

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202412006



改进 YOLOv8n 模型的火灾场景 火焰检测方法

乐其河^{1,2}, 陈炜¹, 郑祥盘¹, 许亦镜¹, 林立霖¹

(1. 闽江学院 物理与电子信息工程学院, 福建 福州 350108;

2. 华侨大学 机电及自动化学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 针对火灾复杂烟尘环境导致火焰检测准确性低下的问题, 提出一种基于 YOLOv8n 模型的高效精准火焰检测方法。首先, 选取多种火灾场景图像作为数据集原始图像, 同时增加随机椒盐等噪声模拟烟尘环境; 其次, 在模型的网络框架前端嵌入中值滤波模块, 旨在提升烟尘环境下网络对干扰噪声的理解能力; 最后, 利用 Ghost 卷积模块, 设计不同层级的跨层连接网络, 在减少参数数量的同时, 优化了网络的泛化能力, 实现了在噪声干扰的火灾场景下实时高精的火焰检测。实验结果表明: 改进的 YOLOv8n 模型具有更优异的实时性和检测准确性。

关键词: 火焰检测; 椒盐噪声; YOLOv8n 模型; 中值滤波模块; 轻量级 Ghost 卷积

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5013(2025)03-0255-09

Flame Detection Method in Fire Scene With Improved YOLOv8n Model

LE Qihe^{1,2}, CHEN Wei¹, ZHENG Xiangpan¹,
XU Yijing¹, LIN Lilin¹

(1. College of Physics and Electronic Information Engineering, Minjiang University, Fuzhou 350108, China;

2. College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy in flame detection caused by complex smoke and dust environments in fire scenes, an efficient and precise flame detection method based on the YOLOv8n model was proposed. First, a variety of fire scene images were selected as the original images for the dataset, and random noise, such as salt and pepper noise, was added to simulate a smoke and dust environment. Second, a median filtering module was embedded at the front of the model's network framework to enhance the network's capability to handle interference noise in smoke and dust environments. Finally, by utilizing Ghost convolution modules and designing cross layer connection networks at different lay levels, the number of parameters was reduced while the generalization capability of the network was optimized. This enable real-time and high-precision flame detection in fire scene with noise interference. Experimental results show that the improved YOLOv8n model had superior real-time performance and detection accuracy performance.

收稿日期: 2024-12-06

通信作者: 陈炜(1991-), 男, 讲师, 博士, 主要从事机器视觉算法、深度学习方法的研究。E-mail: chenwei_edu@outlook.com。

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(2022J05235); 福建省技术创新重点攻关及产业化项目(校企联合类)(2023XQ018); 闽江学院“揭榜挂帅”项目(ZD202303); 闽江学院预研项目(MJY22022)

Keywords: flame detection; random noise; YOLOv8n model; median filtering module; lightweight Ghost convolution

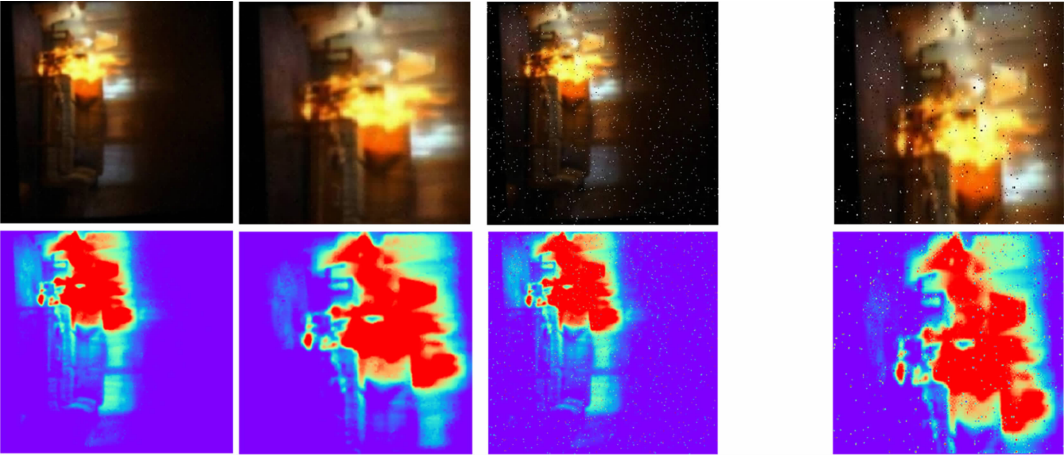
火灾的发生对人们的生命和财产造成严重威胁^[1],传统的火灾检测方法采用温度传感器进行检测,这种检测方法造价昂贵且不适用室外场景的应用^[2]。近年来,基于图像的深度学习目标检测方法得到了广泛应用^[3],这种方法不受场景限制,能够有效应用于室外环境,例如,森林、草场等^[4]。及时、准确地检测火灾中的火焰,可以在火灾早期采取有效的应对措施^[5]。

