

基于改进 YOLOv5s 的烟火轻型检测算法^{*}

赵松怀^{1,2} 周敏^{1,2} 申飞^{1,2} 向峰^{1,2}

(1. 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室 武汉 430081;

2. 武汉科技大学机械传动与控制工程湖北省重点实验室 武汉 430081)

摘要: 针对传统传感器对烟火检测不及时且无法给出烟火详细信息,当前主流烟火检测算法检测效率与精度不平衡等问题,提出了一种改进 YOLOv5s 的烟火轻型检测算法。将 Backbone 中第 2 个卷积模块替换成 Stem 模块,在提高模型对小目标空间信息检测性能的同时有效地控制了总体的浮点运算数;在 Backbone 和 Neck 中引入 C3Ghost 模块和 Ghost 卷积模块,以达到减少网络参数数量和提高烟火检测性能的目的;为了区分特征融合过程中不同特征的重要性,提出了一种在 PAN 中添加可学习权重参数的结构,显著提高了对烟火检测的平均精度。实验结果表明:与原模型相比,模型的权重从 14.4 M 减小到 10.2 M,GFLOPs 从 15.8 减小到 3.7,平均精度提升了 1.1%。改进的模型在轻量化的同时提升了对烟火检测的性能。

关键词: 烟火检测; YOLOv5s; 特征融合; 轻型算法; 小目标检测

中图分类号: TP391; TN911.73 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6040

Light detection algorithm of pyrotechnics based on improved YOLOv5s

Zhao Songhuai^{1,2} Zhou Min^{1,2} Shen Fei^{1,2} Xiang Feng^{1,2}

(1. Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Its Control, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China; 2. Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Control Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: Aiming at the problems of the traditional sensor's late detection of fireworks and its inability to give details of fireworks, as well as the imbalance between detection efficiency and accuracy of the current mainstream fireworks detection algorithms, an improved YOLOv5s light detection algorithm for fireworks was proposed. The second convolutional module in Backbone is replaced with Stem module, which can improve the model's detection performance of small target space information and effectively control the total floating point operand. C3Ghost module and Ghost convolution module are introduced in Backbone and Neck to reduce the number of network parameters and improve the performance of fireworks detection. In order to distinguish the importance of different features in the process of feature fusion, a structure of adding learnable weight parameters to PAN is proposed, which significantly improves the average accuracy of fireworks detection. The experimental results show that compared with the original model, the weight of the model is reduced from 14.4 M to 10.2 M, GFLOPs is reduced from 15.8 to 3.7, and the average accuracy is increased by 1.1%. The improved model has improved the performance of pyrotechnic detection while being lightweight.

Keywords: pyrotechnic detection; YOLOv5s; feature fusion; lightweight algorithm; small target detection

0 引言

随着社会的快速发展,人类所面临的火灾风险正不断加剧,火灾已逐渐成为对公共安全和社会发展最普遍且严重威胁的灾害之一。因此,火灾灾害的预防和应对工作显

得尤为重要,通过加强火灾预警系统的建设,提高火灾监测和救援的效率,可以有效减少火灾灾害对人类社会的影响。

当前主流的烟火检测方法是基于标量和视觉传感器。基于标量传感器的系统主要使用传统方法,其中火焰、气体和温度传感器常用于烟火检测^[1-3]。虽然传感器成本低、易

部署,但需人工干预,且漏检、误检率高,限制了其在现实中的应用,此外,安装在天花板上的传感器会导致预警延迟^[4]。随着计算机视觉技术的发展,视频监控系统广泛应用于预警系统,相较于传统技术,具有非接触、范围广、低维护、快速响应等优点^[5]。该方法的主要目标是提取烟火的视觉特征,包括颜色、纹理、运动、背景对比度以及不同视觉特征的组合^[6-9]。近年来,基于深度学习的图像检测方法发展迅速,但随着性能提升,卷积层增多导致模型体积增大,检测效率降低,限制了在资源受限设备上的部署^[10]。因此,研究人员采用多种方法,如网络剪枝、知识蒸馏、网络参数量化以及设计轻量化的网络来应对模型过大和检测效率低的问题^[11-13]。例如,钱承山等^[14]通过引入 Transformer 改进 YOLOv5,提出了 YOLO_MC 模型,显著提升了森林火灾检测的准确率和实时性,但模型存在计算资源要求高、在复杂环境下泛化能力较差等缺点。常丽等^[15]融合 YOLOv5s 与 SRGAN,提出实时隧道火灾检测算法,加入 CBAM 和梯度均衡机制,有效提高了小目标火焰检测的准确率和速度。然而,SRGAN 的超分辨率重建增加了计算负担,影响模型在资源受限设备上的应用效率。Wang 等^[16]提出了一种基于模型压缩的火灾识别算法网络 MobileNetV3,有效地降低了嵌入式森林烟火监测系统的计算成本。Mukhiddinov 等^[17]采用 YOLOv5s 检测算法进行火焰检测,并对其网络结构进行优化,获得了有效的检测结果,然而巨大的模型规模和复杂性阻碍了模型的实际部署。

