北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

FireLight-YOLO：面向森林火灾实时监测的轻量化模型

李敏学 张晓宇 程英杰 霍光煜 许福

FireLight-YOLO: a lightweight model for real-time forest fire detection

Li Minxue, Zhang Xiaoyu, Cheng Yingjie, Huo Guangyu, Xu Fu

引用本文:
李敏学, 张晓宇, 程英杰, 霍光煜, 许福. FireLight-YOLO：面向森林火灾实时监测的轻量化模型[J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(1):12-25. doi: 10.12171/j.1000-1522.20250219
Li Minxue, Zhang Xiaoyu, Cheng Yingjie, Huo Guangyu, Xu Fu. FireLight-YOLO: a lightweight model for real-time forest fire detection[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(1):12-25. doi: 10.12171/j.1000-1522.20250219

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20250219

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

基于树皮纹理的轻量化YOLOv11树种识别方法
Lightweight YOLOv11 tree species recognition method based on bark texture
北京林业大学学报, 2025, 47(8): 134-148. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20250151

基于少样本学习的森林火灾烟雾检测方法
Forest fire smoke detection method based on few-shot learning
北京林业大学学报, 2023, 45(9): 137-146. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20230044

面向钻蛀振动实时侦听的深度学习模型压缩
Deep learning model compression for real-time listening of boring vibration
北京林业大学学报, 2021, 43(6): 92-100. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20200100

MAFF-YOLO: 面向造林验收的明穴目标检测模型
MAFF-YOLO: a target detection model for planting holes in afforestation acceptance
北京林业大学学报, 2025, 47(4): 142-154. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20240353

基于Sparse-DenseNet模型的森林火灾识别研究
Forest fire identification based on Sparse-DenseNet model
北京林业大学学报, 2020, 42(10): 36-44. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20190371

SSFYOLO：一种面向复杂森林场景的树干检测算法
SSFYOLO: a trunk detection algorithm for complex forest scenarios
北京林业大学学报, 2025, 47(2): 132-142. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20240145

DOI:10.12171/j.1000−1522.20250219

FireLight-YOLO: 面向森林火灾实时监测的轻量化模型

李敏学　张晓宇　程英杰　霍光煜　许　福
（北京林业大学信息学院，北京 100083）

摘要:【目的】为应对森林火灾频发对生态安全构成的严峻挑战，构建轻量化实时智能监测体系以提升生态风险防控能力具有重要现实意义。针对现有火灾检测方法易受环境干扰，且模型复杂度与实时性难以兼顾的问题，本研究旨在开发一种无需外部预训练权重即可从零训练的高效轻量化检测模型。**【方法】**研究首先构建了涵盖 1 万余张高质量图像的森林火灾监测数据集并开源发布。在此基础上，基于 YOLOv8 提出 FireLight-YOLO 轻量化架构：引入幽灵卷积压缩冗余计算，设计融合部分卷积与点态卷积的 FasterC2fBlock 构建 T 形感受野以增强关键区域感知，并优化 SPPF 模块提出特征金字塔共享卷积机制实现高效跨尺度特征融合。模型通过交叉验证、独立测试、消融实验及多噪声场景鲁棒性检验完成性能评估。**【结果】**FireLight-YOLO 在未使用预训练权重条件下实现 mAP@0.5 达 0.491，仅需约 2.26×10^6 参数与 5.9 GFLOPs 计算量，在精度、轻量化与实时性间达到有效平衡。相较于原始 YOLOv8，模型计算量减少 2.2 GFLOPs，参数量降低了 25%，推理速度提升 15%，并在复杂干扰场景中展现出优异的鲁棒性。**【结论】**FireLight-YOLO 实现了轻量化条件下对森林火灾的精准检测。该研究不仅为森林火灾智能监测提供了低成本、高效率的技术方案，其轻量化特性亦显著增强了模型在移动终端的部署适应性。研究成果可为森林生态系统的保护与修复提供坚实的智能化支撑。

关键词：YOLOv8；Ghost 卷积；森林火灾检测；实时目标检测；轻量化模型；特征金字塔共享卷积（FPSC）；边缘部署；生态安全

中图分类号：TP391.4；S762.3　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000−1522(2026)01−0012−14

引文格式：李敏学，张晓宇，程英杰，等. FireLight-YOLO：面向森林火灾实时监测的轻量化模型［J］. 北京林业大学学报，2026，48(1)：12−25. Li Minxue, Zhang Xiaoyu, Cheng Yingjie, et al. FireLight-YOLO: a lightweight model for real-time forest fire detection［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(1): 12−25.

FireLight-YOLO: a lightweight model for real-time forest fire detection

Li Minxue　Zhang Xiaoyu　Cheng Yingjie　Huo Guangyu　Xu Fu
(School of Information Science and Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract:［**Objective**］In response to the increasingly frequent forest fires that threaten ecological security, developing a lightweight real-time intelligent monitoring system is of crucial importance for enhancing ecological risk prevention and control. However, existing fire-detection methods tend to be easily affected by environmental disturbances, and it remains difficult to balance model complexity with real-time performance. Therefore, this study aims to develop an efficient lightweight detection model that can be trained from scratch without relying on external pre-trained weights.［**Method**］We first constructed and publicly released a high-quality forest wildfire monitoring dataset containing more than 10 000 images. On this basis, we proposed FireLight-YOLO, a lightweight architecture based on YOLOv8. The model incorporates Ghost Convolution to compress redundant computation and introduces the FasterC2fBlock, which integrates partial convolution and point-wise convolution to form a T-shaped receptive field, thereby

收稿日期: 2025−06−16　**修回日期:** 2025−12−05

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项（BLX202241），国家重点研发计划（2023YFC2605200）。

第一作者: 李敏学。主要研究方向：目标检测。 Email: minxiaoxiao@bjfu.edu.cn　地址：100083 北京市海淀区清华东路 35 号北京林业大学信息学院。

责任作者: 张晓宇，讲师。主要研究方向：目标检测、大语言模型、数据分析。 Email: xyzhang0606@bjfu.edu.cn　地址：同上。

本刊网址: https://j.bjfu.edu.cn; https://journal.bjfu.edu.cn

strengthening key region perception. Additionally, we optimized the SPPF module and proposed a Feature Pyramid Shared Convolution (FPSC) mechanism to achieve efficient cross-scale feature fusion. Comprehensive evaluations, including cross-validation, independent testing, ablation studies, and multi-noise robustness experiments, were conducted to assess performance. [**Result**] Without using any pre-trained weights, FireLight-YOLO achieves an mAP@0.5 of 0.491 with only 2.26×10^6 parameters and 5.9 GFLOPs. The model effectively balances accuracy, lightweight design, and real-time performance. Compared with the original YOLOv8, computational cost is reduced by 2.2 GFLOPs, parameter quantity decreases by 25%, inference speed improves by 15%, and the model demonstrates strong robustness in complex interference scenes. [**Conclusion**] FireLight-YOLO achieves accurate wildfire detection under lightweight constraints. This work provides a low-cost and efficient solution for intelligent wildfire monitoring, and its lightweight design significantly enhances deployment adaptability on mobile edge devices. The proposed approach offers promising support for forest ecosystem protection and restoration.

Key words: YOLOv8; Ghost Convolution; wildfire detection; real-time object detection; lightweight model; Feature Pyramid Shared Convolution (FPSC); edge deployment; ecological security

目前，森林作为典型脆弱生态系统的重要组成部分，其防灾减灾能力直接关系到国家生态安全与区域可持续发展[1]。传统森林火灾监测主要依赖地面巡逻、固定摄像头、卫星遥感及人工观测等方式[2]，但这些方法均存在明显局限：人工巡逻成本高，效率低；固定摄像头受视角与覆盖范围限制；卫星遥感虽能实现大范围观测，却受制于天气条件与成像频率，难以满足复杂环境下的实时监测需求；基于规则的视频分析则易受光照变化、云层遮挡等环境干扰，导致误报率高、检测精度低。随着人工智能、遥感技术与生态大数据的快速发展，探索高效、智能、低成本的森林火灾实时监测与预警方法[3]，已成为典型脆弱生态系统保护与修复工作的重要方向。提升森林火灾检测的智能化与自动化水平，对于加强生态环境保护[4]，支撑国家“双碳”战略目标[5]的实现，具有重要意义。

