

EWD-YOLO: 基于改进 YOLOv8n 的无人机航拍火焰烟雾检测算法

王 芾¹, 刘 玲²

(1. 中国人民警察大学 研究生院; 2. 中国人民警察大学 侦查学院, 河北 廊坊 065000)

摘要: 无人机航拍技术在火灾检测中具有广阔的应用前景, 但航拍图像中的火焰烟雾检测面临小目标密集、尺度多变、背景复杂以及模型实时性要求高等挑战。针对上述问题, 提出一种基于改进 YOLOv8n 的无人机航拍火焰烟雾检测算法 EWD-YOLO。首先, 设计高效多尺度卷积(EMSC)模块增强多尺度特征提取能力, 降低参数量; 其次, 采用抗锯齿小波池化(Wavelet Pool)技术减少混叠效应, 提升小目标检测精度; 最后, 构建轻量化检测头(Detect-efficient Head), 通过路径共享与高效卷积优化计算效率。在 FASDD 数据集上的实验结果表明, EWD-YOLO 算法的 mAP@50 为 88.1%、召回率为 81.2%, FPS 值达到 192.1, 综合性能优于 YOLO 系列的其他检测算法, 在复杂环境中展现出良好的适应性与实用性。

关键词: YOLOv8n; 火焰烟雾检测; 无人机航拍; 目标检测

DOI: 10.11907/rjtk.261107

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(XXXX)0XX-0001-08



扫描二维码阅读全文:

EWD-YOLO: An Improved YOLOv8n-Based Fire-Smoke Detection Algorithm for Drone Aerial Imagery

WANG Fu¹, LIU Ling²

(1. School of Graduate School, China People's Police University;

2. School of Criminal Investigation, China People's Police University, Langfang 065000, China)

Abstract: Drone aerial photography technology holds broad application prospects in fire detection, but detecting flames and smoke in aerial images faces challenges such as dense small targets, variable scales, complex backgrounds, and high real-time performance requirements for models. To address these issues, a drone aerial flame and smoke detection algorithm, EWD-YOLO, based on an improved YOLOv8n is proposed. Firstly, an Efficient Multi-Scale Convolution (EMSC) module is designed to enhance multi-scale feature extraction capabilities and reduce parameter count. Secondly, anti-aliasing wavelet pooling (Wavelet Pool) technology is adopted to reduce aliasing effects and improve the detection accuracy of small targets. Finally, a lightweight detection head (Detect-efficient Head) is constructed to optimize computational efficiency through path sharing and efficient convolution. Experimental results on the FASDD dataset show that the EWD-YOLO algorithm achieves an mAP@50 of 88.1%, a recall rate of 81.2%, and an FPS value of 192.1. Its comprehensive performance surpasses other detection algorithms in the YOLO series, demonstrating good adaptability and practicality in complex environments.

Key Words: YOLOv8n; fire-smoke detection; drone aerial imagery; object detection

0 引言

火焰烟雾目标检测可以实时对热成像、烟雾形态以及动态扩散等特征进行捕捉, 给早期火灾预警提供核心技术

支持^[1]。与传统人工巡检相比, 高分辨率卫星、近地摄像头和无人机航拍捕获的图像数据包含大量信息, 借助相关技术可准确找到异常温度区域, 并可以追踪烟雾运动轨迹^[2]。其中, 无人机的俯拍视角可以避开地面障碍物的阻挡, 扩大监测范围, 尤其适合地形复杂、安全系数低的环

收稿日期: 2026-02-28

基金项目: 2026 年河北省在读研究生创新能力培养项目(CXZZSS2026196)

作者简介: 王芾(2001-), 男, 中国人民警察大学研究生院硕士研究生, 研究方向为涉火涉爆犯罪侦查技术; 刘玲(1978-), 女, 硕士, 中国人民警察大学侦查学院教授、硕士生导师, 研究方向为物证鉴定、火灾调查。

境,可为火灾救援争取宝贵时间。

目前,火焰烟雾检测已逐渐由传统目标检测方法转向深度学习方法。传统目标检测方法大多由人工设计特征提取方法,虽然可以初步区分出火焰烟雾与干扰物,但对环境光照的变化比较敏感,而且很难处理小目标或遮挡情况,误检率和漏检率均较高^[3-4]。基于深度学习的目标检测方法可自动提取目标特征,对复杂环境的适应性更强,检测精度也显著提升,其中YOLO系列模型由于准确率高、实时性强而被广泛应用,其针对性优化主要集中在结构轻量化、注意力机制和特征融合等方面。例如,余帅龙^[5]针对移动端算力不足场景,采用MobileNetv3轻量化骨干网络并引入BiFPN改进YOLOv5算法,在保证检测速度的同时使mAP达到0.894,FPS达到87.33,但存在数据集规模不足、夜间检测能力缺失等局限。在注意力机制层面,陈义鑫^[6]提出轻量化GS-YOLOv8s模型,通过特征融合提升林火检测精度,mAP@0.5达87.76%,参数量减少18%,亦存在夜间检测能力不足等问题。

