

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416920

实验室人员不安全行为智能识别与预警系统^{*}陈 辰^{1,2} 苏益凡^{1,2} 周 伟^{1,2} 郑雪菲^{1,2} 韩金保^{1,2}

(1.河北大学质量技术监督学院 保定 071002; 2.河北大学河北省能源计量与安全检测技术重点实验室 保定 071002)

摘 要: 人的不安全行为是高校实验室事故发生的主要原因,其中个人防护措施不当是最突出的表现。目前,大多数不安全行为检测方法主要用于建筑、工业场景,仅关注人员是否佩戴防护装备,而无法有效区分个人防护装备佩戴状态的完整性与有效性。本研究将防护装备佩戴状态进行更精细区分,提出一种基于目标检测与属性识别算法的两阶段人员不安全行为识别方法。第一阶段利用改进的YOLOv5-DETR-LPE实现实验室复杂背景和低质量图像条件下人员的精准检测,第二阶段利用基于EfficientNet-B3的属性识别算法实现对检测到的人员的不安全行为的识别。在自建数据集上,YOLOv5-DETR-LPE相较于YOLOv5n算法精确率和mAP50:95提高1.15%和5.11%,而模型参数量和计算量仅有小幅度增加。基于EfficientNet-B3的属性识别算法在3种属性的11类标签的识别中均保持较高精确率。最后设计并实现了识别与预警系统在实际环境中的部署,验证了该系统在实际场景中的有效性和可行性。

关键词: 实验室;不安全行为;目标检测;属性识别;深度学习

中图分类号: TP391;TN60 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Intelligent recognition and early warning system for
unsafe behaviors of laboratory personnelChen Chen^{1,2} Su Yifan^{1,2} Zhou Wei^{1,2} Zheng Xuefei^{1,2} Han Jinbao^{1,2}

(1. School of Quality and Technical Supervision, Hebei University, Baoding 071002, China;

2. Hebei Key Laboratory of Energy Metering and Safety Testing Technology, Hebei University, Baoding 071002, China)

Abstract: Unsafe behaviors of individuals are the most contributing cause of accidents in the laboratories of universities, with improper use of personal protective equipment being the most prominent manifestation. Existing methods are primarily used in construction and industrial settings, focusing solely on whether personnel are wearing protective equipment, without effectively identifying the completeness and effectiveness of the personal protective equipment wearing. This study divides the wearing state of PPE into fine labels and proposes a two-stage personal unsafe behavior detection methods based on object detection and attribute recognition algorithms. In the first stage, the improved YOLOv5-DETR-LPE algorithm is used to achieve the precise detecting of personnel under complex background and low-quality image conditions in the laboratory. In the second stage, the attribute recognition algorithm based on EfficientNet-B3 is used to recognize the unsafe behaviors of detected personnel. The results shows that YOLOv5-DETR-LPE achieves a 1.15% improvement in accuracy and a 5.11% increase in mAP50:95 in the self-built dataset compared to YOLOv5n, with only a slight increase in model parameters and computational load. The EfficientNet-B3 algorithm maintains high accuracy in the recognition of all 11 labels of three attributes. Finally, the recognition and early warning system is designed and implemented in an actual environment, verifying the effectiveness and feasibility of the system in practical scenarios.

Keywords: laboratory; unsafe behavior; object detection; attribute recognition; deep learning

0 引 言

高校实验室是科研工作与教学实践的核心平台^[1]。随

着科研活动日益复杂化和多元化,高校实验室在运行过程中面临着诸多安全挑战,实验室人员流动频繁以及安全意识不足导致高校实验室安全事故频发^[2-3]。人的不安全行

收稿日期:2024-09-18

* 基金项目:河北大学 2022 年实验室开放项目(sy202230)资助

为是高校实验室事故发生的直接原因和主要原因。其中,个人的防护措施不到位是实验室人员不安全行为的最主要表现^[4]。尽管个人防护装备(personal protective equipment, PPE)是最容易实现的防护措施,然而由于实验室人员主观防护意识存在差异、实验室缺乏对个人行为的有效监督和管理机制,使得实验室事故依旧频发^[5]。因此,实现对实验室人员不安全行为的智能监测与实时预警,对保障实验室人员生命安全、减少实验室安全事故的发生具有重要的科学与工程意义。

