

基于 YOLOv7-tiny 的轻量化森林火灾烟雾检测算法

黄星宇¹ 陈正雄¹

HUANG Xingyu CHEN Zhengxiong

摘要

烟雾是森林火灾早期阶段的主要特征和信号,其检测识别对于森林火灾预警防控具有重要意义。针对现有目标检测算法参数量、计算量较大且难以部署到计算资源受限的终端设备上的问题,文章自建森林火灾烟雾数据集并提出了一种基于改进 YOLOv7-tiny 的轻量化森林火灾烟雾检测算法。用非线性特性更佳的 SiLU 激活函数替换原模型中的 Leaky ReLU 激活函数;引入更轻量的分布偏移卷积 DSConv 改进 ELAN 模块,用更简洁的 SPPF 模块替换 SPPCSPC 模块,从而降低模型参数量与计算量;在骨干网络引入 SimAM 注意力机制抑制背景噪声和提高关键特征的提取能力。实验结果表明,改进后模型计算量和参数量分别下降了 37.1% 和 4.4%,而准确率、召回率、mAP、检测速度分别提高了 4.2%、0.5%、4.3%、43 帧/s。模型在检测精度、轻量化、实时性三方面相比于其他经典目标检测算法具有一定的优势,这为森林火灾实时检测提供了可行性方案。

关键词

烟雾检测; YOLOv7-tiny; 轻量化; SiLU; DSConv; 注意力机制

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.03.003

0 引言

森林火灾作为一种常见的自然灾害,不仅严重破坏生态环境,还会威胁人民群众的生命财产安全,影响社会可持续发展。根据国家消防救援局官网初步统计数据,仅 2024 年上半年,全国共发生森林火灾 204 起。因此,高效的森林火灾监测方法对于预防森林火灾,降低火灾损失和保障人民群众生命财产安全具有重大意义。在传统的森林火灾监测方法中,卫星遥感监测和直升机巡查成本高且易受天气影响、传感器监测高成本且可靠性不足、瞭望台监测和人工巡查则需大量人力投入。

随着计算机算力及深度学习算法的发展,目标检测算法被广泛应用于森林火灾检测,通过高清摄像头等前端设备采集图像,后端系统识别火情,具有高精度、高自动化、实时性和低成本的优势。在森林火灾刚开始发生时只有微弱的火星,此时并不能被发现;进入初期阶段,树木的不充分燃烧会产生肉眼可见的烟雾,此时较容易扑灭;随着火灾的进一步发展进入盛火阶段,火势开始迅速蔓延出现成片火焰和烟雾,此时已难以扑灭。因此,烟雾作为森林火灾初期阶段的主要的特征和信号,对其进行迅速的检测至关重要。

例如, Pan 等人^[1]提出了一种基于改进 Faster R-CNN

的火灾烟雾检测方法,并引入了知识蒸馏技术来压缩 Faster R-CNN 模型结构,但检测速度仍然较差。杜立召等人^[2]引入通道注意力机制来改进 YOLOv3 的主干网络,并将基于烟雾颜色特征改进的 ViBe 算法输入到改进的网络中,提高了算法的检测效率和在复杂环境下的适应性,但检测精度还可以进一步提高。贾一鸣等人^[3]提出了一种基于多头注意力机制的森林火灾烟雾图像检测方法来解决森林火灾烟雾图像样本获取困难,分布不均的问题,并降低过拟合风险。

通过分析国内外森林火灾检测研究现状,总结以下几个难点需要解决:

(1) 森林火灾烟雾样本难以获取,现有数据集背景单一且图片质量较差,无专用于森林烟雾与火灾检测的标准数据集。

(2) 森林火灾烟雾形态多样,尺度变化较大,且容易受到树木、光照、云层等复杂背景的干扰,特征难以提取,从而导致检测精度较低,漏检误检等问题。

(3) 森林火灾检测要求实时性,大多数方法为追求高精度而导致网络参数变多计算量变大,无法部署到计算资源有限的嵌入式设备中进行实时检测。

因此,本文将自建森林火灾烟雾数据集,并提出一种基于改进 YOLOv7-tiny 的轻量化森林火灾烟雾检测算法,降低模型参数量和计算复杂度提高检测精度和速度,以满足实际应用需求。