针对上述模型存在的检测效率与精度不平衡、漏检、误检率高等问题,本文提出了一种基于改进 YOLOv5s 的烟火轻型检测算法,通过设计轻量化的网络结构使其能够搭载到嵌入式设备中进行烟火检测并提高对烟火检测的性能。首先,在 Backbone 中用 Stem 模块替换掉第 2 个卷积模块,提高了模型性能的同时降低了整个模型的浮点运算数(giga floating-point operations per second, GFLOPs)。其次,用 C3Ghost 替换 Backbone 最后一个 C3 和 Neck 中的 C3,用 Ghost 卷积替换 Neck 中的普通卷积,大大减少网络计算量的同时特征提取和特征解析的性能也变得更好。最后,提出了一种在路径聚合网络(path aggregation network, PAN)中添加可学习权重参数的结构,从而更有效地融合了不同特征图的特征,提高了模型烟火检测的性能。

1 YOLOv5s 网络模型

YOLOv5 是目前 YOLO 系列检测模型中的主流代表之一。对比 YOLO 的其他版本,YOLOv5 具有更高的准确性、更少的浮点运算以及更小的模型尺寸。这显示了该模型在资源受限设备上的可部署性。考虑到 YOLOv5 的更高检测性能和实时推理,本文对 YOLOv5 的内部架构进行了调整,以实现更高效的烟火检测。YOLOv5 目标检测网

络共有 4 个版本,分别为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 以及 YOLOv5x。考虑到烟火检测对实时性和后续可扩展性的需求,选择 YOLOv5s 作为算法基本网络结构。YOLOv5s 的网络结构如图 1 所示,主要分为图像数据输入(Input)、图像特征提取(Backbone)、特征融合(Neck)、图像目标检测(Head)4 个关键部分。在图像输入阶段,通过马赛克、调整图像亮度等一系列图像增强方法对数据集进行扩展。在图像特征提取阶段,使用 C3 模块和卷积模块完成图像提取操作,同时利用 SPPF 模块对卷积提取的信息进行进一步降维,以提取高阶特征,增强图像特征的稳定性。在特征融合阶段,采用 PAN 结构完成不同层次的特征融合。最后,输出 3 个尺度检测头,用于检测不同尺度上的目标。预测框经过非极大值抑制操作,保留预测框信息置信度最高的部分作为最终的检测结果。