现有森林火灾检测方法可归纳为 5 条技术路线：传感器监测、遥感探测、视频规则分析、传统机器学习及深度学习。基于温度、烟雾、气体等传感器的方法响应速度快、硬件成本低，但监测范围有限，且易受风向、湿度等环境因素干扰而产生漏检或误报。遥感方法利用卫星或无人机红外成像实现大范围全天候监测：卫星遥感可提供宏观动态观测，但受空间分辨率、成像频率及云层遮挡限制，难以实现早期火灾的精准定位；无人机虽具备低空灵活巡航优势，但续航能力有限，在大规模林区部署成本较高。视频规则检测依赖颜色阈值、纹理特征、运动检测（帧差法、光流法）等先验知识，实现简单且实时性好，但在光照变化、阴影扰动或复杂背景下误报率较高。传统机器学习方法采用 SVM[6]、随机森林、Adaboost[7]等分类器对人工提取的火灾特征（如 YCbCr 或 HSV 颜色特征、LBP 纹理特征、Gabor 滤波器响应等）进行识别，特征判别能力优于规则方法，但泛化性能有限，难以适应多变的森林环境。深度学习技术的发展显著提升了火灾检测的精度与鲁棒性：早期研究将 AlexNet[8]、VGG[9]等分类网络用于火灾判别，但缺乏目标定位能力；后续引入 Faster R-CNN[10]、SSD、RetinaNet 等目标检测框架，实现了火焰与烟雾的精确定位。近年来，YOLO（You Only Look Once）系列因兼具高精度、高速度与部署灵活性，在火灾检测领域应用广泛，研究者们通过多尺度特征融合、注意力机制和轻量化设计持续优化其性能。例如：李永福等[11]在 YOLOv7 中引入 EPSANet 与 SANet 注意力机制增强多尺度特征表达；Han 等[12]采用 Ghost 卷积模块减少冗余计算，优化 YOLOv9 结构；曲英伟等[13]将轻量级网络 MobileNetV3 引入 YOLOv5，并结合自适应非极大值抑制（Adaptive-EIoU-NMS）优化目标框筛选过程，显著降低模型复杂度并提升性能。综上所述，森林火灾检测技术正从传统传感器与基于低级视觉特征的传统图像处理方法逐步向基于深度学习的多源融合、高精度、低延迟的智能检测方向发展，但在早期火灾特征识别、复杂背景干扰抑制以及模型轻量化部署方面仍面临挑战。

在模型轻量化方面，深度可分离卷积（depthwise separable convolution, DWConv）在移动端部署中虽被广泛应用，但其频繁的内存访问可能制约推理效率[14]。针对这一问题，Chen 等[15]提出的 FasterNet 框架，通过极简网络结构设计实现跨平台的高效推理，显著提升了模型在工业级应用场景下的可行性与部署性能。这表明，高效的轻量化设计对于满足森林火灾检测等实时性要求极高的任务具有重要意义。在此背景下，YOLOv8 作为近年来广泛应用的目标

检测模型，凭借其优异的检测精度与高速推理能力，在火灾检测等实时性要求较高的任务中展现出应用潜力。然而，由于森林火灾在早期阶段特征复杂、易与背景混淆，同时 YOLOv8 在训练与推理过程中计算资源消耗较大，加载时间较长，导致其在实际部署和实时检测中仍面临一定挑战。因此，如何在保持检测精度与实时性的前提下实现模型轻量化，已成为森林火灾实时监测亟待解决的关键问题[16]。

针对上述问题，本文拟提出一种改进的轻量化检测模型 FireLight-YOLO，通过构建高质量火灾数据集、引入 Ghost 卷积（Ghost Convolution, GhostConv）降低计算冗余、融合 FasterNet 框架优化推理效率、设计特征金字塔共享卷积（Feature Pyramid Shared Convolution, FPSC）模块[17]增强多尺度特征表达等策略，在保持检测精度的同时降低误报率与计算复杂度。本研究旨在为森林火灾实时智能监测提供一种高效、可部署的解决方案，并为工业场景落地奠定基础。

1 FireLight-YOLO 模型构建

1.1 总体架构设计

本研究在 YOLOv8 框架的基础上提出一种轻量化、高效的森林火灾检测模型——FireLight-YOLO。该模型针对 YOLOv8 的 Backbone、Neck 和 Head 三大结构进行了系统性改进，旨在提升特征提取能力与检测精度的同时，有效降低模型复杂度与计算成本，从而增强其在实际部署环境下的可行性与实时性。FireLight-YOLO 的整体架构如图 1 所示。

1.2 轻量化改进策略

FireLight-YOLO 通过设置 GhostConv、FasterC2fBlock 与 FPSC 等关键模块，不仅有效降低了模型的计算量与误报率，还提升了检测精度与模型推理速度，整体推理速率相较原始 YOLOv8 提升超过 15%。本研究所提出的模型为森林火灾的智能监测与预警提供了一种高效、轻量、可部署的技术路径，并为后续工业化场景中的应用奠定了坚实基础。

1.2.1 引入 GhostConv 卷积模块降低计算冗余

GhostNet 由华为诺亚方舟实验室提出，其核心思想是以极低的计算成本生成与标准卷积相当的特征表达，在轻量化视觉任务中表现突出。本研究借鉴其思想，将 GhostConv 引入 FireLight-YOLO 的 Backbone 中，用以替代标准卷积结构，旨在在不显著牺牲特征表达能力的情况下减少参数量并提升推理效率。

GhostConv 的特征生成方式可概括为“主特征 + 廉价扩展”，即先通过少量主卷积获得基础特征，再利用 GroupConv 生成额外冗余特征，并拼接得到最终输出。记输入特征为X_t，主卷积为$F_{\text{primary}}(X)$，组

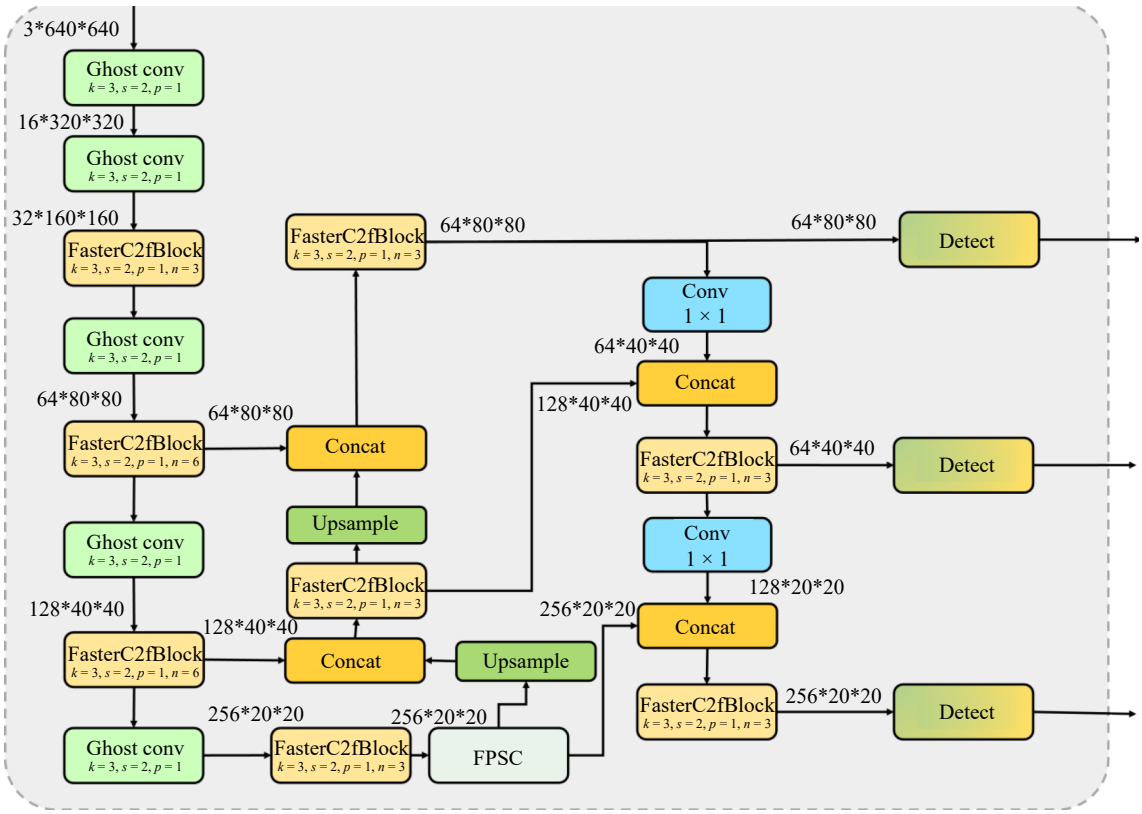


图 1 FireLight-YOLO 的整体架构

Fig. 1 Overall architecture of FireLight-YOLO

卷积为$F_{\text{group}}(X)$，则输出 Y 可表示为

$$Y = F_{\text{primary}}(X_t) \oplus F_{\text{group}}\left(F_{\text{primary}}(X_t)\right) \tag{1}$$

本研究将 GhostConv 融入 FireLight-YOLO 的骨干网络，实现了对森林火灾场景中烟焰、火色纹理等多尺度模式的轻量化建模。在保证检测精度基本不下降的前提下，GhostConv 有效减少了卷积层冗余计算，并在整体结构中带来了更快的推理速度与更低的显存占用，使网络更适用于实时监控场景下的早期火灾识别需求。

1.2.2　FasterC2fBlock 提升模型推理速度

为提升 YOLOv8 在森林火灾早期烟雾与火焰弱特征提取场景下的效率与表达能力，本文在 C2f 结构基础上构建模块 FasterC2fBlock。不同于原 C2f 主要依赖标准卷积进行特征混合，本研究借鉴 FasterNet 中 PConv 的局部通道处理思想，将部分卷积替代为 PConv 以降低空间卷积量，并保留未卷积通道用于信息旁路传递，从而在保持表达能力的同时显著提高推理效率。

FasterC2fBlock 的整体结构如图 2 所示，模块首尾分别设置 1 × 1 PWConv 层，用于完成输入特征的初始映射与输出阶段的特征融合；中间由多个可按深度调节的 FasterBlock 堆叠构成，以实现多层次、多尺度的特征提取。在完成内部特征编码后，模块输出端进行全局残差融合，并最终通过尾部的 1 × 1 PWConv 完成通道压缩与特征重整。