近年来,深度学习的迅速发展极大地推动了机器视觉技术的进步,用于检测人员不安全行为的机器视觉模型已在众多行业和场景中得到应用。Zhou 等^[6]针对带电线路场景下人员不安全行为的检测,对 YOLOv5(you only look once v5)模型进行改进,解决了物体尺度间不一致性问题,提高了对小尺寸防护装备的检测性能。Shi 等^[7]针对工业环境下人员的不安全行为,提出了一种改进的 GBSG-YOLOv8n 模型,引入引导注意力机制(global attention mechanism, GAM)和双向特征金字塔网络(bi-directional feature pyramid network, BiFPN)来优化主干网络(backbone)和颈部(neck),有效保留了通道和空间信息。叶彦斐等^[8]针对轨道作业场景,采用改进的 YOLOv8n-Pose 实现对作业工人跨轨安全动作的识别与监督。薄景文等^[9]提出了一种基于 YOLOv3 的轻量化口罩检测算法,实现了在人群密集场所快速的进行口罩佩戴检测。Samma 等^[10]提出了一种基于对比学习的 YOLOv7 模型,解决了在形状或纹理相似条件下个人防护装备类别之间分类困难的问题。李振华等^[11]针对建筑工地场景,设计了一种改进的 YOLOv3-H 算法,解决了工人安全帽在复杂环境下的漏检问题。Riaz 等^[12]提出了一种名为 PPE_Swin 的工人个人防护装备自动检测方法,实现了建筑工地上工人佩戴 PPE 状态的识别与分割。虽然机器视觉技术在人员不安全行为的识别和预防方面展现出巨大的潜力,然而现有的检测方法大多采用单一标签识别和单一分支结构,导致无法有效区分个人防护装备佩戴状态的完整性与有效性。此外,目前的方法主要集中在工业建筑场景,而针对实验室场景下人员不安全行为识别方面的研究较少。

针对上述问题,本研究聚焦于实验室场景下人员个人防护装备佩戴问题,提出了一种基于目标检测框架与人员属性识别的两阶段不安全行为识别方法。通过引入带有可学习位置编码(learned positional encoding, LPE)的注意力机制的尺度内特征交互模块(attention-based intra-scale feature interaction, AIFI)和实时检测 Transformer(real-time detection transformer, RT-DETR)^[13]解码器,构建了一个基于 YOLOv5-DETR-LPE 的实验室人员实时检测模型。随后利用 MultiLabel-EfficientNet 属性识别算法来判断实验室人员的行为状态。为充分验证和评估上述方法的有效性,构建了两个独立的数据集,分别进行人员检测与属

性识别。基于此,开发了一套能够对实验室人员不安全行为进行实时监测的智能识别与预警系统。

1 实验室人员不安全行为识别框架

实验室人员不安全行为识别任务可以表示为学习后验概率 $P(C, B | I)$ ^[14], 其中 I 表示给定实验室图像, B 表示图像中人员的边界框, $C \in \{1, 2, \dots, K\}$ 表示人员佩戴防护装备的状态, K 表示防护装备的佩戴状态类别的数量。使用贝叶斯公式,上述后验概率可以分解为式(1):

$$P(C, B | I) = P(B | I) \cdot P(C | B, I) \quad (1)$$

其中, $P(B | I)$ 表示人员检测阶段, $P(C | B, I)$ 表示属性识别阶段。

本研究提出的实验室人员不安全行为智能识别方法框架如图 1 所示。在人员检测阶段利用改进的 YOLOv5-DETR-LPE 算法对实验室人员进行精准定位;随后对检测到的人员进行裁剪并送入属性识别阶段,在此阶段采用多标签的人员属性识别算法 MultiLabel-EfficientNet 对检测到的人员是否正确佩戴防护装备进行精细的分类。

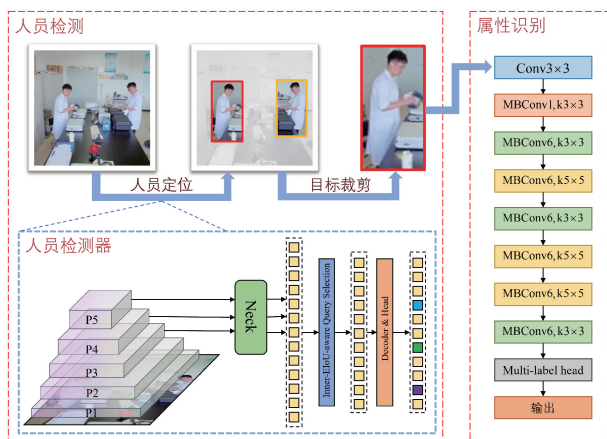


图 1 实验室人员不安全行为识别框架

Fig. 1 Framework for identifying unsafe behaviors of laboratory personnel

2 实验室人员不安全行为识别方法

2.1 基于 YOLOv5-DETR-LPE 的人员检测算法

1) YOLOv5-DETR-LPE 算法框架

YOLOv5 是目标检测任务中广泛使用的网络之一,其核心思想是将整个目标检测问题简化为一个回归问题,在图片上同时预测出所有目标的位置和类别^[15]。其中, YOLOv5n 作为该系列中的轻量化版本,尤其适用于高校实验室这类需要实时检测且计算资源有限的场景。

由于实验室中存在大量的仪器、设备等,这些复杂的背景元素增加了人员检测的难度。加之,实验室内部的照明条件不佳、监控图像清晰度较低等因素会进一步影响检测的效果。为此,本研究提出了一种改进的 YOLOv5-DETR-LPE 人员检测模型,其网络结构如图 2 所示。该模型引入

一种基于 AIFI 的尺度内特征交互模块 (attention-based intra-scale feature interaction with learned positional encoding, AIFI-LPE)用于捕捉图像中的全局长程依赖关