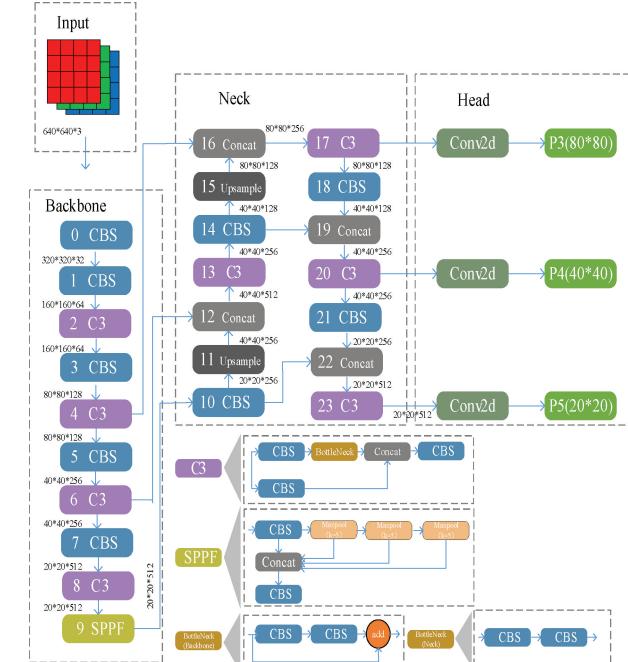


图 1 YOLOv5s 网络结构

Fig. 1 Network structure of YOLOv5s

2 YOLOv5s 的改进

2.1 Stem 模块替换卷积模块

本文通过将 Backbone 中第 2 个 CBS 卷积层替换成 Stem 模块来改进 YOLOv5s 的主干结构,以实现更复杂的烟火特征图提取。Stem 模块通过对输入图像进行更深层次的下采样,确保了模型对烟火爆小目标的检测效果。尽管 Stem 模块略微增加了计算复杂度,但它在提高模型性能的同时有效降低了模型的 GFLOPs,为模型的性能提供了更好的平衡。

Stem 模块的结构如图 2 所示,首先将输入特征图进行卷积核大小为 3×3 的卷积操作,改变特征图的通道数。然

后网络结构分为两个支路,一部分特征图进行 Max Pooling,另一部分特征图先进行 1×1 的卷积降低一半的通道数,再进行 3×3 ,步长为 2 的卷积实现第 2 次下采样。两个分支的输出结果按通道这一维度进行拼接,最后再进行一次 1×1 的卷积改变通道的数量。

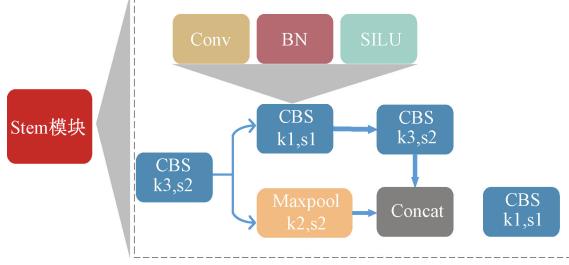


图 2 Stem 模块

Fig. 2 The Stem module

2.2 引入 Ghost 模块

为了在大规模范围内部署低功耗设备,最关键的是在不降低准确性的情况下对算法的整体模型进行压缩。普通卷积(图 3(a))方法在卷积神经网络中通常存在着大量卷积运算,导致计算量庞大,并且输出的特征图通常会包含冗余特征。在 Ghost 卷积(图 3(b))中,首先通过较少的卷积核进行普通卷积操作生成特征图的一部分,然后通过线性变换操作生成另一部分特征图,连接所有特征图以实现增加通道和扩展特征的效果。

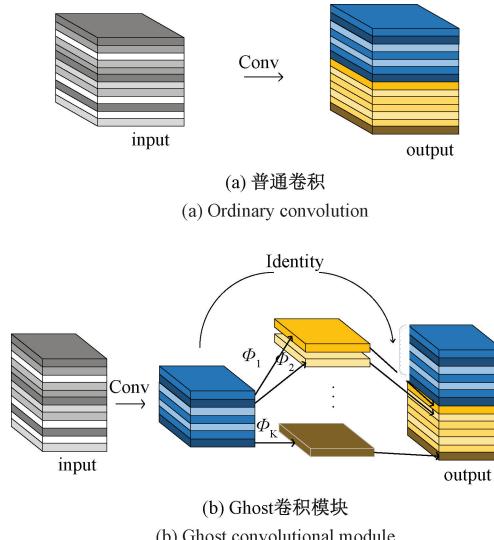


图 3 普通卷积和 Ghost 卷积模块

Fig. 3 The ordinary convolution and Ghost convolution module

假设输入特征图的大小为 $h \times w \times c$,输出特征图的大小为 $h' \times w' \times n$,其中 h, w, c 分别表示输入特征图的高度、宽度、通道数, h', w', n 分别表示输出特征图的高度、宽度、通道数,常规卷积核的大小为 $k \times k$,线性变换卷积核大小为 $d \times d$ 。当使用普通卷积方法计算时,GFLOPs 的数量可以表示为 $n \times h' \times w' \times c \times k \times k$ 。而在使用 Ghost 模块

进行计算时,首先通过普通卷积生成少量的特征图,然后对生成的特征图进行 Identity(线性变换)操作,最终得到所需数量的特征图。在线性变换操作中,假设特征映射的通道数为 m ($m < n$),变换次数为 $s-1$,最终得到的新特征映射的个数为 n 。那么普通的卷积操作的计算量与 Ghost 卷积的计算量对比如式(1)所示。

