型参数,使预测结果尽可能接近真实标签,从而提升推理阶段目标位置预测的精度。然而在煤矿复杂场景中,传统方法存在无法进行有效优化,在原网络中回归损失采用CIoU loss^[16]中,中心点距离的损失被归一化,重叠面积和高宽比的损失被一致性约束,其整体计算如式(2)~(3)所示:

$$L_{CIoU\ loss} = 1 - \left(IoU - \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} - \frac{\gamma^2}{(1 - IoU) + \gamma} \right) \quad (2)$$

$$\gamma = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (3)$$

式中: IoU 为预测框与真实目标框之间的交并比; $\rho^2()$ 计算的是欧式距离; c 为最小包含预测框和真实目标框的矩形的对角线距离; b 和 b^{gt} 为 2 个矩形框的中心点; w, h, w^{gt} 以及 h^{gt} 为预测框的宽和高以及真实目标框的宽和高; γ 为约束项。

考虑到目标边框损失的复杂性与训练难度,在保留 $CIoU$ 优点的基础上,本文基于 $CIoU\ loss$ 提出 $IE-CIoU\ loss$,具体计算方法如式(4)~(5)所示:

$$L_{IE-CIoU\ loss} = 1 - \left(IoU - \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} - \right. \quad (4)$$

$$\alpha \frac{|x_1 - x_t| + |y_1 - y_t|}{c} - \beta \frac{\delta - 1}{\delta + 1} \left. \right)$$

$$\delta = e^{\max(\frac{h}{w} - \frac{h^{gt}}{w^{gt}})} \quad (5)$$

式中: $|x_1 - x_t| + |y_1 - y_t|$ 为预测框与真实目标框的角点之间的距离差异; α 和 β 分别为权重调节参数; δ 为尺度调节机制函数。

2 实验结果与分析

2.1 实验数据集

本文的数据集来自河南省多个煤矿的真实工作场景,包括赵固二矿、永安贺驼煤矿和宝雨山煤矿等多个矿区,通过在矿区内的关键位置部署摄像头系统,确保监控区域的全面覆盖并通过防爆手机获取难以覆盖区域的多模态数据。这些数据涵盖不同的环境条件、工作场景和操作工段,确保数据集的代表性。本文共收集 5 341 张图像,其中训练集、验证集和测试集分别包含 4 200, 1 041 和 100 张。

2.2 实验环境

本文算法的开发语言是 Python,使用开源的深度学

习框架 PyTorch 来搭建模型与训练算法。本文实验的硬件平台包括:中央处理器(central processing unit,CPU)为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2640 v3 @ 2.60 GHz、图形处理器(graphics processing unit,GPU)为 NVIDIA GeForce RTX 3090。本文实验软件平台包括:Python 版本为 3.9,PyTorch 框架的版本为 2.0.1,CUDA 版本为 11.8,OpenCV 库版本为 4.6.0.66,Numpy 库版本为 1.24.0。

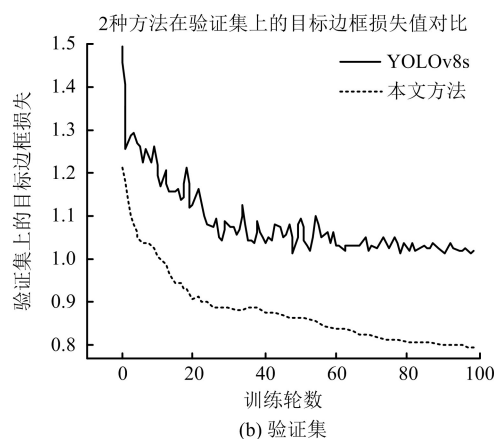
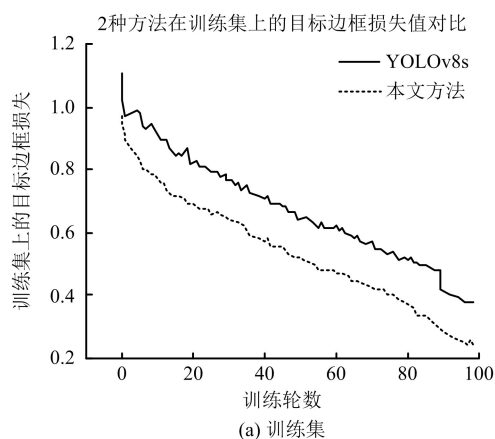
本文使用 Ultralytics 库复现 YOLOv8s 模型与实验本文提出的 SMT-YOLOv8s 模型。在训练过程中,图像批次、分辨率以及训练总轮数分别被设置为 64, 640 以及 100。本文使用随机梯度下降算法来优化模型参数,初始学习率与最终的学习率分别是 0.01 和 0.000 1,动量和优化器权重衰减参数分别被设置为 0.937 和 0.000 5。

