

文章编号: 1005-0523(2024)06-0058-07



基于改进YOLOv7算法的复杂场景烟雾检测研究

占华林^{1,2}, 聂子俊³, 姜楠¹, 罗磊³

(1. 华东交通大学信息工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 江西科技师范大学江西省光电子与通信重点实验室, 江西 南昌 330038; 3. 江西科技师范大学信息与机电工程学院, 江西 南昌 330038)

摘要:【目的】旨在解决复杂场景中目标烟雾失检、检测精度低的问题。【方法】基于YOLOv7算法基础上进行优化改进, 将原模型Neck部分的PAFPN结构替换为渐近式特征金字塔结构AFPN并引入ECIoU作为目标回归损失函数, 在自构建数据集SM-datase和Pycharm平台上进行验证。【结果】实验结果表明: 改进后的算法准确率比原YOLOv7模型提高了1.3%, 达到68.6%, 平均精度均值(mAP)比原YOLOv7模型提升了1.8%, 达到64.6%, 且改进后算法的计算复杂度仅有82.5 GFLOPs, 比原YOLOv7模型下降了27.4%。【结论】提出的基于改进YOLOv7算法, 既能降低网络计算复杂度又能提升检测精度, 为复杂场景烟雾检测的后续研究提供了新思路。

关键词: 目标检测; 烟雾检测; YOLOv7网络; 网络复杂度

中图分类号: TP391

文献标志码: A

本文引用格式: 占华林, 聂子俊, 姜楠, 等. 基于改进YOLOv7算法的复杂场景烟雾检测研究[J]. 华东交通大学学报, 2024, 41(6): 58-64.

Research on Smoke Detection in Complex Scenes Based on Improved YOLOv7 Algorithm

Zhan Hualin^{1,2}, Nie Zijun³, Jiang Nan¹, Luo Lei³

(1. School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. Jiangxi Key Laboratory of Optoelectronics and Communication, Jiangxi Science and Technology Normal University, Nanchang 330038, China; 3. School of Information and Mechatronics Engineering, Jiangxi Science and Technology Normal University, Nanchang 330038, China)

Abstract: 【Purpose】In order to solve the problems of target smoke misdetection and low detection accuracy in complex scenes. 【Method】Improve and optimize the YOLOv7 algorithm which was on the current best performing object detector, replaces the PAFPN structure in the Neck part of the original model with the asymptotic feature pyramid structure AFPN and uses ECIoU as the objective regression loss function, and verifies it on the self-constructed dataset SM-datase and Pycharm platform. 【Result】Experimental results show that the accuracy of the improved algorithm was increased by 1.3% to 68.6% compared with the original YOLOv7 model, the average accuracy mAP is increased by 1.8% to 64.6% compared with the original YOLOv7 model, and the computational complexity of the improved algorithm is only 82.5 GFLOPs, which was 27.4% lower than that of the original YOLOv7 model. 【Conclusion】Based on the improved YOLOv7 algorithm, the algorithm proposed in this paper can not only reduce the computational complexity of the network but also improve the detection accuracy

收稿日期: 2024-03-14

基金项目: 国家自然科学基金项目(62172160, 62061019)

in complex scenes, which provides a new idea for the follow-up research of smoke detection in complex scenes.

Key words: object detection; smoke detection; YOLOv7 network; network complexity

Citation format: ZHAN H L, NIE Z J, JIANG N, et al. Research on smoke detection in complex scenes based on improved YOLOv7 algorithm[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2024, 41(6): 58-64.

【研究意义】火灾烟雾对日常生活及安全生产影响很大,不仅对相关人士构成生命威胁,也会对基础设施造成极大破坏,设计一种火灾烟雾检测算法,对预防火灾发生具有十分重要的意义。