系,并促进图像内特征之间的相互作用。此外,模型使用基于 RT-DETR 解码器的检测头来简化检测流程并提高检测精度。

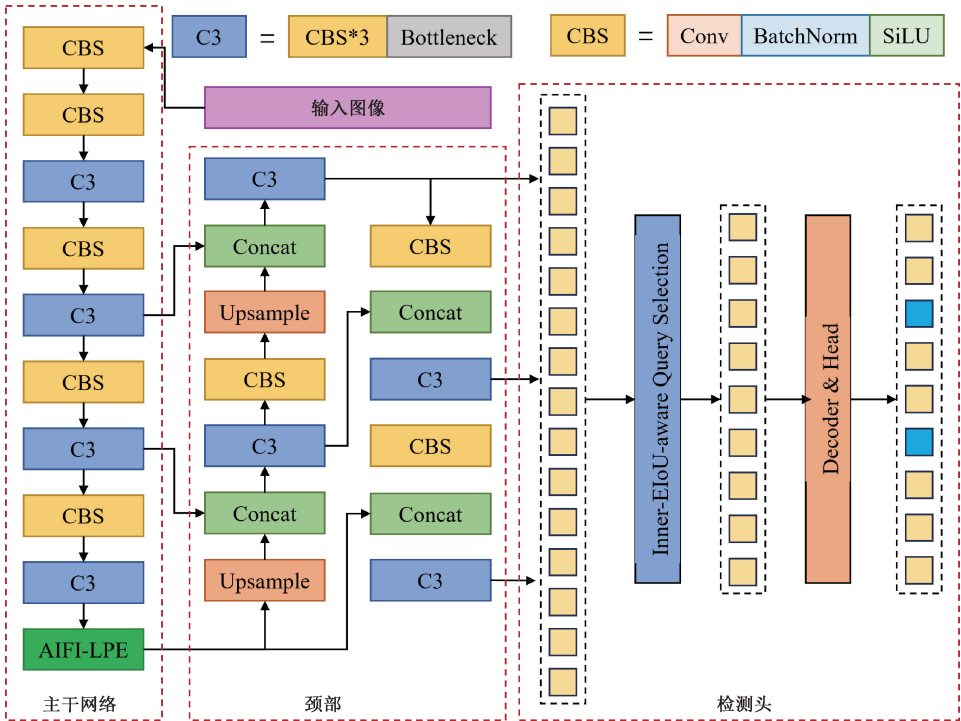


图 2 YOLOv5-DETR-LPE 网络结构
Fig. 2 The network structure of YOLOv5-DETR-LPE

2) 带有可学习位置编码的尺度内特征交互模块

YOLOv5 模型的颈部采用了特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN) 结构,并结合了路径聚合网络 (path aggregation network, PANet),能够从多尺度特征图中提取丰富的语义信息^[16]。这种设计通过自底向上与自顶向下的特征传递机制增强了不同层级之间的特征交流,使模型能够在多个尺度上有效检测物体。然而,尽管 FPN 和 PANet 在层间特征交互方面表现出色,但由于它们主要依赖于卷积操作,这限制了模型捕捉上下文信息的能力,同时也缺乏有效的层内特征交互机制。因此,本研究提出了一种基于 AIFI 的尺度内特征交互模块 (AIFI-LPE),如图 3 所示。

AIFI-LPE 将输入特征图划分为多个非重叠的特征块,并为每个特征块添加可学习的位置编码。多头注意力机制负责处理不同位置特征的相互关系,提取图像的像素级语义信息,在增大感受野的同时捕获特征图内的长距离依赖关系。可学习位置编码通过在模型中引入可学习的参数,使模型可以根据上下文自动学习不同位置的嵌入表示,更好地捕捉特征块序列中不同位置所表达的语义信息。

3) 基于 RT-DETR 解码器的检测头

检测头的设计决定了模型对目标的感知能力和检测

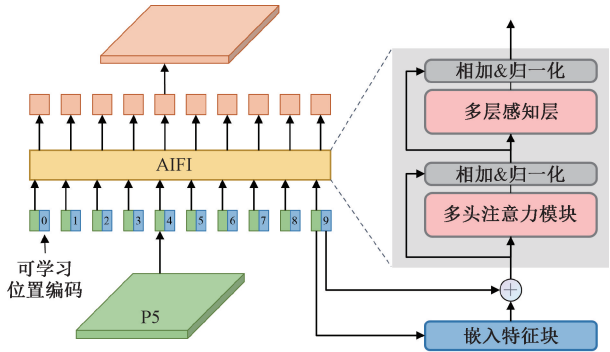


图 3 AIFI-LPE 模块结构
Fig. 3 The structure of AIFI-LPE module

准确性^[17]。由于实验室环境中包含复杂背景、大量小目标物体以及重叠物体的干扰,传统 YOLOv5 模型检测头采用的预定义锚框策略难以灵活适应不同尺寸的目标。因此本研究采用一种无锚框的检测机制,设计了一个基于 RT-DETR 解码器的 YOLOv5 检测头。该检测头主要基于 Transformer 解码器架构,采用对比去噪训练策略来提升双边匹配的样本质量,加快训练收敛速度的同时提升模型预测精度。此外,该检测头还采用交并比 (intersection over union, IoU) 感知查询方法,通过计算候选框与真实标注框之间的 IoU,动态调整查询策略使模型在生成候选区

