

doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2026.01.012

基于改进 RT-DETR 的遥感影像林火烟雾检测

龚德燕^{1,2,3}, 赵晨萌^{1,2,3}, 孙云洲^{1,2,3}, 袁淑婷^{1,2,3}, 蒋雨婷^{1,2,3}, 张卡^{1,2,3,4}

(1. 南京师范大学气候系统预测与变化应对全国重点实验室, 江苏 南京 210023)

(2. 南京师范大学地理科学学院, 江苏 南京 210023)

(3. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室, 江苏 南京 210023)

(4. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 江苏 南京 210023)

[摘要] 针对遥感影像中森林火焰烟雾检测任务存在的多尺度特征差异显著、复杂背景干扰严重以及小目标漏检等问题, 本文提出一种基于改进 RT-DETR 的森林火焰烟雾目标检测方法. 该方法引入特征调制融合模块, 强化多尺度跨层级特征的有效融合; 设计轻量化瓶颈结构, 实现空间语义特征与局部细节特征之间的信息交互; 同时, 添加 P2 小目标检测层, 增强模型对小目标火焰图像局部特征信息的关注程度. 实验结果表明, 本文算法参数量降低 7.40%、精确率提升 1.07%、召回率提升 3.58%、平均精度均值 mAP50、mAP50-95 分别提升 3.49%、1.12%, 同时, F1 分数从 0.799 3 提升至 0.824 0, 能更好满足森林火焰、烟雾等复杂场景下小目标的检测定位需求.

[关键词] 遥感影像, 火焰烟雾检测, 多尺度特征, 分组重排卷积, 特征调制融合, RT-DETR

[中图分类号] P237; TP751 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2026)01-0115-10

Improved RT-DETR for Forest Fire and Smoke Detection in Remote Sensing Images

Gong Deyan^{1,2,3}, Zhao Chenmeng^{1,2,3}, Sun Yunzhou^{1,2,3},
Yuan Shuting^{1,2,3}, Jiang Yuting^{1,2,3}, Zhang Ka^{1,2,3,4}

(1. State Key Laboratory of Climate System Prediction and Risk Management, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2. School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(3. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment, Nanjing Normal University, Ministry of Education, Nanjing 210023, China)

(4. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China)

Abstract: To address the issues in the task of forest fire and smoke detection in remote sensing images, such as significant multi-scale feature differences, severe interference from complex backgrounds, and missed detections of small targets, this paper proposes a forest fire and smoke object detection method based on an improved RT-DETR. This method introduces a feature modulation and fusion module to strengthen the effective fusion of multi-scale cross-level features; designs a lightweight bottleneck structure to realize the information interaction between spatial semantic features and local detail features; meanwhile, adds a P2 small target detection layer to enhance the model's attention to the local feature information of small-target fire images. Experimental results show that the algorithm proposed in this paper reduces the parameter amount by 7.40%, improves the precision by 1.07% and recall by 3.58%, and increases the mean average precision (mAP) mAP50 and mAP50-95 by 3.49% and 1.12%, respectively. Meanwhile, the F1-score rises from 0.799 3 to 0.824 0, which makes it more capable of meeting the requirements for detecting and locating small targets in complex scenarios such as forest fires and smoke.

Key words: remote sensing images, smoke and fire detection, multi-scale features, group shuffle convolution, feature modulation fusion, RT-DETR

全球气候变暖态势愈渐加剧, 各类极端天气事件频发, 导致国内外森林火灾的强度、频率和规模均呈现出显著上升趋势^[1-2]. 过去十年间, 全球因火灾而损毁的森林和树木覆盖面积高达 1.38 亿公顷, 占同期

收稿日期: 2025-10-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(42271342).

通讯作者: 张卡, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 摄影测量与遥感信息提取研究. E-mail: zhangka81@126.com

森林损失总量的 28%^[3]. 2019 至 2020 年野火季,澳大利亚多达 50% 的国家公园受到森林火灾影响^[4]. 印度地区频繁发生的火灾导致森林覆盖率急剧下降^[5],中国近年来也因森林火灾遭受重大损失^[6-7],森林生态系统的稳定性和可持续性受到严峻挑战^[8]. 2025 年洛杉矶山火累计过火面积超 6 万英亩,造成直接经济损失 2 750 亿美元. 可见,及时准确地发现森林火灾对于阻止野火蔓延、减少生态和经济破坏至关重要^[9-10].

在火灾演化过程中,烟雾通常先于火焰出现,是火灾早期预警的重要视觉信号. 然而,林火烟雾具有对比度低、形态弥散、动态演化快等特点,且易受云雾、光照变化及植被遮挡等复杂背景干扰,基于视觉的林火烟雾自动检测面临严峻挑战^[11]. 近年来,深度学习虽显著提升了林火烟雾检测性能,但在面向实际林火监测场景中,仍存在一些不足之处.

在特征表达能力方面,现有研究多依赖卷积神经网络,徐海文等^[12]在 FY-4A 气象卫星影像上对比不同网络模型对林火烟雾的识别能力,以寻求兼顾局部纹理与全局语义的特征提取网络. 为进一步增强模型的特征判别能力,有学者选择引入注意力机制,通过通道与空间注意力融合或无参 SimAM 模块^[13]等方式强化模型对林火烟雾关键特征的选择性;马耀名等^[14]则通过利用跨不同通道之间的冗余信息提升烟雾与背景的分度. 尽管此类方法在特定数据集上取得一定成效,但其对烟雾多尺度、非刚性形变特性的建模仍显不足. 有学者尝试融合 Transformer 结构^[15]或采用动态卷积^[16]提升特征自适应性,却忽视了浅层细节与深层语义之间的有效协同,导致在复杂背景下难以区分真实烟雾与类火干扰物. 面向边缘设备部署的轻量化需求,轻量级骨干网络^[17]、轻量级检测头^[18]、高效注意力以及卷积瓶颈结构^[19]等内容逐步成为学者们的研究方向. 但过度追求参数精简易导致深层特征表达能力下降,为解决小目标检测以及多类型目标识别的问题,部分学者尝试通过多尺度特征金字塔结构扩展^[20]或可变形卷积^[21]增强对烟雾小目标的感知能力,并辅以迭代边界框优化^[22]提升定位精度.