当前针对无人机航拍火焰烟雾检测领域的改进YOLO算法主要围绕特征融合优化与注意力机制增强两个方向展开。在特征融合优化方面,Nie等^[7]提出的STD-YOLO模型通过蛇形Transformer和深度尺度感知颈部网络优化特征融合,提升了无人机视角下条状火焰和烟雾边缘的检测能力,在D-Fire数据集上的mAP@0.5达80.6%,但对微小着火点的检测能力有所不足。Liu等^[8]提出的YOLO-MC算法通过BiFPN和小目标检测层优化特征融合,提升了早期火灾小目标识别能力,准确率较YOLOv8提升4.3%,参数量减少 2×10^4 ,但在复杂背景下的烟雾与火焰区分能力仍有待提升。吴文贤^[9]提出的YOLO-MFX模型通过AIFI模块优化跨尺度特征交互,融合Triplet Attention增强火焰纹理感知,mAP达62.8%,较原始模型提升3.4%,但在烟雾遮挡等复杂场景下的检测鲁棒性仍需进一步验证。在注意力机制增强方面,况瑞杰等^[10]提出的LEM-YOLO模型通过EMCFM模块融合EMA注意力机制来增强多尺度特征加权,mAP@0.5达92.7%,参数量降低31.6%,但在极端环境下的鲁棒性不足。周凌云等^[11]融合CBAM与SENet注意力机制改进YOLOv8,增强了火焰烟雾特征提取能力,mAP50较原始模型提升2.8%,但计算量明显增加。综上可知,现有改进算法或因侧重特征融合而忽略计算效率,或通过注意力机制提升精度却导致参数量上升,在精度、效率与小目标检测能力的协同优化方面仍存在提升空间^[12-13]。为此,本文提出基于改进YOLOv8n的无人机航拍火焰烟雾检测算法EWD-YOLO(Efficient Multi-Scale Convolution, Wavelet Pool, and Detect-efficient Head YOLO),主要贡献点为:①面向无人机轻量化部署需求,设计高效多尺度卷积模块EMSC(Efficient Multi-Scale Convolution),通过多分支并行与通道重组机制,在增强多尺度火焰烟雾特征表达的同时降低模型参数量与计算冗余,实现

检测精度与边缘部署效率的协同优化;②面向无人机高空巡航场景,引入抗锯齿小波池化(Wavelet Pool),以无参小波变换替代传统下采样,在保留小火焰与稀薄烟雾高频细节的同时实现特征图压缩,显著提升小目标召回率,且不增加模型计算负担;③面向无人机机载平台实时推理需求,构建轻量化检测头(Detect-efficient Head),通过分类与定位任务路径共享来减少重复计算,结合组卷积压压缩参数量,在保持检测精度的前提下提升了边缘端推理速度。

1 YOLOv8n模型

YOLOv8n的主干网络(backbone)采用CSPDarkNet架构,核心由多层Conv模块与C2f模块构成,末端集成SPPF(Spatial Pyramid Pooling Fusion)模块以增强感受野并实现多尺度特征融合,其中C2f模块借鉴YOLOv7的ELAN(Efficient Layer Aggregation Network)思想,通过多分支梯度流设计提升特征提取能力^[13]。颈部网络(Neck)基于PANet结构设计,通过特征金字塔与路径聚合实现跨尺度特征融合,但精简了上采样前的卷积层,并将所有C3模块替换为C2f模块以优化计算效率^[13]。检测头(Head)采用解耦头设计(Decoupled-Head),将分类与边界框回归任务分离为独立分支,并创新性引入Anchor-Free机制替代传统锚框匹配策略,结合Task-Aligned Assigner动态分配样本;损失函数使用BCE Loss处理分类任务,回归任务则采用DFL(Distribution Focal Loss)与CIoU Loss相组合^[14]。

2 EWD-YOLO模型

如图1所示,EWD-YOLO模型结构聚焦于3个核心模块的创新融合:①EMSC模块通过分割输入特征图并并行应用不同尺度卷积核,在增强多尺度特征表达能力的同时降低参数量和计算量^[15];②抗锯齿小波池化技术采用小波变换替代传统下采样方法,有效减少混叠效应并提升小目标检测精度^[16];③高效检测头(Detect-efficient Head)通过共享分类与定位任务的网络路径及轻量化卷积操作,在维持高检测精度的同时优化实时检测性能^[14]。

2.1 EMSC模块

在无人机航拍火焰烟雾检测任务中,标准YOLOv8n的C2f模块因固定感受野设计难以有效捕捉多尺度动态特征,且存在冗余参数导致的实时性瓶颈^[17-18]。本文引入轻量高效的EMSC模块优化主干网络,通过多分支卷积层并行提取不同尺度的烟雾纹理与扩散特征,结合通道拆分重组机制强化局部细节感知^[19]。该设计提升了模型对火焰烟雾多尺度特征的适应性,在降低计算量的同时扩大了感受野,增强了对远距离小目标烟雾及遮挡场景的检测鲁棒性。EMSC模块结构如图2所示。