域时更加关注与真实物体边界框重合度高的区域。

2.2 基于 MultiLabel-EfficientNet 的行为识别算法

由于实验室人员的个人防护装备与人体关键部位有着密切的联系。因此,本研究将个人防护装备视为人体属性的一个组成部分,并将不安全行为识别任务转化为属性识别问题,即识别实验室人员是否具备正确的 PPE 属性状态。

在神经网络的设计过程中,通过调整模型的宽度、深度和输入分辨率等维度,能够平衡算法的推理速度与精度。在 ResNet^[18] 和 MobileNet^[19] 等传统的网络架构中,通常只能针对单一维度进行调整,相比之下, EfficientNet^[20] 利用神经架构搜索(neural architecture search, NAS)技术,能够同时对网络的宽度、深度以及输入图像的分辨率进行复合扩展,有效平衡给定的计算资源限制下的检测效率和准确性。因此,在 EfficientNet-B3 的基础上,设计了一个带有多标签检测头的人员属性识别算法,以实现实验室人员不安全行为的识别任务。EfficientNet-B3 的网络结构如图 4 所示,由多个阶段组成,每个阶段由一定数量的移动翻转瓶颈卷积(mobile inverted bottleneck convolution, MBConv)单元堆叠而成,其中 MBConv 单元主要由一个 1×1 卷积的升维、一个 3×3 或 5×5 深度可分离卷积层(depthwise conv)、一个可选的 SE(squeeze and excitation)模块以及一个 1×1 卷积的降维组成^[21]。

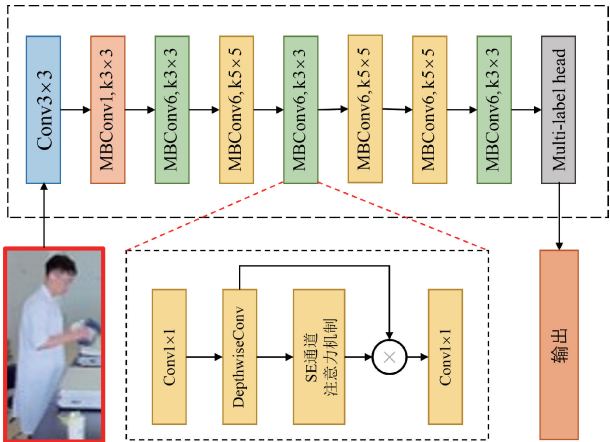


图 4 MultiLabel-EfficientNet 网络结构

Fig. 4 The network structure of MultiLabel-EfficientNet

3 实验结果与分析

3.1 数据集构建

本研究构建了两个独立的数据集,如图 5 所示,分别用于人员检测与属性识别。人员检测数据集由高校实验室环境的视频抽帧获得。为了确保数据集的多样性和代表性,从多个角度和不同时间段进行了采集。经过数据清洗后,最终保留了 10 000 张图像,并通过 labelme 工具对选取的图像进行了标注。针对人员属性识别阶段,本研究选择了防护服(clothes)、口罩(mask)和手套(gloves)3 种典

型的实验室防护装备作为实验室人员的属性识别对象。基于第一阶段标注和裁剪得到的 20 000 张人员图像,进行了 4 种状态的标注,即正确佩戴(correct, C)、错误佩戴(wrong, W)、未佩戴(no, N)和遮挡(hide, H),最终得到共 11 种状态标签,如表 1 所示。为了支持模型训练和验证的有效性,两个数据集均按照 8:2 的比例划分为训练集和验证集。



图 5 数据集示例

Fig. 5 Some examples of dataset

表 1 实验室人员 PPE 佩戴状态标签

Table 1 PPE state labels for laboratory personnel

状态	防护服	手套	口罩
正确佩戴(C)	✓	✓	✓
错误佩戴(W)	✓	✓	✓
未佩戴(N)	✓	✓	✓
遮挡(H)	—	✓	✓

3.2 参数设置与实验环境

本研究实验在 Windows11 平台下进行,CPU 选用 Intel Xeon Gold 6240R,GPU 选用 NVIDIA A5000 24 G 显存,内存为 128 G。模型编译环境为 Python3. 8. 0,深度学习框架为 PyTorch1. 13. 0,CUDA 版本为 11. 8. 0。