此外,检测框架本身的架构选择也会深刻影响林火烟雾检测的效率与稳定性. Faster R-CNN^[23]等两阶段检测框架虽精度较高,但计算开销大,难以满足野外实时监测需求;而 YOLO^[24]等单阶段检测框架实时性好但无法消除非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)带来的速度与精度不稳定性. RT-DETR^[25]模型用 Transformer 替代 NMS,实现了端到端检测,为林火烟雾检测任务提供了一种更高效精准的解决方案.

综上所述,现有林火烟雾检测算法在多尺度特征融合、模型轻量化以及遮挡场景下的小目标检测等方面仍存在明显不足. 为此,本文提出一种基于改进 RT-DETR 的林火烟雾检测算法,通过增强跨尺度特征融合、重构轻量化特征金字塔,以及引入专用小目标检测层,提升模型在复杂林区场景下对烟雾小目标的检测能力.

1 本文方法的原理

在 RT-DETR 模型的基础上^[25],本文提出了基于改进 RT-DETR 的林火烟雾算法,网络架构如图 1 所示,其基本过程为:

(1)骨干网络对输入图像进行特征提取以获取不同尺度的特征,在原本 3 个特征层输出的基础上,额外增添低级特征层 P_2 的特征输出用于小目标检测,分别记为 S_2 和 S_3 、 S_4 、 S_5 ;

(2)混合编码器中的基于注意力机制的尺度内特征交互(attention-based intra-scale feature interaction, AIFI)模块针对深层特征 S_5 进行选择性的特征交互,避免低层特征交互时的冗余计算,然后输出并标记为 F_5 ;

(3)跨尺度特征融合过程中,利用分组重排卷积实现对骨干网络原始输出特征 S_2 、 S_3 、 S_4 的信息交互,在此基础上,对浅层的细节特征和深层所具备的语义特征进行针对性调制融合,再通过跨阶段整合特征,生成兼具细节与语义的统一特征序列;

(4)带有辅助预测头的 Transformer 解码器对编码器输出序列进行目标查询和迭代优化,进而生成目标对象的检测结果,包含火焰、烟雾目标的识别与检测检测框和置信度信息.