与 YOLOv8 原生的 C2f 结构相比，本文提出的 FasterC2fBlock 在保持跨阶段特征融合思想的基础上进行轻量化改造。C2f 通过分支卷积与 Concat 融合实现特征增强，但标准卷积计算开销较大；而 FasterC2fBlock 中的 FasterBlock 引入 PConv 对输入特征进行部分卷积处理，仅对核心通道执行空间卷积，未卷积通道以旁路形式直接参与后续融合，从而有效减少冗余计算。其中，FasterBlock 内部采用双 1 × 1 PWConv 构建瓶颈结构，完成通道扩张与压缩，既提升了特征表达能力，又进一步提高了特征混合效率。该策略使特征形成类似 T 形感受野的传递路径，对烟雾淡化、火焰边界模糊等复杂场景具有更强的响应能力。实验结果表明，FasterC2fBlock 在接近甚至优于 C2f 精度的前提下显著降低了参数规模与推理延迟，更适用于森林火灾检测中的实时部署场景。

1.2.3　构建 FPSC 模块增强多尺度火灾特征表达

为增强 YOLOv8 在多尺度特征提取方面的表现，本文对原有的快速空间金字塔池化模块（spatial pyramid pooling fast，SPPF）进行优化，提出了一种更高效的结构——特征金字塔共享卷积模块（feature pyramid shared convolution，FPSC），如图 3 所示。

在整体结构上，FPSC 首先使用一层 1 × 1 卷积（Conv1 × 1）对输入特征图$\boldsymbol{X} \in \boldsymbol{R}^{c \times h \times w}$进行初步压缩与特征编码，随后引入 3 层具有不同膨胀率（dilation rates 分别为 1、3、5）的共享卷积层，用于提取多尺度特征。为进一步减少冗余计算，前两层共享卷积的输出不直接融合，而是在第三层共享卷积完成后与输入特征图进行特征拼接（concatenation），实现特征增强与信息整合。最后通过一层 1 × 1 卷积进行通

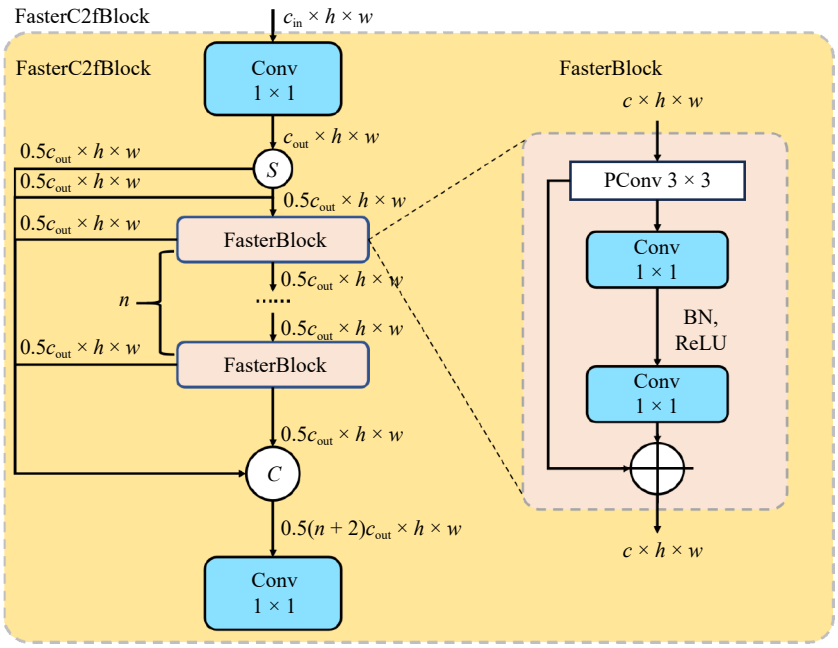


图 2　FasterC2fBlock 结构图

Fig. 2　Architecture of FasterC2fBlock

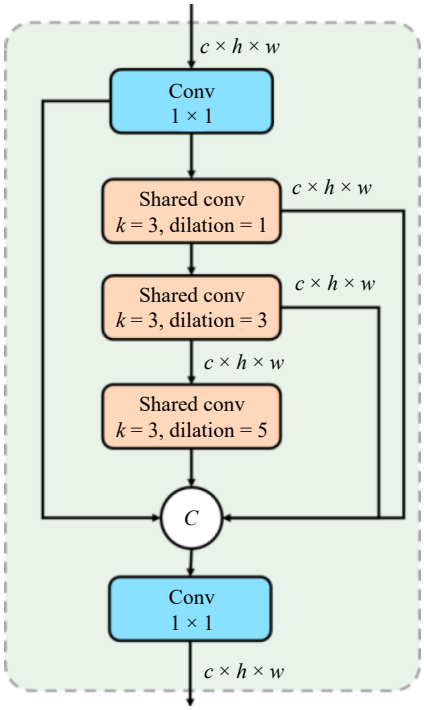


图 3 FPSC 结构图

Fig. 3 Architecture of FPSC

道数压缩，降低计算复杂度并保持特征一致性。该模块计算公式可表示为

$$Y = \mathrm{FPSC}(\boldsymbol{X}) = F_{\mathrm{out}}(\mathrm{Concat}(O_1, O_3, O_5)) \tag{2}$$

式中：O_r表示膨胀率为 r 的共享卷积输出，$O_r = C^{(r)}_{\mathrm{shared}}(F_{\mathrm{in}}(X))$；$F_{\mathrm{in}}$和$F_{\mathrm{out}}$分别表示高效通道变换的输入和输出处理函数。

FPSC 模块集成了 3 种关键策略，具体如下。

（1）多尺度特征提取

通过引入具有递增膨胀率的共享卷积核，FPSC 能够同时关注局部细节（如小范围火焰、烟雾边缘）与全局结构（如火势扩散趋势），提升模型对不同尺度火灾目标的感知能力，增强小目标检测的鲁棒性。

$$O_r = W_{\mathrm{s}} *_r X + b_{\mathrm{s}}, r \in 1,3,5 \tag{3}$$

式中：$*_r$表示膨胀率为 r 的卷积运算；W_{s}为共享权重矩阵，b_{s}为共享偏置；低膨胀率（$r = 1$）聚焦局部细节 $\min_{\mathrm{local}} \|\nabla O_1\|$；高膨胀率（$r = 5$）聚焦局部细节 $\max_{\mathrm{global}} O_5$。

（2）参数共享机制

为进一步提升计算效率并降低模型冗余，FPSC 采用参数共享的卷积层替代传统多分支卷积路径。该机制相较于 SPPF 中的池化操作，不仅有效保留了关键空间特征信息，也显著减少了卷积操作中的权重数量，实现了模型的轻量化。

$$W_{\mathrm{s}}^{(r=1)} = W_{\mathrm{s}}^{(r=3)} = W_{\mathrm{s}}^{(r=5)} \tag{4}$$

参数复杂度从$O(3 \times k^2 \times c^2)$降为$O(k^2 \times c^2)$，有效减少冗余参数。其中，$k$ 表示卷积核尺寸（kernel size），c 表示特征通道数（channels）。

（3）高效通道变换与非线性表达

模块前后均引入 1 × 1 卷积进行通道数调整，结合 Batch Normalization 与 ReLU 激活函数，不仅提升了特征表达的非线性能力，也有效缓解了梯度消失问题，从而增强模型在复杂环境下（如烟雾遮挡、光照不均等）的适应性与稳定性。

$$F_{\mathrm{out}}(\boldsymbol{Z}) = \mathrm{ReLU}(\mathrm{BN}(W_o * Z + b_o)) \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{Z} = \mathrm{Concat}(O_1, O_3, O_5) \in \boldsymbol{R}^{3c \times h \times w}$，$W_o$为降维卷积核，BN表示批量归一化，ReLU为激活函数 $\max(0, x)$。

综上所述，FPSC 通过不同膨胀率的共享卷积实现多尺度建模，兼顾了局部与全局信息的融合，相较于传统 SPPF 有效地降低了冗余计算与特征信息损失，提升了火灾检测模型在多样化场景中的泛化能力与计算效率。

1.3 模型实现细节

FireLight-YOLO 的整体网络结构如图 1 所示。模型在 YOLOv8 框架基础上进行了系统性轻量化重构，通过在 Backbone 与 Head 中引入 FasterC2fBlock，在 Neck 中采用特征金字塔共享卷积（FPSC）模块，在无预训练权重的情况下仍能实现高效特征提取与实时检测。本节介绍模型结构配置与核心模块参数设计。

模型输入尺寸为 640 × 640 × 3。Backbone 负责逐层构建多尺度特征，采用 GhostConv 替代原始卷积，以降低早期特征提取阶段的冗余计算。主干深层结构使用 FasterC2fBlock 替换标准 C2f 模块，通过多堆叠增强语义建模能力，其堆叠数 n 设置为 3、6、6、3 以实现浅层高效率、深层强表达的平衡。Backbone 最终生成 3 组特征图（示例维度：64 × 80 × 80、128 × 40 × 40、256 × 20 × 20），为多尺度目标检测提供表征基础。