在本研究中,人员检测和属性识别两个阶段分别采用了不同的模型配置和训练策略。在人员检测阶段,将输入图片尺寸大小统一调整为 640×640,最大迭代次数(epochs)设定为 300,批次(batch size)大小设置为 16。学习率(learning rate, lr)初始值为 0. 01。在人员属性识别阶段,将输入图片尺寸大小调整为 224×224,为了加快模型的收敛速度,采用迁移学习策略,使用在 COCO 数据集上的预训练模型权重,最大迭代次数设置为 40,批次大小设置为 64。模型采用随机梯度下降(SGD)优化算法,初始学习率为 0. 001,衰减系数为 0. 1,衰减策略为每隔 10 个迭代轮次衰减一次。

3.3 评价指标

为了全面评估模型性能,本研究采用精确率(precision)、平均精度(average precision, AP)、平均精度

均值(mean average precision, mAP)、参数量和计算量对模型表现进行衡量。精确率、平均精度和平均精度均值的计算公式如式(2)~(4)所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

$$AP = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP} \tag{3}$$

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C AP(i) \tag{4}$$

其中,TP 表示模型预测为正类实际为正类的样本数,FP 表示模型预测为正类实际为负类的样本数,TN 表示模型预测为负类实际为负类的样本数。mAP50 表示 IoU 阈

值设置为 0.50 时各类 AP 的均值,mAP50:95 表示 IoU 阈值从 0.50 到 0.95 每隔 0.05 取值所对应的 mAP 的平均值。mAP50 和 mAP50:95 能够综合反映模型在不同置信度水平下的检测性能,较大的 mAP50 或 mAP50:95 数值表明模型具有更好的综合检测性能,能够在各种置信度水平上准确地识别出物体及其位置;反之亦然。

3.4 人员检测模型性能分析

为了评估本研究所提出的改进 YOLOv5-DETR-LPE 算法在实验室人员检测阶段中的表现,将其与其他几种 YOLOv5 的不同变体(YOLOv5n、YOLOv5l、YOLOv5x)以及 RT-DETR 模型在相同的参数设置条件下进行了比较,具体结果如表 2 所示。

表 2 人员检测算法效果对比

Table 2 Comparison of personnel detection algorithm

算法	精确率/%	mAP50/%	mAP50:95/%	参数量/ 10^7	计算量/GFLOPs
YOLOv5n	97.18	96.97	70.15	0.26	7.7
YOLOv5l	98.60	97.57	75.95	5.31	135.0
YOLOv5x	98.96	98.41	80.89	9.72	246.4
RT-DETR	98.36	98.44	79.84	1.82	57.3
YOLOv5-DETR-LPE	98.33	98.00	75.26	0.59	11.1

由表 2 对比实验的结果可知,改进的 YOLOv5-DETR-LPE 相比于 YOLOv5n 算法,虽然参数量和计算量有小幅度增加,但人员检测效果提升明显,精确率提高 1.15%,mAP50:95 提高 5.09%。与 YOLOv5l 和 YOLOv5x 相比,YOLOv5l 和 YOLOv5x 的参数量与计算量为 YOLOv5-DETR-LPE 的数倍,然而,精确率仅提高 0.27%和 0.66%。这表明,YOLOv5l 和 YOLOv5x 的模型复杂度相较于 YOLOv5-DETR-LPE 更高,导致存储需求和计算量大幅增加。综上,YOLOv5-DETR-LPE 在以上所有模型中综合表现最佳,在保

持较高检测精度的同时,又极大地减少了模型的参数量和计算量,更具实用性和可部署性。

为直观地表现各模型的检测效果,选取 3 种人员检测算法的可视化结果进行展示,如图 6 所示。从图中可知,原始的 YOLOv5n 算法在面对复杂实验室环境时容易产生误检,同时对远距离人员检测表现不佳,存在漏检问题。相比之下,提出的 YOLOv5-DETR-LPE 算法展现出与 YOLOv5x 相近的表现,在处理复杂背景下的人员检测以及远距离检测任务时均表现出色。