1.1 基于跨尺度特征交互的调制融合模块

针对多尺度跨层级特征融合过程中浅层细节特征(如火焰边缘、烟雾纹理)与深层语义特征(如火焰

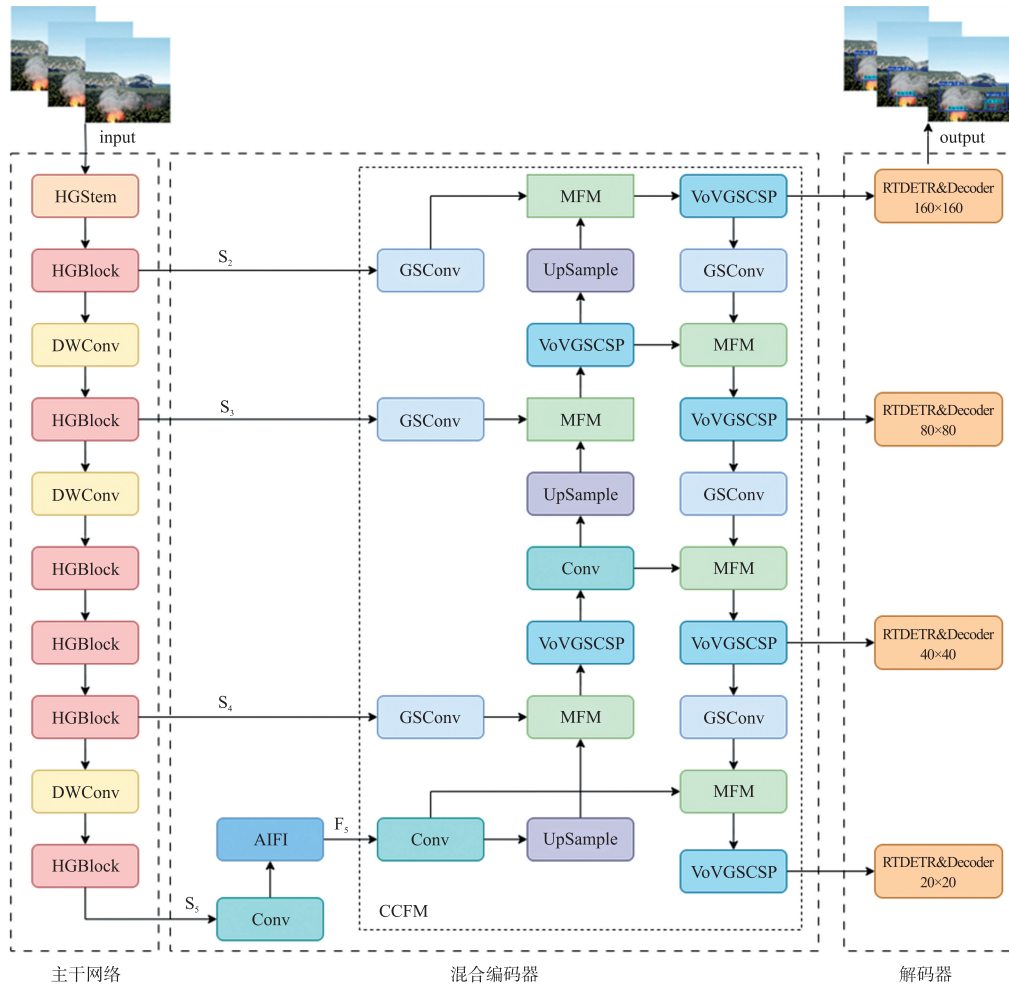


图 1 本文改进算法的整体结构图

Fig. 1 Overall architecture diagram of the improved algorithm of this paper

整体轮廓、烟雾语义类别)的重要性失衡问题,本文引入调制融合模块(modulation fusion module, MFM)^[26].该模块通过空间自适应的动态权重分配机制,对来自不同层级的两类特征进行差异化建模与特征交互,实现更具判别力的特征融合.

如图 2 所示, MFM 模块接收来自浅层特征层和深层特征层的特征图 F_s 、 F_d 作为输入,先对其进行逐元素求和,初步聚合特征关联信息,之后借助全局平均池化(global average pooling, GAP)操作压缩空间维度,以此提取特征的全局统计信息.在此基础上,利用多层感知机(multilayer perceptron, MLP)学习特征通道与空间维度之间的关联权重,并通过 Softmax 激活函数归一化得到权重系数矩阵 $A_{s,d}$,基于该系数矩阵实现对多源特征的加权调制,再将调制后的特征逐元素相加融合生成最终调制特征 \tilde{F}_{sd} .

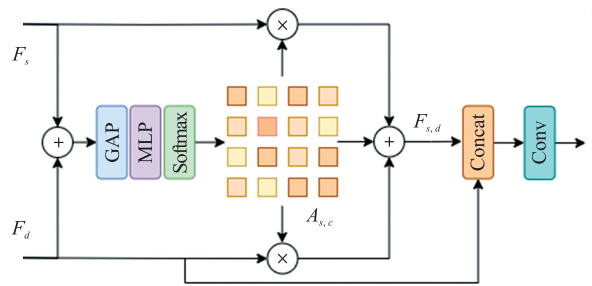


图 2 MFM 结构图

Fig. 2 Structure of the MFM

$$\tilde{F}_{sd} = A_{s,d} \cdot F_s + A_{s,d} \cdot F_d. \quad (1)$$

将该调制特征 \tilde{F}_{sd} 与深层语义特征 F_d 进行拼接,再利用卷积操作降维,实现多尺度特征的融合,能更好地突出火焰、烟雾目标的关键特征,便于火焰、烟雾小目标和遮挡目标的识别和检测.

1.2 基于高效特征重组的轻量化瓶颈结构

分组重排卷积^[27](group shuffle convolution, GSCConv)采用双分支并行架构,如图 3(a)所示:主分支通过标准卷积(Conv)建模通道间非线性关联,侧重提取火焰烟雾目标的语义特征;辅助分支采用深度卷积

(DWConv)对主分支输出进行空间维度建模,通过大核卷积强化对小尺度火星、烟雾边缘等局部细节特征的提取能力. 双分支特征经拼接(Concat)操作融合后,再通过通道重排(Shuffle)实现跨分支信息交互,有效促进了特征多样性表达,提升模型对遮挡目标的特征辨识能力.

本文引入轻量化瓶颈结构^[27]VoV-GSCSP(GSConv-based VoV cross stage partial network),该结构以级联GSConv构成的GSBottleneck模块为核心(图3(b)),对输入特征图进行深层次特征重构,同时借助残差连接缓解梯度消失. 如图3(c)所示,VoVGSCSP结构同样采用双分支特征解耦设计:输入特征被划分为主分支与残差分支. 主分支中,输入的特征信息经GSBottleneck强化特征的传递与增强;残差分支则通过短连接保留输入特征的全局结构信息. 两分支特征经拼接操作实现特征融合后,通过标准卷积进行通道维度上的调整,最终输出特征既包含火焰烟雾的微粒级纹理细节,又保留全局形态结构特征,有效提升复杂场景下火焰、烟雾目标检测的性能.

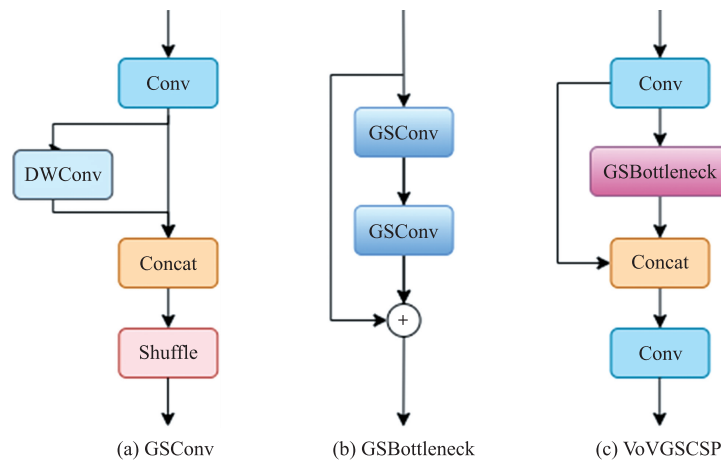


图 3 VoV-GSCSP 结构图

Fig. 3 Structure of the VoV-GSCSP

1.3 P2 小目标检测层

RT-DETR 模型中,CCFF 模块仅针对主干网络提取的中间特征图 S_3 、 S_4 以及 AIFI 模块交互处理的特征图 S_5 进行多尺度特征的融合与增强,输出 3 个不同分辨率特征图对应 P3、P4、P5 检测层以检测不同尺寸目标,对于小目标的检测存在明显不足. 本文在原始模型的结构基础上增设 P2 小目标检测层(图 4),利用 CCFF 模块实现浅层特征图 S_2 与高层特征图间的多尺度融合,输出高分辨率特征图实现小目标的检测和识别. P2 检测层输出的特征图分辨率为 160×160 ,较原始负责小目标检测的 P3 层输出的特征图分辨率提升 1 倍,能够保留更丰富的火焰边缘纹理、烟雾颗粒分布等细节特征,有效缓解小目标特征在深层网络中因下采样过度导致的信息丢失.