1. 武汉轻工大学电气与电子工程学院 湖北武汉 430048

1 YOLOv7-tiny 算法概述

YOLOv7 由 Wang 等人^[4]于 2022 年提出,是单阶段目标检测算法(you only look once, YOLO)^[5]系列不断演进和优化的较新版本,具有出色的性能和运算速度。针对不同的应用场景和不同计算平台性能需求,设计过多个版本。其中,标准版 YOLOv7 面向普通 GPU,平衡了模型大小和模型性能;YOLOv7-X、YOLOv7-W6、YOLOv7-E6、YOLOv7-D6、YOLOv7-E6E 等版本面向云端 GPU,追求较高的性能;而 YOLOv7-tiny 则是针对边缘 GPU 设计的轻量级版本,极具时效性,因此适合森林火灾烟雾检测这一实时性高且计算资源有限的场景。

图 1 展示了 YOLOv7-tiny 的网络结构和主要模块的结构。包括输入端(Input)、骨干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)、和头部网络(Head)。其中,输入端用于对输入的图片数据进行预处理从而加快训练速度并提高模型的泛化能力,包括 mosaic 数据增强技术、图片尺寸调整和像素归一化。

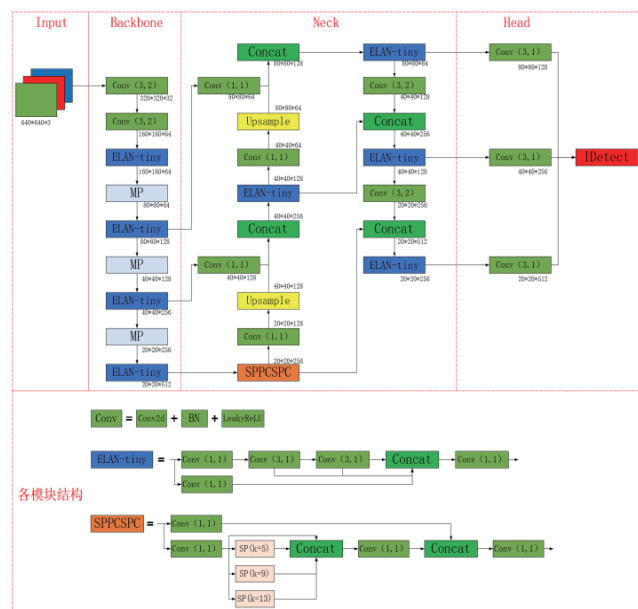


图 1 YOLOv7-tiny 网络及各模块结构

骨干网络则用于对图像进行特征提取,图中的 Conv(3,2)为卷积模块,包括大小为 3×3 、步长为 2 的卷积,批归一化(BN)层和激活函数;与一般卷积层不同,YOLOv7-tiny 模型中卷积层全部使用 Leaky ReLU 激活函数。相比于 YOLOv7 网络中的 E-ELAN 模块,YOLOv7-tiny 网络中的 ELAN-tiny 模块进行了轻量化设计,使用更简洁的结构和更少的卷积层以及 Leaky ReLU 激活函数来减少计算量。MP(MaxPool)是最大池化模块,步长为 2,用于对特征图进行下采样,池化后特征图的尺寸减为原来的一半。骨干网络通过各个模块逐步提取并融合了不同尺度的特征,并最终将 P3、P4、P5 三个不同尺度的特征层输出到颈部网络中。以

$640 \times 640 \times 3$ 的输入为例,则骨干网络输出特征层的大小分别为 $80 \times 80 \times 128$ 、 $40 \times 40 \times 256$ 、 $20 \times 20 \times 512$ 。

YOLOv7-tiny 的颈部网络保留了特征金字塔网络 FPN^[6]和路径聚合网络 PAN^[7],通过 SPPCSPC 模块、conv 模块、ELAN-tiny 模块、上采样模块等进行多层级的特征融合从而提高模型对复杂场景和目标的检测能力。在头部网络部分,使用普通卷积层 Conv 替代 YOLOv7 中的 REPCov 进行通道数调整并采用 IDetect 检测头,用于对大、中、小 3 个尺度的目标进行预测。

2 改进的轻量化 YOLOv7-tiny 算法

YOLOv7-tiny 算法通过简化网络结构提升了检测速度,适用于在终端设备上部署,但仍然存在一些不足。针对 YOLOv7-tiny 算法的不足之处以及森林火灾烟雾检测中的难点和具体问题,本文将进行如下改进:

