

基于 YOLOv4 的轻量级火焰检测算法

王海群,张成君,张 怡

(华北理工大学 电气工程学院,河北 唐山 063210)

摘要:为改善现有火焰检测算法参数量大、训练时间长等缺点,本研究提出基于 YOLOv4 改进的轻量级火焰检测算法。算法以 YOLOv4 为基本框架,采用 MobileNet v3 作为主干网络,利用深度可分离卷积替代 YOLOv4 中颈部网络和检测网络的 3×3 普通卷积,并将激活函数更换为 H-swish 函数,构建出一种轻量级火焰检测算法。不仅参数大幅度减少,而且能提升火焰检测精确度,降低火焰漏报率。实验证明,在相同的训练条件下,本研究提出的算法参数量个数降为 YOLOv4 的 18%,训练时间减少 44%。当检测相同火焰图像时,与 MobileNet v3-DW-YOLOv4 算法相比,本研究算法的精确度提升 1%,检测速度为每秒 46 帧,能更好地嵌入到终端设备上实时检测。

关键词:深度学习;轻量级;火焰检测;MobileNet;深度可分离卷积

中图分类号:TP391.4

文献标志码:A

A lightweight flame detection algorithm based on YOLOv4

WANG Haiqun, ZHANG Chengjun, ZHANG Yi

(College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China)

Abstract: To improve the existing flame detection algorithms that have such disadvantages as large numbers of model parameters and long training time, this paper proposes an improved lightweight flame detection algorithm based on YOLOv4. Taking YOLOv4 as the basic framework and adopting MobileNet v3 as the backbone network, this algorithm utilizes deep separable convolution to replace the 3×3 ordinary convolution of the neck network and detection network in YOLOv4 and changes its activation function into the H-swish function, thus constructing a lightweight flame detection algorithm model. It not only significantly reduces model parameters, but also improves flame detection accuracy and reduces the leakage rate of flame detection. It is experimentally demonstrated that under the same training conditions, the number of parameters of the proposed model is reduced to 18% of YOLOv4, and the training time is reduced by 44% compared with YOLOv4. Compared with MobileNet v3-DW-YOLOv4 when used to detect the same flame images, the proposed algorithm improves the accuracy by 1% and the detection speed is 46 frames per second. Therefore, it can be embedded in terminal devices for better real-time detection.

Key words: deep learning; lightweight; flame detection; MobileNet; deep separable convolution

科技的快速发展改变了人们的日常生活,在享受由手机、家电、电车等设备更新换代所带来便利的同时,用电设备过量充电、超负荷工作等引发的火灾频繁发生,不良的用电行为甚至微不足道的坏习惯都会增加火灾隐患。随着目标检测算法的兴起,利用火焰检测可以避免火灾带来的人员伤亡和经济损失。为提升火焰检测的速度以减轻消防压力,在终端安装轻量级检测网络尤为必要。

收稿日期:2022-03-23

基金项目:河北省自然科学基金项目(F2019209553)

作者简介:王海群(1968—),女,河北滦南人,副教授,硕士,主要从事目标检测等方面研究。

张成君(1997—),女,山东泰安人,硕士研究生,主要从事目标检测等方面研究,本文通信作者。

E-mail:zcjlunwen@163.com

机器学习发展伊始,史海山等^[1]使用遗传算法改进后的神经网络,分析不同时期火焰光斑的变化规律,能够克服神经网络在训练时出现的梯度局部最优问题,将其应用在监控系统中,不仅能确保实时性,而且能降低误报率。王文豪等^[2]基于自适应增强的径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络烟雾检测算法,提取火灾初期烟雾静态和动态特征作为网络输入量,通过叠加普通分类器提高了算法的分类能力,并且训练迭代次数越高,识别烟雾的能力越强。王博等^[3]为更好地提取火焰前景、丰富其轮廓,首先利用有监督学习筛选模糊的火焰前景,再使用无监督学习分割得到最终的前景区域,然后训练专用分类器,最后使用聚类算法对输出结果进行分类。此方法识别出的火焰前景鲁棒性更强,准确率更高。Zhong等^[4]利用自适应火焰图像分割算法得到火焰特征后,将其输入多通道卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)中学习,提高了网络在复杂环境下对火焰区域的特征提取能力和准确度。