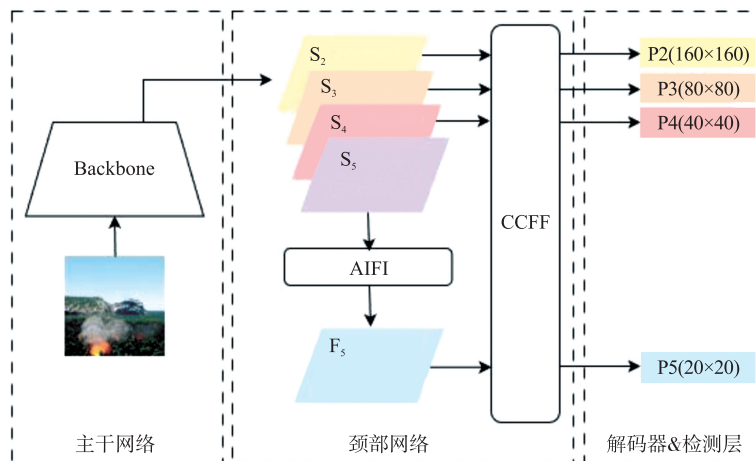


图 4 目标检测层的架构图

Fig. 4 Architecture of the object detection layer

2 实验与结果分析

2.1 数据集与实验环境

本文所用实验数据集为公开森林野火数据集 M⁴SFWD^[28],包含 9 627 个火焰实例、17 763 个烟雾实例,按照其官方提供的训练集、测试集和验证集进行后续实验的开展。

实验硬件环境配置如下:CPU 为 14 vCPU Intel (R) Xeon (R) Gold 6330 CPU@2.00 GHz,内存大小为 90 GB,显卡是 Nvidia RTX 3090,显存共 24 GB. 软件环境基于 Python 3.10+PyTorch 2.1.0+CUDA 12.1,输入图像分辨率设置为 640×640,批量处理大小(batch size)设定为 4,数据加载线程(num workers)为 4,训练轮次为 120.

用于评估模型精度的指标涵盖精确率(precision,P)、召回率(recall,R)、F1 值(F1 score)、平均精度均值(mean average precision,mAP)^[29]等,本文主要以 F1 分数和 mAP50 为主要的性能评价指标,mAP50-95 为辅助评价指标,并以参数量^[30]作为衡量模型轻量化程度的指标。

2.2 消融实验

为检验所引入各模块的有效性,本文设定统一的实验环境与训练参数,在 M⁴SFWD 数据集上进行消融实验,实验结果见表 1.

实验数据表明,MFM 模块通过优化多尺度跨层级特征融合,突出林火火焰、烟雾目标的关键特征信息,单独替换该模块后,模型指标提升的同时参数量也减少了. VoV-GSCSP 结构通过 GSCConv 增强空间维度的信息交互,高效地提取火焰、烟雾的语义特征与空间细节特征. 增加 P2 检测层提高了特征图分辨率并改善了小目标检测,R、mAP50 指标均提升了 2%左右.

当 VoV-GSCSP 结构和 MFM 模块协同作用时,模型的 mAP50 指标提升 1.1%左右,同时参数量下降了 13%左右. 在此基础上,增加 P2 小目标检测层后,整体检测性能达到最优水平,提升效果最为突出,是本次实验中最优的改进方案.

表 1 针对 M⁴SFWD 数据集的火焰烟雾目标检测的消融实验结果

Table 1 Ablation study results for fire and smoke object detection on the M⁴SFWD dataset

实验	MFM	VoV-GSCSP	P2	精确率 P/%	召回率 R/%	mAP50/%	mAP50-95/%	F1 分数	参数量/M
1				85.22	75.27	82.31	50.85	0.799 3	31.99
2	√			85.63	76.16	83.21	51.22	0.806 2	31.70
3		√		84.59	80.08	85.86	52.83	0.822 8	42.16
4			√	85.40	77.43	84.04	51.47	0.812 2	35.12
5	√	√		85.50	75.64	83.37	50.67	0.802 7	27.78
6	√		√	84.96	76.73	83.39	51.46	0.806 3	34.56
7		√	√	85.20	77.61	84.43	50.95	0.812 3	34.97
8	√	√	√	86.29	78.85	85.80	51.97	0.824 0	29.62

2.3 对比实验

为评估本文算法的性能,选取了当前主流的目标检测模型进行对比实验,对比模型包括:原始模型 RT-DETR、YOLO 系列模型的 YOLOv8^[31]、YOLOv10^[32],以及 SSD 模型^[33]、CenterNet^[34]、RetinaNet^[35]. 相关定量评价指标的结果列于表 2.