2.3 实验结果分析

为全面评估模型的性能和改进效果,本文选择对训练与验证阶段的边框损失以及不同 IoU 阈值下的 mAP 指标进行分析。如图 5 所示,在训练集和验证集上的边框损失均随训练过程不断下降。尤其是本文方法在整个训练过程中展现出更快的收敛速度,并最终达到更低的损失值,同时,从 $mAP50$ 和 $mAP50-95$ 2 个关键指标随训练轮次的变化中,可以明显看到,本文方法在整个训练过程中均优于 YOLOv8s,由图 5 可知,本文算法在优化过程中更具效率,能够更好地拟合训练数据并在验证集上保持良好的泛化性能。

为进一步验证本文提出的 SMT-YOLOv8s 算法在煤矿工人安全帽和安全背心佩戴检测任务中的性能优势,下一步的研究将引入与其他主流目标检测算法的对比分析。

多个参数量相当的模型(YOLOv5s、YOLOv6s、YOLOv7-tiny、YOLOv8s 以及本文提出的 SMT-YOLOv8s)在自建煤矿场景下工人安全帽和安全背心数据集上的指标对比,如表 1 所示,与基准模型 YOLOv8s 相比,SMT-YOLOv8s 模型的精确率 $Precision$,召回率 $Recall$, $mAP50$ 和 $mAP50-90$ 分别提高 2.0 百分点,1.8 百



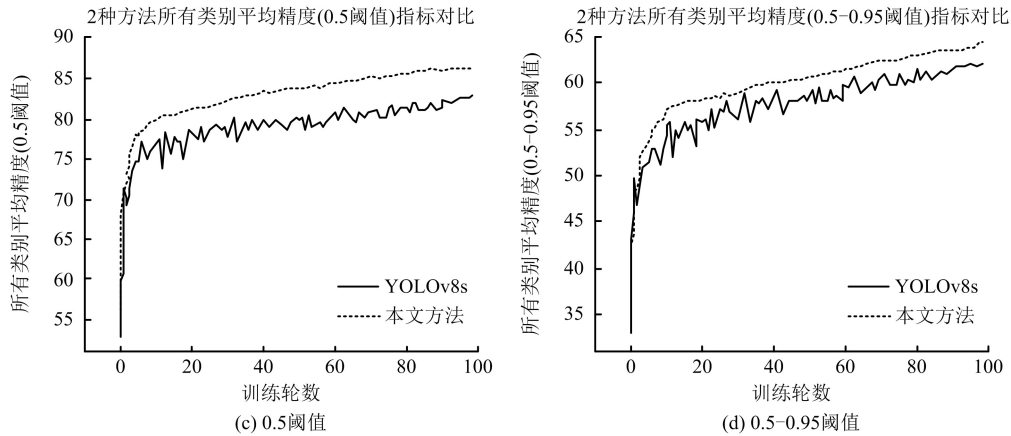


图5 本文算法与YOLOv8s模型在数据集上的指标对比

Fig. 5 Comparison of metrics between proposed algorithm and YOLOv8s model on dataset

分点,3.7百分点和2.7百分点,与其他模型中表现最优的YOLOv6s相比,本文模型仍分别提高2.2百分点,1.2百分点,2.3百分点和1.6百分点。由表1可知,SMT-YOLOv8s模型在自建煤矿场景下的工人安全帽和安全背心佩戴检测任务中,展现了更高的检测精度,有效减少漏检和误检情况。