(1) 激活函数。YOLOv7-tiny 中使用的 Leaky ReLU 激活函数缺少线性表达,在特征向下传输时效果不佳,梯度可能会在传播过程中迅速累积导致梯度值过大,影响检测精度^[8]。因此,将模型中所有 Leaky ReLU 激活函数替换为 SiLU 激活函数。

(2) 轻量化改进。模型中大量使用 ELAN 模块,不仅使网络结构复杂,参数量和计算量增大,还会在特征聚合时导致特征冗余。因此,本文引入更轻量的分布偏移卷积 DSCov^[9]来改进 ELAN 模块,称为 ELAN-DS;同时对颈部网络部分的 SPPCSPC 模块的结构进行改进。经过这些改进,在保持模型原有精度的基础上降低模型的计算量和参数量,使模型更加的轻量化。

(3) 注意力机制。森林火灾烟雾形态多样且尺度变化较大,背景较复杂;导致模型特征学习和表达能力较差,检测效果不佳。因此,在骨干网络部分引入无参注意力机制 SimAM^[10]提高模型的特征提取能力。

2.1 SiLU 激活函数

激活函数是神经网络中的关键组件,其数学表达式通常为一个非线性函数;用于接受前一层神经元的加权和作为输入并输出一个非线性变换后的值,再将这一输出值作为下一层神经元的输入,从而在神经元之间引入非线性关系以增强模型的表达能力和泛化性。Leakey ReLU 和 SiLU 激活函数用公式表示为:

$$\text{LeakeyReLU}(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ \alpha x, & x \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{SiLU}(x) = \frac{x}{(1 + e^{-x})} \quad (2)$$

两个激活函数的曲线对比图如图 2 所示。

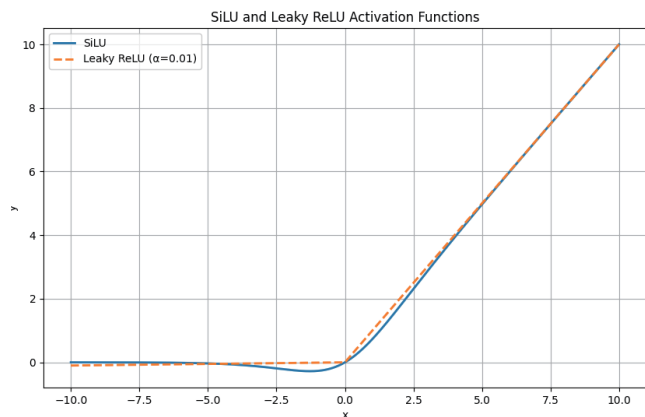
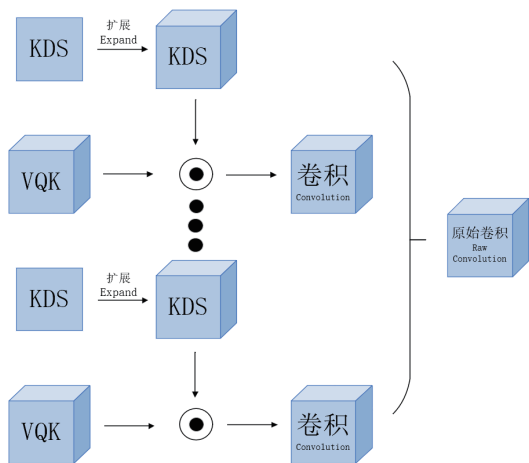


图2 SiLU 和 Leaky ReLU 激活函数曲线对比

Leaky ReLU 激活函数中 x 为输入值, α 称为负斜率, 通常为一个较小的值, 图2中 α 为 0.01; 因与 ReLU 激活函数相似的线性操作, 因此其计算复杂度相对较低。然而其缺少线性表达, 梯度可能会在传播过程中迅速累积导致梯度爆炸影响检测精度。从图2中可以看到, SiLU 是一个非常平滑的函数, 这种非线性特征提高了模型的表达能力和泛化能力; 而在零点附近 SiLU 具有较强可导性, 有助于梯度下降算法在优化过程中稳定更新参数, 提高训练过程的稳定性和收敛速度。基于此, 文章将 YOLOv7-tiny 中激活函数替换为 SiLU, 从消融实验结果可以验证, 有效解决了原有激活函数的不足。