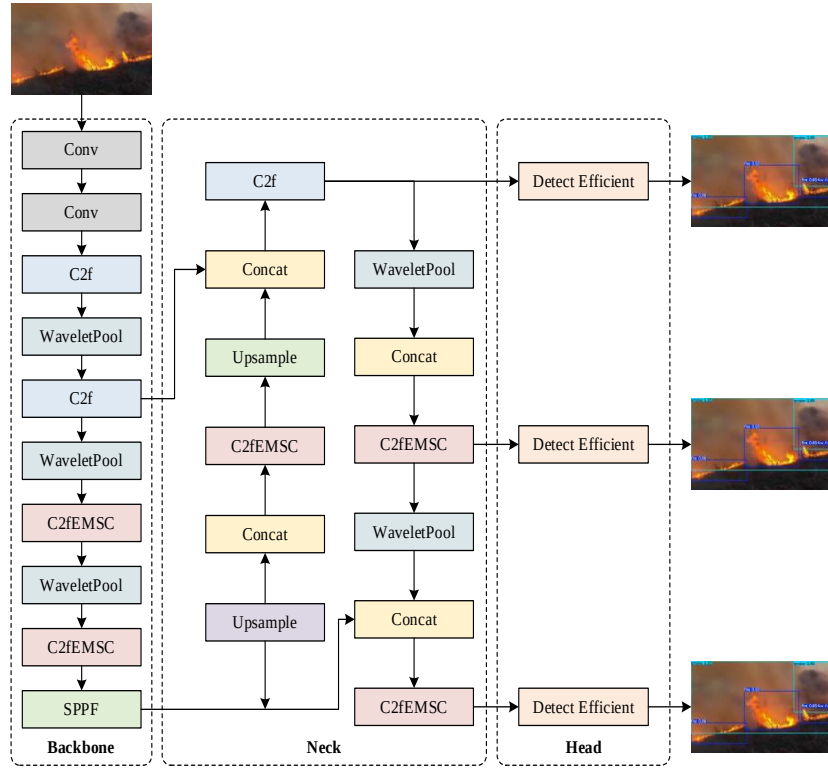


Fig. 1 Structure of EWD-YOLO model

图1 EWD-YOLO 模型结构

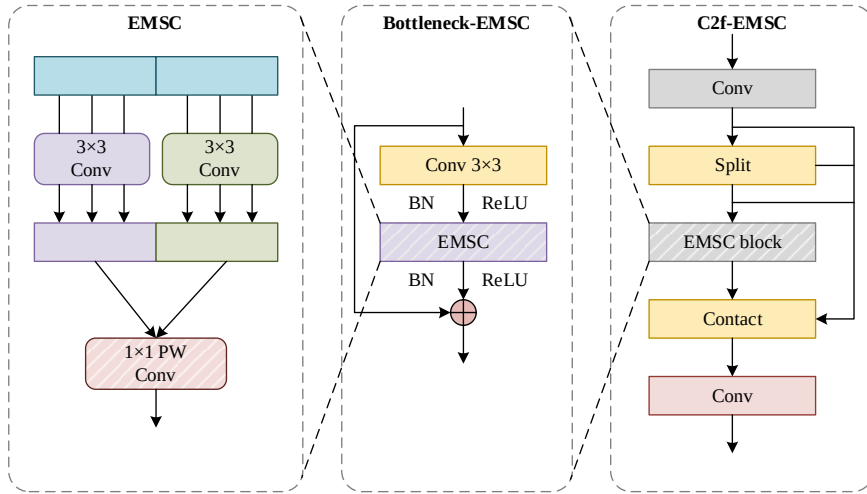


Fig. 2 EMSC module structure

图2 EMSC 模块结构

2.2 Wavelet-Pool算法

在传统池化方法中,最大池化易引发混叠效应,导致小目标特征丢失,而邻域池化虽能缓解该问题却参数量过大。针对目标检测需同时满足轻量化与高精度的核心需求,Wavelet-Pool算法通过小波变换分解特征并保留关键子带,在减少参数数量的同时提升了小目标检测精度^[20]。

基于二维离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)的Wavelet-Pool算法步骤为:首先,在DWT分解的基础上,通过低通滤波器 $h_\phi[-n]$ 和高通滤波器 $h_\psi[-n]$ 对特征图进行下采样,生成低频近似系数 $W_\phi[j+1, k]$ 与高频细节系数 $W_\psi[j+1, k]$,其采样间隔满足 $n=2k$ ^[20];其次,采用二级

分解策略,首轮分解生成四个子带(LL_1 、 LH_1 、 HL_1 、 HH_1),并仅对低频子带 LL_1 进行二次分解,得到二级子带 LL_2 、 LH_2 、 HL_2 、 HH_2 ,该过程对应前向传播算法(如图3a所示);最后,通过关键重建操作,丢弃一级高频子带(LH_1 、 HL_1 、 HH_1)以抑制噪声干扰,仅利用二级子带(LL_2 、 LH_2 、 HL_2 、 HH_2)重建特征,从而保留主要结构信息,该过程对应反向传播算法(如图3b所示)^[12]。

Wavelet-Pool的抗混叠能力优于传统池化,其通过保留细节系数有效抑制高频信息丢失并减少伪影^[21];采用子带丢弃策略直接压缩特征,克服了邻域池化的高参数量缺陷^[12];同时基于小波基函数的低计算复杂度进一步优化了