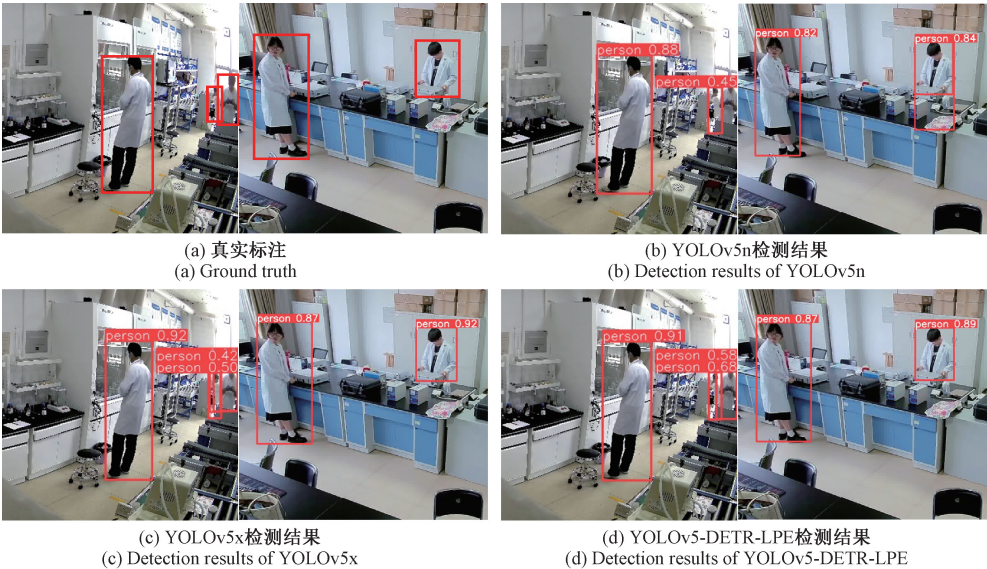


图 6 人员检测算法效果可视化图

Fig. 6 Visualization of personnel detection algorithms performance

为了进一步验证本研究提出改进的 YOLOv5-DETR-LPE 的有效性,利用人员检测数据集进行消融实验,实验

结果如表 3 所示。

消融实验结果表明,相比于 YOLOv5n 模型,当引入

表 3 消融实验结果

Table 3 Results of the ablation study

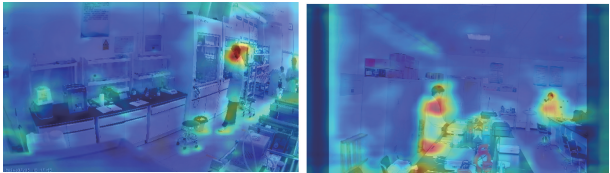
方法	精确率/%	mAP50/%	mAP50:95/%	参数量/ 10^7	计算量/GFLOPs
YOLOv5n	97.18	96.97	70.15	0.26	7.7
YOLOv5n+AIFI-LPE	97.56	97.24	72.75	0.26	7.7
YOLOv5n+DETR-Head	98.02	97.82	74.19	0.57	11.0
YOLOv5-DETR-LPE	98.33	98.00	75.26	0.59	11.1

AIFI-LPE 后,精确率提高 0.38%,mAP50:95 提高 2.6%,参数量与计算量与 YOLOv5n 保持持平,这表明,在不增加参数量和计算量的同时,AIFI-LPE 能够显著提高检测模型对人员的检测能力。引入 RT-DETR 检测头后,精确率提升为 0.84%,mAP50:95 提高 4.04%,而参数量和计算量增加幅度较小。将 AIFI-LPE 与 RT-DETR 检测头结合后,精确率得到进一步提升,这表明这两种改进策略在一定程度上互补,共同提升模型的检测性能。

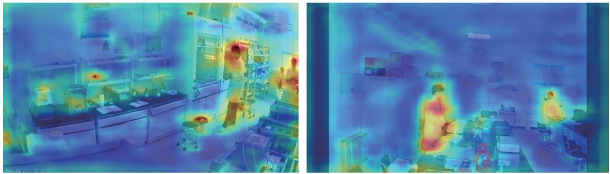
采用 Grad-CAM 算法^[22]生成可视化热力图对 YOLOv5n 和 YOLOv5-DETR-LPE 进行对比分析,如图 7 所示。热力图反映了模型在进行预测时对输入图像不同区域的响应强度,高亮的区域表示模型对该区域具有更高的关注度^[23]。从图中可以看出,相较于 YOLOv5n 算法,YOLOv5-DETR-LPE 对图像中人员所在区域的关注度显著提高。这是因为引入 AIFI-LPE 和 DETR 检测头增强了模型层内特征交互的能力,这使模型能够更好地理解不同位置特征序列所表达的语义信息,从而更加准确聚焦于图像中人员的关键特征。

3.5 属性识别模型性能分析

为验证不同主干网络对实验室人员属性的识别效果,



(a) YOLOv5n热力图
(a) Heatmap of YOLOv5n



(b) YOLOv5-DETR-LPE热力图
(c) Heatmap of YOLOv5-DETR-LPE

图 7 人员检测算法热力图

Fig. 7 Heatmap of personnel detection algorithm

选取了 ResNet50、ResNet101、ResNeSt50^[24]、MobileNet、EfficientNet-B0 和 EfficientNet-B3 六种不同的主干网络进行对比实验,同时使用在 11 类标签上的识别精确率作为评价指标,对比结果如表 4 所示。

表 4 实验室人员属性识别的分类精确率

Table 4 Classification accuracy of laboratory personnel attribute recognition

主干网络	防护服			口罩				手套			
	正确佩戴	错误佩戴	未佩戴	正确佩戴	错误佩戴	未佩戴	遮挡	正确佩戴	错误佩戴	未佩戴	遮挡
ResNet50	94.01	96.51	98.07	98.19	98.27	96.92	89.04	90.35	91.38	90.52	67.42
ResNet101	94.48	96.96	98.31	98.18	98.58	96.97	89.73	90.60	91.77	90.93	86.11
ResNeSt50	94.67	95.25	98.14	98.61	97.50	94.95	91.23	94.02	91.73	89.26	69.72
MobileNet	92.27	95.00	97.85	97.62	97.47	95.53	84.80	91.11	91.45	87.61	68.23
EfficientNet-B0	90.61	93.91	97.47	97.62	96.86	93.12	88.64	91.87	91.76	85.75	70.17
EfficientNet-B3	95.42	96.95	98.65	98.71	97.25	95.51	89.78	93.61	92.34	94.02	86.33