【研究进展】YOLO于2016年首次被提出,是一种实时的端到端物体检测方法,将目标检测任务统一为一个回归问题,通过一个神经网络直接在整个图像上进行预测。在烟雾检测任务中,Hurtik等^[1]提出改进后的YOLOv3模型能提高检测速度和精度,并实现实例分割功能。Huo等^[2]在YOLOv4模型的骨干中添加了卷积路径,提高了网络的特征提取能力,增强了对小型烟雾目标的检测能力。YOLOv5由Ultralytics公司推出,采用了一种新的轻量级架构,比YOLOv4更容易使用和训练,并在性能上得到了提升。Arifando等^[3]用轻量级架构YOLOv5模型帮助视觉障碍者检测公交车,Inbar等^[4]将Faster R-CNN和YOLOv5模型结合起来用于二级污水处理,都取得了较好的应用效果。YOLOv6采用了新的分类和回归损失,以及用于回归和分类任务的自我蒸馏策略,实现了更快的检测。杨大为等^[5]在YOLOv7基础上引入卷积块注意力机制(CBAM)用于增强网络的特征提取能力。

【创新特色】目前,随着深度学习的发展,使用计算机视觉技术^[6]的目标检测方法得到了广泛的应用,比传统的检测方法更快更准确。当前的目标检测算法主要分为一阶和二阶算法,其中一阶常用的检测算法有DF-SSD,RetinaNet-vline,YOLO等^[7],二阶算法有Mask R-CNN^[8],Faster R-CNN^[9]。一阶算法检测比二阶算法检测速度快、实时性好,本文在YOLOv7一阶检测模型基础上将原模型Neck部分的PAFPN结构替换为渐近式特征金字塔结构AFPN和使用ECIoU为目标回归损失函数,以应对含有云和雾等复杂场景烟雾检测,并将此算法在自构建数据集SM-datase和Pycharm平台上进行了验证。

【关键问题】采用2022年提出的YOLOv7作为基础模型并进行检测性能的优化。将网络的Neck部分替换为渐近特征金字塔^[10](asymptotic feature

pyramid network,AFPN)结构以降低计算复杂度和减少计算参数,并引入ECIoU作为目标回归损失函数,有效地提升了烟雾目标的检测精度且未增加网络计算复杂度。

1 YOLOv7算法

YOLOv7算法是基于深度神经网络的目标检测算法,对目标对象进行识别和定位,YOLOv7作为一阶目标检测的典型代表,其运行速度很快,能够运用到实时识别检测系统中。YOLOv7模型由输入部分(input)、特征提取网络(backbone)和头部模块(head)组成,如图1所示。

1.1 Input

输入模块将图像尺寸转化为640*640*3。该模块对输入图片进行预处理,采用数据增强、自适应图片缩放等方法进行图像尺寸设定和数据集丰富。

1.2 Backbone

主干特征提取网络的主要作用是对输入图像进行特征信息提取,采用若干CBS模块、高效层聚合网络(ELAN)和双分支下采样(MP)结构,其中,CBS模块由卷积层、批量归一化层、激活函数层组成。

ELAN通过不同长度的梯度路径实现了不同特征层之间的增强交互。而MP结构则分为上下两分支,上分支通过Maxpool层结合CBS模块进行下采样,下分支使用步长为2的卷积CBS模块进行下采样,再将两个分支的输出进行拼接(Concat)操作,保持通道数相同的同时实现了特征层的压缩和融合,其结构如图2所示。

1.3 Head

Head中包含了Neck模块和检测头部分,在Neck模块中进行两次特征融合保留更多的浅层信息,SPPCSPC模块通过不同尺寸的最大池化增大感受野,提高了速度和精度并减少了网络计算量。UP模块调整输入特征图的通道数并进行上采样与浅层信息进行融合。Concat操作将不同输入的特征图进行通道维度的拼接。ELAN-H与ELAN的不同之处在于将每一层的CBS进行Concat操作以保留更多的