Neck 部分采用 FPSC 模块替代 YOLOv8 的 SPPF，用于跨尺度感受野融合。FPSC 内含 3 个膨胀率分别为 1、3、5 的 3 × 3 卷积，所有卷积层共享一组权重，通过膨胀卷积构建多尺度视野，在极低参数量下保持上下文特征提取能力。

Head 采用轻量化的 FPN + PAN 结构进行双向特征融合，在 3 个输出尺度上均嵌入 FasterC2fBlock（$n = 3$）以整合多尺度语义信息，并通过解耦检测头（decoupled head）分别执行分类与回归任务，缓解目标定位与语义识别冲突。最终模型在 80 × 80、40 × 40、20 × 20 三尺度特征图上完成预测，可适应火灾

场景中火焰、小尺度烟雾及远距离微弱目标的检测需求。

2　实验验证

本实验采用团队收集并标注好的森林火灾数据集，结合烟雾数据（环境背景）以增强模型的适应性。数据标注使用 labelimg 工具，并在数据处理中应用多种数据增强策略，以提升模型的泛化能力。为验证 FireLight-YOLO 的有效性，本研究将其与原始 YOLOv8 模型及多种现有目标检测模型进行对比实验。实验重点评估在测试精度保持不变的前提下，FireLight-YOLO 是否能够实现模型轻量化、提高计算效率，并增强模型的泛化能力。

2.1　数据集构建与预处理

2.1.1　数据集采集与标注

鉴于公开网络中森林火灾数据集资源有限，本研究从 Paddle、GitHub、Hugging Face、Kaggle 等平台共收集约 3 万张火灾相关图像。为确保数据质量与实验的可重复性，首先进行数据清洗与筛选，剔除分辨率低于 400 × 400 像素、存在严重模糊、曝光异常或标注不准确的图像，并去除重复样本。优先保留分辨率较高、场景多样（包括不同季节、天气、光照和拍摄角度）、识别难度适中的图像。最终数据集包含两类样本：①林火与烟雾的精确标注数据；②额外采集的 2 200 张未标注背景图像，用于提升模型对非火灾场景的判别能力、降低误判率。所有图像分辨率统一调整至 640 × 640 像素，并使用 LabelImg 工具进行标注。数据按 14∶3∶3 比例划分为训练集、验证集与测试集（见表 1）；为验证数据集在不同规模下的适应性与通用性，另从中筛选 9 000 张图像按 4∶1∶1 比例划分（见表 1）。此外，在数据预处理阶段引入等比例的多种噪声增强，以模拟复杂环境下的火灾特征，提高模型的鲁棒性。

最终，经过严格筛选与精确标注，构建了约 1 万张高质量火灾图像数据集、9 000 张适应性数据集，并在此基础上为每类图像生成等比例的噪声增强数据集及单一噪声数据集（图 4）。整理后的数据集将作为模型训练和评估的主要依据，同时，为推动火灾检测研究的发展，本研究将该数据集上传至 Hugging Face 和 Github 平台，供全球科研人员免费使用。

表 1　实验图像数据分组

Tab. 1　Experimental image data grouping

数据集	类别	14∶3∶3数据量/张	4∶1∶1数据量/张
训练集	火灾和烟雾	5 500	4 500
	背景	1 500	1 500
验证集	火灾和烟雾	1 250	1 250
	背景	250	250
测试集	火灾和烟雾	1 250	1 250
	背景	250	250
mAP@0.5		0.491 6	0.491 3

由表 1 可见，不同数据集划分比例下的 mAP@0.5 变化幅度较小。综合适应性与稳定性考虑，后续实验统一采用表现较优的 4∶1∶1 比例。

2.1.2　数据增强

为了提升 FireLight-YOLO 在复杂场景下的泛化能力，本研究采用 YOLOv8 提供的数据增强技术，以扩展数据分布，并提高模型在不同光照、视角、尺度变化及背景干扰下的鲁棒性。图 5 直观展示了关键增强方法的效果。数据增强不仅提升了训练数据的多样性，还降低了模型对特定数据模式的依赖，从而优化目标检测性能。

为评估不同数据增强策略对模型性能的影响，表 2 展示了 5 组对比实验结果，分别测试了自动增强、混合增强、几何变换、随机翻转和颜色增强的效果。实验关键参数包括引入 RandAugment 作为自动增强策略，并结合随机擦除（random erasing），该方法以 40% 概率遮挡图像局部区域，以模拟烟雾干扰或目标部分缺失的情况。马赛克增强（mosaic augmentation）以 100% 概率应用，以提升模型对多尺度目标的检测能力。随机平移（±10%）和缩放（±50%）用于增强模型对尺度变化的适应性，同时，通过以 50% 的概率随机水平翻转增加数据多样性。此外，色调变化（±0.015）、饱和度变化（±70%）和亮度变化（±40%）用于提升模型在不同光照条件下的鲁棒性。

实验结果表明，同时使用随机翻转、几何变换、混合增强和自动增强能有效提升 FireLight-YOLO



图 4　自建数据集

Fig. 4　Self-built dataset

注：数据集开源，下载地址：https://github.com/LOIIIIIII/FireData/tree/main。

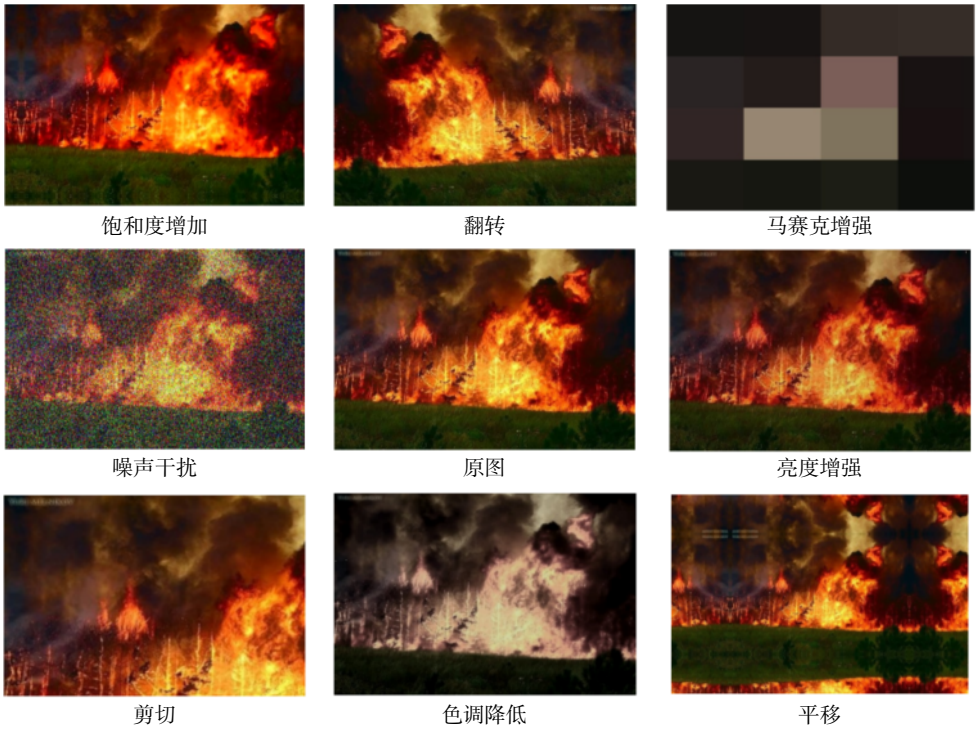


图 5 数据增强火灾图像

Fig. 5 Fire images with data augmentation

表 2 不同数据增强策略对模型性能的影响对比

Tab. 2 Comparison of model performance under different data augmentation strategies

序号	图像尺寸	批量大小	迭代次数	自动增强	混合增强	随机翻转	几何变化	颜色变换	召回率	mAP@0.5
1	640 × 640	32	300	√					0.388	0.332
2	640 × 640	32	300	√	√				0.454	0.437
3	640 × 640	32	300	√	√	√			0.468	0.437
4	**640 × 640**	**32**	**300**	√	√	√	√		**0.476**	**0.491**
5	640 × 640	32	300	√	√	√	√	√	0.463	0.48

注：FireLight-YOLO模型实际使用序号4的数据增强方法，具体为：自动增强采用RandAugment策略，并以40%概率进行随机擦除；混合增强包括100%马赛克增强；几何变换包括随机平移（±10%）和缩放（±50%）；随机翻转以50%概率进行水平翻转。粗体代表模型训练测试时实际使用的数据增强方法。

的检测性能，但颜色增强会影响火灾识别的准确性。分析表明，其主要原因在于颜色增强改变了火焰的原始色彩特征，从而影响识别效果，同时，过大的色调变化可能导致烟雾、火焰和背景之间的混淆，增加误判风险。因此，在火灾检测任务中，应谨慎使用颜色增强，以避免影响模型的识别能力。

2.2 实验环境与参数配置

本实验采用团队收集并精确标注的森林火灾数据集，结合烟雾及环境背景数据以增强模型的适应性，所有标注均通过 LabelImg 工具完成。数据处理中引入多种数据增强策略，以提升模型的泛化性能。实验在 Ubuntu 22.04 系统、NVIDIA RTX 4090（显存 24 GB）硬件环境下进行，软件配置包括 Python 3.12、PyTorch 2.8.0 与 CUDA 12.1。模型训练基于 Ultralytics YOLOv8 框架，设置训练轮数 300、批量大小 32，以及优化器为 SGD（初始学习率 0.01、动量 0.937、权重衰减 0.000 5），数据加载线程数为 8。为验证 FireLight-YOLO 的有效性，将其与原始 YOLOv8 模型及多种现有目标检测模型进行对比实验，重点评估在保持测试精度的同时，是否能够实现模型轻量化，提升计算效率并增强泛化能力。