根据表 4 的结果分析,当采用 MobileNetV2 和 EfficientNet-B0 作为主干网络时,对实验室人员不同状态标签的识别精度普遍较低。这是因为这两种模型均为轻量化网络架构,虽然处理速度快,但在精度方面存在一定的局限性。ResNet50 和 ResNeSt50 表现较为接近,

ResNeSt50 在“口罩遮挡”和“正确佩戴手套”这两个标签上的识别精度较高,分别达到了 91.23%和 94.02%。然而,在“手套遮挡”这一标签上的识别精度相对较低,仅有 69.72%。相比之下,EfficientNet-B3 作为主干网络在“未佩戴防护服”、“错误佩戴手套”以及“未佩戴手套”等多个

标签上的识别精度均达到了相对最高水平,并且在 11 个标签的识别任务上总体上保持了较高的稳定性,图 8 展示了 MultiLabel-EfficientNet 算法的识别效果。

4 系统部署

为了实现上述不安全行为识别方法在实际环境的应用,本研究使用 Pyside6 工具设计并实现了用于高校实验室人员不安全行为智能识别与预警系统。该系统操作界面如图 9 所示,右侧设有检测系统的参数设置菜单,包括摄像头选择、模型选择及参数调整等功能选项。该系统支持多摄像头及多模型切换,以满足不同实验室环境的需求。当系统检测到人员不安全行为时,能够发布语音播报,给实验室人员发送预警信息,并自动将相关图像保存至本地,便于后续审查与分析。

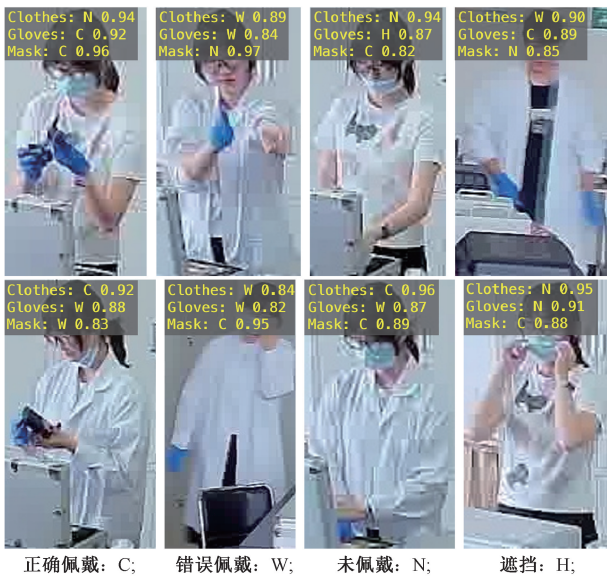


图 8 人员防护装备属性识别效果

Fig. 8 Results of PPE attribute recognition



图 9 实验室人员不安全行为识别与预警系统展示

Fig. 9 Demonstration of intelligent recognition and early warning system for unsafe behaviors of laboratory personnel

5 结 论

本研究针对实验室人员不安全行为,提出了一种智能识别与预警系统,该系统将不安全行为识别任务分解为人员检测和人员属性识别两大子任务。基于 YOLOv5 算法,设计了带有可学习位置编码的尺度内特征交互模块(AIFI-LPE)和基于 RT-DETR 解码器的检测头,构建了 YOLOv5-DETR-LPE 实验室人员检测模型,有效解决了

在实验室复杂背景和低质量图像条件下的人员检测问题。同时,设计了基于 EfficientNet-B3 网络的多标签属性识别算法,实现了人员不安全行为的识别。实验结果表明,本研究采用的方法在保持较低参数量和计算量的同时,具有较高的检测精度,可满足实际应用的实时性与精确性要求。未来,将进一步扩展系统的功能,增加对更多种类不安全行为的检测能力,并将其集成到现有的系统中,从而提升实验室安全管理整体水平。