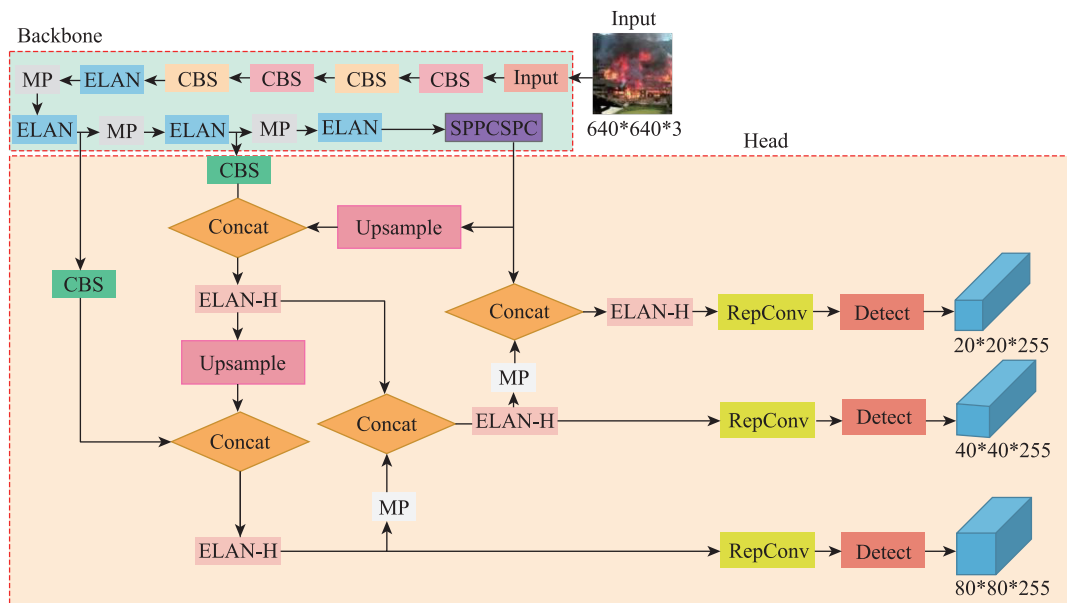


图1 YOLOv7结构图

Fig. 1 Structure diagram of YOLOv7

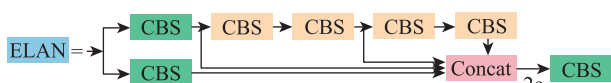


图2 ELAN结构图

Fig. 2 Diagram of ELAN structure

特征信息。MP通过调整特征图的通道数为原来的两倍并采用下采样调整与浅层特征图大小一致,便于特征图之间的Concat操作。其结构如图3所示。

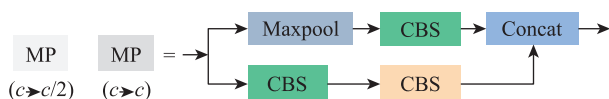


图3 MP结构图

Fig. 3 Diagram of MP structure

RepConv模块则采用了重参数化卷积架构,Rep网络为一个三支的网络,通过不同大小的卷积进行特征提取,增强了模型对特征信息的提取能力,在训练期间通过特征提取和平滑操作及特征叠加实现高效的特征表示。

2 YOLOv7算法改进

YOLOv7凭借其先进性得到了广泛的应用,在Neck模块使用PAFPN的网络结构,该结构由FPN和PAN组成,其中,FPN从高维度向低维度传递语义信息,PAN是低维度传递位置信息,从而实现图像在不同尺寸下对同一目标的识别,但经过网络层

次较深的多次网络卷积后,图片背景信息的迭代会产生大量的冗余信息,损害了不相邻级别的融合效果。本文采用AFPV替换PAFPN和ECIoU替换原有的CIoU损失函数,以达到更好的检测效果。

2.1 AFPV

渐近式特征金字塔结构与许多基于特征金字塔网络^[11]的目标检测方法一样,在进行特征融合之前从Backbone中提取不同Level的特征,从而产生一组不同尺度的特征,AFPV结构如图4所示。

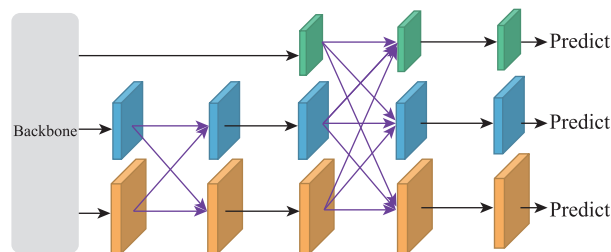


图4 AFPV结构图

Fig. 4 Diagram of AFPV structure

因为非相邻层次特征之间的语义差距大于相邻层次特征间的语义差距,尤其是底部和顶部特征,这直接导致非相邻层次特征的融合效果较差,所以直接使用3个不同层次的特征图进行融合是不合理的。在Backbone自下而上的特征提取过程中,AFPV采用渐近的方式集成了Low-Level, High-Level和顶级特征,渐近融合过程中,AFPV首