传统的基于图像的火灾检测方法常采用火焰的颜色特征进行识别^[6],如基于颜色空间^[7]、HSV(色调、饱和度、明度)^[8]、YUV(明亮度、色讯、亮度)^[9]和 YCbCr^[10]等,但在面对早期火焰及存在相似色彩干扰的情况下,检测结果常常不尽人意。随着深度学习的发展,基于卷积的先进图像处理方法为火灾场景火焰检测提供了一种更为有效的解决方案。目前,基于深度学习的火焰检测方法主要包括 Faster R-CNN^[11]、Mask R-CNN^[12]、SSD^[13] 双阶段模型,以及 YOLO 系列^[14-16] 的单阶段模型。与双阶段模型相比,单阶段模型只需经过一次前馈网络就可以实现对目标的检测,兼顾检测速度及准确性。

近年来,随着 YOLO 系列模型的发展,单阶段模型具有更高的检测准确性和实时的检测速度,成为了在实际应用部署的首选算法。Qin 等^[17]通过在 YOLOv3 模型中引入深度可分离卷积模块,提升对特征的感受阈,进而增强对火灾图像特征的提取能力。汪子健等^[18]采用 eIoU 损失函数替代传统 IoU 损失函数,结合注意力机制来提升火焰烟雾中微小目标特征的理解能力。曹康壮等^[19]通过引入 SIoU 损失函数提高模型目标框的定位精度,同时在模型中添加 Shuffle Attention 注意力机制,进一步提高在复杂环境下对目标火焰的识别精度。陈义啸等^[20]通过在上采样阶段中添加 CBAM 注意力机制,提高模型对火焰特征的提取能力。上述方法增强了火灾场景火焰的检测精度,但实际场景中大量的烟雾和灰尘导致图像捕获质量下降,大大降低了对火焰的检测精度。基于此,本文提出一种改进的 YOLOv8n 模型的火灾场景火焰检测方法。

1 数据集预处理和构建

在深度学习图像处理领域,向图像中加入噪声是增强模型鲁棒性的一种有效手段。特别是针对烟雾、火焰等动态环境,噪声模拟可以帮助模型更好地应对复杂背景和遮挡。例如,椒盐噪声模拟了火灾现场中烟雾和尘土对图像的影响,图像角度、尺寸及曝光的随机调整与实际火灾场景中环境扰动的特点相似^[21-23]。随机裁剪通过对随机选择不同图像的区域进行训练,模拟了真实场景中目标部分遮挡、目标位置变化等情况。裁剪后的局部信息与全局信息的分布差异促进了模型在噪声背景中的有效特征关注。噪声增强后的数据集特征分布图,如图 1 所示。



(a) 原始火灾场景 (b) 随机选择、裁切 (c) 随机高斯模糊、椒盐噪声 (d) 随机高斯模糊、椒盐噪声及裁剪

图 1 噪声增强后的数据集特征分布图

Fig. 1 Feature distribution maps of dataset after noise enhancement

原始火灾场景图像训练完成后,模型通过固化的特征对火焰进行检测。在实际火场中,受到高温、粉尘、烟雾甚至是摄像头的偏移影响,单一的图像特征往往无法满足高鲁棒性、高精度的检测需求。当加入不同的随机噪声后,火灾场景图像的特征发生了随机的改变,较小的细节在人眼中不易察觉,甚至难以区分,但在计算机视觉算法处理过程中,这种模糊噪声和不规则分布噪点往往会对算法的检测性能产生不利影响。因此,通过增强原始火灾场景图像的随机噪声,扩展出同一场景多类特征要素,为深度学习算法模型提供了丰富的特征要素,也为模型的网络结构设计方法提出了更严苛的要求。

构建的火灾火焰数据集包含 1 080 幅图像,涵盖室外建筑、室内环境和自然场景等多种火灾场景。火焰目标的尺寸从覆盖图像 5% 区域的小型火焰到覆盖图像 30% 以上区域的大型火焰。根据可视对象类(VOC)数据集标准格式完成对火焰目标的标注。除多类场景外,图像经过 416 px×416 px 的分辨率调整后,进行了随机的数据增强处理,包括 50% 概率的水平翻转和垂直翻转、90° 旋转、随机裁剪 0%~20% 图像区域、-25%~+25% 图像区域的随机曝光、0~20 px 高斯模糊、添加标准差为 0.002 5 的随机高斯噪声,以及噪声密度为 0.002 5 的随机椒盐噪声,以模拟火灾场景中的烟尘和光照反射干扰,最终生成增强数据和原始数据的两套数据集。数据集按照 80% 训练集、10% 验证集和 10% 测试集的比例进行划分,以有效评估复杂火灾场景的检测鲁棒性。

2 改进的 YOLOv8n 模型

2.1 方法概述

YOLOv8n^[24] 模型是 YOLO 系列模型中最新的 SOTA 模型,深度残差网络由多个卷积层、残差块和瓶颈层组成,总体而言,YOLOv8n 模型分为 3 个部分:骨干网络、颈部网络和输出头。骨干网络和颈部网络参考了 YOLOv7 E-ELAN 的设计理念^[25],用更丰富的梯度流将 YOLOv5 模型的 C3 结构替换为 C2f 结构,为不同规模的模型调整不同数量的通道数,从而大大提高了模型的性能。YOLOv8n 模型网络结构,如图 2 所示。