表1 不同模型在数据集验证集上的指标对比

Table 1 Comparison of metrics of different models on validation set of dataset

模型	Precision/ %	Recall/ %	mAP50/ %	mAP50- 95/%
YOLOv5s	92.2	80.1	83.2	65.0
YOLOv6s	93.6	81.0	84.9	66.1
YOLOv7-tiny	92.1	80.0	83.2	65.1
YOLOv8s	93.8	80.4	83.5	65.0
SMT-YOLOv8s	95.8	82.2	87.2	67.7

为了验证本文提出的各项改进模块对目标检测性能的影响,本文设计消融实验,并将实验结果与原始YOLOv8模型进行对比分析。实验中,逐步引入SMT模块、C2ECA模块以及 $IE-CIoU$ loss模块,并观察其对模型性能的影响,如表2所示,各项改进模块均对模型的检测性能有不同程度的提升。基准模型YOLOv8s在 $mAP50$ 以及 $mAP50-95$ 指标分别能达到83.5%和65.0%。表2中的第2行改进模型1是在YOLOv8s模型的基础上使用SMT替换原始特征提取网络中的卷积块结构,有效增强模型对输入图像的目标特征提取能力,最终在 $mAP50$ 和 $mAP50-95$ 指标上分别有效提高2.8百分点和1.9百分点。表2中的第3行改进模型2是在原始YOLOv8s的基础上,在特征融合阶段使用C2ECA模块替换C2f模块,利用注意力机制有效突出待

检测目标的特征,最终在 $mAP50$ 和 $mAP50-95$ 指标上分别比YOLOv8s提高1.9百分点和0.8百分点。表2中的第4行改进模型3是在目标边框损失阶段,使用 $IE-CIoU$ loss替换原始的 $CIoU$ loss,更精准的目标偏差计算有效提高了模型的检测精度,最终在 $mAP50$ 和 $mAP50-95$ 指标上分别比YOLOv8s提高1.1百分点和0.5百分点。由表2可知,整合所有改进模块的SMT-YOLOv8s模型在 $mAP50$ 和 $mAP50-95$ 指标上分别达到87.2%和67.7%,显著优于原始YOLOv8模型,从而验证本文提出改进的有效性。

表2 不同变体模型在数据集验证集上的指标对比

Table 2 Comparison of metrics of different model variants on validation set of dataset

模型	SMT	C2ECA	$IE-CIoU$ loss	mAP50 /%	mAP50- 95/%
YOLOv8s				83.5	65.0
改进模型1	✓			86.3	66.9
改进模型2		✓		85.4	65.8
改进模型3			✓	84.6	65.5
SMT-YOLOv8s	✓	✓	✓	87.2	67.7

注:✓表示对应模型启用了该模块。

为了进一步评估本文提出的SMT-YOLOv8s模型的实际应用价值,对不同模型在数据集上的计算复杂度与推理性能对比。以1000张测试图像的平均用时为基准,模型将测试图像的宽高尺寸统一缩放到640px×640px(宽×高),推理用时包含模型对输入图像的前处理、模型推理以及后处理的总时间,帧率每秒(frame per second, FPS)。如表3所示,SMT-YOLOv8s的参数量为14055228,计算量为33.1 GFLOPs,相较于YOLOv5s和YOLOv7-tiny略高,但低于YOLOv6s。这说明SMT-

YOLOv8s 在保持较低计算复杂度的同时,能够利用有限的参数实现更复杂的特征提取和精度提升,这对于在资源有限的煤矿场景中应用是非常重要的。SMT-YOLOv8s 的推理时间为 12.6 ms, FPS 为 79 帧/s,相比 YOLOv7-tiny 的 4.2 ms 推理时间和 238 FPS,确实存在一定的速度劣势。然而 SMT-YOLOv8s 提升了对复杂背景和小目标的检测精度,这是 YOLOv7-tiny 无法达到的。尽管在速度上略有牺牲, SMT-YOLOv8s 在实际应用中提供更强的特征提取能力和更高的检测精度。特别是在复杂的煤矿环境下,模型需要更强的特征提取能力、特征表达能力和精度。因此,由表 3 可知,选择 SMT-YOLOv8s 是为了在复杂场景下实现更高的检测精度,即使在推理速度上略有牺牲,也能够在精度和性能之间取得最佳平衡。

表 3 不同模型在数据集上的计算复杂度与推理性能对比

Table 3 Comparison of computational complexity and inference performance of different models on dataset