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

由式(1)可知,普通卷积的 GFLOPs 是 Ghost 卷积 GFLOPs 的 s 倍,因此可以用 Ghost 卷积代替普通卷积,在检测网络中达到轻量化的目的。C3Ghost 如图 4 所示,将 BottleNeck 替换成 GhostBottleNeck 插入 C3 模块形成 C3Ghost 模块,然后将网络 Neck 中的普通卷积替换为 Ghost 卷积,可以压缩模型的尺寸,减少计算量,使其更容易部署在计算能力较低的硬件上。

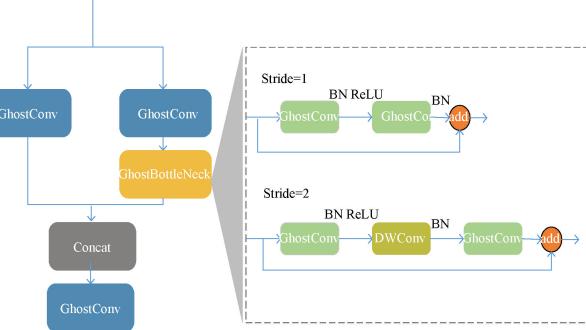


图 4 C3Ghost 模块

Fig. 4 The C3Ghost module

2.3 PAN 添加权重参数

YOLOv5 使用 PAN 方法完成不同尺度的特征融合^[18-19]。通常,在特征融合过程中,这只是一个简单的特征图 Concat 操作,而添加的特征图的重要性并没有区分。由于输入的特征图来自不同的卷积层,因此在这里简单的 Concat 操作可能并不是最佳的融合方式。

为解决这个问题,本文提出了一种简单高效的加权特征融合机制。如图 5 所示,在 Concat 每个输入中引入一个权重参数,神经网络可以通过学习来区分特征融合过程中不同特征的重要性,其计算如式(2)和(3)所示(以 P_4^{td} 和 P_4^{out} 为例)。

$$P_4^{td} = \text{Conv} \left(\frac{w_1 \cdot P_4 + w_2 \cdot \text{Resize}(P_3^{td})}{w_1 + w_2 + \epsilon} \right) \quad (2)$$

$$P_4^{out} = \text{Conv} \left(\frac{w'_1 \cdot P_4^{td} + w'_2 \cdot \text{Resize}(P_5^{out})}{w'_1 + w'_2 + \epsilon} \right) \quad (3)$$