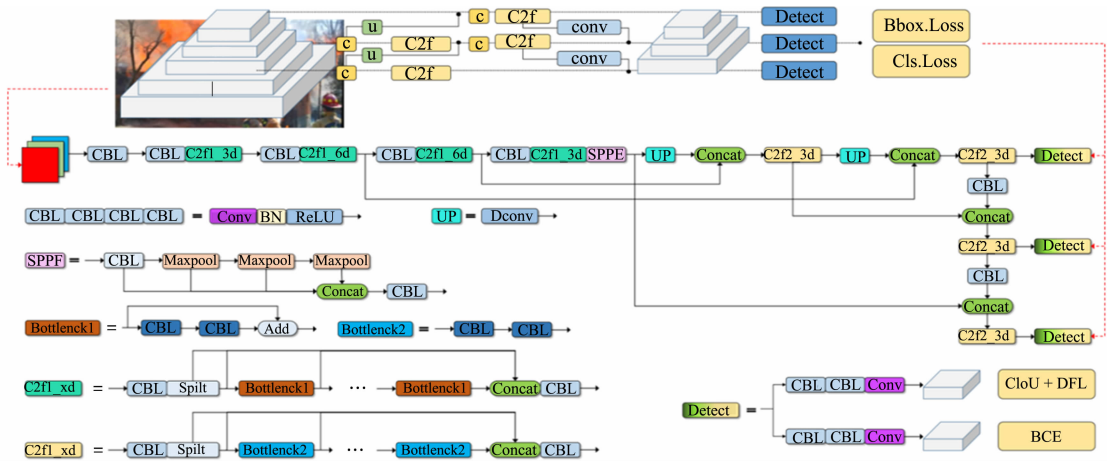


图 2 YOLOv8n 模型网络结构

Fig. 2 Network architecture of YOLOv8n model

对第一层张量流对像素值的卷积理解提前进行一次中值替换,采用轻量级 Ghost 卷积设计不同层级的跨层连接网络,以减少参数量并优化网络的泛化能力,同时提升网络在火灾场景对噪声干扰的高度适应性。改进的 YOLOv8n 模型网络结构,如图 3 所示。

2.2 中值滤波模块的网络改进

基于卷积构建的深度学习网络模型在面临真实的火灾场景时,图像上点状或模糊状阴影往往造成误检,因此,在数据加载转换为张量流的过程中引入中值思想,即在网络的前端嵌入中值滤波模块,使网络在继承父类数据时,实现对在噪点噪声更宽泛的理解能力。具体而言,使用周围邻域像素的中值代替该像素的灰度值,达到对噪声特征更显著的特征理解能力。经过中值滤波模块处理后,图像在 (x,y) 处的像素灰度 $(I_s(x,y))$ 为

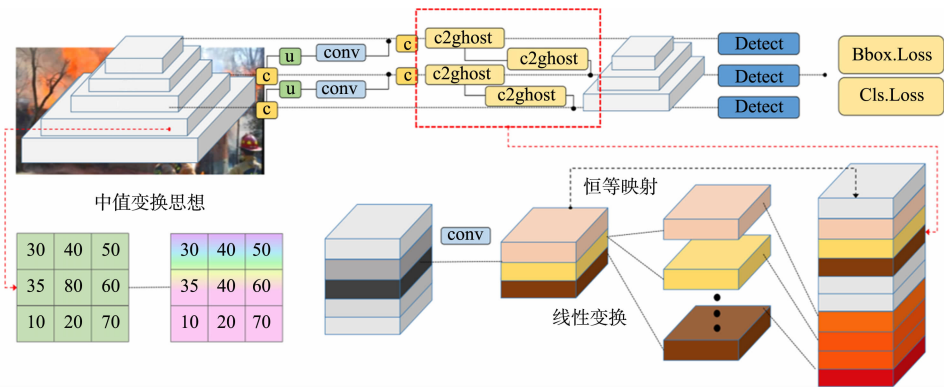


图 3 改进的 YOLOv8n 模型网络结构

Fig. 3 Network architecture of improved YOLOv8n model

$$I_s(x,y)=\text{median}(I_i(x-k,y-K),\cdots,I_i(x+k,y+K))。$$
 (1)

式(1)中: $I_i(x,y)$ 表示输入图像在 (x,y) 处的像素灰度; K 为步长大小,表示覆盖每个像素点周围的邻域大小, $K=3$ 。

根据式(1),以图像中的每个像素为中心取一个大小为 $(2k+1)\times(2k+1)$ 的邻域。将邻域内的像素按照灰度值进行排序,取排序后的中间值作为该像素的新灰度值。重复以上步骤,直到遍历整个图像的像素点。这种方法让网络在增加极微弱复杂度的同时,提升整体特征的获取能力,使传统定值化的滤波方法转变为宽泛感受域的深度学习方法。