近年来,深度学习在目标检测领域快速发展,YOLO(you only look once)算法作为回归类型的一阶段识别网络能快速、直观地将被检物的位置信息、类别和预测置信度体现在图像上。赵媛媛等^[5]优化了YOLOv3的多尺度检测网络和先验框尺寸,将其应用于视频检测中,利用火焰闪烁特点对视频检测时产生的错误帧进行排除,不仅实现了小火焰的精准识别,还能提高火焰识别的准确度。颜洵等^[6]针对拓展后的数据集生成合适的anchor值,提升火灾初期火焰和烟雾的检测精确度。张为等^[7]通过YOLOv3特征提取网络中加入空洞卷积和稠密卷积神经网络结构,提高了不同尺度火焰图像的检测精度,并能抑制误报。徐子睿等^[8]利用YOLOv4算法为待检测物中心坐标设置阈值,改善检测时重复识别的现象,检测效果更好。高伟等^[9]利用YOLOv4算法在训练时采用多阶段迁移学习和余弦退火学习率衰减法提升训练速度和检测性能,采用超分辨率生成网络对存在小目标的图像进行处理,提高了网络检测小目标的能力。

YOLOv4作为当前主流算法,精度高,但算法本身参数量大,且训练时间长。针对该问题,本研究将MobileNet v3作为YOLOv4的主干网络^[10]提取特征信息,引用深度可分离卷积替换颈部网络(neck network)和检测网络中普通 3×3 卷积以实现算法参数量大幅降低,然后更换其深度可分离卷积中的激活函数,实现在不同场景下的火焰检测。该算法在减少参数数量的同时,能保持检测精度,缩短训练时间,能更好地嵌入到终端设备上。

1 MobileNet v3 算法简介

MobileNet v3使用特有的Bneck结构,如图1所示。该结构首先将输入的特征层分为两部分:一部分首先通过 1×1 的卷积升维并拓宽特征通道,然后利用 3×3 的深度可分离卷积^[11-15]提取特征,并将特征层进行池化处理。池化后得到一个一维向量,将一维向量进行两个全连接处理。通过两个全连接层后得到一个新的二维数组,该向量代表前面特征的重要程度,对该向量与对应输入进池化层的特征层相乘,得到新的特征层权重。另一部分通过逆残差结构,与输出直接连接。

MobileNet v3在全连接层引入了轻量级注意力机制^[16]的挤压与激励网络(squeeze and excitation network, SENet),能抑制网络中的不重要特征,提高有效特征的利用率。

为了减轻卷积过程中所带来的内存损耗,精简网络结构,高效地训练网络,MobileNet使用了深度可分离卷积。首先,对特征信息深度卷积(depthwise convolution)得到空间信息,然后逐点卷积(pointwise convolution)获得跨通道信息。如果仅对特征层实现单通道深度卷积,会丢失大量的特征信息,所以要逐点卷积保证训练中多种特征的信息流畅。当输入图像大小为 $M \times M \times N$,卷积核大小为 $K \times K$,输出图像为 $M \times M \times C$ 时,普通卷积的参数数量 P_{Con} 和计算量 Q_{Con} 分别为:

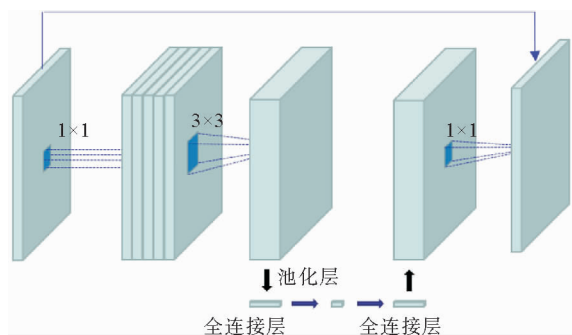


图1 MobileNet v3的Bneck块

Fig. 1 Bneck block of MobileNet v3

$$P_{\text{Con}} = K \times K \times N \times C, \quad (1)$$

$$Q_{\text{Con}} = M \times M \times N \times K \times K \times C. \quad (2)$$

式中: N 和 C 分别为输入、输出图像通道数。与普通卷积过程不同,深度可分离卷积对不同输入通道分别使用不同的卷积核,得到单层特征网络堆叠后再逐点卷积,整个过程中输入和输出都是单通道运行。操作完成后得到 n 层特征图,再由 $1 \times 1 \times n$ 的卷积核进行跨通道卷积。这一步骤计算量为深度卷积与逐点卷积两部分的和,即:

$$Q_{\text{D}} = K \times K \times N \times M \times M + M \times M \times N \times C. \quad (3)$$