参考文献

- [1] 李悦天,刘雪蕾,赵小娟,等.高校实验室安全双重预防机制的构建与实践[J].实验技术与管理,2023,40(S1):43-48.
LI Y T, LIU X L, ZHAO X J, et al. Construction and practice of dual prevention mechanism of laboratory safety in colleges and universities [J]. Experimental Technology and Management, 2023, 40(S1): 43-48.
- [2] 孟兆磊,白亮,马庆,等.“三全育人”背景下实验室安全教育模式探索[J].实验技术与管理,2023,40(S1):49-52.
MENG ZH L, BAI L, MA Q, et al. Exploration of laboratory safety education mode under background of “three integrity education” [J]. Experimental Technology and Management, 2023, 40(S1): 49-52.
- [3] 李斌,贺婧,邓蕾,等.高校实验室常见职业健康危害与防护措施[J].职业卫生与应急救援,2021,39(3):327-332.
LI B, HE J, DENG L, et al. Common occupational hazards and protective measures in university laboratories[J]. Occup Health & Emerg Rescue, 2021, 39(3): 327-332.
- [4] BAI M, LIU Y, QI M, et al. Current status, challenges, and future directions of university laboratory safety in China [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2022, 74: 104671.
- [5] LI J, ZHAO X, ZHOU G, et al. Standardized use inspection of workers' personal protective equipment based on deep learning[J]. Safety science, 2022, 150: 105689.
- [6] ZHOU J, ZHANG Y, LU T, et al. Wearing Detection by multi-scale information fusion network for live-line working scenarios [C]. 2022 4th International Conference on Robotics and Computer Vision(ICRCV). IEEE, 2022: 228-233.
- [7] SHI C, ZHU D, SHEN J, et al. GBSG-YOLOv8n: A model for enhanced personal protective equipment detection in industrial environments[J]. Electronics, 2023, 12(22): 4628.
- [8] 叶彦斐,胡龙葵,张成龙.基于改进 YOLOv8n-Pose 的轨道作业人员跨轨安全动作识别[J].国外电子测量技术,2024,43(8):181-188.
YE Y F, HU L K, ZHANG CH L. Safety actions recognition of rail workers crossing the track based on improved YOLOv8n-Pose [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(8): 181-188.
- [9] 薄景文,张春堂.基于 YOLOv3 的轻量化口罩佩戴检测算法[J].电子测量技术,2024,44(23):105-110.
BO J W, ZHANG CH T. Lightweight mask wearing detection algorithm based on YOLOv3[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 44(23): 105-110.
- [10] SAMMA H, AL-AZANI S, LUQMAN H, et al. Contrastive-based YOLOv7 for personal protective equipment detection [J]. Neural Computing and Applications, 2024, 36(5): 2445-2457.
- [11] 李振华,张雷.改进 YOLOv3 的安全帽佩戴检测方法[J].国外电子测量技术,2022,41(12):148-155.
LI ZH H, ZHANG L. Safety helmet wearing detection method of improved YOLOv3[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(12): 148-155.
- [12] RIAZ M, HE J, XIE K, et al. Enhancing workplace safety: PPE_swin—a robust swin transformer approach for automated personal protective equipment detection[J]. Electronics, 2023, 12(22): 4675.
- [13] ZHAO Y, LYU W, XU S, et al. Detrs beat yolos on real-time object detection[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 16965-16974.
- [14] CHEN Y, LI W, SAKARIDIS C, et al. Domain adaptive faster R-CNN for object detection in the wild[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3339-3348.
- [15] 陈建瑜,邹春龙,王生怀,等.改进 YOLOv5 的路面缺陷快速检测方法研究[J].电子测量技术,2023,46(10):129-135.
CHEN J Y, ZOU CH L, WANG SH H, et al. Research on rapid detection method of pavement defects by improving YOLOv5 [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(10): 129-135.
- [16] 王亚鹏,韩文花.改进 YOLOv5 算法下的无人驾驶道路行人识别研究[J].国外电子测量技术,2024,43(6):170-178.
WANG Y P, HAN W H. Pedestrian recognition research on unmanned roads with improved YOLOv5 algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(6): 170-178.
- [17] 刘亚蒙,赵友全,孙振涛,等.构建改进 RT-DETR 算法检测隐形眼镜环状波纹缺陷[J].电子测量与仪器学报,2024,38(5):1-9.
LIU Y M, ZHAO Y Q, SUN ZH T, et al. Constructing an enhanced RT-DETR algorithm for detecting annular ripple defects in contact lenses[J]. Journal of Electronic Measurement and

Instrumentation, 2024, 38(5): 1-9.

[18] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.

[19] HOWARD A G. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. ArXiv preprint arXiv:1704.04861,2017.

[20] TAN M. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks [J]. ArXiv preprint arXiv: 1905.11946, 2019.

[21] 吕游,郑茜,齐欣宇,等. 基于改进 EfficientNet 的红外图像光伏组件故障识别研究[J]. 仪器仪表学报,2024, 45(4):175-184.

LYU Y, ZHENG X, QI X Y, et al. A study on fault recognition of photovoltaic module with infrared images based on improved efficientnet[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45 (4): 175-184.

[22] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: Visual explanations from deep networks

via gradient-based localization [J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128: 336-359.

[23] 范馨月,张阔,张干,等. 细微特征增强的多级联合聚类跨模态行人重识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024,38(3):94-103.

FAN X Y, ZHANG K, ZHANG G, et al. Cross-modal person re-identification algorithm based on multi-level joint clustering with subtle feature enhancement[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(3): 94-103.

[24] ZHANG H, WU C, ZHANG Z, et al. Resnest: Split-attention networks[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 2736-2746.

作者简介

陈辰, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉与行为安全。
E-mail: 2287032472@qq.com

周伟(通信作者), 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向为特种设备安全与无损检测。
E-mail: zhouweihi@126.com