2.3 Ghost 卷积的网络改进

由于 YOLOv8n 模型使用的大量堆叠的卷积网络,在单阶段目标检测中取得较好的训练效果,但在面对含有噪声干扰的火焰图像时,深层堆叠的网络结构对于图像的特征解析产生反向增益,存在训练过程中过拟合及特征解析能力差的问题。同时,大量的卷积网络降低了训练后模型的推理性能及检测速度。为解决上述问题,在 YOLOv8n 模型的骨干网络中引入 Ghost 卷积^[26],对 C2f 卷积层进行改进。Ghost 卷积网络的改进结构,如图 4 所示。在传统卷积得到的特征图上再进行线性卷积,获取更多的特征图,借鉴残差块的思想,将两部分特征图拼接生成最终的特征图,以此消除噪声干扰导致的卷积特征图冗余,这种方法大幅降低了原网络采用 C2f 卷积带来的大量计算量和冗余的特征。

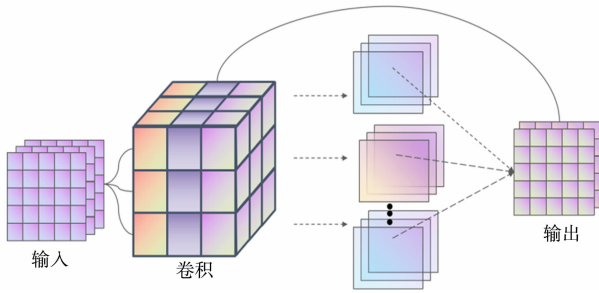


图 4 Ghost 卷积网络的改进结构

Fig. 4 Improved structure of Ghost convolutional network

参照 Han 等^[26]提出的模型计算方法,采用 Ghost 的计算量(r_s)为

$$r_s = \frac{n \cdot h \cdot w \cdot c \cdot k \cdot k}{\frac{n}{s} \cdot h \cdot w \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot h \cdot w \cdot d \cdot d} = \frac{c \cdot k \cdot k}{\frac{1}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + \frac{s-1}{s} \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s+c-1} \approx s。$$
 (2)

式(2)中: c 为输入特征的图通道数; h 为高; w 为宽; n 为输出特征图的通道数; k 为卷积核大小; s 为缩小的计算量倍数。

对多个 $h \cdot w$ 进行 $s-1$ 次分组卷积,卷积和的大小为 $d \cdot d$ 。使用 Ghost 卷积替换传统 C2f 卷积特

征图越多,加速效果越好,即 Ghost 占据卷积的比值决定了参数量降低的比值。

3 实验结果与分析

3.1 实验配置

实验是在 Ubuntu 20.04 系统环境下进行的,设备搭载 Intel Xeon E5 2686v4@2.30 GHz CPU、GeForce RTX 2080Ti 11G GPU 和 64 GB LPDDR4 RAM,在 PyTorch 和 opencv-python 环境下部署并验证相关算法。学习速率初始化为 0.01,权重衰减设置为 0.000 5,循环次数设置为 300 次,终止训练阈值设置为 50 个循环,即如果训练了 50 个循环,模型检测精度没有提升,则停止训练,保存最优的训练结果,其余的参数配置与原始 YOLOv8n 模型的默认配置一致。

3.2 评价指标

精度(P)表达式为

$$P = TP / (TP + FP)。$$

召回率(η_R)表达式为

$$\eta_R = TP / (TP + FN)。$$

式(3)、(4)中:TP 代表真阳性样本数量;FP 代表假阳性样本数量;FN 代表假阴性样本数量。

均值平均精度 \overline{P}_A 表达式为

$$\overline{P}_A = (\sum_{i=1}^n P_{A,i}) / n。$$

式(5)中: \overline{P}_A 是指以 P 和 η_R 为横轴和纵轴包围的曲线面积; n 代表数据集类别数, $n=1$ 。

3.3 实验比对

3.3.1 与其他算法的训练模型比对 通过数据集改进方法、改进 YOLOv8n 模型的网络结构实现了复杂环境下高效精准的火焰检测。不同模型在无噪声干扰的火焰数据集的检测结果,如表 1 所示。表 1 中: $P_{IoU=0.50}$, $P_{IoU=0.95}$ 为阈值是 0.50 和 0.95 的模型精度; v 为推理速度。

表 1 不同模型在无噪声干扰的火焰数据集的检测结果

Tab. 1 Detection results of different models on flame dataset without noise interference

模型	$P/\%$	$\eta_R/\%$	$P_{IoU=0.50}/\%$	$P_{IoU=0.95}/\%$	计算复杂度	$v/F \cdot s^{-1}$
YOLOv3-tiny ^[27]	61.4	42.1	42.9	17.3	18.9	416
Faster R-CNN ^[28]	67.4	40.3	54.0	22.5	134.4	7
SSD ^[29]	62.3	33.5	45.2	20.4	34.9	46
YOLOv5s ^[30]	68.6	31.6	44.2	23.6	23.8	370
YOLOv8s	77.4	42.1	53.5	24.3	28.4	294
YOLOv8l	67.8	55.6	62.6	26.2	164.8	104
改进的 YOLOv8n	79.7	52.6	60.1	26.4	5.0	416