2.2 DSConv 模块与轻量化改进

DSConv (depthwise separable convolution) 模块又称分布偏移卷积, 通过使用量化和分布偏移技术来模拟卷积层的行为动态调整卷积核的大小, 降低内存使用量和计算量, 提高模型的运行效率。DSConv 模块工作示意如图3所示, 将传统的卷积内核分解为可变量化内核 (VQK) 和分布偏移两部分。



注: 同心圆表示哈达玛算子

图3 DSConv 模块工作示意

VQK 是一个仅包含整数值的张量, 根据预训练网络中浮点权重的分布进行计算得出, 确定后不再变化, 同时通过将卷积核的权重从浮点数转换为整数, 可节省计算时间。分布偏移部分包括两个分布偏移张量, 分别是内核中的分布偏移 (KDS) 和通道中的分布偏移 (CDS)^[11], 两个分布偏移张量分别按卷积核和通道进行分布偏移, 使 DSConv 的输出和原始权重张量的值相匹配。分布偏移的目的是通过调整量化后的权重分布, 以尽可能模拟原始卷积核的分布, 从而减少量化过程中的精度损失。

ELAN 模块是 YOLOv7 及 YOLOv7-tiny 模型中被大量使用的一个关键模块, 在提高特征学习能力的同时, 也增加了网络复杂度。YOLOv7-tiny 模型中的 ELAN 模块进行了简化, 但网络结构中 3×3 的普通卷积在进行卷积操作时容易导致参数较大、内存消耗较大等问题。因此, 本文通过引入更轻量化的 DSConv 模块来替换 YOLOv7-tiny 中所有 ELAN-tiny 模块中的 3×3 卷积, 以提高计算效率降低模型计算量, 提升模型推理速度。改进后的 ELAN 模块命名为 ELAN-DS, 图4表示 ELAN-tiny 与 ELAN-DS 模块的结构对比。

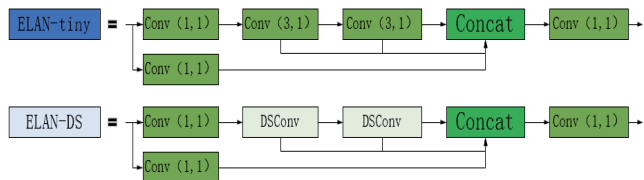


图4 ELAN-tiny 与 ELAN-DS 模块结构对比

SPPCSPC 模块结构分为两部分。其中一部分先进行 1×1 的卷积层, 再并行 3 个不同大小的最大池化层, 卷积核大小分别为 5、9、13。最后将 3 个最大池化层输出的特征图与 1×1 卷积层输出的特征图在通道维度进行拼接; 另一部分是一个 1×1 的卷积, 将两个部分进行合并后通过一个 1×1 卷积层输出。它将空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling, SPP) 结构与 CSP-Net 相结合, 利用不同大小卷积核的池化层捕获多尺度的感受野信息, 通过融合不同尺度的特征来增强模型表达能力。但是多层卷积的碎片化操作带来了大量参数, 增加了计算量。因此, 使用更简洁高效的快速空间金字塔池化 SPPF 模块替换 YOLOv7-tiny 中的 SPPCSPC 模块, 将 3 个不同大小的并行池化层替换为 3 个依次进行的相同池化层 ($K=5$), 以进一步减少模型计算量和参数数量。SPPCSPC 模块与 SPPF 模块结构对比如图5所示。

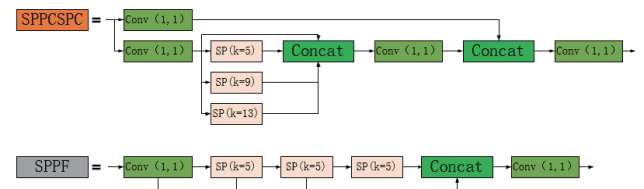


图5 SPPCSPC 模块与 SPPF 模块结构对比

2.3 SimAM 注意力机制

注意力机制的核心思想是模拟人类注意力行为，通过注意力权重使模型能够动态地聚焦于输入数据的关键特征而忽略不相关的冗余信息。在森林火灾烟雾检测的过程中，一些烟雾目标容易受到相似背景和噪声的干扰。因此，本文在骨干网络中引入相似性注意力机制 SimAM，通过引入空间信息和计算目标区域与周围区域之间的相似度赋予重要信息更高的权重，以此提高模型在复杂背景下的检测准确性和定位精度。