w_1, w_2, w'_1, w'_2 表示网络学习到的权值参数,Resize 操作表示上采样或下采样, ϵ 取小值是为了避免数值不稳定。

整体改进后的 YOLOv5s 网络结构如图 6 所示。

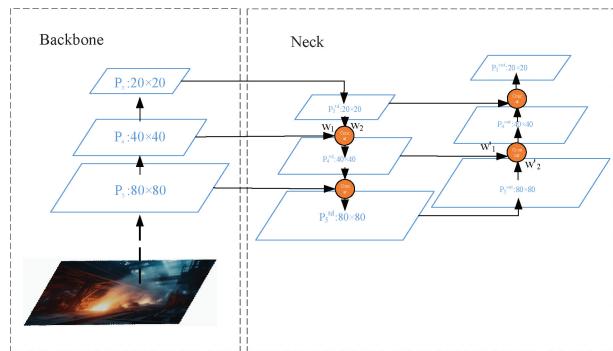


图 5 PAN 中添加权重参数

Fig. 5 Add weight parameters to PAN

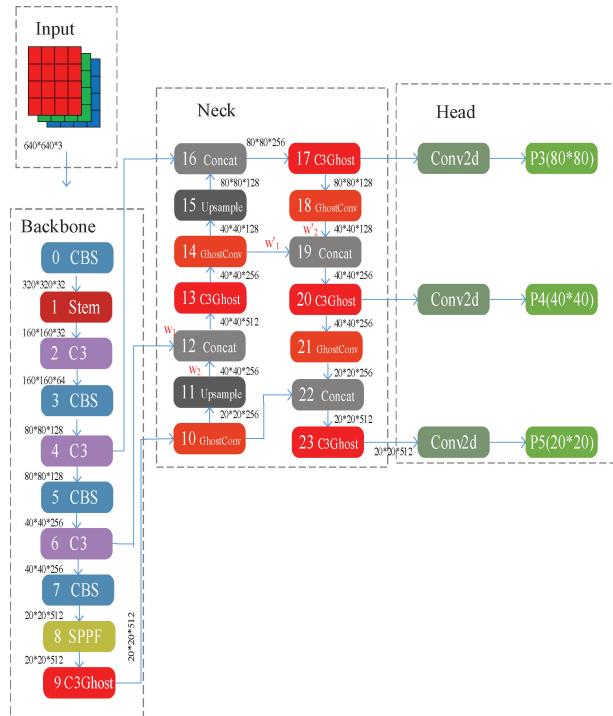


图 6 改进后的 YOLOv5s 网络结构

Fig. 6 Network structure of improved YOLOv5s

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与配置

本文实验的模型训练和模型测试是在 Ubuntu 18.04 操作系统上进行的。该设备的 CPU 为 12vCPU Intel(R) Xeon(R) Platinum 8255C CPU @ 2.50 GHz, GPU 为 RTX 2080 Ti(11 GB)。软件环境包括 PyTorch 1.9.0, Python 版本为 3.8, CUDA 版本为 11.1。使用默认输入大小为 640×640 对提出的模型进行了 100 个 epoch 的训练。批次大小(batch_size)设置为 16, 采用随机梯度下降优化器, 动量为 0.937, 学习率为 0.01, 权重衰减为 0.0005。

3.2 数据集的建立

本次实验所采用的数据集共包含 15 473 个样本, 经过随机划分成训练集、验证集和测试集, 它们的数量分别为 10 774、3 149 和 1 550。数据集主要来源于两种渠道: 一是从网络上获取的视频和图像数据集, 二是自主收集的火灾的图片和视频。首先, 对于从网络和自主采集的视频, 进行帧提取处理, 将提取的帧添加到图像数据集中。在进行训练之前, 本文对收集到的数据集进行了去重处理, 使用 Python 编辑的 Hash 算法脚本来删除相似的图片。该数据集包含了具有不同天气状况和光照条件的火灾图片, 其种类非常丰富且多样化。随后利用 LabelImg 标注工具对图像数据集进行标注, 实例被分为两个类别: “烟雾”和“火”, 最终形成实验所需的数据集。

根据所提供的信息, 将数据集中的目标框位置分布和大小分布进行了可视化处理, 如图 7 所示。图 7(a)中横/纵坐标分别代表标签中心点的横/纵坐标与对应数据本身宽/高度的比值, 可以看出数据集内的火焰和烟雾在数据中的位置分布广泛; 图 7(b)中横/纵坐标分别代表标签宽/高度与对应数据的宽/高度的比值, 可以看出数据集内的火焰和烟雾大小分布广泛, 且大部分为小目标数据, 更符合烟火初期检测的应用场景。

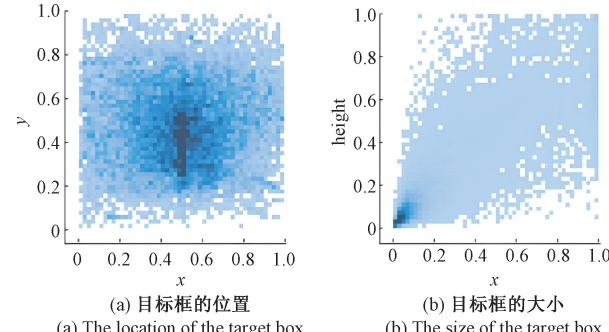


图 7 目标框位置和大小分布图

Fig. 7 Location and size distribution map of target box

3.3 评价指标

在深度学习中, 用于评估目标检测算法性能的主要度量包括准确率(Precision)、召回率(Recall)和平均精度(mAP)。平均精度是一种综合评估指标, 通常用于多类别对象检测。它计算不同类别的准确率-召回率曲线下的面积的平均值。计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$AP = \int_0^1 P dR \quad (6)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_i AP_i \quad (7)$$

其中, TP (true positive)表示自身为正例且被预测为

正例的样本; FP (false positive) 表示自身为反例但被预测为正例的样本; FN (false negative) 表示自身为正例但被预测为反例的样本; n 为模型检测类别个数。