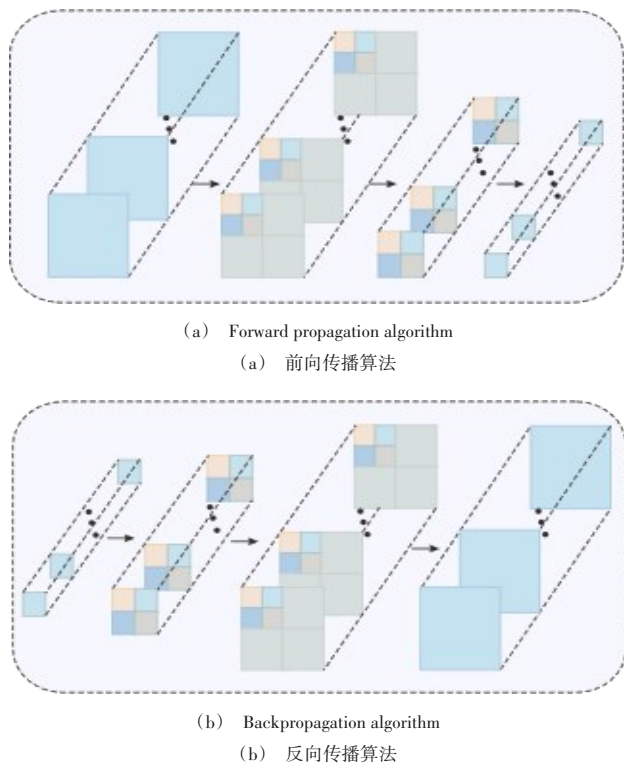


Fig. 3 Diagram of Wavelet-Pool algorithm diagram

图3 Wavelet-Pool算法示意

推理速度^[20]。

2.3 Detect_Efficient检测头

轻量化 Detect_Efficient 检测头借助共享路径来处理分类与定位任务,借助结合高效卷积可降低计算成本与延迟^[20]。其中,共享特征路径使分类任务与定位任务复用同一个特征提取层,凭借卷积核权重的共享机制来防止相似特征图出现重复计算的情况,有效降低计算复杂度与推理耗时,加快模型收敛速度;高效卷积层运用组卷积技术替换传统的 3×3 卷积,削减了参数量与浮点运算量,提升了计算效率^[22]。Detect_Efficient检测头结构如图4所示。

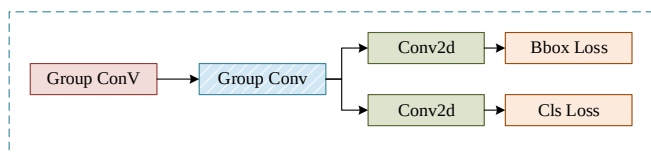


Fig. 4 Structure of Detect_Efficient detection head

图4 Detect_Efficient检测头结构

3 实验方法与结果分析

3.1 实验环境与训练参数设置

实验操作系统为Ubuntu 22.04, Python版本为3.10.15, PyTorch框架版本为2.3.0, CUDA版本为12.1,并配备NVIDIA RTX 3060显卡和Intel(R) Core(TM) i7-10700KF处理器。

将输入图像统一处理为固定分辨率 640×640 像素,总

训练轮次为200轮,批量大小设置为64,启用4张显卡并行计算,工作进程数为256。采用SGD优化器并设置初始学习率为0.01,采用动态学习率衰减策略,若连续30轮验证指标未提升则触发早停机制。训练过程开启马赛克增强和随机增强,同时应用HSV增强、水平翻转、图像平移和缩放,权重衰减系数为0.0005,动量参数为0.937。

3.2 数据集构建

FASDD_UAV 无人机子集(原始25097张)源自FLAME、FLAME2等公开无人机火灾数据集,涵盖多种火灾场景,适用于轻量化模型训练与火灾检测算法验证。从中抽取5000张图像构建本研究数据集,图像分辨率多为 1280×720 、 1920×1080 及 3840×2160 等典型无人机航拍尺寸,覆盖火焰(fire)与烟雾(smoke)双类别标注^[23]。按照7:2:1的比例将其随机划分为训练集(3500张)、验证集(1000张)与测试集(500张)。

3.3 实验结果与分析

3.3.1 C2f模块改进

在C2f模块改进中,选择MLCA、EMSC、iRMB、WTConv等模块进行比较实验,结果如表1所示。可以看出,YOLOv8n-C2f-EMSC的综合性能表现最优。在精度指标方面,其准确率、召回率mAP50均优于基础模型YOLOv8n及其他改进模块,同时计算量低于基础模型和YOLOv8n-C2f-RFCACConv。在计算效率方面,其计算量为7.6 GFLOPS,低于基础模型的8.1 GFLOPS;帧率达到186.3 FPS,虽然略低于YOLOv8n的187.9 FPS,但依然保持在较高水平。这种优势源于EMSC模块的多尺度特征融合设计,其通过增强跨尺度特征交互能力,在轻量化的同时保持了目标细节捕捉能力,而其他模块,如Faster-EMA虽然计算量更低,但召回率降低;MLCA则因过度关注局部特征导致mAP50下降。综上所述,EMSC模块在精度、鲁棒性与计算效率的协同优化上具备一定优势。

Table 1 Comparison of C2f module improvement effects

表1 C2f模块改进效果比较

改进模型	P/%	R/%	mAP		GFLOPS	FPS
			@ 50/%	@ 95/%		
YOLOv8n	85.2	80.5	87.2	61.5	8.1	187.9
YOLOv8n-C2f-EMSC	85.9	81.6	87.9	61.7	7.6	186.3
YOLOv8n-C2f-EMSCP	85.7	80.6	87.2	62.1	7.9	178.9
YOLOv8n-C2f-MLCA	87.7	80.3	87	61.4	8.1	170.1
YOLOv8n-C2f-RFCACConv	84.8	81.2	87	61.7	8.8	109.4
YOLOv8n-C2f-iRMB	85.3	79.3	86.7	60.5	7.0	135
YOLOv8n-C2f-Faster-EMA	86.5	78	86.7	60.3	6.5	134
YOLOv8n-C2f-WTConv	85.1	79.4	86.7	61.3	7.3	129.8