2.3 评价指标体系

为了全面评估本研究提出的 FireLight-YOLO 模型在森林火灾烟雾检测任务中的性能，从模型检测精度、模型规模、计算复杂度以及推理效率等多维度构建了评价指标体系，既关注模型对火源与烟雾特征的识别效果，也兼顾其在终端边缘设备部署场景下的轻量化与实时性表现。本节将从检测精度与模型轻量化两个方面展开说明，为后续实验对比与性能分析提供依据。

2.3.1　检测精度评价指标

模型检测精度是衡量火灾烟雾检测能力的重要标准。本文采用目标检测领域常用的平均精度均值（mean average precision，mAP）作为核心性能指标，通过计算不同类别在不同 IoU 判定阈值下的查全率–查准率（precision-recall）曲线下的面积实现综合评价。其中，mAP@0.5 表示 IoU ⩾ 0.5 下的平均精度，用于衡量模型在目标定位与分类方面的整体准确性，更适用于火灾早期烟雾目标边界不稳定、形态模糊的场景。其计算公式如下。

$$\mathrm{mAP} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\mathrm{AP}_i \tag{6}$$

式中：AP_i 代表第 i 个类别的平均精确率。

为进一步衡量模型对真实火灾目标的检出能力，本文同时计算召回率（Recall）指标。

$$\mathrm{Recall} = \frac{N_{\mathrm{TP}}}{N_{\mathrm{TP}} + N_{\mathrm{FN}}} \tag{7}$$

式中：N_{TP} 为检测到的目标数量，N_{FN} 为漏检数量。

高召回率意味着模型对潜在火情具有更强的敏感性，可减少漏检风险。此外，引入预测框质量指标 Box（P）用于反映边界框回归精度，综合衡量检测框的定位偏差与重叠程度。上述检测精度指标共同构成模型在火灾烟雾数据集上的检测性能评估基准。

2.3.2　模型轻量化评价指标

考虑到森林火灾监测多数运行于边缘终端设备、无人值守摄像头或低功耗节点，本研究同样关注模型结构的轻量化表现。为此，采用以下 3 类轻量化度量指标进行评估。

（1）模型参数量（Parameters）用于衡量模型规模与存储资源占用情况，参数量越低，部署成本越小，模型越适合在嵌入式与移动端运行。

（2）浮点运算量（FLOPs）表示模型单次前向推理所需的总计算量，以吉次浮点运算（GFLOPs，1 GFLOPs = 10^9 次运算）为单位。FLOPs 能反映推理开销与硬件需求。

（3）模型推理速度以帧率（FPS，frames per second）为量化指标，该值为平均推理时延的倒数。FPS 数值越高，反映火灾监测系统的实时检测能力越强，是评价系统响应速度的关键指标。

2.4　对比实验设计

为验证 FireLight-YOLO 模型的整体性能优势，本研究构建了系统性的对比实验方案。实验设置覆盖主流目标检测模型及多种轻量化 YOLO 变体，包括 YOLOv5、YOLOv8、YOLOv10、YOLOv12 以及 EfficientDet、RTDETR 等代表性检测框架，同时选取若干改进型 YOLOv8 网络作为横向对比，保障实验结果的全面性与客观性。对比内容包括检测精度指标（mAP@0.5、Recall、Box（P））和轻量化指标（Parameters、FLOPs）。

实验环境、训练设置及数据划分保持一致，训练轮数、优化器参数、数据增强策略统一采用相同配置，以排除训练策略差异引入的偏差。对比实验结果将基于数值分析，综合分析模型在精度与轻量化之间的权衡表现。

2.5　消融实验设计

为探究各结构模块在 FireLight-YOLO 中的贡献程度，本研究设计了模块级消融实验，以评估 GhostConv、FasterC2fBlock 与 FPSC 模块在检测任务中的作用。实验策略为逐一移除或替换改进模块，并保持其余配置不变，统计对应模型在火灾与烟雾数据集上的性能变化。实验关注以下问题：GhostConv 是否有效降低卷积冗余并提升轻量化表现，FasterC2fBlock 对弱烟、细小火焰特征表达能力的影响，FPSC 模块在多尺度信息融合与全局感受野构建中的贡献，模块组合是否具有协同效果而非独立叠加。

消融实验将量化各模块对精度、参数量及推理速度的贡献率，为模型结构设计合理性提供依据。

2.6　模型性能评估指标

本文在 FireLight-YOLO 模型的训练与验证过程中，使用多种指标对模型性能进行全面评估。训练与验证阶段的损失变化是评价模型性能的重要参考，本文记录了 3 类主要损失函数：边界框损失（Box Loss）、分类损失（Cls Loss）以及分布焦点损失（DFL Loss）。通过对比“原始采样结果”与指数移动平均（EMA）平滑曲线，可以直观反映模型训练过程中的收敛性与稳定性。

同时，引入预测框质量指标 Box（P）用于衡量边界框回归精度，综合反映检测框的定位偏差与重叠程度，从而评估模型的空间定位能力。

此外，本文进一步绘制了 Precision 与 Recall 随训练 Epoch 变化的曲线，用于观察 FireLight-YOLO 在训练过程中检测性能的动态变化趋势。通过对比 Precision 和 Recall 的迭代收敛情况，可直观反映模型在训练阶段的稳定性、泛化能力及对正负样本识别能力的提升过程，从而为模型收敛情况和超参数调整提供参考依据。

结合召回率与检测精度，可计算 F_1 分数，用于衡量模型在不同置信度阈值下的整体性能表现。通过 F_1–置信度曲线，可以观察模型在不同阈值设置下精度与召回率的平衡情况，为实际部署场景下的适

用性提供参考。

2.7 模型环境适应性设计

在实际火灾监测和数据采集过程中，图像质量往往会受到各种外部因素影响，例如传感器精度限制、数据传输过程的干扰、环境光照变化以及压缩编码带来的信息损失等。这些干扰会在图像中引入不同类型的噪声，从而影响目标检测模型的识别性能。为了系统评估 FireLight-YOLO 在多种噪声条件下的鲁棒性与泛化能力，本研究针对原始数据集构建了多种噪声版本，并在 4∶1∶1 数据集比例的条件下进行测试。

本研究模拟并加入了以下 5 种典型噪声（如图 6），覆盖了从传感器噪声到图像退化的多种场景：高斯噪声（gaussian noise）通过在图像像素值上叠加符合高斯分布的随机噪声，模拟传感器电子干扰或高感光度拍摄下的颗粒感，该噪声均匀分布于整幅图像，对低对比度区域影响尤为明显；椒盐噪声（salt-and-pepper noise）随机将部分像素替换为纯白（盐）或纯黑（椒），模拟传输错误、坏点或灰尘遮挡，此类噪声对边缘检测和小目标识别破坏性较大；模糊噪声（blur noise）采用高斯模糊核对图像进行平滑处理，模拟摄像设备对焦不准、运动抖动或低质量成像导致的细节丢失，显著削弱边缘特征，对基于纹理和形状的检测任务有负面影响；压缩伪影（compression artifacts）通过降低 JPEG 压缩质量引入块状和色彩失真，模拟视频流或图片在多次压缩传输中的劣化情况，在长距离无线传输或视频监控中非常常见；光照噪声（illumination noise）通过调整 HSV 空间亮度通道模拟拍摄环境中的光照变化或曝光偏差，此噪声影响颜色敏感型特征提取，对依赖火焰色彩识别的模型影响显著。

为确保实验的可重复性与公平性，本研究在训练与测试阶段均采用固定参数生成噪声：高斯噪声服从均值 0、方差 10 的正态分布；椒盐噪声将 1% 像素替换为纯白（“盐”），1% 替换为纯黑（“椒”）；模糊噪声使用 5 × 5 高斯模糊核；压缩伪影采用 JPEG 质量因子 30；光照噪声在 HSV 空间亮度通道上增加 50（裁剪至 0 ~ 255 范围）。

此外，本研究还在同一数据集内进行了等比例多噪声混合实验，即将数据集中不同样本分别添加上述 5 类噪声中的不同组合，以构造多噪声并存的训练与测试环境，从而更贴近真实监控中复杂多变的干扰场景。

3 结果与分析

为全面评估 FireLight-YOLO 在森林火灾（火焰与烟雾）检测任务中的性能，本文从与现有模型对比（精度与轻量化）、模块有效性（消融）、鲁棒性与泛化（噪声测试），以及精度–轻量化权衡和实时性这 5 个角度展开分析。主要评价指标包括 mAP@0.5、Recall、预测框质量 Box（*P*）、模型参数量、FLOPs 及推理时间。下文结果均基于同一训练/验证/测试协议与硬件环境下得到，确保可比性。