先将融合 Low-Level 的特征,然后融合更深层的特征,即更抽象的特征。由于 AFPN 的架构是渐近的,这将使不同 Level 特征的语义信息在渐近融合过程中更加接近,减少了不同层级特征进行融合时的语义差异。

在多级融合的过程中,利用 ASFF^[12]为不同 Level 的特征分配不同的空间权重,增强了关键 Level 的重要性,并减轻了来自不同目标的矛盾信息的影响。加入了 AFPN 的 YOLOv7 网络结构如图 5 所示。特征向量的线性组合表达如式(1)

$$y_{ij}^l = \alpha_{ij}^l \cdot x_{ij}^{1 \rightarrow l} + \beta_{ij}^l \cdot x_{ij}^{2 \rightarrow l} + \gamma_{ij}^l \cdot x_{ij}^{3 \rightarrow l} \quad (1)$$

式中: $x_{ij}^{1 \rightarrow l}$ 为从 Level1 到 Level l 的位置 (i, j) 处的特征向量; α_{ij}^l , β_{ij}^l 和 γ_{ij}^l 分别为在 level l 空间的 3 个权重,权重分布受 $\alpha_{ij}^l + \beta_{ij}^l + \gamma_{ij}^l = 1$ 的约束。使用 AFPN 模块替换 PAFPN 在保持检测精度不受影响的前提下,降低了网络模型的计算复杂和参数量。

2.2 损失函数改进

损失函数作用于计算预测与实际数据的差距,是衡量模型预测和实际效率的重要依据。为了进一步提高网络模型的训练效率,并使得模型可以收敛至更高的精度,本文对 YOLOv7 的回归损失函数进行了改进。

2.2.1 CIoU 损失函数

在 YOLOv7 中,回归损失函数采用的是 CIoU^[13] 损失函数,CIoU 损失函数在设计上考虑了目标框的形状信息,通过引入修正因子,使得损失对于不同形状的目标框更具鲁棒性。这使得模型更容易捕捉目标的准确形状。

CIoU 通过使用交并比^[14]、欧式距离以及对应长

宽比来测量预测框与真实框的重叠区域。其函数表达如式(2)~式(5)

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

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IoU) + v} \quad (3)$$

$$R_{CIoU} = \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha \quad (4)$$

$$L_{CIoU} = 1 - IoU + R_{CIoU} \quad (5)$$

式中: α 为权重参数; v 为度量长宽比的相似性; R_{CIoU} 为差异惩罚项; $\rho^2(b, b^{gt})$ 为预测框和真实框之间的欧氏距离; c 为预测框与真实框的最小重叠区域的对角线距离。

2.2.2 EIoU 损失函数

在 CIoU 损失函数中 v 表示的是长宽比的惩罚项,这可能导致预测框的长宽比逐渐接近真实框的长宽比时,对损失函数的梯度产生影响,进而阻碍模型继续优化相似度,且模型逼近目标的宽高比时,训练变得不稳定。为解决该问题,EIoU^[15]在 CIoU 的基础上分别计算宽高的差异值取代了纵横比,同时引入 Focal Loss 解决难易样本不平衡的问题。重新计算预测框与真实框的长宽,解决 CIoU 有可能阻止进一步有效地优化相似度的问题。EIoU 损失函数涉及到对预测框和真实框的嵌入向量进行优化,这可能增加了计算复杂性。在某些情况下,特别是当存在边界框的边长差距较大时,可能会导致训练速度较慢。EIoU 的损失函数如式(6)

$$L_{EIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c_w^2 + c_h^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{c_w^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{c_h^2} \quad (6)$$