表 2 针对 M⁴SFWD 数据集不同方法的火焰烟雾目标检测对比效果

Table 2 Comparison of detection performance of different methods for fire and smoke object detection on the M⁴SFWD dataset

模型	精确率 P/%	召回率 R/%	mAP50/%	mAP50-95/%	F1 分数	参数量/M
RT-DETR	85.22	75.27	82.31	50.85	0.799 3	31.99
YOLOv8	81.75	80.30	84.79	51.81	0.810 2	43.61
YOLOv10	82.44	78.80	84.11	51.35	0.805 8	24.31
SSD	83.48	38.27	58.46	—	0.490 0	23.88
CenterNet	92.09	48.60	76.99	—	0.630 0	32.66
RetinaNet	88.35	46.54	73.05	—	0.590 0	36.35
本文算法	86.29	78.85	85.80	51.97	0.824 0	29.62

由表可见,RT-DETR 模型的整体性能优于 SSD、CenterNet、RetinaNet;RT-DETR 模型的参数量介于 YOLOv8、YOLOv10 之间,仅有精度指标较高,其他各项指标均低于 YOLO 系列模型;但本文算法模型的 P、mAP50、mAP50-95 和 F1 分数均优于 YOLO 系列模型.

如图 5 至图 7 对比显示,本文算法显著优化了目标检测性能.在密林、湖泊等复杂场景中,该算法对火焰小目标的识别能力更强,有效解决了原始模型将云朵误检为烟雾的问题,减少误检和漏检现象.同时,在火焰与烟雾多目标共存场景下,改进算法生成的标注框定位精度更高,目标边界捕捉更准确.

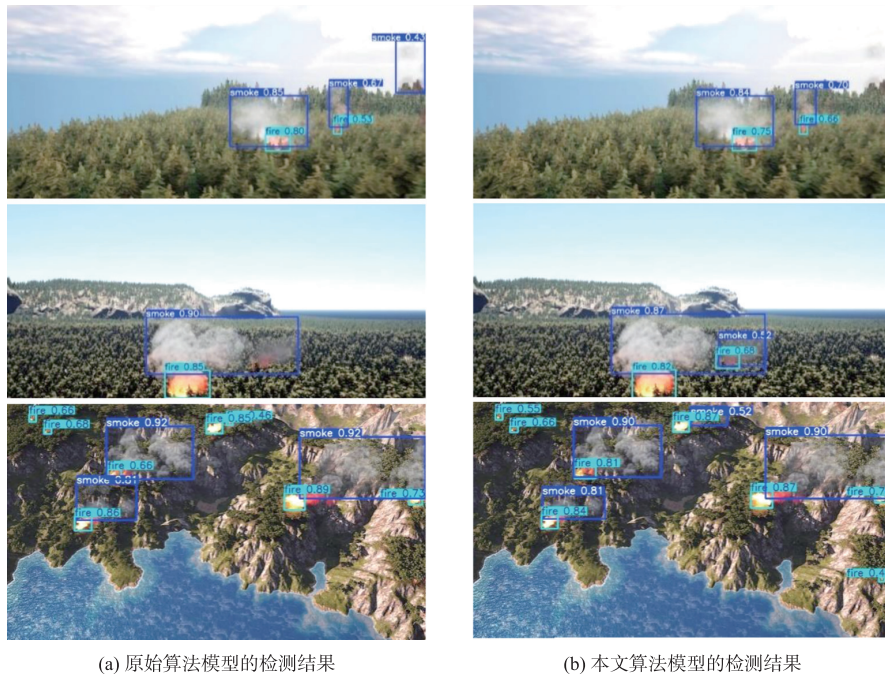


图 5 白天场景下火焰烟雾检测结果可视化对比

Fig. 5 Visual comparison of fire and smoke detection results in daytime scenarios