3.3.2 轻量化改进

完成C2f模块改进后继续进行轻量化改进。选择DWConv、WaveletPool等模块进行比较,实验结果如表2所示。可以看出,WaveletPool模块在mAP@50和mAP@50-95两项关键精度指标上均领先于DWConv和EMA。在计算效

率方面,Wavelet Pool的计算量为7.0 GFLOPS,略高于DW-Conv的6.5 GFLOPS,但低于EMA的7.7 GFLOPS;其帧率达到189.4 FPS,仅次于DWConv的193.6 FPS,远高于EMA的178.3 FPS,展现出较强的实时处理能力。同时,Wavelet Pool的召回率为80.9%,为三者中的最高,表明其在复杂环境下漏检率更低。这种精度与召回率的平衡以及适中的计算成本,使WaveletPool成为最优选。

3.3.3 特定模块增强

完成轻量化改进后继续进行特定模块增强,选择ML-CA、Detect_Efficient等模块进行比较,实验结果如表3所示。可以看出,Detect_Efficient模块的精确率高于其他模块,召回率领先最接近的MLCA,mAP@50与mAP@50-95双双达到最高值。在计算效率方面,Detect_Efficient的计算量为7.0 GFLOPS,与Triplet Attention持平且低于LSKA

Table 3 Comparison of enhancement effects of specific modules
表3 特定模块增强效果比较

改进模型	MLCA	LSKA	Triplet Attention	Detect_Efficient	P/%	R/%	M A P@ 50/%	MAP@50- 95/%	GFLOPS	FPS
C2f-EMSC-WaveletPool					85.6	80.9	88	62	7.0	189.4
改进1	√				85.8	80.8	87.1	61.4	7.0	185.4
改进2		√			86	80.1	86.8	61.7	7.1	182.2
改进3			√		86.2	80.1	87.7	61.5	7.0	180.0
改进4				√	86.8	81.2	88.1	62.1	7.0	192.1

3.3.4 消融实验

通过移除EWD-YOLO模型中的特定改进组件,验证其对整体性能的实际贡献度,从而精确理解各模块的作用机制与优化效果^[24]。消融实验结果如表4所示。可以看出,YOLOv8n原始模型的平均精度与检测效率方面已然达到较高水准。当引入C2f-EMSC模块后,模型参数量减少,特征提取能力提高,mAP@50达到87.9%,GFLOPS降低至7.6,虽然帧率略有下降,但仍保持在较高水平,这证实了

Table 4 Ablation study results
表4 消融实验结果

消融模型	EMSC	Waveletpool	Detect-Efficient	P/%	R/%	mAP@50/%	mAP@50- 95/%	GFLOPS	FPS
YOLOv8n				85.2	80.5	87.2	61.5	8.1	187.9
改进1	√			85.9	81.6	87.9	61.7	7.6	186.3
改进2	√	√		85.6	80.9	88.0	62.0	7.0	189.4
改进3	√	√	√	86.8	81.2	88.1	62.1	7.0	192.1

3.3.5 比较实验

选择YOLO系列相关模型^[25-26]以及FG-YOLO^[27]、DSS-YOLO^[28]模型与本文模型进行比较,以评估其在复杂环境中的适应性与实用性,实验结果见表5。可以看出,EWD-YOLO的精确率为86.8%,召回率为81.2%,两项指标均优于所有比较模型。在目标检测核心指标上,EWD-YOLO的mAP@50为88.1%,mAP@50-95为62.1%,表明其在不同检测阈值下均具备良好的鲁棒性。从计算效率角度看,EWD-YOLO的计算量为7.0 GFLOPS,略高于YOLOv10n和YOLOv12n,但低于FG-YOLO和DSS-YOLO;其

Table 2 Comparison of lightweight improvement effects
表2 轻量化改进效果比较

改进模型	DWConv	Wavelet Pool	m A P mAP						
			EMAP/%	R/%	@		@50-GFLOPS	FPS	
					50/%	95/%			
YOLOv8n-C2f-EMSC			85.98	1.6	87.9	61.7	7.6	186.3	
改进 1	√		87.87	8.5	87.1	61.5	6.5	193.6	
改进 2		√	85.68	0.9	88	62	7.0	189.4	
改进 3			√	85.8	80	86.9	61.4	7.7	178.3

的7.1 GFLOPS;其帧率达到192.1 FPS,为所有模块中最高,远超MLCA、LSKA和Triplet Attention,展现出较强的实时处理能力。在综合性能指标mAP@50-95上,Detect_Efficient以0.4个百分点的优势超越次优模块,在计算量相当的情况下实现了最高帧率,兼顾检测精度与计算效率,为最优选择。

轻量化设计在降低计算冗余以及提升特征表示等方面的有效性。添加WaveletPool小目标检测层后,模型多尺度特征融合能力提升,mAP@50达到88.0%,且帧率有所增加,同时维持着低计算量,有效优化了小目标识别效果。集成Detect_Efficient检测头的完整模型与原始模型相比,其mAP@50提升0.9%,计算量降低13.6%,帧率提升至192.1 FPS,实现了精度、召回率与计算效率之间的协同优化。

帧率达到192.1 FPS,远高于YOLOv9t的144.9 FPS和YOLOv12n的124.3 FPS,虽然略低于YOLOv5n的215.7 FPS,但在主流模型中仍处于领先水平,展现出较强的实时处理能力。该结果表明,通过集成特征增强与高效池化设计,EWD-YOLO模型在小目标与复杂场景中的检测性能具有明显优势。