由表 1 可知:主流模型中,YOLOv8s 模型的精度远高于其他模型,但召回率较低;YOLOv8l 模型的 $P_{IoU=0.50}$, $P_{IoU=0.95}$ 表现优异,且具有较高的召回率;Faster R-CNN 的精度和 $P_{IoU=0.50}$ 上较为稳定,精度为 67.4%, $P_{IoU=0.50}$ 为 54.0%,但其 v 仅为 7 $F \cdot s^{-1}$,表明其计算复杂度较高,考虑到经济性,该模型不适合实际的硬件部署应用;增加网络深度的 YOLOv8l 模型的精度远低于结构更为简洁的 YOLOv8s 模型,因此,在单一的目标类别和参数量较小的数据集中,参数量适中的网络结构往往会带来更好的特征解析能力;改进的 YOLOv8n 模型精度达到 79.7%,在所有模型中最高,召回率为 52.6%,比大多数模型都有明显提高, $P_{IoU=0.50}$ 为 60.1%,略低于 YOLOv8l 的 62.6%,但总体的表现较为平衡, $P_{IoU=0.95}$ 为 26.4%,比其他模型高,表明在不同阈值下具备更强的检测能力;改进的 YOLOv8n 模型的计算复杂度仅为 5.0,是所有模型中计算复杂度最低的,而推理速度达到 416 $F \cdot s^{-1}$,与 YOLOv3-tiny 模型相同。因此,改进的 YOLOv8n 模型的测试数据充分体现了其在高效性与实时性的优势。

不同模型在噪声增强火焰数据集的检测结果,如表 2 所示。由表 2 可知:YOLOv3-tiny 模型和 SSD 模型的精度明显下降,表明噪声对 YOLOv3-tiny 和 SSD 模型的影响较大,增加网络深度的

YOLOv8l 模型和 Faster R-CNN 模型的召回率体现出对噪声更高的适应性;改进的 YOLOv8n 模型在噪声增强火焰数据集的检测结果比其他模型展现出多项显著优势,精度为 81.0%,远高于其他模型,具有较高的检测准确性, $P_{IoU=0.50}$, $P_{IoU=0.95}$ 展现出优异的性能,分别达到 55.1%和 22.8%,但计算复杂度却远低于其他模型,仅为 5.0,同时 v 高达 $455\text{ F}\cdot\text{s}^{-1}$ 。因此,改进的 YOLOv8n 模型相较于 YOLOv8l 模型和 Faster R-CNN 模型,在提升噪声环境理解和火焰检测精度的同时,兼顾较快的推理速度,可快速部署在低成本设备并实时检测场景。

表 2 不同模型在噪声增强火焰数据集的检测结果

Tab. 2 Detection results of different models on noise-enhanced flame dataset

模型	$P/\%$	$\eta_R/\%$	$P_{IoU=0.50}/\%$	$P_{IoU=0.95}/\%$	计算复杂度	$v/\text{F}\cdot\text{s}^{-1}$
YOLOv3-tiny ^[27]	43.7	69.5	49.1	19.2	18.9	455
Faster R-CNN ^[28]	66.5	40.0	53.5	22.0	134.4	7
SSD ^[29]	55.5	34.5	42.3	19.4	34.9	43
YOLOv5s ^[30]	58.1	58.3	56.7	22.1	23.8	370
YOLOv8s	59.5	52.6	60.0	23.3	28.4	286
YOLOv8l	60.6	47.4	48.1	19.5	164.8	108
改进的 YOLOv8n	81.0	47.4	55.1	22.8	5.0	455

3.3.2 改进的 YOLOv8n 模型的消融实验 在无噪声干扰和噪声增强的两种火焰数据集上进行了消融实验,以评估改进的 YOLOv8n 模型各模块对目标检测性能的贡献。在无噪声干扰下改进的 YOLOv8n 模型的消融实验表现,如表 3 所示。表 3 中:√为该模块参与模型结构的构成。

表 3 在无噪声干扰下改进的 YOLOv8n 模型的消融实验表现

Tab. 3 Ablation Performance of improved YOLOv8n model without noise interference

YOLOv8n	中值滤波模块	Ghost 卷积模块	$P/\%$	$\eta_R/\%$	$P_{IoU=0.50}/\%$	计算复杂度
√	—	—	67.1	43.0	54.8	5.0
√	√	—	72.3	52.6	54.1	8.2
√	—	√	78.4	36.8	54.7	8.1
√	√	√	79.7	52.6	60.1	5.0

由表 3 可知:在无噪声干扰的原始数据集中,YOLOv8n 基线模型表现较为稳定,其精度、召回率等评价指标展现了较强的基础检测能力,单独引入中值滤波模块后,能够显著提升召回率,但 $P_{IoU=0.50}$ 略有波动;单独引入 Ghost 卷积模块后,精度上取得了显著提升,召回率略有下降,但对 $P_{IoU=0.50}$ 基本无负面影响;当两个模块同时加入后,模型的精度达到 79.7%,召回率达到 52.6%, $P_{IoU=0.50}$ 达到 60.1%,相比基线模型、组合模块达到最优,同时保持了较低的计算复杂度。

在噪声增强下改进的 YOLOv8n 模型的消融实验表现,如表 4 所示。

表 4 在噪声增强下改进的 YOLOv8n 模型的消融实验表现

Tab. 4 Ablation Performance of improved YOLOv8n model with noise enhancement

YOLOv8n	中值滤波模块	Ghost 卷积模块	$P/\%$	$\eta_R/\%$	$P_{IoU=0.50}/\%$	计算复杂度
√	—	—	58.0	42.1	54.6	8.1
√	√	—	75.6	31.6	45.6	8.2
√	—	√	65.2	63.2	56.2	5.0
√	√	√	81.0	47.4	55.1	5.0