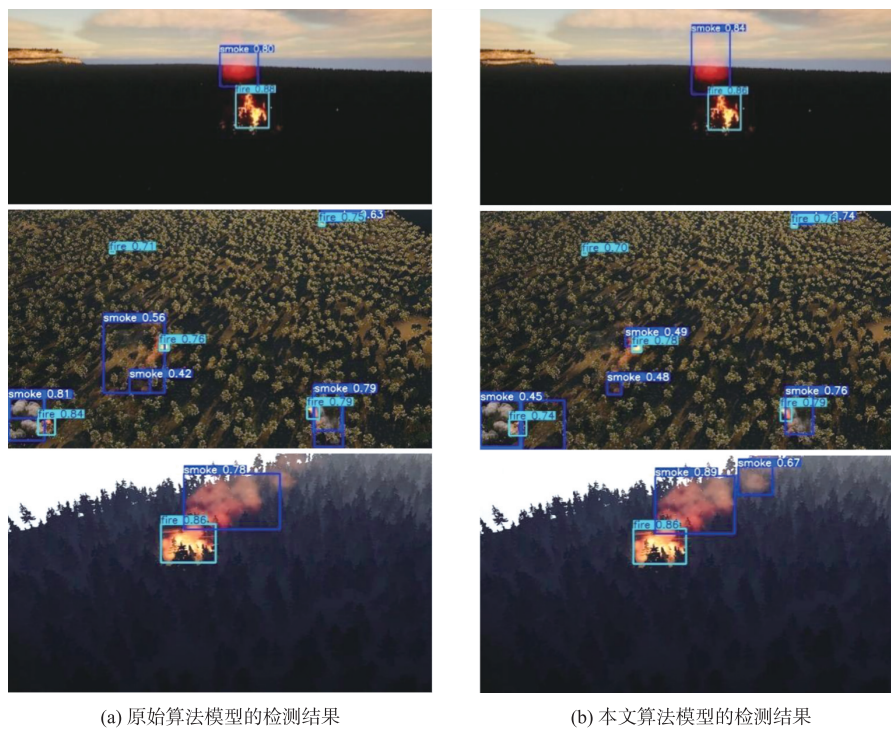


图 6 傍晚场景下火焰烟雾检测结果可视化对比

Fig. 6 Visual comparison of fire and smoke detection results in dusk scenarios

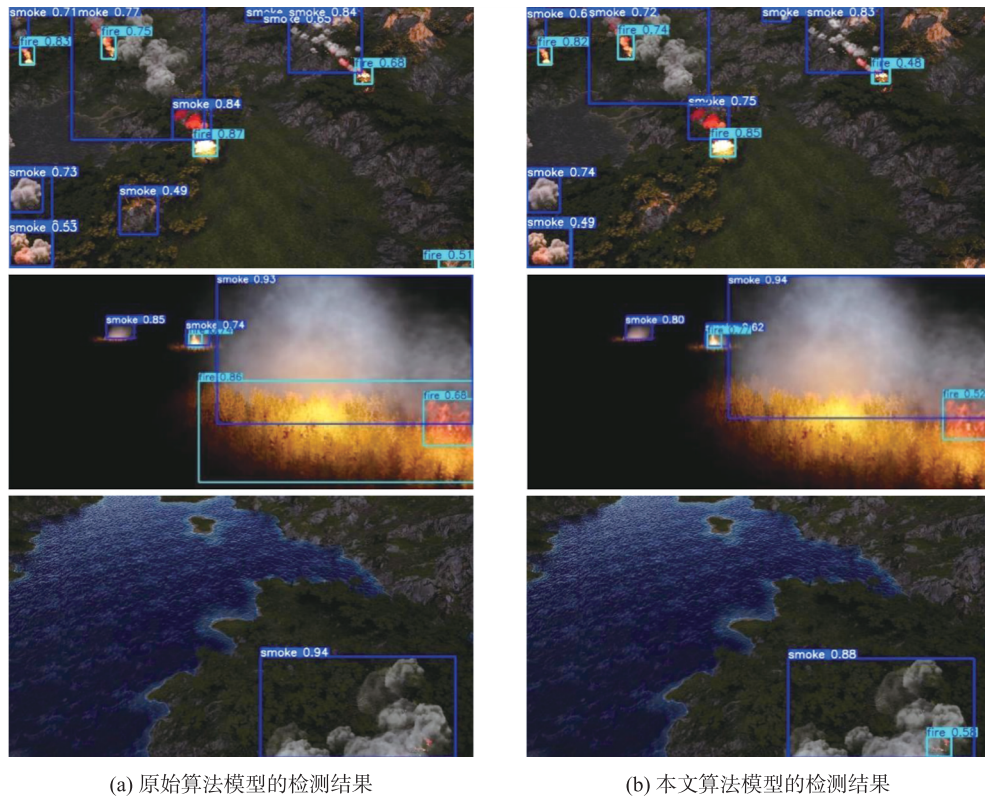


图 7 夜晚场景下火焰烟雾检测结果可视化对比

Fig. 7 Visual comparison of fire and smoke detection results in night scenarios

此外,本文算法不仅能够精准地识别烟雾底部的火焰以及被密林遮挡的火焰目标,还能有效区分晚霞与火焰. 在傍晚及夜晚等光照条件不佳、环境较为昏暗的场景下,原始算法会将落日余晖照射区域或火光反射区域错误识别为火焰或烟雾目标;而本文算法在此类场景下表现稳健,未出现上述误检现象.

为了验证本文算法在真实林火场景下对火焰烟雾目标检测的有效性,选取 S-FireData^[36]数据集开展对比实验. 实验选取的对比模型包括:RT-DETR、YOLOv8、YOLOv10,以及 SF-YOLO^[37],实验结果如图 8 至图 10 所示. 在雾状弥散烟雾场景下,本文算法的检测置信度较对比模型更高,且目标定位精度也更高;在火焰与烟雾混合的检测场景中,本文算法针对遮挡小目标具有更强的识别能力;面对多烟雾源共存的复杂场景,本文算法仍能保持对所有烟雾目标的精准识别与精确定位,充分验证了其在实际林火监测中的鲁棒性与适用性.

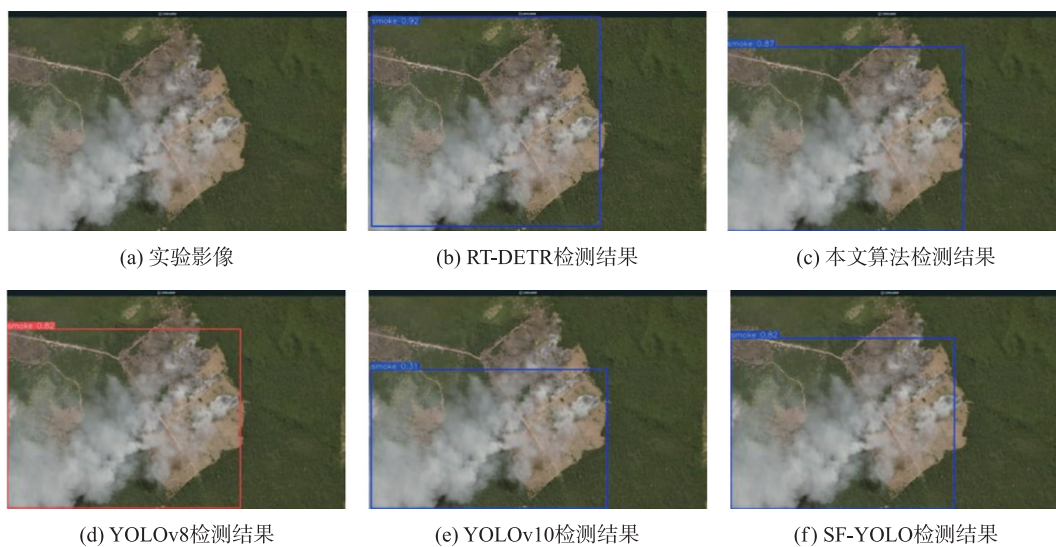


图 8 不同深度神经网络模型在雾状弥散烟雾情况下的检测效果

Fig. 8 Detection performance of different deep neural networks on dispersed smoke