3.3.6 可视化结果

EWD-YOLO与YOLOv8n的火焰烟雾检测可视化结果如图5所示。可以看出,EWD-YOLO模型输出的置信度高于原始YOLOv8n模型,同时减少了漏检情况,反映出该模

Table 5 Comparison study results

表5 比较实验结果

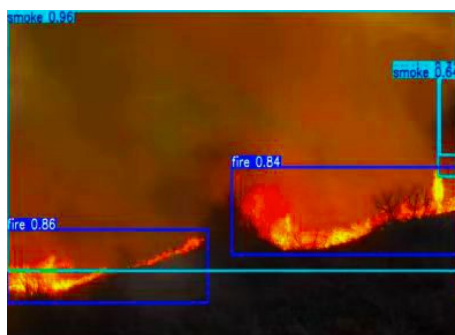
模型	P/%	R/%	mAP@50/%	mAP@50-95/%	GFLOPS	FPS
YOLOv5n	85.7	78.8	86.3	60.6	7.1	215.7
YOLOv6n	83.6	77.6	84.5	59.7	11.8	206.0
YOLOv9t	86.1	80.5	86.9	61.7	7.6	144.9
YOLOv10n	84.3	77.2	86.5	60.2	6.5	177.6
YOLOv12n	83.7	80.3	85.6	60.8	6.3	124.3
FG-YOLO	85.0	79.5	86.6	60.6	7.9	182.8
DSS-YOLO	85.1	80.9	87.1	61.4	7.5	171.6
EWD-YOLO	86.8	81.2	88.1	62.1	7.0	192.1

型在特征提取与定位精度上的改进。这一结果说明,所提出的模型更适用于火焰烟雾等小目标及动态背景的检测

任务^[29]。

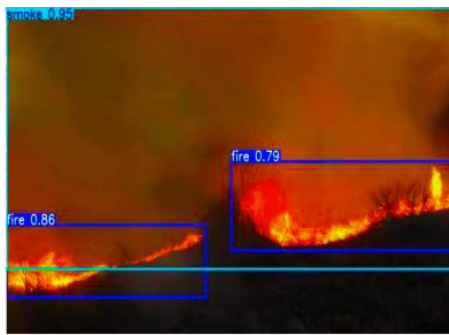
3.3.7 热力图比较

热力图用颜色映射来直观表现模型在图像中的关注区域分布,可以验证算法的改进效果,亦可以分析特征激活模式,是评价深度学习模型特征提取能力的一种有效可视化手段^[30-31]。EWD-YOLO 和 YOLOv8n 模型的热力图如图6所示,其中黄色检测框为烟雾检测,红色检测框为火焰检测。可以看出,EWD-YOLO 模型在火焰烟雾检测任务中的注意力分布有明显优化,热力图中红色高响应区主要分布在目标火焰和烟雾的大部分区域,覆盖了检测框所包含的范围;原始 YOLOv8n 模型的热力图呈分散状态,部分高响应区偏离目标部位甚至出现在背景干扰物上。这