由表 4 可知:在噪声增强下,基线模型受到噪声数据的影响,整体性能大幅下降;单独引入中值滤波模块后,虽然模型的精度显著提高至 75.6%,但召回率大幅下降至 31.6%,这表明中值滤波对背景噪声的抑制效果较强,但可能忽略部分关键目标;单独引入 Ghost 卷积模块能够在精度和召回率之间取得了更好的平衡;当两个模块同时加入后,模型在噪声增强数据集上的综合性能达到最优,精度提高至 81.0%,召回率稳定在 47.4%, $P_{IoU=0.50}$ 维持在 55.1%。这一结果表明,模块间的协同作用能够有效提高模型对复杂背景和噪声干扰的适应能力,同时保持了较低的计算复杂度。相比基线模型,组合模块不仅优化了检测性能,还显著增强了对噪声干扰的鲁棒性。

实验结果表明,中值滤波模块和 Ghost 卷积模块在无噪声数据集中,目标特征清晰且背景干扰较

少, 中值滤波模块能够有效细化目标边界, 提高召回率。而在噪声增强数据集中, 背景噪声复杂, 中值滤波模块在去除噪声的同时, 可能误抑制部分目标区域, 导致召回率下降。Ghost 卷积模块则侧重优化特征提取效率, 在无噪声数据集中对召回率的影响有限, 但在噪声增强数据集中, 通过增强显著特征的表达, 有助于提升对复杂背景中目标的捕捉能力。两者的结合进一步提升了模型的综合性能。该方法在两种数据集上的表现验证了模块设计的有效性和适用性, 为火焰检测任务提供了可行的优化思路和方法支持。

3.3.3 改进的 YOLOv8n 模型的可视化分析 YOLO 系列模型的检测结果对比, 如图 5 所示。由图 5 可知: 改进的 YOLOv8n 模型在对不同环境下火焰的检测中取得了更高的精度结果及更优异的鲁棒性; YOLOv3-tiny 模型、YOLOv5s 模型和 YOLOv8s 模型作为当前最先进的单阶段检测模型, 在面对随机裁剪、随机旋转、随机曝光、随机高斯和随机椒盐的噪声干扰时, 检测出现了失效, 这是因为当前检测方法所针对的图像特征难以实现对多种干扰下特征的深度理解及推理; 虽然 YOLOv3-tiny 模型到 YOLOv8s 模型的网络计算量及网络深度不断加深, 检测精度得到了小幅提升, 但仍然存在误检和漏检的情况, 网络的复杂度也导致了检测速度的降低, 提升了实际应用的部署难度; 改进的 YOLOv8n 模型通过结合中值滤波模块和 Ghost 卷积模块, 在降低模型计算量的同时, 有效消除椒盐噪声等噪声的干扰, 因此, 改进的 YOLOv8n 模型在面对多种噪声和复杂环境时, 能够保持较高的检测精度和更好的鲁棒性, 且在不牺牲速度的前提下, 显著降低了误检和漏检的发生。