深度可分离卷积的参数量为:

$$P_{\text{D}} = K \times K \times N + N \times C. \quad (4)$$

由式 (1)、(4) 可得深度可分离卷积和标准卷积的参数比为:

$$\frac{K \times K \times N + N \times C}{K \times K \times N \times C} = \frac{1}{K^2} + \frac{1}{C}. \quad (5)$$

由式 (2)、(3) 可得深度可分离卷积和标准卷积的计算量之比为:

$$\frac{M \times M \times N \times C + K \times K \times N \times M \times M}{M \times M \times N \times K \times K \times C} = \frac{1}{K^2} + \frac{1}{C}. \quad (6)$$

通过式 (5)、(6) 可知,相比标准卷积,深度可分离卷积运算量和参数量大幅度减小,但在输入简单的低维特征图时,网络本身提取特征的能力会有较大损失,且特征层维度低时使用 Relu 激活函数会出现信息丢失,不能保证检测精度。为提升检测精度,将 MobileNet v3 提出的 H-swish^[17] 激活函数(式(7))运用到主干模块中。H-swish 函数是由 Swish 函数演变而来。Swish 函数能有效改善网络精度,但计算较为复杂。而 H-swish 利用 Relu6 作为近似函数逼近 Swish 函数,从而实现网络的优化,减少潜在的精度损失。

$$\text{H-swish}(x) = x \frac{\text{Relu6}(x+3)}{6}. \quad (7)$$

2 基于 YOLOv4 改进的网络算法

YOLOv4 的识别过程是将输入图像划分成 $S \times S$ 个网格,每个网格中有 3 个先验框,当火焰中心坐标落在某网格内部时,该网格负责检测火焰工作。每个先验框会结合预测过程中得到的预测框的宽高信息、被检测物的置信度、分类结果,对应调整输出预测框的位置、置信度和分类信息。本研究构建的网络算法在检测过程不变的前提下,在以下 3 个方面进行改进。

- 1) 将 YOLOv4 的主干网络 CSPDarknet53^[18-20] 替换为 MobileNet v3, 记为 MobileNet v3-YOLOv4 网络;
- 2) 将 YOLOv4 的颈部网络和检测网络中普通 3×3 卷积替换为深度可分离卷积, 记为 MobileNet v3-DW-YOLOv4 网络;
- 3) 将 2) 中深度可分离卷积的激活函数更换为 H-swish 函数, 记为 MobileNet v3-DW-YOLOv4+HS 网络。

主干网络将含有特征信息的特征层传输到颈部网络中,当输入图像尺寸为 416×416 时,YOLOv4 原主干网络 CSPDarkNet53 输出的 3 个特征层大小分别为: 52×52 、 26×26 、 13×13 , 特征尺度由大到小分别用来对大、中、小目标进行检测。CSPDarkNet53 中包含大量的卷积操作,为减少运行时内存的消耗,降低计算量和参数量,采用 MobileNet v3 网络替代原有的主干网络。

修改 MobileNet v3 卷积核大小和步长,使之与 YOLOv4 剩余部分更好地匹配。主干网络被替换后,引入深度可分离卷积思想,代替 YOLOv4 剩余网络中所有普通 3×3 卷积。这些普通 3×3 卷积位于颈部网络的 3 次卷积块(CONV \times 3)、5 次卷积块^[21](CONV \times 5)中,在检测网络中也含有普通 3×3 卷积。使用 3×3 的深度可分离卷积核代替普通卷积,参数量和运算量仅为传统卷积的 $1/9$ 。网络进行前向学习时,占用时间和内存最多的是各类卷积运算,深度可分离卷积能大幅度减少算法参数量,缩短训练时间。但参数量减少

后,网络本身提取特征的能力也会损失,检测精度降低。为避免精度下降,将替换后的深度可分离卷积中的激活函数更换为 H-swish 函数。随着训练网络的加深,相比 Relu 函数,H-swish 函数所需的运行时间更长但检测精度更高,优化后的深度可分离卷积过程如图 2 所示。