3.4 改进模型对比实验

首先, 对 YOLOv5s 模型和改进的 YOLOv5s 模型使用相同的实验环境和数据集进行训练, 图 8 显示了不同模型在数据集上的训练结果, 其中 YOLOv5s 表示原模型; YOLOv5s_Stem 表示在 Backbone 第一个卷积模块之后添

加 Stem 模块; YOLOv5s_Ghost 表示 Backbone 的最后一个 C3 模块替换成 C3Ghost 模块以及 Neck 中的 C3 和卷积模块分别替换成 C3Ghost 和 Ghost 卷积模块; YOLOv5s_Weights 表示在 PAN 中加入可学习权重参数; YOLOv5s_All 表示将所有改进加入原模型。从图 8 以看出, 提出的模型能够获得更高的准确率和召回率, 同时平均精度也都要优于原模型。由此可以看出: 改进后的模型在烟火检测方面表现更好。

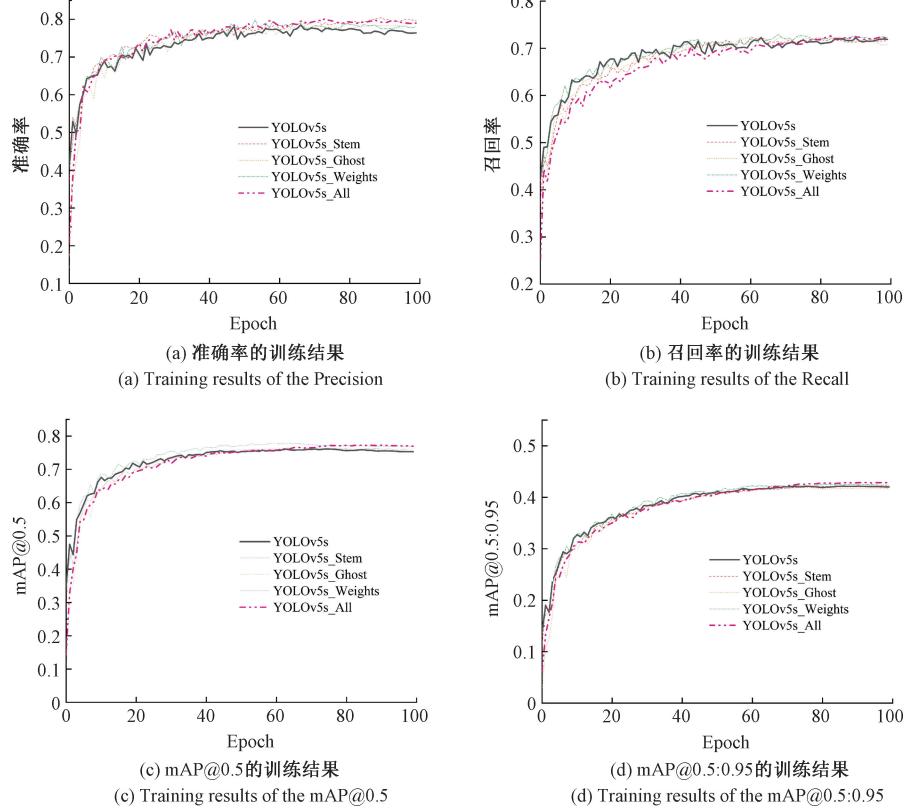


图 8 不同模型训练结果

Fig. 8 Training results of different models

为了评估添加 Stem 模块、Ghost 模块、以及在 PAN 中添加权重参数对整个模型性能的影响, 在相同实验环境和数据集上对其进行消融实验, 结果如表 1 所示。从表 1 中可以看出, 与 YOLOv5s 相比, 改进后的模型在准确率提

升 2.2%、平均精度提升 1.1% 的情况下, GFLOPs 从 15.8 降到 3.7、模型权重参数从 14.4 M 降到 10.2 M, 检测速度提升了 5% 以上。因此, 改进后的网络模型在模型性能和轻量化方面表现更佳。