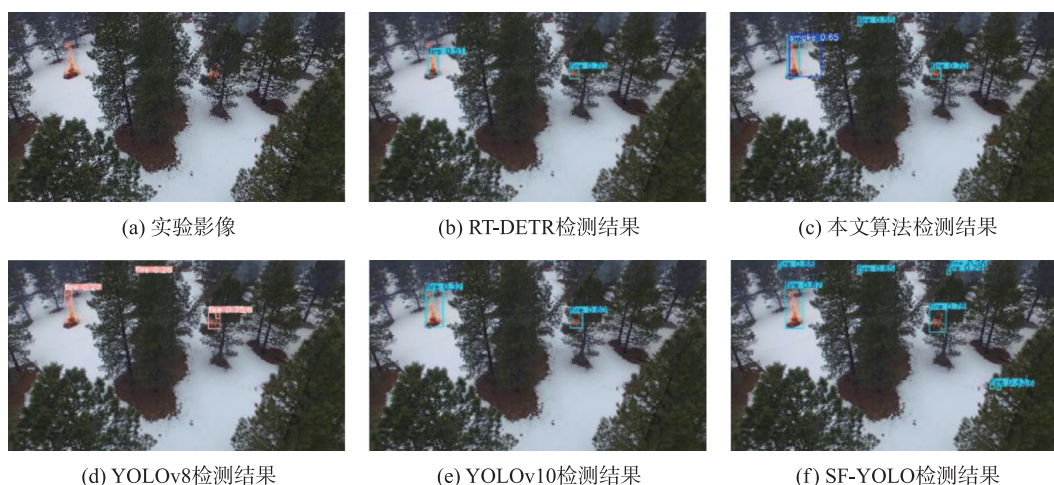


图 9 不同深度神经网络模型在火焰烟雾混合小目标情况下的检测效果

Fig. 9 Detection performance of different deep neural networks on fire-smoke mixtures with small targets

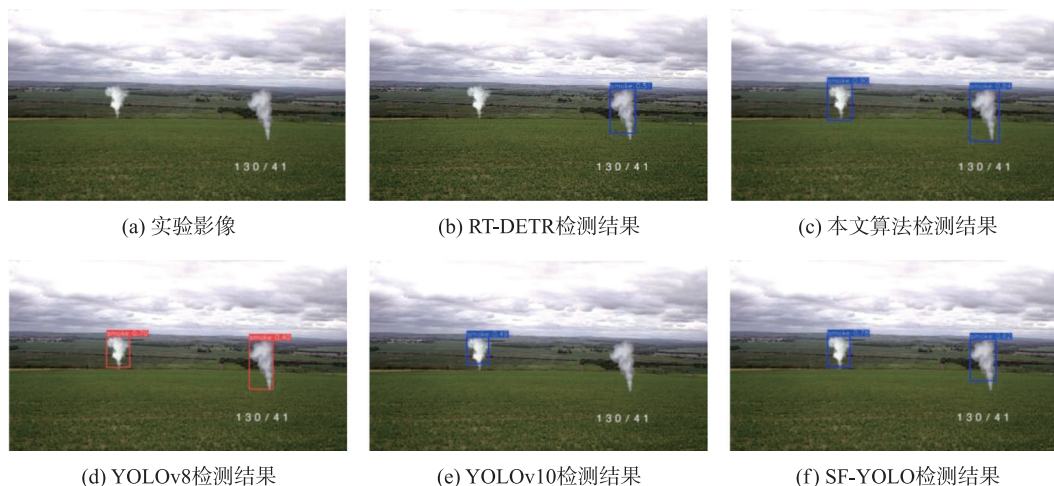


图 10 不同深度神经网络模型在多烟雾源复杂情况下的检测效果

Fig. 10 Detection performance of different deep neural networks in complex environments with multiple smoke sources

3 结论

本文提出一种基于改进 RT-DETR 的林火烟雾目标检测算法,旨在解决检测精度低、复杂背景下识别弱及小目标检测难等问题. 该算法通过引入了 MFM 模块及其空间自适应的动态权重分配机制,实现对多层次特征进行调制融合,增强模型在复杂背景下的目标识别性能. 设计 VoV-GSCSP 结构利用 GSCConv 实现空间语义与局部细节特征交互,强化模型的多尺度表达能力. 此外,为进一步提升模型对小目标的检测性能,增添 P2 小目标检测层,专注于火焰小目标和细节区域特征的提取与检测.

实验结果表明,本文算法模型在白天、傍晚、夜晚等不同时段以及密林、湖泊等复杂场景下,均展现出了优异的林火烟雾小目标检测与定位能力. 后续研究将着重围绕模型轻量化设计与实时性优化展开,以期降低模型的计算复杂度的同时提高模型的检测速度.

[参考文献]

[1] 魏书精,罗斯生,罗碧珍,等. 气候变化背景下森林火灾发生规律研究[J]. 林业与环境科学,2020,36(2):133-143.
 [2] Son R, Kim H, Wang S Y, et al. Changes in fire weather climatology under 1.5 °C and 2.0 °C warming[J]. Environmental Research Letters, 2021, 16(3):034058.
 [3] World Resources Institute(WRI). Global forest review[R]. Washington, DC: World Resource Institute, 2024.

