

多场景烟雾环境下改进的 YOLOv5s 烟雾检测算法

骈璐璐^{1,2}, 裴焕斗^{1,2}, 张宇璇^{1,2}

(1. 中北大学 仪器与电子学院, 山西 太原 030051; 2. 百信信息技术有限公司, 山西 太原 030006)

摘要: 烟雾检测往往检测精度低、漏检率与误检率高, 为了解决这些问题, 提出一种改进的 YOLOv5s 的烟雾检测模型。首先将 C3_PSA 结构添加到 YOLOv5s 的骨干部分中, 提高模型在恶劣的环境下对烟雾边界的特征提取能力, 降低漏检率; 其次, 将 BiFusion 的结构替换 YOLOv5s 模型的颈部结构, 增强模型对细节特征以及位置信息的检测能力, 提高模型检测精度, 降低模型误检率; 最后, 对损失函数进行改进以进一步提高模型检测准确率。实验结果显示, 改进后的模型的精度提升了 5.6%, 平均精度均值(mAP)提升了 3.5%, FPS 为 369 帧/秒, 说明改进后的模型可以在背景环境复杂时准确地检测出烟雾特征, 同时满足模型在端侧部署的实时性高的要求。

关键词: 深度学习; 图像处理; PSA; 烟雾检测

中图分类号: TP391

文章编号: 1000-0682(2024)02-0101-05

文献标识码: A

DOI: 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.02.018

Improved YOLOv5s smoke detection algorithm in multi-scenario smoke environment

PIAN Lulu^{1,2}, PEI Huandou^{1,2}, ZHANG Yuxuan^{1,2}

(1. School of Instrument and Electronics, North University of China, Shanxi Taiyuan 030051, China;

2. 100 Trust Information Technology Co., LTD., Shanxi Taiyuan 030006, China)

Abstract: Smoke detection often has low detection accuracy, high missed detection rate and false detection rate, in order to solve these problems, an improved YOLOv5s smoke detection model was proposed. Firstly, the C3_PSA structure was added to the backbone of YOLOv5s to improve the feature extraction ability of the model in harsh environments and reduce the missed detection rate. Secondly, BiFusion structure was used to replace the neck structure of YOLOv5s model, so as to enhance the model's ability to detect details and location information, improve the model detection accuracy, and reduce the model false detection rate. Finally, the loss function is improved to further improve the accuracy of model detection. The experimental results show that the accuracy of the improved model is improved by 5.6%, the mAP is improved by 3.5%, and the FPS is 369 frames/second, which indicates that the improved model can accurately detect the smoke characteristics in the complex background environment, and at the same time meet the requirements of high real-time deployment of the model on the end side.

Keywords: deep learning; image processing; PSA; smoke detection

0 引言

传统的烟雾检测是通过传感器实现的, 传感器

检测到外部物理量的变化, 将其转化为电信号的变化, 将电信号传递给 PC 端, 由此达到火灾警示、火灾预防的目的。然而通过传感器进行烟雾检测的前提条件是在环境较为密闭的室内场所, 对于室外甚至是更广阔的园林里, 采用传统烟雾检测方法无法对浓度较低的烟雾进行精准检测, 使用烟雾检测算法更为有效。

收稿日期: 2023-12-06

第一作者: 骈璐璐(1999—), 女, 河南安阳人, 硕士, 研究方向为计算机视觉。

目前,智能化的趋势越来越明朗,将计算机视觉技术应用到烟雾检测上的研究取得了一些成果。王伟刚等人提出了一种 TDFP 烟雾检测算法,将 T-MFLBP 与 D-Gabor 结合起来,该算法具有较强的鲁棒性^[1]。李澎林等人针对烟雾的动态特征,提出了基于光流改进算法以及 YOLOv3 结合的烟雾检测算法,实现对动态视频中烟雾的框定^[2]。Nguyen 等人结合图像处理技术以及卷积神经网络(CNN),通过二者的级联,实现对动态视频中的烟雾检测^[3]。谢书翰等人提出了在卷积神经网络 YOLOv4 中嵌入通道注意力,可以提高网络预测头的特征提取能力,提升算法在多场景火灾烟雾检测上的性能,提高了烟雾检测的准确率,但在检测的速度上面仍有不足^[4]。卫鑫等人提出了一种深度卷积集成式长短期记忆网络模型,将其运用在森林火灾小样本数据集上,可以提高烟雾的检测效率,但是在烟雾检测的准确率上仍有不足^[5]。从这些研究成果中可以看