表 1 消融实验的结果

Table 1 The results of the ablation experiment

模型	准确率	召回率	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	FLOPs/G	检测速度/ms	Weight/M
YOLOv5s	0.772	0.718	0.761	0.422	15.8	11.7	14.4
YOLOv5s_Stem	0.80	0.713	0.765	0.425	4.5	10.0	14.2
YOLOv5s_Ghost	0.776	0.724	0.763	0.419	12.8	11.5	10.3
YOLOv5s_Weights	0.775	0.724	0.769	0.428	15.8	11.7	14.4
YOLOv5s_All	0.798	0.719	0.772	0.429	3.7	11.1	10.2

3.5 相关模型对比实验

为了进一步验证本文提出的方法的性能,本文将其与常用的经典轻量化网络 YOLOv3-tiny、其他 YOLOv5s 轻量化方案进行比较(MobileNetv3-small、Shufflenetv2 作为骨干加入到 YOLOv5s 中组成 YOLOv5s-M、YOLOv5s-S)。同时,与最新已有改进 YOLOv5s 烟火检测算法进行了比较,结果如表 2 所示。从表 2 可以看出,本文提出的方

法和文献[14]中 YOLO_MC 模型的检测精度最高,但是本文方法相较于 YOLO_MC 模型的 GFLOPs 和模型权重更小,这意味着本文方法的模型更小,对检测设备的要求更低。另外,本文方法与表 2 中的其他方法相比,本文提出的方法在保证最好的检测效果的同时也更加轻量化。因此本文提出的烟火检测算法在检测速度、检测精度以及轻量化之间获得了更好的平衡。

表 2 与其他网络的比较

Table 2 Comparison with other networks

模型	准确率	召回率	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	FLOPs/G	检测速度/ms	Weight/M
YOLOv3-tiny	0.666	0.618	0.649	28.8	12.9	3.0	17.4
YOLOv5s-M	0.731	0.675	0.72	0.38	11.3	11.6	10.4
YOLOv5s-S	0.719	0.67	0.712	0.363	8.0	11.9	8.0
文献[14]-YOLO_MC	0.795	0.721	0.774	0.429	24.8	12.7	18.8
文献[15]	0.786	0.718	0.768	0.427	16.1	12.0	14.5
YOLOv5s	0.772	0.718	0.761	0.422	15.8	11.7	14.4
YOLOv5s_All	0.798	0.719	0.772	0.429	3.7	11.1	10.2

3.6 结果分析

图 9 为本文方法与 YOLOv5s 对烟火检测的性能比较。从图 9(a)和(b)可以看出本文算法对烟火的检测精度更高,从图 9(c)可以看出本文算法降低了对烟火的误检率。在此基础上本文检测速度更快,对硬件的要求也更低。原因是 Stem 模块通过进行深层次下采样,在提高模型性能的同时,有效地控制了总体的 GFLOPs; Ghost 卷积取代了普通的卷积,在大大减少模型参数的同时,输入特征的处理也变得更好;最后通过在 PAN 中引入权重参数,从而能够更有效地融合不同特征图的特征。

4 结论

本文针对烟火检测中传统传感器和现有算法存在的不及时性、漏检、误检、模型过大和检测效率低等问题,提出了一种基于改进 YOLOv5s 的烟火轻型检测算法。将 Backbone 中第 2 个卷积模块替换成 Stem 模块,降低了模型的 GFLOPs 的同时提高了对烟小目标的检测性能;在 Backbone 和 Neck 中引入 C3Ghost 模块和 Ghost 卷积模块,显著减少了模型的参数量并有效提升了网络对烟火的检测性能。同时,通过在 PAN 网络中引入可学习权重参数,更好地融合了烟火的特征,提升了网络的性能。改进后的模型,其权重从 14.4 M 减小到 10.2 M,GFLOPs 从 15.8 减小到 3.7,平均精度提升了 1.1%,检测速度提升了 5% 以上。相较于其他轻量化网络,该方法在烟火检测方面表现更为出色,其较低的计算量使得该模型易于部署到资源受限的检测设备中,对于及时发现火灾具有一定的积极意义。

参考文献

- [1] JAN H, YAR H, IQBAL J, et al. Raspberry PI assisted safety system for elderly people: An application of smart home[C]. 2020 First International Conference of Smart Systems and Emerging Technologies(SMARTTECH), 2020: 155-160.
- [2] WEN Z T, XIE L B, FENG H W, et al. Robust fusion algorithm based on RBF neural network with TS fuzzy model and its application to infrared flame detection problem[J]. Applied Soft Computing, 2019, 76: 251-264.