(a) EWD-YOLO model for fire and smoke detection

(a) EWD-YOLO 模型火烟检测



(b) YOLOv8n model for fire and smoke detection

(b) YOLOv8n 模型火烟检测



(c) EWD-YOLO model for fire detection

(c) EWD-YOLO 模型火焰检测



(d) YOLOv8n model for fire detection

(d) YOLOv8n 模型火焰检测



(e) EWD-YOLO model for smoke detection

(e) EWD-YOLO 模型烟雾检测



(f) YOLOv8n model for smoke detection

(f) YOLOv8n 模型烟雾检测

Fig. 5 Comparison of visual detection effects

图5 可视化检测效果比较

主要是由于 EWD-YOLO 模型加强了小尺度目标和遮挡目标的特征提取能力,使其在复杂背景下也能准确捕捉到火

焰烟雾的判别性特征,有效提高了检测框定位精度和分类置信度。

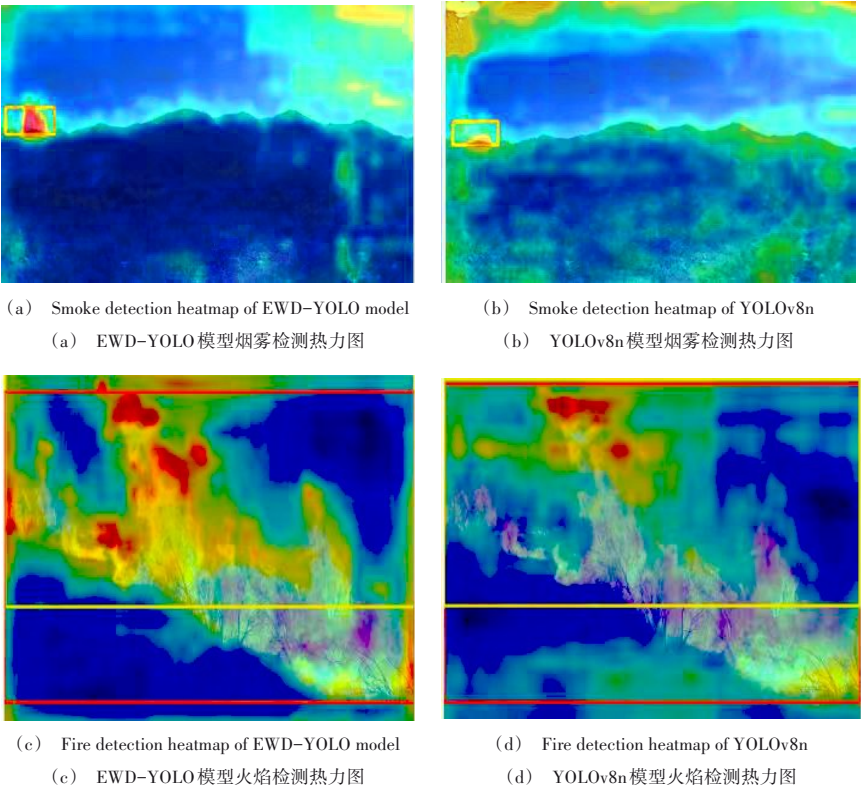


Fig. 6 Heatmap comparison
图 6 热力图比较

4 结语

本文针对无人机航拍火焰烟雾检测中小目标密集、背景复杂及实时性要求高等难题,提出一种基于改进 YOLOv8n 的轻量级检测算法 EWD-YOLO。该算法通过设计高效多尺度卷积模块增强多尺度特征提取能力;引入抗锯齿小波池化技术减少混叠效应以提升小目标检测精度;同时构建轻量化检测头,通过路径共享与组卷积优化计算效率。实验结果表明,改进算法在无人机火焰烟雾数据集上的 mAP@50 达 88.1%、召回率达 81.2%,GFLOPS 降至 7.0, FPS 值达 192.1,综合性能优于 YOLO 系列模型以及 FG-YOLO、DSS-YOLO 模型,实现了精度与效率的协同提升。然而该算法在极端环境下的检测鲁棒性仍有待加强,且当前验证仅基于单一数据集,算法的泛化能力尚未充分验证。未来将引入更多场景下的航拍图像增强其泛化能力,并围绕模型轻量化压缩与边缘端部署展开研究,搭载无人机平台实现火点定位与预警,更好地服务于火灾智能防控与应急救援。

参考文献:

[1] JIA F R. Research on forest fire smoke detection method based on video images [D]. Ya'an:Sichuan Agricultural University, 2022.

贾芙蓉. 基于视频图像的林火烟雾检测方法研究[D]. 雅安:四川农业大学, 2022.

[2] LIU X T. Research on forest fire smoke recognition algorithm based on deep learning and FPGA implementation [D]. Xi'an:Xijing University, 2023.

刘小楠. 基于深度学习的林火烟雾识别算法研究及 FPGA 实现[D]. 西安:西京学院, 2023.

[3] XUE Z Y, LIN H F, JIAO W G. A forest fire small target and smoke detection model based on convolutional neural network [J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 2025, 49(1): 225-234.

薛震洋,林海峰,焦万果. 基于卷积神经网络的林火小目标和烟雾检测模型[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2025, 49(1): 225-234.

[4] ZHANG F N. Research and implementation of forest fire smoke detection from aerial perspective [D]. Nanjing:Nanjing Forestry University, 2024.

张逢楠. 航拍视角下林火烟雾检测研究与实现[D]. 南京:南京林业大学, 2024.

[5] YU S L. Research on forest fire and smoke image detection method based on YOLO model [D]. Lanzhou:Lanzhou Jiaotong University, 2023.

余帅龙. 基于 YOLO 模型的森林烟火图像检测方法研究[D]. 兰州:兰州交通大学, 2023.

[6] CHEN Y X. Research on lightweight forest fire detection algorithm [D]. Nanjing:Nanjing Forestry University, 2024.

陈义鑫. 基于轻量化的林火检测算法研究[D]. 南京:南京林业大学, 2024.

[7] NIE G, WANG X, MENG J, et al. STD-YOLO: snake transformer depth-scale YOLO for drone-based fire detection [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2025, 19(3): 034510.