模型	参数量	GFLOPs	图像尺寸	推理用时/ms	FPS
YOLOv5s	9 112 310	23.8	640×640	6.4	156
YOLOv6s	16 306 230	44.2	640×640	13.5	74
YOLOv7-tiny	6 017 694	13.2	640×640	4.2	238
YOLOv8s	11 126 358	28.4	640×640	8.0	125
SMT-YOLOv8s	14 055 228	33.1	640×640	12.6	79

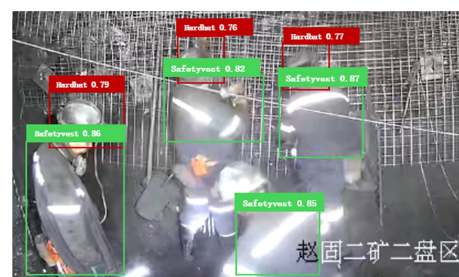
2.4 检测结果可视化

如图 6 所示,是使用本文提出的算法在自建煤矿场景下工人安全帽和安全背心数据集的验证集的验证结果。图 6(a)是 YOLOv8s 模型在自建工人安全帽和安全背心测试集上的检测结果,图 6(b)是本文方法在测试集上的检测结果。由图 6 可知, YOLOv8s 模型存在漏检以及精度不高的问题,而本文方法均能成功检测同时保留 1 个较高的检测置信分,验证本文提出方法的有效性。

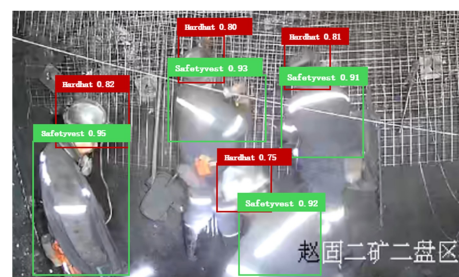
3 结论

1) 提出 1 种基于 YOLOv8 的煤矿场景下安全帽和安全背心检测算法,与 YOLOv8s 标准模型相比,在 $mAP50$ 和 $mAP50-95$ 指标上分别提高 3.7 个百分点和 2.7 百分点。在复杂的煤矿环境中能够有效提高煤矿工人安全帽和安全背心佩戴的检测精度。

2) SMT-YOLOv8s 在保持较高检测精度的同时,也实现了较优的计算效率,在推理时间和 FPS 方面达到较好的平衡,满足工业需求,适用于需要高精度且实时处理的煤矿场景。



(a) 基本模型



(b) 改进模型

图 6 YOLOv8s 与本文方法在自建数据集测试集上的结果对比

Fig. 6 Comparison of results between YOLOv8s and proposed method on test set of self-constructed dataset

3) 通过引入该算法,可以有效地实现对煤矿工人安全帽和安全背心佩戴情况的智能监控,减少人工监控的负担,有助于推动人工智能技术在煤矿领域中的广泛应用,进一步保障工人的作业安全。

参考文献

- [1] 蔡晨晖,梁晓刚,师剑雄,等. 矿山视频大数据智能分析与安全生产监控平台研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2024, 20(1): 65-70.
CAI Chenhui, LIANG Xiaogang, SHI Jianxiong, et al. Research on mine video big data intelligent analysis and work safety monitoring platform[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2024, 20(1): 65-70.
- [2] 屈文谦,邱志斌,廖才波,等. 基于 YOLOv3 的电网作业人员安全帽佩戴检测[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(2): 214-219.
QU Wenqian, QIU Zhibin, LIAO Caibo, et al. Safety helmet wearing detection of power grid workers based on YOLOv3[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2022, 18(2): 214-219.
- [3] 李华,王岩彬,益朋,等. 基于深度学习的复杂作业场景下安全帽识别研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(1): 175-181.
LI Hua, WANG Yanbin, YI Peng, et al. Research on recognition of safety helmets under complex operation scenes based on deep learning[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2021, 17(1): 175-181.
- [4] 曹燕,李欢,王天宝. 基于深度学习的目标检测算法研究综述[J]. 计算机与现代化, 2020(5): 63-69.
CAO Yan, LI Huan, WANG Tianbao. A survey of object detection al-