- [4] Ullah F, Khan S I, Munawar H S, et al. UAV based spatiotemporal analysis of the 2019–2020 New South Wales bushfires[J]. Sustainability, 2021, 13(18):10207.
- [5] Forest Survey of India. India state of forest report(ISFR)2021[R]. Dehradun:Forest Survey of India, 2021.
- [6] Xu X, Li F, Lin Z, et al. Holocene fire history in China: responses to climate change and human activities[J]. Science of the Total Environment, 2021, 753:142019.
- [7] Yuan D, Chang X, Huang P Y, et al. Self-supervised deep correlation tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 30:976–985.
- [8] 覃先林, 李晓彤, 刘树超, 等. 中国林火卫星遥感预警监测技术研究进展[J]. 遥感学报, 2020, 24(5):511–520.
- [9] 周恩泽, 胡思雨, 张录军, 等. 电网山火灾害特征及风险预警技术[J]. 电力工程技术, 2020, 39(3):58–64.
- [10] 梁新宇, 刘凯, 王笑松, 等. 基于视频的林火烟雾检测算法研究[J]. 林业科技, 2023, 48(6):45–48.
- [11] 朱弥雪, 刘志强, 张旭, 等. 林火视频烟雾检测算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(14):16–26.
- [12] 徐海文, 张贵, 谭三清, 等. 基于卷积神经网络的林火烟雾检测[J]. 中南林业科技大学学报, 2023, 43(7):23–31, 64.
- [13] Jin L, Yu Y, Zhou J, et al. SWVR: a lightweight deep learning algorithm for forest fire detection and recognition[J]. Forests, 2024, 15(1):204.
- [14] 马耀名, 张鹏飞, 谭福生. 面向复杂背景下烟雾火焰检测的改进 YOLOv8s 算法[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(3):121–130.
- [15] 付燕, 杨旭, 叶鸥. 基于 CNN 和 Transformer 特征融合的烟雾识别方法[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(11):2045–2052.
- [16] Qian J, Lin J, Bai D, et al. Omni-dimensional dynamic convolution meets bottleneck transformer: a novel improved high accuracy forest fire smoke detection model[J]. Forests, 2023, 14(4):838.
- [17] Wang S, Chen T, Lv X, et al. Forest fire detection based on lightweight YOLO[C]//Proceedings of the 33rd Chinese Control and Decision Conference(CCDC). Kunming, China:IEEE, 2021:1560–1565.
- [18] 况瑞杰, 李祥, 刘宇, 等. 基 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):425–436.
- [19] Li G, Li Y, Jiang S. Real-time smoke detection network based on multi-scale feature recognition and lightweight architecture design[C]//Proceedings of the 2024 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics(SMC). Kuching, Malaysia:IEEE, 2024:262–267.
- [20] Zhao L, Zhi L, Zhao C, et al. Fire-YOLO: a small target object detection method for fire inspection[J]. Sustainability, 2022, 14(9):4930.
- [21] Huang J, Zhou J, Yang H, et al. A small-target forest fire smoke detection model based on deformable transformer for end-to-end object detection[J]. Forests, 2023, 14(1):162.
- [22] 颜谨, 肖满生, 王瑶瑶, 等. 一种改进 DETR 的森林火灾烟雾识别模型[J]. 计算机技术与发展, 2025, 35(2):24–32.
- [23] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada:IEEE, 2015, 39(6):91–99.
- [24] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Las Vegas, NV, USA:IEEE, 2016:779–788.
- [25] Zhao Y, Lv W, Xu S, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Seattle, WA, USA:IEEE, 2024:16965–16974.
- [26] Zhang Y, Zhou S, Li H. Depth information assisted collaborative mutual promotion network for single image dehazing[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), Seattle, WA, USA:IEEE, 2024:2846–2855.
- [27] Li H, Li J, Wei H, et al. Slim-neck by GSConv: a lightweight-design for real-time detector architectures[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21:62.
- [28] Wang G, Li H, Li P, et al. M⁴SFWD: a multi-faceted synthetic dataset for remote sensing forest wildfires detection[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 248:123489.
- [29] 吴栋, 范永胜, 桑彬彬. 基于改进 RT-DETR 的轻量化火焰检测算法[J]. 计算机与现代化, 2025(7):106–111, 118.
- [30] 张彼德, 邱杰, 姜广鑫, 等. 基于 CNN 和 Transformer 的轻量化电能质量扰动识别模型[J]. 电力工程技术, 2025, 44(1):69–78.
- [31] Varghese R M S. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]//Proceedings of

- the International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems(ADICS), Chennai, India: IEEE, 2024:1-6.
- [32] Wang A, Chen H, Liu L, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection[C]//Proceedings of the 38th Conference on Neural Information Processing Systems(NeurIPS), Vancouver, Canada: ACM, 2024:3429-3456.
- [33] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision(ECCV), Amsterdam, Netherlands: Springer, Cham, 2016:21-37.
- [34] 倪一华, 闫胜业. 基于改进 CenterNet 的轻量级目标检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(4):135-141, 149.
- [35] 朱雨, 郝晓丽, 牛保宁, 等. RetinaNet 目标检测算法改进[J]. 计算机工程与设计, 2024, 45(11):3271-3278.
- [36] 赵晨萌, 张卡, 盛业华, 等. 多场景烟雾火焰目标检测数据集(S-FireData)[DS/OL]. 国家地球系统科学数据中心--长江三角洲分中心, 2025. <http://geodata.nnu.edu.cn>.
- [37] Zhao C M, Zhao L K, Zhang K, et al. Smoke and fire-you only look once: a lightweight deep learning model for video smoke and flame detection in natural scenes[J]. Fire, 2025, 8(3):104.

[责任编辑:杜忆忱]