出,烟雾检测往往实时性差、准确率低,而烟雾的检测对预防火灾以及及时救灾很重要,因此提高检测准确度、识别不同背景环境下的烟雾图像十分必要。

为解决上述问题,该文提出一种针对多背景环境的改进的 YOLOv5s 的目标检测算法。首先对基准模型骨干部分的低特征提取层进行改进,从像素级提升模型对细节信息的特征提取能力,其次将基准模型的颈部结构替换为 BiFusion^[6-7] 结构,增加大目标检测层的输入,提升细节特征融合过程,最后降低预测框与真实框之间的误差损失,实现复杂场景下高精度、高实时性、高效率的烟雾检测。

1 YOLOv5s 网络结构

烟雾检测算法一般部署在端侧,因此要求算法轻量化,而 YOLOv5s 是 YOLOv5 版本中较为轻量化的版本,它的检测速度较快,满足烟雾检测的需求, YOLOv5s 网络结构如图 1 所示。

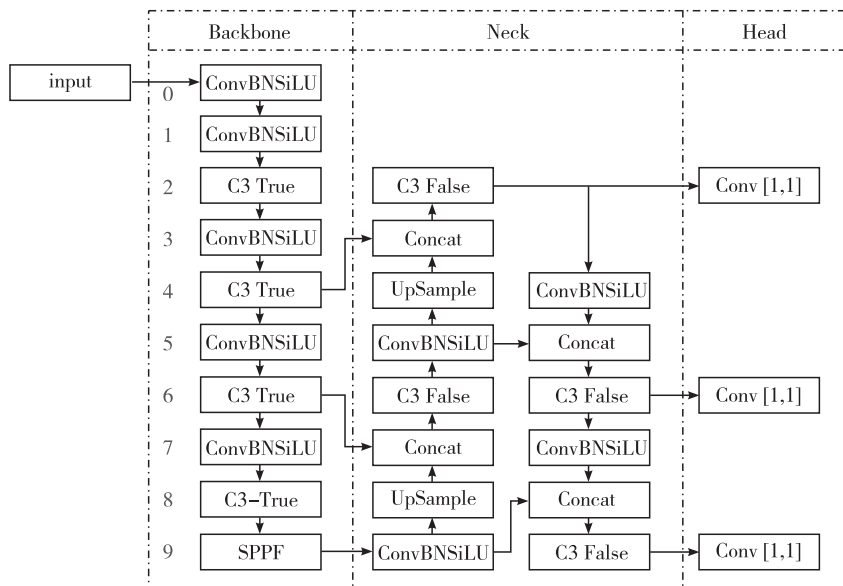


图 1 YOLOv5s 网络结构图

YOLOv5s 的网络结构包括骨干部分 (Backbone)、颈部部分 (Neck) 以及检测头部分 (Head)。骨干部分即网络的主干部分,主要对输入的烟雾图片进行特征提取;颈部部分采用了 PANet 结构,通过双向特征融合,增强模型的鲁棒性^[8-9];检测头部分主要完成对上层输出的预测。

骨干部分中的 ConvBNSiLU 模块是卷积(Conv)操作、BN 批量归一化、SiLU 激活函数的组合,可以提取图像中的语义信息;C3 模块可以降低模型的计算瓶颈、减少内存占用率,在满足模型轻量化的条件下保证模型计算的准确性;最后一层的 SPPF 模块

是基于 SPP 结构提出的,能够将任意大小的特征图转换成固定大小的特征向量。

颈部部分通过自顶向下的结构传递语义信息、通过自底向上的结构传递位置信息,以这种方式将不同层的特征融合以达到传递更多的特征信息的目的。

2 改进的 YOLOv5s 算法

烟雾本身具有模糊、区分度低的特点,并且传入网络的烟雾图像数据集场景并不是单一的,往往会有暗光环境的背景或者烟雾颜色与背景颜色相近的

情形,对此,需要模型能够将烟雾与背景的边界检测出来,即模型有较高的检测细节信息的能力。而基准模型 YOLOv5 在虽然采用了双向金字塔结构 PANet,通过自上而下、自下而上、横向相连、卷积融合的方式,增强了深度特征信息的融合过程^[10],提高了网络特征提取的能力,但是从结构上可以看出,其对于细节信息的检测仍然有一定的缺陷。针对上述问题,该文使用 C3_PSA 结构对模型的骨干部分进行改进,以增加模型对细节信息的提取能力,在颈部部分,使用 BiFusion 结构增加对细节信息的融合过程,提高检测精度,对损失函数做出改进,以提高检测框的检测准确率。