图 9 检测结果的比较

Fig. 9 Comparison of test results



(a) 原图
(b) YOLOv5s
(c) 本文方法
(a) Original image
(b) YOLOv5s
(c) Method of this paper

- [3] YAR H, IMRAN A S, KHAN Z A, et al. Towards smart home automation using IoT-enabled edge-computing paradigm[J]. Sensors, 2021, 21(14): 4932.
- [4] YAR H, KHAN Z A, ULLAH F U M, et al. A modified YOLOv5 architecture for efficient fire detection in smart cities [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 231: 120465.
- [5] YANG J, ZHU W CH, SUN T, et al. Lightweight forest smoke and fire detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. PLoS ONE, 2023, 18(9): e0291359.
- [6] DING X, GAO J D. A new intelligent fire color space approach for forest fire detection [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2022, 42(6): 5265-5281.
- [7] EMMY P C, VINSLEY S S, SURESH S. Efficient flame detection based on static and dynamic texture analysis in forest fire detection[J]. Fire Technology, 2018, 54: 255-288.
- [8] GAO Y, CHENG P L. Forest fire smoke detection based on visual smoke root and diffusion model[J]. Fire Technology, 2019, 55(5): 1801-1826.
- [9] 袁雯雯, 姜树海, 史晨辉. 基于改进 GMM 算法的林火烟雾识别研究[J]. 火灾科学, 2019, 28(3): 149-155.
- YUAN W W, JIANG SH H, SHI CH H. Forest fire smoke identification algorithm based on improved GMM[J]. Fire Safety Science, 2019, 28(3): 149-155.
- [10] ALAMGIR N, NGUYEN K, CHANDRAN V, et al. Combining multi-channel color space with local binary co-occurrence feature descriptors for accurate smoke detection from surveillance videos [J]. Fire Safety Journal, 2018, 102: 1-10.
- [11] ZHENG Y J, CHEN S B, DING C H Q, et al. Model compression based on differentiable network channel pruning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 34(12): 10203-10212.
- [12] GAO M Y, WANG Y J, WAN L. Residual error based knowledge distillation [J]. Neurocomputing, 2021, 433: 154-161.
- [13] ZHANG D Q, YANG J L, YE D Q Z, et al. LQ-Nets: Learned quantization for highly accurate and compact deep neural networks[C]. European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 365-382.
- [14] 钱承山, 沈有为, 孙宁, 等. 基于 Transformer 改进 YOLOv5 的山火检测方法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(16): 46-56.
- QIAN CH SH, SHEN Y W, SUN N, et al. Research on improved YOLOv5 for forest fire detection method based on Transformer [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(16): 46-56.
- [15] 常丽, 张雪, 蒋辉, 等. 融合 YOLOv5s 与 SRGAN 的实时隧道火灾检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 223-230.
- CHANG L, ZHANG X, JIANG H, et al. Real-time tunnel fire detection by fusion of YOLOv5s and SRGAN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 223-230.
- [16] WANG SH Y, ZHAO J, TA N, et al. A real-time deep learning forest fire monitoring algorithm based on an improved Pruned+KD model[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2021, 18(6): 2319-2329.
- [17] MUKHIDDINOV M, ABDUSALOMOV A B, CHO J. A wildfire smoke detection system using unmanned aerial vehicle images based on the optimized YOLOv5 [J]. Sensors, 2022, 22(23): 9384.
- [18] 韩旭晖, 刘宇, 何圭波, 等. 基于多尺度特征融合的皮肤烧伤创面分级算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(18): 114-118.
- HAN X H, LIU Y, HE G B, et al. Skin burn wound classification algorithm based on multi-scale feature fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(18): 114-118.
- [19] 闫钧华, 张琨, 施天俊, 等. 融合多层次特征的遥感图像地面弱小目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 221-229.
- YAN J H, ZHANG K, SHI T J, et al. Multi-level feature fusion based dim small ground target detection in remote sensing images [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 221-229.

作者简介

赵松怀, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、深度学习。

E-mail: 1608904035@qq.com

周敏(通信作者), 教授, 博士生导师, 主要研究方向为机器视觉、智能制造。

E-mail: zhoumin@wust.edu.cn