SimAM 模块主要的计算过程分别为：

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i$$

(3)

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - \mu)^2$$

(4)

$$e_i^* = \frac{4(\sigma^2 + \lambda)}{(t_i - \mu)^2 + 2\sigma + 2\lambda}$$

(5)

$$\tilde{X} = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right) \odot X$$

(6)

式中： M 是通道上神经元的数量； μ 是输入特征在通道上的均值； σ^2 是方差； e_i^* 是单个神经元的能量函数，用于计算当前位置与整体均值的相似度，衡量当前位置的重要性； E 是所有能量函数值 e_i^* 构成的能量矩阵；sigmoid 函数用于映射能量矩阵，将其作为注意力权重； $\tilde{X}$ 是输出特征图。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据集与实验环境

深度学习模型的训练依赖于数据集，森林火灾烟雾数据集的质量直接影响模型的检测精度和泛化能力，而现存的森林火灾数据集与实际应用场景差距较大。本文将 10 余个公开数据集和网络爬取到的森林火灾烟雾图片进行人工筛选，选择高质量的无人机航拍和摄像头视角的真实森林火灾图片，删除背景相似和重复度较高的图片，加入带有白云等易混淆场景的森林火灾图片来提高模型的区分识别能力，并使用标注工具 LabelImg 重新标注得到本文所使用的数据集。本文数据集共 2 202 张图片，训练集验证集测试集按 7:1:2 的比例划分，共有 2 512 个森林火灾烟雾标注。

在本文中，所有消融实验和对比实验均使用相同的实验环境，在同一森林火灾烟雾数据集上进行训练和验证比较；以保证实验结果的公平性和有效性。实验环境的配置和消融实验超参数的设置如表 1 所示。

表 1 实验环境配置和消融实验超参数设置

实验环境	参数配置	超参数项目	参数
操作系统	Ubuntu18.04	epochs	300
CUDA	11.1	batch-size	16
编程语言	Python3.8	初始学习率	0.01
深度学习框架	PyTorch1.9.0	优化器	SGD
GPU	NVIDIA RTX2080Ti(11 GB)	权重衰减系数	0.000 5
显存	11 GB	Image-size	640 px×640 px

3.2 评价指标

为综合且直观地评估网络改进后的效果，本文采用多个目标检测领域常用的评价指标，分别为准确率 P （precision）、召回率 R （recall）、平均准确率 AP（average precision）、平均准确率均值 mAP（mean average precision）、每秒检测帧数 FPS（frames per second）、模型参数量 Params、模型复杂度计算量 FLOPs。计算公式分别为：

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

(7)

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

(8)

$$AP = \int_0^1 P(R) \text{ d}R$$

(9)

$$mAP = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m AP_i$$

(10)

$$FPS = \frac{Q_n}{T}$$

(11)

式中：TP（true positive）为真正例，即预测为正样本实际也是正样本；FP（false positive）为假正例，即预测为正样本实际为负样本；FN（false negative）为假负例，即预测为负样本实际为正样本；AP 为所有阈值下的准确率 - 召回率曲线的面积，用于表示单一类别识别的平均精度； m 为类别数量；mAP 为不同类别 AP 的平均值； Q_n 为检测图片的数量； T 为消耗的时间。

3.3 消融实验与对比实验

为验证各改进步骤的有效性、必要性、分析各改进方法对模型性能的影响，本文以 YOLOv7-tiny 模型为基准，在自制森林火灾烟雾数据集和相同的超参数设置下进行消融实验。同时，为了避免预训练权重对实验结果的影响，公平评估不同改进模块对模型性能的贡献，本文所有消融实验均不使用预训练权重。改进 A 表示将模型中所有 Leaky ReLU 激活函数替换为 SiLU 激活函数；改进 B 表示对模型的轻量化改进，即将 ELAN-tiny 模块改进为 ELAN-DS 模块和颈部网络 SPPCSPC 模块替换为 SPPF 模块；改进 C 表示在骨干网

络部分引入无参注意力机制 SimAM。消融实验结果如表 2 所示。

表 2 消融实验结果

模型	P/%	R/%	mAP /%	FLOPs /10 ⁹	参数量 /10 ⁶	FPS /(帧 ·s ⁻¹)
YOLOv7-tiny	84.9	83.7	85.5	13.2	6.015	213
YOLOv7-tiny+A	85.7	83.1	88.3	13.2	6.015	232
YOLOv7-tiny+A+B	85.8	83.9	87.9	8.3	5.751	263
YOLOv7-tiny+A+C	89.1	83.3	89.1	13.2	6.015	232
YOLOv7-tiny+A+B+C	89.1	84.2	89.8	8.3	5.751	256