2.1 骨干部分的改进

为了提升模型对细节信息的辨别能力,该文提出使用 PSA 极化自注意力机制^[11]对基准模型中第二、四层进行改进。PSA 极化自注意力机制主要针对像素级别的目标检测,分别从空间注意力以及通道注意力两个方面对输入样本处理后,再将结果进行拼接,最后得到输出特征,如图 2 所示为 PSA 极化自注意力机制的结构图。

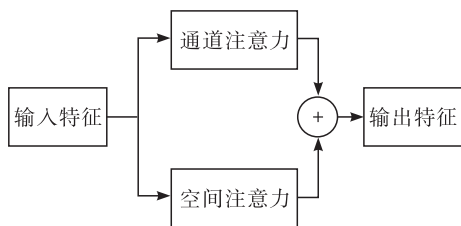


图2 PSA极化自注意力机制结构

PSA 在通道注意力中,一方面通过卷积将通道维度的张量完全折叠,另一方面保持空间维度的高分辨率,通过这种极化滤波的方式增强图像的对比度,提高烟雾与背景环境的区分度,增强模型对重点信息的辨别能力,降低烟雾检测的漏检率;接着 PSA 在通道被完全压缩的特征后使用非线性的 Softmax 函数模拟典型细粒度回归的输出分布,恢复滤波所造成的损失;最后经过卷积即归一化恢复通道维度并使用 Sigmoid 函数将参数映射到 0 到 1 之间。在空间注意力中的操作与通道注意力类似,一方面通过卷积将空间维度的张量完全折叠,另一方面保持高水平的通道维度,接着通过 Softmax 函数恢复滤波所造成的损失;最后恢复空间维度并进行参数映射。PSA 注意力机制的空间注意力以及通道注意力的内部结构如图 3 所示。

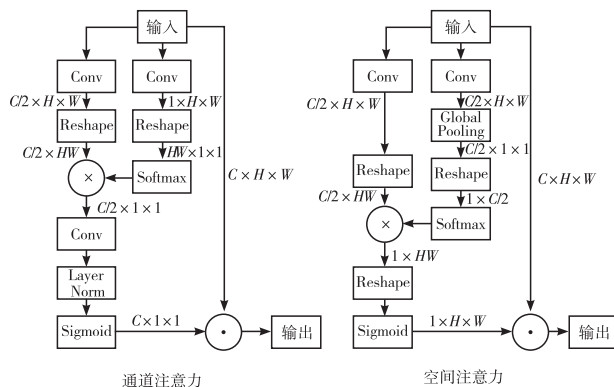


图3 PSA内部结构

为了提升细节检测能力,该文将 PSA 极化自注意力机制添加到基准网络骨干部分二、四层的 C3 模块中的 BottleNeck 模块后,如图 4 所示,与原结构相比,这种添加方式可以降低模型的漏检率。

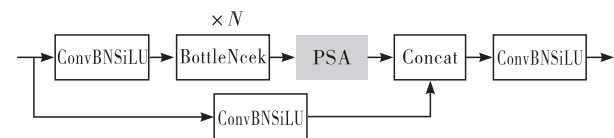


图4 C3_PSA模块结构

2.2 颈部部分的改进

YOLOv5s 的 Neck 部分采用了 PANet 结构,通过双向特征融合的方式,增强了网络特征提取的能力,但是 PAN 部分的自下而上的结构会受到单项信息流的限制,无法准确保留低层的位置信息,对于细节信息检测可能会因此而受到限制,为此,该文提出了采用 BiFusion 结构对 YOLOv5s 模型的 Neck 部分进行替换,在保证模型实时性检测的同时,提高模型提取特征信息的能力,保证模型在不同环境中烟雾检测的精度与效率。

BiFusion 结构采用连接和重组的方式,使用双向级联的 BiC 模块将上层和下层的特征信息都与中间层的特征信息融合,通过下采样的方式提取上层的语义信息,对底层的位置信息进行上采样,最后将这两层的特征信息与中间层的进行 Concat 结合,避免过多的卷积操作以及池化操作,这种方式可以充分保留上下文的位置信息与语义信息,更加准确地检测到定位信息,提高检测的准确率以及检测的效率。