- gorithms based on deep learning[J]. Computer and Modernization, 2020(5):63-69.
- [5] DU S, SHEHATA M, BADAWEY W. Hard hat detection in video sequences based on face features, motion and color information[C]//China: IEEE, Computer Society Press, 2011, 4:25-29.
- [6] 刘健, 袁谦, 吴广, 等. 卷积神经网络综述[J]. 计算机时代, 2018, (11):19-23.
- LIU Jian, YUAN Qian, WU Guang, et al. A survey of convolutional neural networks [J]. Computer Era, 2018(11):19-23.
- [7] 吴冬梅, 王慧, 李佳. 基于改进 Faster RCNN 的安全帽检测及身份识别[J]. 信息技术与信息化, 2020(1):17-20.
- WU Dongmei, WANG Hui, LI Jia. Safety helmet detection and identification based on improved Faster RCNN [J]. Information Technology and Informatization, 2020(1):17-20.
- [8] 方明, 孙腾腾, 邵桢. 基于改进 YOLOv2 的快速安全帽佩戴情况检测[J]. 光学精密工程, 2019, 27(5):1196-1205.
- FANG Ming, SUN Tengting, SHAO Zhen. Fast helmet-wearing-condition detection based on improved YOLOv2[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(5):1196-1205.
- [9] 王兵, 李文璟, 唐欢. 改进 YOLOv3 算法及其在安全帽检测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(9):33-40.
- WANG Bing, LI Wenjing, TANG Huan. Improved YOLOv3 algorithm and its application in helmet detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(9):33-40.
- [10] 董彦强, 程德强, 张云鹤, 等. 基于注意力和重构特征融合的轻量级煤矿安全帽检测方法 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(15):297-306.
- DONG Yanqiang, CHENG Deqiang, ZHANG Yunhe, et al. Lightweight coal mine safety helmet detection method based on attention and reconstructed feature fusion [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(15):297-306.
- [11] 王媛彬, 韦思雄, 吴华英, 等. 基于改进 YOLOv5s 的矿井下安全帽佩戴检测算法[J/OL]. 煤炭科学技术, 1-11[2024-12-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20240322.1607.005.html>.
- [12] 徐春鸽. 基于 YOLOv5s 的头盔和反光背心实时检测算法研究[J]. 计算机时代, 2023(10):110-114.
- XU Chunge. Research on real-time detection algorithm for helmets and reflective vests based on YOLOv5s [J]. Computer Era, 2023(10):110-114.
- [13] LI Y T, FAN Q S, HUANG H S, et al. A modified YOLOv8 detection network for UAV aerial image recognition[J]. Drones, 2023, 7(5):304.
- [14] LIN W, WU Z, CHEN J, et al. Scale-aware modulation meet transformer [C]//China: IEEE Computer Society Press, 2023: 6015-6026.
- [15] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]//USA: IEEE Computer Society Press, 2020:11534-11542.
- [16] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression [C]//USA: AAAI Press, 2020, 34(7):12993-13000.

(责任编辑:李树芳)

“十五五”国家应急管理规划协同工作机制第一次会议召开

为加强应急管理各类规划的统筹协调,强化协作配合,形成工作合力,应急管理部会同国家发展改革委建立了“十五五”国家应急管理规划协同工作机制(以下简称协同工作机制)。日前,协同工作机制第一次会议在京召开。

会议通报了协同工作机制总体考虑及运行规则等情况,应急管理部和国家消防救援局、国家矿山安监局、中国地震局相关司局分别汇报了“十五五”应急管理领域各类规划编制进展和下一步工作考虑。

会议强调,2025年是“十四五”规划收官之年,也是为“十五五”良好开局打下基础的关键之年,要坚持同题共答,统一思想认识,深刻认识编制好“十五五”应急管理领域规划的历史意义、现实意义;要坚持同频共振,确保步调一致,对照国家“十五五”规划《纲要》编制安排,抓紧同步推动各类规划编制、专题任务研究工作,做到方向一致、目标一致、任务工程一致;要坚持同向奔赴,强化协同配合,加强组织领导和信息共享,依托各自专业优势,发挥好机制桥梁纽带作用,共同推动协同工作机制高效运转。

协同工作机制召集人、副召集人,协同工作机制成员、联络员等参加会议。

信息来源:应急管理部网站