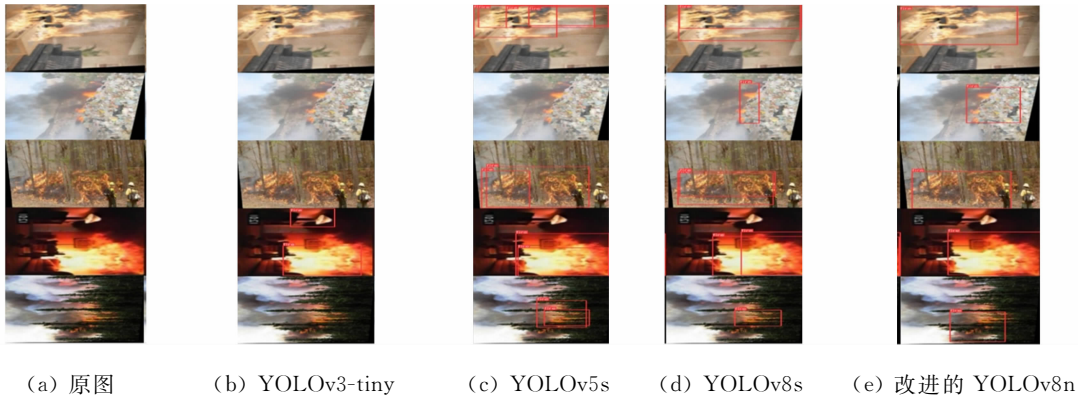


图 5 YOLO 系列模型的检测结果对比

Fig. 5 Comparison of detection results among YOLO series models

改进的 YOLOv8n 模型的检测结果, 如图 6 所示。

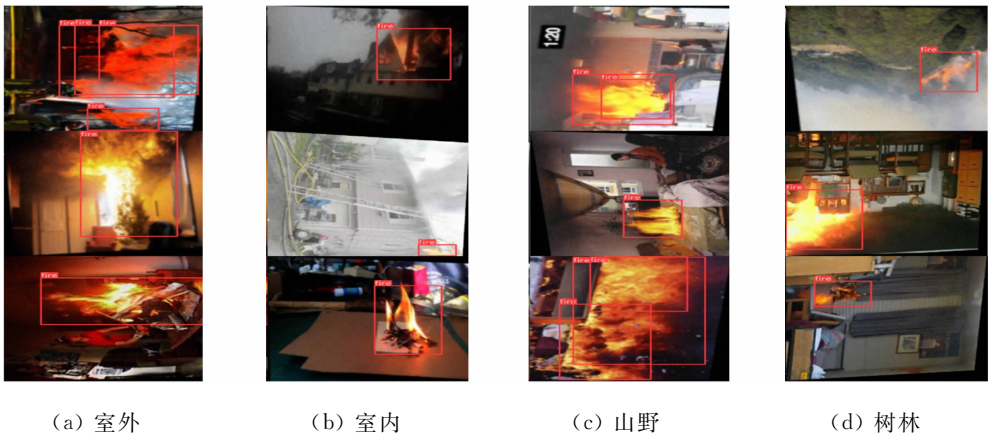


图 6 改进的 YOLOv8n 模型的检测结果

Fig. 6 Detection results of improved YOLOv8n model

由图 6 可知: 改进的 YOLOv8n 模型的检测结果在多种带有干扰噪声的火场场景下展现了良好的检测效果, 不论是室外建筑环境、室内环境还是山野、树林等复杂环境, 均能够准确地检测到火焰目标; 在室外建筑环境中, 能够有效地识别建筑物周围的火焰, 即使在光照条件不佳或者火势较小的情况下也能取得良好的检测结果, 在室内环境中, 改进的 YOLOv8n 模型能准确地检测到室内火灾, 包括火焰和

烟雾等火灾特征,为及时的火灾预警和应急处理提供了可靠的技术支持;改进的 YOLOv8n 模型还能够 在山野、树林等自然环境中发挥作用,及时发现并识别出山野、树林火灾,帮助防止火灾的蔓延和扩大。 综合来看,改进的 YOLOv8n 模型在不同环境下都能够有效抑制由树木、植被等复杂背景所引发的干 扰,稳定输出高质量的检测结果,为火灾监测和预防工作提供了有效的技术手段。

改进的 YOLOv8n 模型面对复杂背景和噪声干扰的火灾图像时,表现出了比 YOLO 系列、SSD 及 Faster R-CNN 模型更强的适应性和鲁棒性。在提高检测精度的同时,保持了较高的检测速度,确保了 在实际应用中能够实时响应火灾情况。改进的 YOLOv8n 模型在火灾监测与预防工作中具有显著的技术 优势,特别是在需要高精度、高鲁棒性和实时响应的火灾预警系统中,具有广泛的应用前景。

4 结 束 语

针对实际火灾场景下火焰检测精度不足的问题,从环境噪声角度出发,通过探索数据集随机噪声对 深度学习模型的影响,提出一种改进的 YOLOv8n 模型。首先,通过对构建的火灾火焰检测数据集采用 随机裁剪、随机旋转、随机曝光、随机高斯和随机椒盐噪声增强等方法,大幅提升了数据集与真实火灾场 景噪声的相似度。其次,在多种先进的检测模型中测试了增强数据对网络的影响,验证了现有方法对噪 声适应性差的问题。最后,通过中值滤波模块结合高效的 Ghost 卷积模块,构建改进的 YOLOv8n 模 型,显著减少参数量的同时,提高了网络对噪声的理解能力,实现了小模型的高精度检测。改进的 YOLOv8n 模型有效地提高了对实际火灾场景噪声干扰情况的检测精度及鲁棒性,为火灾监测和预防 工作提供了更加可靠的技术支持。

参 考 文 献:

[1] 卞苏阳,严云洋,龚成张,等. 基于 CXANet-YOLO 的火焰检测方法[J]. 南京大学学报(自然科学版),2023,59(2): 295-301. DOI:10.13232/j.cnki.jnju.2023.02.012.

[2] 周兴华,陈西江,羊海东,等. 动态卷积 YOLOv5 的视频火焰检测算法[J]. 测绘科学,2023,48(4):106-118. DOI:10.16251/j.cnki.1009-2307.2023.04.012.

[3] 李伟达,叶靓玲,郑力新,等. 面向扶梯不安全行为的改进型深度学习检测算法[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2022,43(1):119-126. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.202105059.

[4] SATHISHKUMAR V E,CHO J,SUBRAMANIAN M,*et al.* Forest fire and smoke detection using deep learning- based learning without forgetting[J]. Fire Ecology,2023,19(1):9. DOI:10.1186/s42408-022-00165-0.

[5] 崔志亮,曹苏群. 基于改进 YOLOv5 的复杂环境下火灾检测方法[J]. 电脑与信息技术,2024,32(1):23-27,46. DOI: 10.19414/j.cnki.1005-1228.2024.01.019.

[6] 杜建华,张认成. LVQ 神经网络的红外光谱火灾早期预警算法[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2011,32(6):607- 610. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.2011.06.0607.