3.1 与现有模型对比

实验结果（表 3）表明，FireLight-YOLO 在 mAP@0.5 上取得 0.491，较 YOLOv5（0.485）提升约 1.2%，高于 YOLOv8（0.483）与 YOLOv10（0.472），与 YOLOv12（0.492）接近，并优于多数改进型 YOLOv8 变体。在预测框质量方面，Box（P）=0.573，为所有对比模型中最高，体现出更优的目标定位与边界框精度。在轻量化表现上，参数量 2.26 × 10^6、5.9 GFLOPs，分别较 YOLOv8 降低了约 25% 和 27%，同时低于 YOLOv5（2.50 × 10^6、7.1 GFLOPs）YOLOv10（2.27 × 10^6、6.5 GFLOPs），并较 YOLOv12（2.51 ×

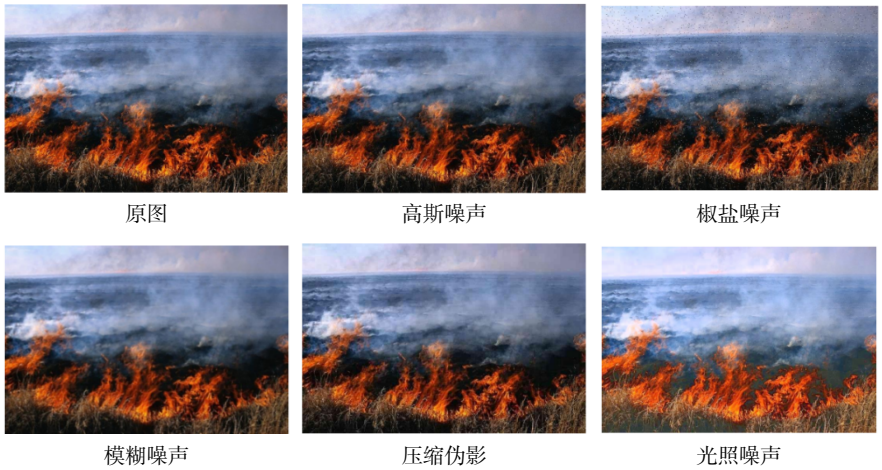


图 6 添加噪声的火灾图像

Fig. 6 Fire images with added noise

表 3　不同模型网络的对比

Tab. 3　Comparison of different model networks

模型名称	mAP@0.5	模型参数量	浮点运算量/GFLOPs	Box（*P*）	召回率
YOLOv5	0.485	2.50×10^6	7.1	0.569	0.476
YOLOv8	0.483	3.01×10^6	8.1	0.559	0.489
YOLOv10	0.472	2.27×10^6	6.5	0.551	0.46
YOLOv12	0.492	2.51×10^6	6.0	0.553	0.486
EfficientDet（efficientdet_d0）	0.501	3.79×10^6	2.3	0.570	0.488
RTDETR	0.510	3.28×10^6	108.0	0.569	0.497
RTDETRv2	0.496	4.27×10^6	137.7	0.576	0.485
YOLOv8-SPPF-LSKA	0.483	3.29×10^6	8.3	0.558	0.482
YOLOv8-FocalModulation	0.482	3.11×10^6	8.2	0.569	0.467
YOLOv8-C2f-EMSCP	0.476	2.87×10^6	7.9	0.558	0.472
本文FireLight-YOLO	0.491	2.26×10^6	5.9	0.573	0.476

注：mAP@0.5表示IoU ≥ 0.5下的平均精度，GFLOPs为吉次浮点运算，Box（*P*）为预测框质量。

10^6、6.0 GFLOPs）减少 0.25×10^6，带来更快的训练与推理速度。其召回率（0.476）与 YOLOv5 持平，说明在提升精度与预测框质量的同时，未牺牲检出能力。与主流高性能检测模型进一步对比发现，EfficientDet（efficientdet_d0）虽在 mAP@0.5 上略高（0.501），但其参数量高达 3.79×10^6，训练开销显著增加，经实测单个 epoch 的训练时间超过 1 min，而 FireLight-YOLO 仅需 20 s。RTDETR（mAP@0.5 = 0.510）和 RTDETRv2（mAP@0.5 = 0.496）在精度上虽略优，但参数量和计算复杂度远高于 FireLight-YOLO，难以满足实时部署需求。在推理层面，FireLight-YOLO 模型的平均推理时间为 1.35 ms，而基准 YOLOv8 模型的平均推理时间为 1.6 ms，推理速度提高了约 15%。综上所述，FireLight-YOLO 在保持甚至提升检测精度的同时，实现了参数量、计算量、推理时间的大幅削减，兼具准确性与高效性，展现出极高的工程实用价值与部署潜力。

3.2　模块有效性分析

为了直观展示 FireLight-YOLO 中各关键模块对森林火灾烟雾检测性能的具体影响，本研究通过模块级消融实验对 GhostConv、FasterC2fBlock 和 FPSC 的作用进行了评估。表 4 总结了各实验模型在火灾、烟雾及整体检测任务中的 mAP@0.5 指标，以及模型参数量和计算复杂度（FLOPs）变化。

3.2.1　FPSC 模块对多尺度特征表达的重要性

当移除 FPSC 模块后，模型在整体检测任务的 mAP@0.5 下降至 0.483，其中烟雾检测下降最为明显（0.52），火灾检测下降至 0.445。相比完整模型，这一变化表明 FPSC 在多尺度特征融合和全局感受野构建中发挥了核心作用，有效提升了模型对弱烟、细小火焰的辨识能力。

3.2.2　GhostConv 模块的轻量化贡献

去掉 GhostConv 后，虽然整体 mAP@0.5 略有上升至 0.495，但模型参数量从 2.26×10^6 增加到 2.45×10^6，浮点运算量从 5.9 GFLOPs 升至 6.3 GFLOPs。说明 GhostConv 能够通过部分特征图提取与组卷积生成冗余特征，有效压缩模型参数和计算开销，在保证性能的同时显著提升轻量化效果。

3.2.3　FasterC2fBlock 对特征流通和推理效率的影响

移除 FasterC2fBlock 后，整体 mAP@0.5 轻微下降至 0.489，火灾检测任务下降至 0.442，但参数量和浮点运算量分别上升至 2.94×10^6 和 7.5 GFLOPs。

表 4　消融实验结果

Tab. 4　Results of fusion experiments

模型名称	mAP@0.5			模型参数量	浮点运算量/GFLOPs
	整体检测	烟雾检测	火灾检测		
FireLight-YOLO	0.491	0.531	0.450	2.26×10^6	5.9
去掉GhostConv	0.495	0.529	0.462	2.45×10^6	6.3
去掉FasterC2fBlock	0.489	0.535	0.442	2.94×10^6	7.5
去掉FPSC	0.483	0.52	0.445	2.11×10^6	5.9

可见 FasterC2fBlock 通过优化的倒残差结构重构特征流通路径，在保持表达能力的基础上大幅提升推理效率。

3.2.4 模块协同效果

完整的 FireLight-YOLO 在保持较低参数量（2.26×10^6）和浮点运算量（5.9 GFLOPs）的同时，实现了整体 mAP@0.5 为 0.491，烟雾和火灾检测任务分别为 0.531 和 0.450，充分证明各模块在提升检测性能、保证轻量化和计算效率方面具有协同作用，而非简单的独立叠加。

3.3 模型性能评估

基于 FireLight-YOLO 在火灾烟雾数据集上的推理结果，模型在不同复杂环境下均表现出稳定的检测能力。尤其在森林火灾场景中，模型能够准确识别火焰与烟雾目标，同时有效抑制背景噪声，避免误检与漏检，并对不同尺度和形态的目标提供清晰的检测框与正确类别标签（见图 7）。

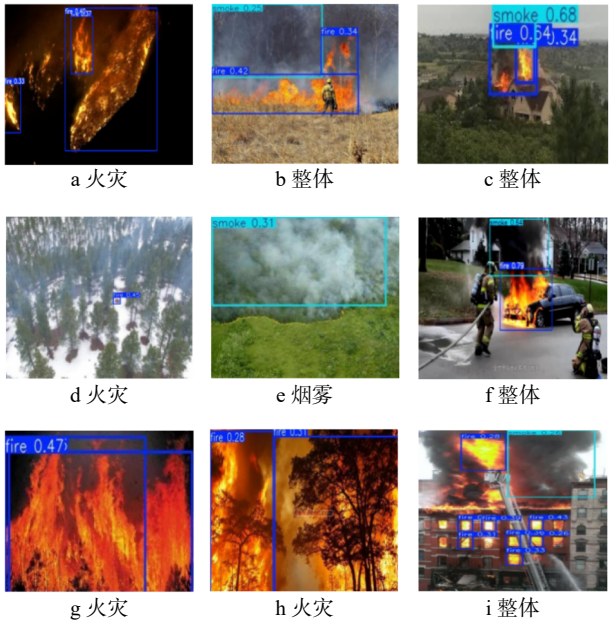


图 7 不同环境下 FireLight-YOLO 模型的表现

Fig. 7 Performance of FireLight-YOLO model under different environmental conditions

该结果表明，FireLight-YOLO 不仅在训练数据分布良好的情况下具备优秀的泛化能力，在面对多变、复杂甚至非结构化场景时，仍能保持较高的检测精度和鲁棒性。得益于模型结构中轻量化与特征提取机制的优化设计，其对多尺度特征和模糊边缘区域的感知能力得到了增强，从而提升了对火灾早期信号（如微弱烟雾或远距离火光）的识别能力。