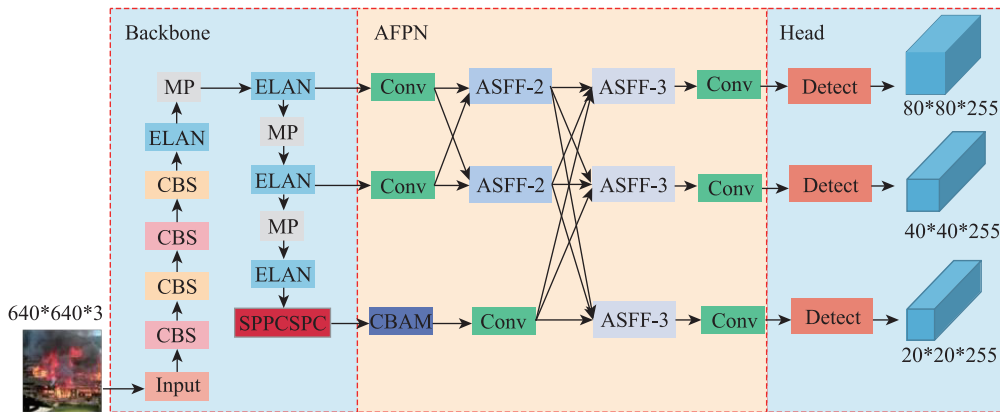


图5 YOLOv7改进结构图

Fig. 5 Diagram of YOLOv7 improved structure

2.2.3 Efficient-CIoU损失函数

为解决EIoU和CIoU损失函数存在的问题,本文采用结合了CIoU与EIoU优点的Efficient-CIoU损失函数,Efficient-CIoU引入了更多的几何信息,包括对中心坐标、宽度和高度的优化,以及引入了完整的外接矩形信息。这使得Efficient-CIoU在处理边界框之间的相对关系时更为全面,有助于提高模型对于各种目标形状和尺寸的适应能力。

在训练过程中模型先采用CIoU进行回归损失计算,将预测框的纵横比进行优化,优化到一个合适值后,每个预测框的边缘再由EIoU进一步优化,直到收敛到一个预期值。Efficient-CIoU的改进旨在提高损失函数与目标形状的一致性,从而更好地指导模型进行边界框回归。Efficient-CIoU损失函数如式(7)

$$L_{\text{Efficient-CIoU}} = 1 - IoU + R_{\text{CIoU}} + \frac{\rho^2(h, h^g)}{c_h^2} + \frac{\rho^2(w, w^g)}{c_w^2} \quad (7)$$

3 实验与分析

3.1 实验数据集

实验用到的数据集为SM-dataset,本数据集是人工拍摄和收集互联网上含有云和雾等复杂场景的烟雾图片(图6),并使用Labellmg软件进行标注打上高质量的标签(图7)。数据集中包含不同时间和不同照明条件下的图片。SM数据集中总共包含11 596张图像,其中训练集包含9 276张图像,测试集中包含有2 320张图像。这些图像在训练集和测试集中没有重复的图像。

3.2 实验设备与评价指标

在本文的算法验证中,实验的硬件配置为Intel

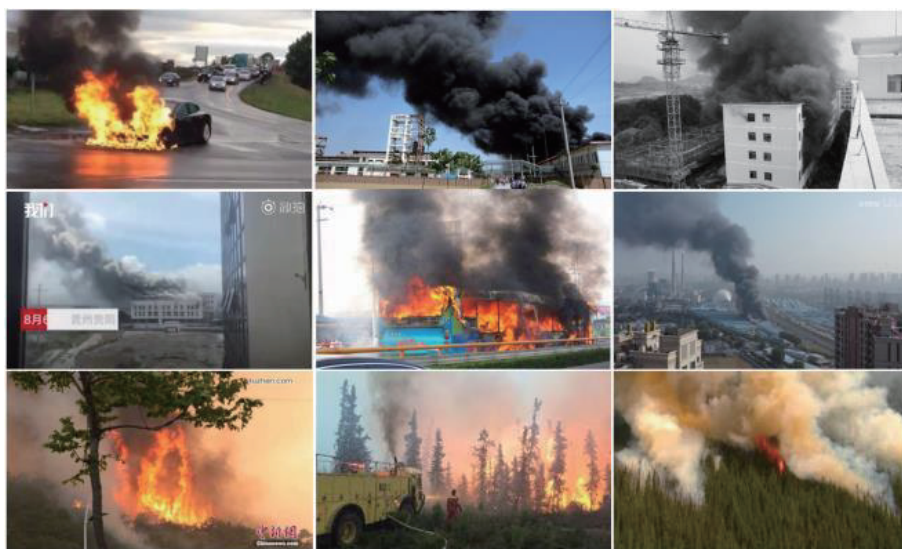


图6 数据集图片

Fig. 6 Dataset images



图7 Labellmg标注图片

Fig. 7 Images annotated by Labellmg

i7-10700,GPU型号为NVIDIA GeForce GTX 1660Ti,显存6 GB,内存8 GB,操作系统为Windows11。本文所有实验的全局迭代次数均为100次,深度学习框架为Pytorch,代码全部使用Python语言实现。实验平台参数如表1所示。