改进后的模型网络结构图如图 5 所示,与原来的 Neck 部分相比,改进后的 Neck 层增加了大目标检测层,可以融合更多的特征,特征检测能力得到了提高。

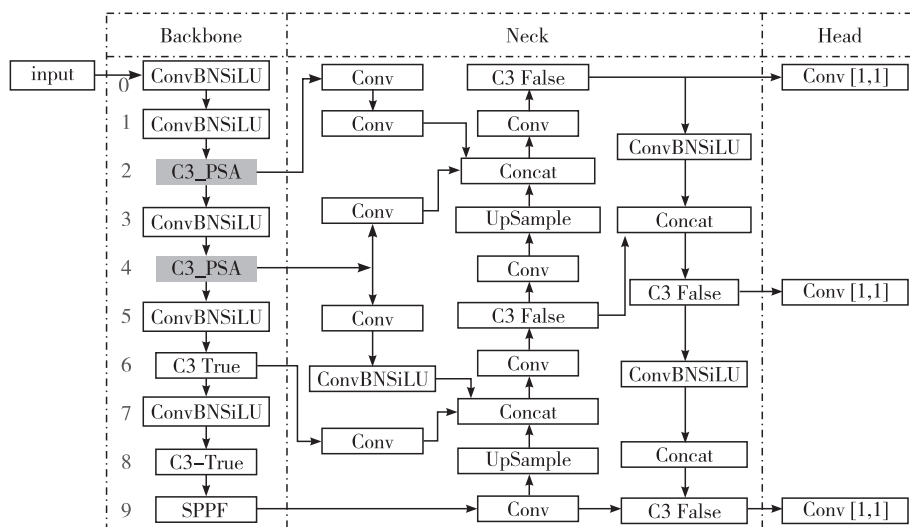


图 5 改进后的网络结构图

通过这种方式对 Neck 层进行改进,改进之后的模型有更强的特征融合的能力,能够更准确地检测烟雾特征,可以有效地减少误检率,更加高效地解决火灾警报问题。结合对骨干部分的改进,对于背景较暗或者背景与目标难区分的情景以及小目标的烟雾数据,也能够有较强的检测能力,可以更加全面地检测到烟雾信息。

2.3 损失函数的改进

为了进一步提高模型检测的准确度,该文对比了 CIoU 以及 GIoU 损失函数的计算效果,实验证明,GIoU 在本数据集上的效果更好,故该文对基准模型的损失函数做出了改进,使用 GIoU 损失函数计算预测框与真实框之间的误差,图 6 为 GIoU 计算检测框误差的示意图。

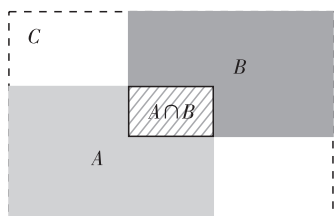


图 6 GIoU 计算示意图

图中,区域 A 和区域 B 分别表示预测框和真实框, $A \cap B$ 为预测框与真实框重合的部分, $A \cup B$ 表示预测框加上真实框区域的整体部分,C 表示包含预测框和真实框的最小的闭包区域,则 GIoU 的计算方式以及损失函数 L_{GIoU} 的计算方式如下式:

$$GIoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} - \frac{|C - A \cup B|}{|C|} \quad (1)$$

$$L_{GIoU} = 1 - GIoU \quad (2)$$

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与准备

该文实验的硬件配置是 24 GB NVIDIA GeForce RTX 3090 显卡,深度学习框架为 Pytorch 1.11.0,操作系统为 Ubuntu 20.04,Python 版本为 3.8,CUDA 版本为 11.3,CPU 为 2.8 GHz、15 核、64 线程。

该文实验所使用的数据集来源于飞桨网站的公开数据集,将其以训练集:验证集:测试集为 5:2:3 的方式划分,其中,训练集的图像有 1313 张,验证集的图像有 525 张,测试集的图像有 789 张。该文在实验中所使用的 image size 为 640×640 ,训练轮次为 200,batch size 大小为 8,所使用的优化器为 SGD,学习率为 0.01,NMS IoU 为 0.7。为保证实验结果的可靠性与公平性,本次实验的参数步骤均相同,且该文的实验均未使用预训练模型。

3.2 评价标准

为了检测训练后模型检测烟雾图像数据的能力,该文使用准确率 (precision, P)、召回率 (recall, R) 和平均精度均值 (mean average precision, mAP) 等作为检测标准,相关的计算过程为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$AP = \int_0^1 P dR \quad (5)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \quad (6)$$