从训练与验证阶段的损失变化曲线（图 8）可以看出，FireLight-YOLO 在训练过程中表现出良好的收敛趋势和稳定的优化过程；3 类主要损失（Box Loss、Cls Loss、DFL Loss）均呈显著下降并逐渐收敛，训练损失与验证损失整体变化同步且稳定，反映出模型在特征提取与目标识别能力方面的持续增强。随着训练轮次的增加，3 种损失函数的值均呈显著下降并逐渐收敛的趋势。例如：Box Loss 从约 3.5 降至接近 2.0，Cls Loss 从接近 3.5 降至约 0，而 DFL Loss 则从 3.0 降至约 2.0。训练损失与验证损失整体变化同步，差距较小且稳定，最终分别稳定在 0.55 和 0.48 左右，反映出模型在特征提取与目标识别能力方面的持续增强。同时，精确率与召回率也随 Epoch 增长逐渐提高，并分别逼近 0.51 和 0.48，且曲

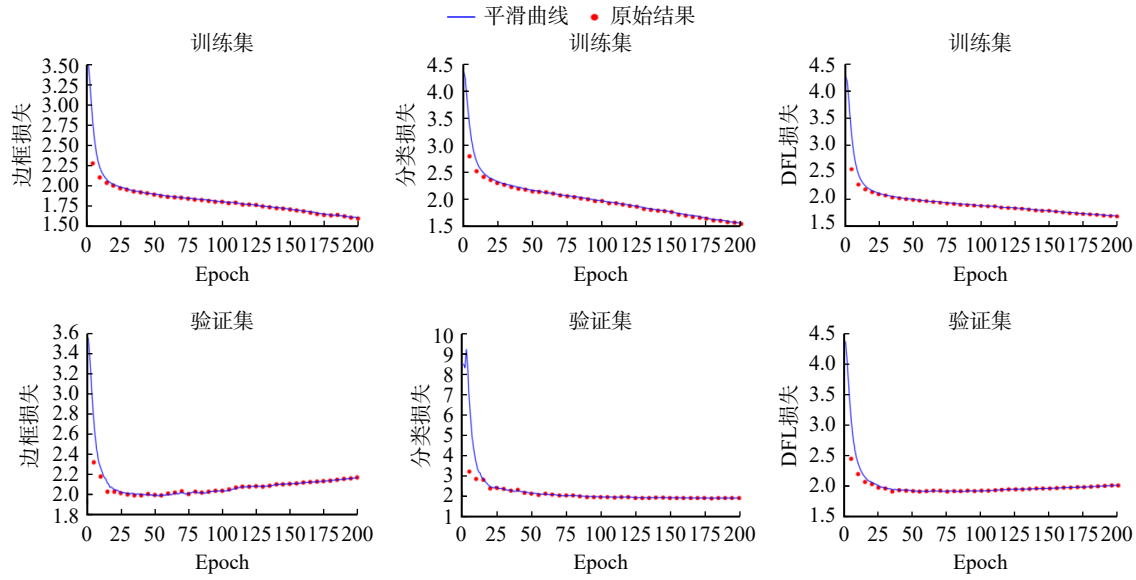


图 8 FireLight-YOLO 模型在训练与验证阶段的损失变化曲线

Fig. 8 Loss variation curves of FireLight-YOLO model during training and validation phases

注：图中红色散点表示原始数据中每隔 5 个 Epoch 采样的结果，平滑曲线基于指数移动平均（EMA）方法处理，能够更直观地反映损失随训练轮次的整体变化趋势。

线趋于稳定（见图 9）。与此同时，mAP@0.5 指标在训练过程中呈现持续上升趋势，由初始的约 0.05 稳步提升至接近 0.49（见图 10）。这一结果表明模型在训练过程中不断学习并优化特征表达，性能逐步收敛，验证了 FireLight-YOLO 在火灾检测任务中的有效性与鲁棒性。综上可见，FireLight-YOLO 模型在训练过程中具备良好的收敛性与泛化能力，训练集与验证集的各项指标表现一致，未出现“验证损失反弹”或“训练精度提升而验证精度停滞或下降”的典型过拟合现象，说明模型所学习到的特征具有较强的泛化能力，为其在实际火灾监测中的应用奠定了坚实基础。

根据召回率−置信度曲线（图 11）和 F_1-置信度曲线（图 12）可以观察到，当置信度阈值设为 0 时，模型在火灾和烟雾类别上均达到了 0.88 的召回率，表明其对正样本的敏感性较强，能够最大程度地覆盖潜在火情。这在森林火灾烟雾检测任务中尤为关键，因为在实际应用中，漏检任何潜在火源都可能导致严重后果。此外，F_1 随置信度阈值的变化呈现先升后稳的趋势，说明模型在提升召回率的同时，亦保

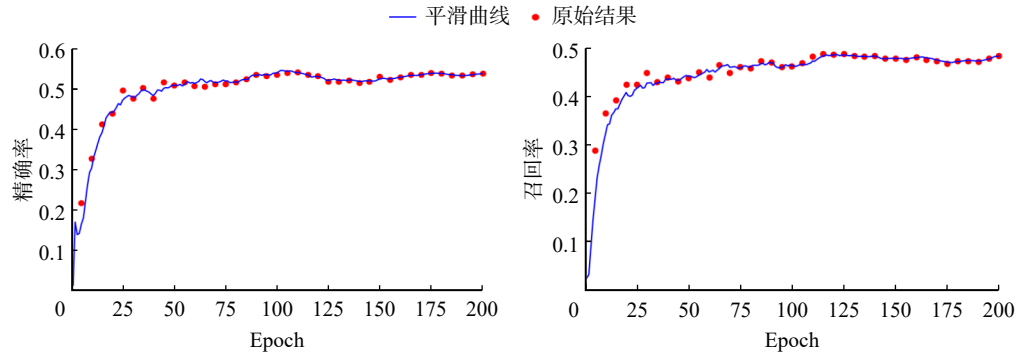


图 9　FireLight-YOLO 模型在训练阶段精确率与召回率收敛趋势图

Fig. 9　Convergence trends of precision and recall of FireLight-YOLO model in the training phase

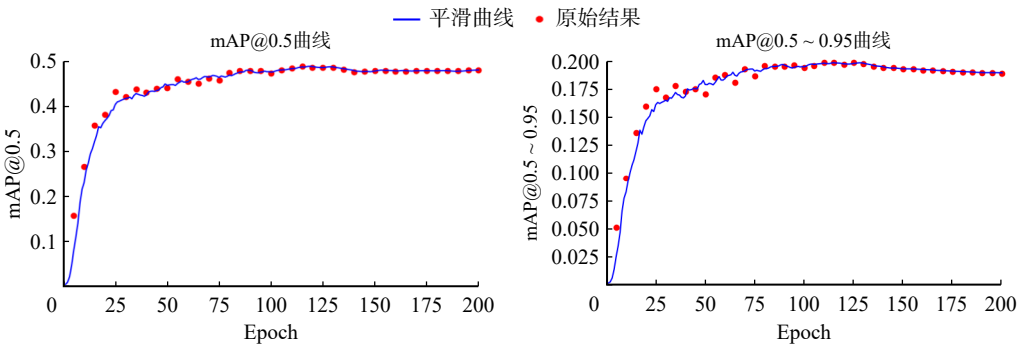


图 10　FireLight-YOLO 模型在训练阶段 mAP 曲线

Fig. 10　mAP curve for FireLight-YOLO model in the training phase

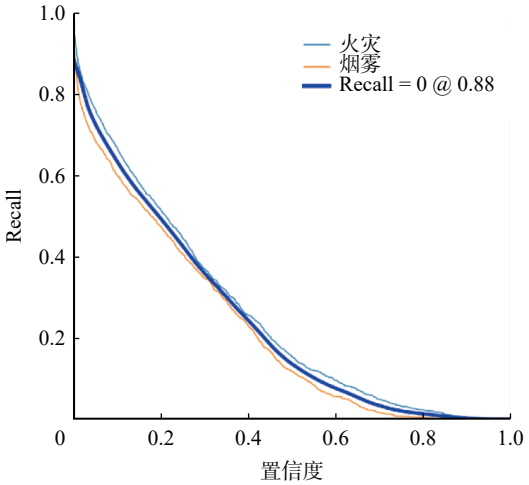


图 11　FireLight-YOLO 模型召回率−置信度曲线

Fig. 11　Recall-confidence curves of FireLight-YOLO model

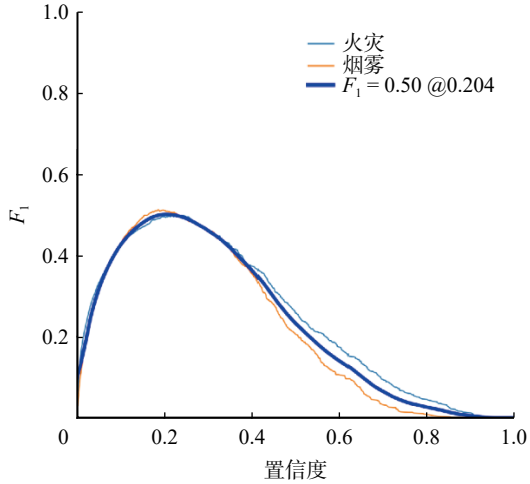


图 12　FireLight-YOLO 模型 F_1−置信度曲线

Fig. 12　F_1-confidence curve of FireLight-YOLO model

持了良好的检测精度。该特性充分体现了 FireLight-YOLO 在处理森林火灾烟雾图像时，不仅具备较强的识别能力，还能在不同阈值设置下实现精确与全面性的平衡。这进一步验证了此模型在实际火灾监测场景中的实用性与鲁棒性。