- [8] LIU X Q, CHEN Z G, JIANG W. YOLO-MC: an algorithm for early forest fire recognition based on drone image [J]. *Open Geosciences*, 2025, 17(1):0875.
- [9] WU W X. Object detection algorithm based on cross-stage partial model and YOLO deep neural network [D]. Nanchang: Nanchang University, 2023.
吴文贤. 基于跨阶段局部模型及YOLO深度神经网络的目标检测算法[D]. 南昌:南昌大学, 2023.
- [10] KUANG R J, LI X, LIU Y, et al. Lightweight multi-scale UAV forest fire smoke detection based on LEM-YOLO [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2025, 62(14): 435-446.
况瑞杰, 李祥, 刘宇, 等. 基于LEM-YOLO的轻量化多尺度无人机林火烟雾检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2025, 62(14):435-446.
- [11] ZHOU L Y, XU Y M. Improvement of YOLOv8 flame and smoke detection algorithm from UAV perspective [J]. *Computer Technology and Development*, 2026, 36(1):133-139.
周凌云, 徐元铭. 无人机视角下YOLOv8火焰烟雾检测算法改进[J]. *计算机技术与发展*, 2026, 36(1): 133-139.
- [12] QU Y H, ZHANG F S. FWL-YOLO: a lightweight model for barcode detection and recognition in express delivery waybills [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2025, 19(3):16.
- [13] YANG Q Y, SHEN Y. Image recognition of corn diseases and pests based on improved YOLOv8s model [J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2025, 53(5): 231-243.
杨露云, 沈艳. 基于改进YOLO v8s模型的玉米病虫害图像识别[J]. *江苏农业科学*, 2025, 53(5):231-243.
- [14] ZHANG W W, CHEN S Y Y, CUI Y, et al. Recognition of tobacco leaf-eating pests based on improved YOLOv8 model [J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2024, 52(17): 209-217.
张伟伟, 陈赛越扬, 崔英, 等. 基于改进YOLO v8模型的烟草食叶性害虫识别[J]. *江苏农业科学*, 2024, 52(17):209-217.
- [15] WANG F S, WANG W, SUN X H, et al. Sheep instance segmentation method based on improved YOLOv8n-seg [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(8): 322-332.
王福顺, 王旺, 孙小华, 等. 基于改进YOLOv8n-seg的羊只实例分割方法[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(8):322-332.
- [16] WANG J P, HE M, ZHEN Q G, et al. Static and dynamic detection and counting method for Camellia oleifera fruits based on improved COF-YOLOv8n [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(4):193-203.
王金鹏, 何萌, 甄乾广, 等. 基于改进COF-YOLO v8n的油茶果静态与动态检测计数方法[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(4):193-203.
- [17] LIU S L. Research and application of road defect detection based on deep learning [D]. Hefei: Hefei University, 2024.
刘士龙. 基于深度学习的道路缺陷检测研究与应用[D]. 合肥:合肥大学, 2024.
- [18] RUAN L S, LI X C. Surface defect detection of solar panels based on deep learning [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2025(3):199-203, 208.
阮龙森, 李兴成. 基于深度学习的太阳能电池板表面缺陷检测[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2025(3):199-203, 208.
- [19] LING H Y. Research on lightweight detection algorithm for passion fruit maturity for picking [D]. Guilin: Guangxi Normal University, 2024.
凌海英. 面向采摘的百香果成熟度轻量化检测算法研究[D]. 桂林:广西师范大学, 2024.
- [20] YI Q M, WANG Y, SHI M, et al. Lightweight semantic segmentation combining multi-connection feature encoding-decoding and wavelet pooling [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2024, 53(3):366-375.
易清明, 王渝, 石敏, 等. 联合多连接特征编解码与小波池化的轻量化语义分割[J]. *电子科技大学学报*, 2024, 53(3):366-375.
- [21] CHE D Q, LYU J Q. Research on image classification algorithm based on wavelet pooling [J]. *Technology of Automation and Applications*, 2022, 41(7): 98-100, 162.
车大庆, 吕建秋. 基于小波池的图像分类算法研究[J]. *自动化技术与应用*, 2022, 41(7): 98-100, 162.
- [22] LI Y C, WANG Z G, YANG A W, et al. Integrating evolutionary algorithms and enhanced-YOLOv8+ for comprehensive apple ripeness prediction [J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1):7307.
- [23] WANG M, YUE P, JIANG L C, et al. FASDD: an open-access 100, 000-level flame and smoke detection dataset for deep learning in fire detection [EB/OL]. <https://essd.copernicus.org/preprints/essd-2023-73/>.
- [24] YANG D L, QI J L, CHEN H, et al. Individual behavior recognition method and difference analysis of free-range laying hens based on improved YOLOv8n model [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(11): 112-123.
杨断利, 齐俊林, 陈辉, 等. 基于改进YOLO v8n模型的散养鸡蛋鸡个体行为识别方法与差异分析[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(11): 112-123.
- [25] WANG W, WANG F S, ZHANG W J, et al. Sheep behavior recognition method based on improved YOLOv8s [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(7): 325-335, 344.
王旺, 王福顺, 张伟进, 等. 基于改进YOLO v8s的羊只行为识别方法[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(7): 325-335, 344.
- [26] ZHANG H J, SUN Z L, QI X C, et al. Accurate apple tree trunk recognition method based on improved YOLOv8 [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(S1): 246-255, 262.
张宏建, 孙智霖, 靳新春, 等. 基于改进YOLO v8的苹果树干精准识别方法[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(S1): 246-255, 262.
- [27] YAO J L, LEI J Y, ZHOU J, et al. FG-YOLO: an improved YOLOv8 algorithm for real-time fire and smoke detection [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2025, 19(5):346.
- [28] WANG H J, FU X Y, YU Z X, et al. DSS-YOLO: an improved lightweight real-time fire detection model based on YOLOv8 [J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1):8963.
- [29] MA B J, QIU Y Y, CHEN B B, et al. Apple recognition method based on improved YOLOv8n lightweight model [J]. *Journal of Shihezi University (Natural Science)*, 2025, 43(2):143-151.
马保建, 邱媛媛, 陈棒棒, 等. 基于改进YOLO v8n轻量化模型的苹果识别方法[J]. *石河子大学学报(自然科学版)*, 2025, 43(2): 143-151.
- [30] YU C N, WU Y H, ZHOU J, et al. Chrysanthemum detection method in unstructured environment based on improved YOLOv8n [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(5): 405-414.
喻陈楠, 伍永红, 周杰, 等. 基于改进YOLO v8n的非结构环境下杭白菊检测方法[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(5):405-414.
- [31] LIU J Y, YAN F S, DONG H, et al. Pitaya target detection and localization method based on improved MBS-YOLOv8 [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(5):425-432.
刘进一, 晏伏山, 董赫, 等. 基于改进MBS-YOLO v8的火龙果目标检测与定位方法[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(5): 425-432.

(责任编辑:尹晨茹)