本文采用的评价指标为(mean average precision, mAP),即平均精确度均值,该评价指标与精确度(precision, P)和平均精确度(average precision, AP)有关,模型复杂度用参数量Parameter,以及计算量GFLOPs来评价,计算复杂度用于评估模型的性能,1 GFLOPs=10⁹ FLOPs,FLOPs是一个浮点操

表1 实验平台参数

Tab.1 Parameters of experimental platform

Lab environment	Platform parameters
System	64-bit Windows system
RAM	16 GB
CPU model	i7-10700
Graphics card	RTX1660 Ti-6 GB
Weight decay	0.0001
Initial learning rate	0.001
Image size	640*640

作数,用于测量模型的复杂性。评价指标具体公式如下

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$AP = \int_0^1 Pd_R \quad (9)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (10)$$

3.3 实验结果与分析

为验证本文所提出的改进YOLOv7网络模型中各模块的检测效果,在烟雾检测实验中,设置了消融实验,将改进YOLOv7模型中的各个模块逐个进行

改进并训练,将实验结果与作为Baseline的YOLOv7模型进行对比,改进模型的消融实验结果如表2所示。从表2可以看出YOLOv7融合了AFPN结构后,参数量与原模型相比下降了32.2%,计算量下降了21.5%,使得YOLOv7模型有了更低的模型复杂度;在实现模型低复杂度的基础上将模型原有回归损失函数替换为Efficient-CIoU损失函数,改进的损失函数结合了CIoU和EIoU损失函数的优点,在没有增加参数量和计算量的前提下与Baseline相比,准确率 P 提升了0.4%, $mAP50$ 值提升了1.2%;在本文提出的模型中,将AFPN结构和损失函数E-CIoU同时进行融合替换,实验结果表明,与YOLOv7相比,改进模型检测准确率 P 提升了1.3%, $mAP50$ 提升了1.8%,参数量下降了32.2%,模型计算量下降了21.5%。本文提出的方法和基准方法相比,体现出了改进模型更好的检测性能和更低的网络复杂度。算法改进前后性能对比如图8所示。

为了进一步验证本文方法的有效性,本文在SM烟雾数据集上与另外几种检测方法进行了对

表2 消融实验

Tab.2 Ablation experiments

Case	AFPN	E-CIoU	$P/\%$	$mAP50/\%$	Parameter quantity	Calculation quantity/GFLOPs
YOLOv7	×	×	67.3	62.8	74.8	105.1
Experiment A	√	×	67.5	63.4	50.7	82.5
Experiment B	×	√	67.7	64.0	50.7	82.5
Experiment C	√	√	68.6	64.6	50.7	82.5

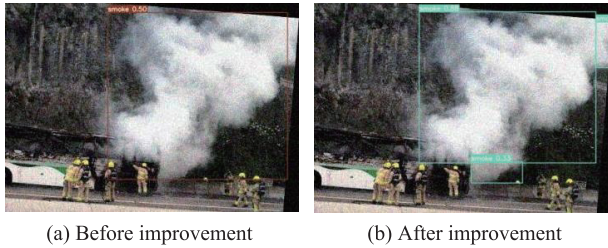


图8 烟雾检测对比示例

Fig. 8 Comparison examples of smoke detection

比,其中,RetinaNet是具有代表性的单阶段目标检测算法,Faster-RCNN是经典的二阶段目标检测算法,SM-YOLO是相关研究者提出的烟雾检测算法,这3种算法可以作为依据验证算法的有效性。检测结果如表3所示。