3.4 模型环境适应性与实时性

为评估 FireLight-YOLO 在复杂环境下的适应能力与部署可行性，本研究在火灾烟雾数据集上进行了多噪声混合实验及实时性分析。在多噪声实验中，本研究在不同样本上叠加光照噪声、高斯噪声、椒盐噪声、模糊噪声和压缩伪影，构建更贴近真实监控的复杂干扰场景。实验结果(表 5)显示不同噪声类型对检测性能影响存在差异：光照噪声导致精度下降最为明显，椒盐噪声与模糊噪声处于中等水平，而压缩伪影和高斯噪声影响相对较小。值得注意的是，在多种噪声混合的情况下，模型仍能保持 mAP@0.5 达到 0.487，体现出较强的噪声鲁棒性和环境适应能力。

表 5 复杂噪声环境下的 FireLight-YOLO 模型评估

Tab. 5 Evaluation of FireLight-YOLO model under complex noise environments

序号	噪声类型	召回率	mAP@0.5
1	原图	0.476	0.491
2	高斯噪声	0.468	0.489
3	椒盐噪声	0.479	0.475
4	模糊噪声	0.469	0.473
5	压缩伪影	0.470	0.480
6	光照噪声	0.453	0.458
7	混合噪声	0.477	0.487

在实时性方面，FireLight-YOLO 针对终端摄像头传感器进行了优化，可用于森林、农田、废弃区域以及居民区的火灾监测。模型在保证检测精度(mAP@0.5 = 0.491)的前提下，仅需 2.26×10^6 参数量和 5.9 GFLOPs，即可完成推理，显著降低存储与计算成本。模型平均推理时延为 15.82 ms/帧，对应帧率为 63.21 帧/s，显著高于普通终端摄像头的 30 帧/s 视频采集速率(表 6)，能够满足实时视频监测需求。

表 6 FireLight-YOLO 模型实时性评估结果

Tab. 6 Evaluation results of FireLight-YOLO model real-time performance

相关度规指标	数据值
mAP@0.5	0.491
模型参数量	2.26×10^6
浮点运算量	5.9 GFLOPs
平均推理时延	15.82 ms/帧
帧率	63.21 帧/s(> 30 帧/s)

4 结　　论

针对当前森林火灾监测中存在的环境干扰敏感、模型复杂度高与实时性不足等挑战，本文提出了一种极轻量化且适用于复杂野外场景的智能检测模型——FireLight-YOLO。该模型在结构设计上引入 GhostConv 替代传统卷积，有效减少冗余计算；基于 C2f 架构提出融合倒残差结构的 FasterC2fBlock，引入 PConv 与 PWConv 实现特征路径重构，显著提升特征表达效率与残差信息传递能力，从而实现模型推理速度提升 15%。此外，设计的 FPSC 模块利用多膨胀率共享卷积机制增强跨尺度特征融合能力，有效提升模型在光照变化、烟雾遮挡等复杂环境下的检测稳定性与适应性。实验表明，FireLight-YOLO 在保持 mAP@0.5 = 0.491 的精度下，参数量减少约 25%，模型计算量减少 2.2 GFLOPs，在火灾初期烟雾遮挡及火焰扩散趋势识别方面表现出更优的鲁棒性和响应效率，具有较强的工程应用潜力。

未来研究将进一步聚焦“双碳”目标和“山水林田湖草沙冰”一体化保护修复任务[18]，持续优化数据集构建，通过实地采样、精准标注及多样化增强策略提升模型泛化性能。同时，将探索融合红外热成像与可见光图像的跨模态特征提取网络，增强模型在夜间和高烟雾环境下的检测能力。在算法层面，计划引入三维卷积与 Transformer 时序注意力机制[19−20]，建模火焰扩散的时空演化过程，提升对动态灾害特征的理解与识别能力。结合边缘计算平台与 TensorRT 量化压缩技术[21−22]，FireLight-YOLO 有望在无人机、巡护机器人等移动终端上实现低功耗、低延迟的实时部署，为森林火灾等生态灾害的智能监测与快速响应提供技术基础。

部分数据集下载地址：https://github.com/LOIIIIIII/FireData/tree/main。

参 考 文 献

[1] 陈小华. 由高被引论文的研究主题看森林防火的科研: 以《森林防火》为例 [J]. 国家林业和草原局管理干部学院学报, 2022, 21(4): 48−53.
Chen X H. Scientific research on forest fire prevention from the research themes of highly cited papers: take *Forest Fire Prevention* as an example[J]. National Academy of Forestry and Grassland Administration Journal, 2022, 21(4): 48−53.

[2] 陈忠. 火对森林主要生态系统过程的影响 [J]. 应用生态学报, 2006, 17(9): 1726−1732.
Chen Z. Effects of fire on major forest ecosystem processes[J].

Chinese Journal of Applied Ecology, 2006, 17(9): 1726−1732.

[3] 赵雨诺, 张长春, 张军国. 基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别方法 [J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(6): 130−140.
Zhao Y N, Zhang C C, Zhang J G. Cross-domain recognition methods of forest fire smoke images based on domain adversarial network[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(6): 130−140.

[4] 刘耀彬, 李仁东, 宋学锋. 中国城市化与生态环境耦合度分析 [J]. 自然资源学报, 2005, 20(1): 105−112.
Liu Y B, Li R D, Song X F. Analysis of coupling degrees of urbanization and ecological environment in China[J]. Journal of Natural Resources, 2005, 20(1): 105−112.

[5] 陈明星, 赵荣钦. 探索双碳目标实现的路线图: 自然资源管理与可持续城市化——“碳中和碳达峰战略的方向与路径”专辑刊后语 [J]. 自然资源学报, 2022, 37(5): 1383−1384.
Chen M X, Zhao R Q. A roadmap to dual carbon goals: natural resources management and sustainable urbanization[J]. Journal of Natural Resources, 2022, 37(5): 1383−1384.

[6] Zhao J, Zhang Z, Han S, et al. SVM based forest fire detection using static and dynamic features[J]. Computer Science and Information Systems, 2011, 8(3): 821−841.

[7] Collins L, Griffioen P, Newell G, et al. The utility of Random Forests for wildfire severity mapping[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 216: 374−384.

[8] Zheng S, Zou X, Gao P, et al. A forest fire recognition method based on modified deep CNN model[J]. Forests, 2024, 15(1): 111.

[9] Tan M, Bakır H. Enhancing forest fire detection: utilizing VGG16 for high-accuracy image classification and machine learning integration[C]//2024 8th International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP). Malatya: IEEE, 2024: 1−9.

[10] Lee S H, Lee Y H. Real-time smoke detection research with false positive reduction using spatial and temporal features based on faster R-CNN[J]. JKIEES, 2020, 24(4): 228−235.

[11] 李永福, 陈立斌, 惠君伟, 等. 基于 EPSA-YOLOv5 电力高空作业安全带佩戴检测 [J]. 西安工程大学学报, 2024, 38(2): 18−25.
Li Y F, Chen L B, Hui J W, et al. Safety belt wearing detection for electric aloft work based on EPSA-YOLOv5[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2024, 38(2): 18−25.

[12] Han K, Wang Y H, Tian Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations[C]//Terry B. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020: 1580−1589.

[13] 曲英伟, 刘锐. 基于 YOLOv5-MobileNetV3 算法的目标检测 [J]. 计算机系统应用, 2024, 33(6): 213−221.
Qu Y W, Liu R. Object detection based on YOLOv5-MobileNetV3 algorithm[J]. Computer Systems and Applications, 2024, 33(6): 213−221.

[14] Chollet F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]//Chellappa R. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 1251−1258.

[15] Chen J, Kao S, He H, et al. Run, don't walk: chasing higher FLOPsS for faster neural networks[C]//Mori G. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver: IEEE, 2023: 12021−12031.

[16] Elshamy M R, Emara H M, Shoaib M R, et al. P-YOLOv8: efficient and accurate real-time detection of distracted driving [J/OL]. arXiv: 2410.15602 [cs. AI], 2024. (2024−10−23)[2025−05−28]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.15602.

[17] Huang W, Li G, Chen Q, et al. CF2PN: a cross-scale feature fusion pyramid network based remote sensing target detection[J]. Remote Sensing, 2021, 13(5): 847.

[18] Wang X G. Conservation value and management model of Three-River-Source National Park[J]. National Park, 2023, 1(1): 62−66.

[19] Tran D, Bourdev L, Fergus R, et al. Learning spatiotemporal features with 3D convolutional networks[C]//Aloimonos Y. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE, 2015: 4489−4497.

[20] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 5998−6008.

[21] Shi W, Cao J, Zhang Q, et al. Edge computing: vision and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(5): 637−646.

[22] Zhou Y X, Yang K C. Exploring TensorRT to improve real-time inference for deep learning[C]//Li K L. Proceedings of the 2022 IEEE 24th International Conference on High Performance Computing & Communications. Hainan: IEEE, 2022: 2011−2018.

（责任编辑　吴　娟
责任编委　陈志泊）