由表 2 可以分析出:

(1) 相比于 YOLOv7-tiny 基准模型实验结果, 将模型中所有激活函数替换为 SiLU 以后, 模型计算量 FLOPs 和参数量未改变而模型性能有较好的提升; 准确率、mAP、检测速度分别提高了 0.8%、2.8%、19 帧/s。说明 SiLU 激活函数良好的非线性特性有利于提高模型的特征表达能力和检测精度, 改进 A 有效。

(2) 由实验 YOLOv7-tiny+A+B 结果分析, 模型在进行轻量化改进以后, 模型计算量和参数量相比于基准模型分别下降了约 37.1% 和 4.4%, 模型的检测精度相比于实验 YOLOv7-tiny+A 几乎未下降, 检测速度相比于基准模型提高了 50 帧/s。证明了改进 B, 即模型轻量化改进的有效性, 模型计算成本的降低也从一定程度上提高了模型推理速度。

(3) 由实验 YOLOv7-tiny+A+C 结果分析, 引入无参注意力机制 SimAM 并不会增加模型的复杂度和参数量, 相比于实验 YOLOv7-tiny+A 准确率、召回率、mAP 分别提高了 3.4%、0.2%、0.8%。说明 SimAM 模块可以较好的增强关键特征并抑制背景噪声从而提高模型的鲁棒性和检测精度。

(4) 由实验 YOLOv7-tiny+A+B+C 结果分析, 最终改进后的模型相比于基准模型计算量和参数量分别下降了约 37.1% 和 4.4%, 准确率、召回率、mAP、检测速度分别提高了 4.2%、0.5%、4.3%、43 帧/s。说明改进有效平衡了模型精度和轻量化, 为模型在计算资源受限的终端设备部署提供了可行性方案。

为进一步验证本文提出的改进 YOLOv7-tiny 算法在自制森林火灾烟雾数据集上的有效性, 以及本文算法的优越性, 选取经典的一阶段目标检测算法 SSD、YOLOv3-tiny、YOLOv5s 以及二阶段检测算法 Faster R-CNN 等在相同的数据集和实验环境下进行对比实验。不同模型对比实验结果如表 3 所示。由表 3 可知, 本文提出的改进 YOLOv7-tiny 算法

相比于其他经典的目标检测算法模型参数量和计算量最低, 在模型轻量化方面具有巨大的优势。同时, 模型改进后检测精度明显提高, 平均准确率均值 mAP 达到了 89.9%, 可以满足一定的实际应用需求。改进后的 YOLOv7-tiny 算法相比其他经典算法在检测响应速度上也有一定的优势。

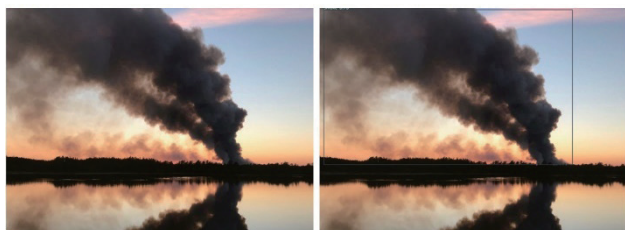
表 3 不同模型对比实验结果

算法	P/%	R/%	mAP/%	FLOPs /10 ⁹	参数量 /10 ⁶	FPS /(帧 ·s ⁻¹)
YOLOv3-tiny	86.5	83.5	87.2	13.0	8.670	303
SSD	86.4	70.1	83.1	187.0	82.200	155
Faster R-CNN	58.7	89.7	87.9	370.4	274.200	86
YOLOv5s	86.5	81.3	86.9	15.9	7.023	434
YOLOv7-tiny	84.9	83.7	85.5	13.2	6.015	213
YOLOv7	88.0	83.1	88.4	105.1	37.197	91
YOLOv7-X	87.9	83.9	89.0	188.9	70.815	59
改进 YOLOv7-tiny(our)	89.1	84.2	89.8	8.3	5.571	256