表3 与其他算法的性能对比

Tab.3 Performance comparison with other methods

Way	$mAP50/\%$
Faster-RCNN	54.4
RetinaNet	57.5
SM-YOLO	63.9
Ours	64.6

4 结论

采用YOLOv7作为烟雾检测任务的基准模型,通过对YOLOv7模型进行改进并在烟雾数据集上进行实验测试,得出以下结论。

1) 本文提出基于改进YOLOv7的烟雾检测算法。通过将YOLOv7模型Neck部分的PAFPN结构替换为AFPN网络结构,降低了网络的参数和计算

复杂度,有效提高了网络对图像中烟雾目标特征的提取,同时采用 Efficient-CIoU 作为模型回归的损失函数,提升了模型的检测精度和准确率。

2) 实验结果表明,改进后的 YOLOv7 算法对烟雾检测的准确率可以达到 68.6%, $mAP50$ 达到 64.6%, 相比较于原模型,改进后的检测性能更好,模型参数更少。因此将该改进算法应用于烟雾检测任务中,可以提高烟雾检测的识别效率,有望在火灾预防工作中发挥关键作用。

参考文献:

- [1] HURTIK P, MOLEK V, HULA J, et al. Poly-YOLO: higher speed, more precise detection and instance segmentation for YOLOv3[J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34(10): 8275-8290.
- [2] HUO Y, ZHANG Q, JIA Y, et al. A deep separable convolutional neural network for multiscale image-based smoke detection[J]. *Fire Technology*, 2022, 58: 1445-1468.
- [3] ARIFANDO R, ETO S, WADA C. Improved YOLOv5-based lightweight object detection algorithm for people with visual impairment to detect buses[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(9): 5802.
- [4] INBAR O, SHAHAR M, GIDRON J, et al. Analyzing the secondary wastewater-treatment process using Faster R-CNN and YOLOv5 object detection algorithms[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 416: 137913.
- [5] 杨大为, 张成超. 基于改进 YOLOv7 的安全帽佩戴检测算[J]. *沈阳理工大学学报*, 2024, 43(1): 16-21.
YANG D W, ZHANG C C. Algorithm of Safety Helmet Detection Based on Improved YOLOv7[J]. *Journal of Shenyang University of Technology*, 2024, 43(1): 16-21.
- [6] XIA X, YUAN F N, ZHANG L, et al. From traditional methods to deep ones: review of visual smoke recognition, detection, and segmentation[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(10): 1627-1647.
- [7] LI F, YAN H, SHI L. Multi-scale coupled attention for visual object detection[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 11191.
- [8] GANESH P, VOLLE K, BURKS T F, et al. Deep orange: Mask R-CNN based orange detection and segmentation [J]. *Ifac-papersonline*, 2019, 52(30): 70-75.
- [9] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [10] QIN L, PANG W, ZHAO D. A feature pyramid network with adaptive fusion strategy and enhanced semantic information[J]. *Multimedia Systems*, 2024, 30(4): 1-13.
- [11] WANG C, ZHONG C. Adaptive feature pyramid networks for object detection[J]. *IEEE Access*, 2021, 9(1): 107024-107032.
- [12] SHEN S, ZHANG X, YAN W, et al. An improved UAV target detection algorithm based on ASFF- YOLOv5s[J]. *Mathematical biosciences and engineering: MBE*, 2023, 20(6): 10773-10789.
- [13] ZHANG S, LI C, JIA Z, et al. Diag-IoU loss for object detection[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2023, 33(12): 7671-7683.
- [14] LIU X B, YANG X Z, ZHAO S T, et al. Object detection method based on CIoU improved bounding box loss function[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2023, 38(5): 656-665.
- [15] ZHANG Y F, REN W, ZHANG Z, et al. Focal and efficient iou loss for accurate bounding box regression[J]. 2021, 506: 146-157.



第一作者: 占华林(1980—),男,副教授,硕士生导师,博士研究生。研究方向为人工智能、嵌入式开发。E-mail: james392@163.com。



通信作者: 姜楠(1981—),男,教授,博士,博士生导师,入选江西省“双千计划”、省杰出青年基金、省政府特殊津贴、省主要学术和技术带头人、省百千万人才工程等。研究方向为人工智能、物联网、土木基础设施智慧运维等。E-mail: jiangnan1018@gmail.com。