其中:AP 为平均精度;TP 为预测正确的样本数

量; FP 为将其他类预测为本类的样本数量; FN 为将本类预测为其他类的样本数量; i 为第 i 个类别; n 为所有的样本类别总数。

3.3 消融实验

在实验过程中,为了能够清晰地了解到具体是哪种方法对实验的效果做出了明显的提升,该文做了消融实验,以骨干部分的改进为改进1,颈部部分的改进为改进2,损失函数的改进为改进3,最终得到的实验结果如表1所示。

表1 消融实验

模型名称	改进1	改进2	改进3	P/%	R/%	mAP	FPS/帧
YOLOv5s	×	×	×	63.5	55.76	26.8	444.9
YOLOv5s	✓	×	×	65.99	54.39	27.2	399.3
YOLOv5s	✓	✓	×	66.59	54.43	27.63	398.4
YOLOv5s	✓	✓	✓	67.05	54.62	27.73	369

从表1中的数据可以看出,对模型的骨干部分进行改进后,虽然模型的召回率有些许下降,但是模型的检测精度以及mAP值均有所提升,说明对骨干部分的改进可以降低模型的漏检率、提升模型检测的准确率,模型整体的检测效果增强,即C3_PSA结构可以有效地将背景与烟雾目标分离开来;更换颈部结构为BiFusion结构后,模型的精度和mAP得到了进一步的提升,模型的召回率相较改进1也得到了提高,可见,颈部结构的改进,可以有效地融合图像中的细节特征信息,在一定程度上降低模型的误检率;改进模型的损失函数后,模型的精度和mAP进一步提高,说明改进后的模型的检测准确率以及模型检测的整体效果都比基准模型的结果更好。改进后的模型检测的FPS为369帧/秒,满足部署在端侧的实时性要求。



(a) 改进前 (b) 改进后

图7 改进前后模型的检测效果

如图7是未改进前YOLOv5s模型以及该文所改进的模型对同一张图像的检测效果,可以看到改进后的模型能够检测出更多的烟雾火灾信息,对烟火、烟雾有较好的检测效果。

4 结束语

该文使用BiFusion结构对YOLOv5s原有的Neck部分进行改进,增加细节信息融合过程,提升模型对图片信息的定位能力,同时能够降低误检率;通过对骨干部分的改进,能够提升低层图像的对比度,有效地将目标信息与图片的背景信息分离,提升模型的特征提取能力,从而提高模型在难区分烟雾与背景环境的情况下对烟雾的检测能力;改进损失函数,可以进一步提高模型检测准确率。实验结果表明,该文提出的方法在多背景环境中较好的烟雾检测效果。

参考文献:

- [1] 王伟刚,王炳蔚,张云伟. TDFF:一种强鲁棒性的烟雾图像检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(04): 273-280.
- [2] 李澎林,章军伟,李伟. 基于光流改进与YOLOv3的烟雾检测方法[J]. 浙江工业大学学报, 2021, 49(01): 9-15.
- [3] DUNG N M, KIM D, RO S. A video smoke detection algorithm based on cascade classification and deep learning[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2018, 12(12): 6018-6033.
- [4] 谢书翰,张文柱,程鹏,等. 嵌入通道注意力的YOLOv4火灾烟雾检测模型[J]. 液晶与显示, 2021, 36(10): 1445-1453.
- [5] 卫鑫,武淑红,王耀力. 基于深度卷积长短期记忆网络的森林火灾烟雾检测模型[J]. 计算机应用, 2019, 39(10): 2883-2887.
- [6] CHEN P Y, HSIEH J W, WANG C Y, et al. Residual bi-fusion feature pyramid network for accurate single-shot object detection[J]. IEEE, 2021: 9099-9111.
- [7] 熊小豪,刘军清,李菁. 基于改进YOLOv5的森林烟雾检测算法[J]. 长江信息通信, 2023, 36(05): 70-72.
- [8] 张倩,刘紫燕,陈运雷,等. 融合Transformer和改进PANet的YOLOv5s交通标志检测[J]. 传感技术学报, 2023, 36(02): 232-241.
- [9] 杨锦辉,李鸿,杜芸彦,等. 基于改进YOLOv5s的轻量化目标检测算法[J]. 电光与控制, 2023, 30(02): 24-30.
- [10] 朱宁可,张树地,王翰文,等. 基于多尺度Yolov5的交通标志检测[J]. 2024, 54(03): 623-632.
- [11] LIU H, LIU F, FAN X, et al. Polarized self-attention: towards high-quality pixel-wise regression[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 158-167.