3.4 检测效果对比

如图 6 所示, 展示了改进前的 YOLOv7-tiny 原模型和改进后的模型在测试集图像上的检测效果。第一行图片中, 在对单个小目标进行检测时, 改进后的检测精度要高于改进前。第二行图片中小目标较为密集, 改进后模型能更多地检测出改进前漏检的目标。第三行图片中目标距离较远, 烟雾轮廓较为模糊且与背景颜色接近, 出现冗余检测框, 而改进后有所改善。第四行图片中烟雾目标尺度较大, 随着模型特征提取的过程中网络深度的增加, 细节信息在深层特征中丢失而无法检测出较大尺度的目标, 改进后此现象有所改善。





(a) YOLOv7-tiny 原模型 (b) YOLOv7-tiny 改进后

图6 模型改进前后检测效果对比

4 结论

针对国内外森林火灾检测研究现状存在的一些问题及 YOLOv7-tiny 模型的不足之处, 本文自建森林火灾烟雾数据集并提出了一种基于改进 YOLOv7-tiny 的轻量化森林火灾烟雾检测算法。将原模型中的 Leaky ReLU 激活函数替换为非线性特性更好的 SiLU 激活函数; 对模型进行轻量化改进, 引入 DSConv 模块来改进 ELAN 模块, 并使用更简洁的 SPPF 模块替换 SPPCSPC 模块, 这极大地降低了模型的参数量和计算量; 在骨干网络引入 SimAM 注意力机制来抑制背景噪声和提高关键特征的提取能力。实验结果表明, 改进后的模型计算量和参数量相比于基准模型分别下降了约 37.1% 和 4.4%, 而准确率、召回率、mAP、检测速度分别提高了 4.2%、0.5%、4.3%、43 帧/s。模型在检测精度、轻量化、实时性三方面相比于其他经典目标检测算法仍有一定的优势。

综上, 改进后的模型不仅提高了检测精度, 也提高了模型对于多尺度目标的检测能力, 改善了较小目标及较大目标漏检与检测框冗余的问题。这为模型在监控摄像头等计算资源受限的环境下部署和实时检测森林火灾提供了依据, 具有一定的实际应用价值。但实际应用场景更为复杂, 未来将进一步扩充森林火灾数据集, 加入“fire”标签及黑夜场景等背景更为多样的图片, 并将模型部署到终端设备, 在实际应用中反馈改进。

参考文献:

- [1] PAN J, OU X M, XU L. A collaborative region detection and grading framework for forest fire smoke using weakly supervised fine segmentation and lightweight Faster-RCNN[J]. Forests, 2021, 12(6):768.
- [2] 杜立召, 徐岩, 张为. 一种双网融合的分阶段烟雾检测算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2020, 47(4):141-148.
- [3] 贾一鸣, 张长春, 胡春鹤, 等. 基于少样本学习的森林火灾烟雾检测方法[J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(9):137-146.
- [4] 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/OL]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2022[2024-04-02].<https://ieeexplore.ieee.org/document/10204762>.

- [5] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016: 779-788.
- [6] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C/OL]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017[2024-07-11]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8099589>.
- [7] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C/OL]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018[2024-05-25]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8579011>.
- [8] 张光华, 李聪发, 李钢硬, 等. 基于改进 YOLOv7-tiny 的无人机航拍图像小目标检测算法 [J/OL]. 工程科学与技术, 1-14[2024-05-11]. <https://doi.org/10.15961/j.jsuese.202300593>.
- [9] NASCIMENTO M G D, FAWCETT R, PRISACARIU V. Dsconv: efficient convolution operator [C/OL]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2019[2024-03-13].<https://ieeexplore.ieee.org/document/9008114>.
- [10] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. SimAM: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C/OL]//Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning. New York: JMLR.org, 2021[2024-06-16].<https://proceedings.mlr.press/v139/yang21o.html>.
- [11] 刘进军, 李磊磊, 张昊宇, 等. 基于改进 YOLOv7 算法的建筑垃圾分类检测 [J]. 环境工程学报, 2024, 18(1):270-279.

【作者简介】

黄星宇 (1999—), 通信作者 (email: 2201914387@qq.com), 男, 湖北钟祥人, 硕士, 研究方向: 深度学习、目标检测。

陈正雄 (1999—), 男, 湖北孝昌人, 硕士, 研究方向: 深度学习、图像分类。

(收稿日期: 2024-11-12)