[7] CHENG Guangtao,CHEN Xue,WANG Chenyi,*et al.* Visual fire detection using deep learning: A survey[J]. Neu- rocomputing,2024,596:127975. DOI:10.1016/j.neucom.2024.127975.

[8] 蔡春兵,吴翠平,徐鲲鹏. 基于深度学习的视频火焰识别方法[J]. 信息技术与网络安全,2020,39(12):44-51. DOI: 10.19358/j.issn.2096-5133.2020.12.008.

[9] 王勇智,谭杨磊,韩锐,等. 基于分离 YUV 颜色通道的火焰提取方法[J]. 科学技术创新,2020(25):42-43.

[10] 何建,黄亦豪,薛黎明. 基于 YCbCr 和帧间差分法的火焰分割算法[J]. 现代计算机,2023,29(18):49-52.

[11] ZHANG Heng,SHAO Faming,CHU Weijun,*et al.* Faster R-CNN based on frame difference and spatiotemporal context for vehicle detection[J]. Signal Image and Video Processing,2024,18:7013-7027. DOI:10.1007/s11760- 024-03370-3.

[12] YADAV A,KUMAR E. Objectdetection on real-time videowith fpn and modified mask rcnnbased on inception-res- net V2[J]. Wireless Personal Communications,2024,138(4):2065-2090. DOI:10.1007/s11277-024-11539-9.

[13] LIU Wei,ANGUELOV D,ERHAN D,*et al.* SSD: Single shot multibox detector[M]. Cham:Springer International Publishing,2016:21-37. DOI:10.1007/978-3-319-46448-0_2.

[14] REDMON J,DIVVALA S,GIRSHICK R,*et al.* You onlylook once: Unified, real-time object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas:IEEE Press,2016:779-788. DOI:10.48550/

- arXiv. 1506.02640.
- [15] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [EB/OL]. (2018-04-08) [2024-02-21]. <https://arxiv.org/pdf/1804.02767>.
- [16] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [EB/OL]. (2020-04-23) [2024-02-21]. https://www.researchgate.net/publication/340883401_YOLOv4_Optimal_Speed_and_Accuracy_of_Object_Detection.
- [17] QIN Yueyan, CAO Jiangtao, JI Xiaofei. Fire detection method based on depthwise separable convolution and YOLOv3[J]. International Journal of Automation and Computing, 2021, 18(2): 300-310. DOI: 10.1007/s11633-020-1269-5.
- [18] 汪子健, 高焕兵, 侯宇翔, 等. 改进YOLOX-nano的火灾火焰烟雾检测[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(3): 265-274. DOI: 10.15888/j.cnki.csa.009000.
- [19] 曹康壮, 焦双健. 融合注意力机制的轻量级火灾检测模型[J]. 消防科学与技术, 2024, 43(3): 378-383.
- [20] 陈义啸, 沈景凤, 仲梁维. 基于改进YOLOv8的森林火灾检测算法研究[J]. 软件工程, 2024, 27(2): 49-54. DOI: 10.19644/j.cnki.issn2096-1472.2024.002.010.
- [21] 王菲. 基于火焰识别的早期火灾探测技术研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2013.
- [22] 陈智铭, 谢维波, 许华滨. 利用图像频度特征的稀薄烟雾检测算法[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2014, 35(2): 151-155. DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.2014.02.0151.
- [23] LÜ Changzhi, ZHOU Haiyong, CHEN Yu, *et al.* A lightweight fire detection algorithm for small targets based on YOLOv5s[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 14104. DOI: 10.1038/s41598-024-64934-4.
- [24] TALAAT F M, ZAINELDIN H. An improved fire detection approach based on YOLO-v8 for smart cities[J]. Neural Computing and Applications, 2023, 35(28): 20939-20954. DOI: 10.1007/s00521-023-08809-1.
- [25] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vancouver: IEEE Press, 2022: 7464-7475. DOI: 10.48550/arXiv.2207.02696.
- [26] HAN Kai, WANG Yunhe, TIAN Qi, *et al.* Ghostnet: More features from cheap operations[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York: IEEE Press, 2020: 1580-1589. DOI: 10.48550/arXiv.1911.11907.
- [27] LI Jichao, GUO Shengyu, KONG Liulin, *et al.* An improved YOLOv3-tiny method for fire detection in the construction industry[C]//E3S Web of Conference. [S. l.]: EEM, 2021: 03069. DOI: 10.1051/e3sconf/202125303069.
- [28] 湛颀, 张袖斌, 肖斌, 等. 基于Faster-RCNN深度学习算法的图像识别技术研究[J]. 机器人产业, 2024(3): 98-102. DOI: 10.19609/j.cnki.cn10-1324/tp.2024.03.019.
- [29] 郑文秀, 赵兴娜. 基于SSD算法的人脸检测算法研究[J]. 现代信息科技, 2024, 8(19): 17-22. DOI: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2024.19.004.
- [30] ZHANG Long, LI Jiaming, ZHANG Fuquan. An efficient forest fire target detection model based on improved YOLOv5[J]. Fire-Switzerland, 2023, 6(8): 291. DOI: 10.3390/fire6080291.

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 陈婧)