优化后的检测算法将输入的火焰图像传输到主干网络中,通过 MobileNet v3 中各 Bneck 块操作,避免输入图像中特征信息丢失并输出 3 种尺度特征层。主干网络的替换没有明显改变运行速度,并且保留了原始图像的丰富语义信息传输至剩余网络中进行训练。

输入图像通过主干网络后将特征层输入至颈部网络中进行特征融合。在 YOLOv4 的空间金字塔池化模块中有 $5 \times 5, 9 \times 9, 13 \times 13, 1 \times 1$ 等 4 种尺度池化核,用来融合多尺度图像特征^[22],增大感受野,进一步提取主干网络中的特征信息。

经过池化层后,特征层在 PANet(path aggregation network)中通过不断地上、下采样可以获得更多的特征信息。采样结束后,与来自主干网络的特征图像叠加,在不丢失图像信息的基础上保证检测精度。

检测网络接收到颈部网络中不同尺度的特征后,对应输出 3 个尺度的分类和回归预测结果,以预测不同大小的物体。网络输出的维度中包含预测框所对应的 $5 + N$ 个值^[23-24],其中,5 代表预测框中心坐标 (x, y) 、宽度 w 、高度 h 以及置信度等 5 个值, N 为预测为 i 类的条件概率^[25-26]的个数。得到各预测框的置信度后,通过式(8)得到预测类别置信度,然后利用非极大值抑制算法计算置信度最高的预测框作为结果输出。

$$Conf_{object} = P_{object} \times \frac{Y \cap T}{Y \cup T} \times P_{(class_i | object)} \quad (8)$$

式中: $Conf_{object}$ 为置信度; Y 为预测框, T 为真实框, $\frac{Y \cap T}{Y \cup T}$ 为真实框和预测框的面积交并比,其值越大表示预测框与真实框距离越近,预测精度越高; $P_{(class_i | object)}$ 为预测为 i 类的条件概率, P_{object} 用来判断预测框内是否含有火焰,当预测框内无火焰时 P_{object} 值为 0,框内有火焰时 P_{object} 值为 1,此时 $Conf_{object}$ 还可以表示预测框的检测精度。

在颈部网络和检测网络中,将普通 3×3 的卷积变为深度可分离卷积,算法参数量下降,加快了信息传递和交互,减少训练成本,但精度也会因为参数量的下降而降低。改变深度可分离卷积的激活函数后,通过在深层网络中对输入数据进行运算,能提升检测火焰的精度,更好地实现对不同特征层目标的提取和检测。

改进后的网络结构如图 3 所示。其中,CONV \times 3、CONV \times 5 以及检测网络(head)中所有 3×3 普通卷积更换为深度可分离卷积,并且将激活函数变为 H-swish 函数。

与 YOLOv4 相比,改进后的网络在改善检测精度的同时,减少了网络模型参数量和计算量,使训练的时间明显缩短,大幅提升了训练效率。

3 实验结果与分析

实验训练时采用 RTX A5000 显卡、pytorch 框架,算法在 python 3.8,cuda 11.0 环境下运行。测试集主要来自于网络上经过筛选的火焰图像数据,其中包括城市场景、森林场景及室内场景等火灾或火焰样本 6 650 张,样本中的火焰用 labelimg 进行标识。实验采用不同场景下的火焰图像作为输入,分别使用 YOLOv4、MobileNet v3-DW-YOLO 网络与本研究算法进行对比。各算法的训练损失情况如图 4 所示。

由图 4 可以看出,相比 YOLOv4、MobileNet v3-DW-YOLO 算法,本算法收敛速度更快,在训练至 70 epoch 后算法就能够收敛,并且训练时损失值也低。

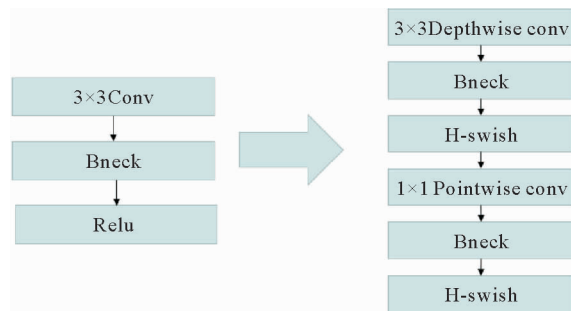


图 2 优化后的深度可分离卷积过程

Fig. 2 Optimized depth separable convolution process

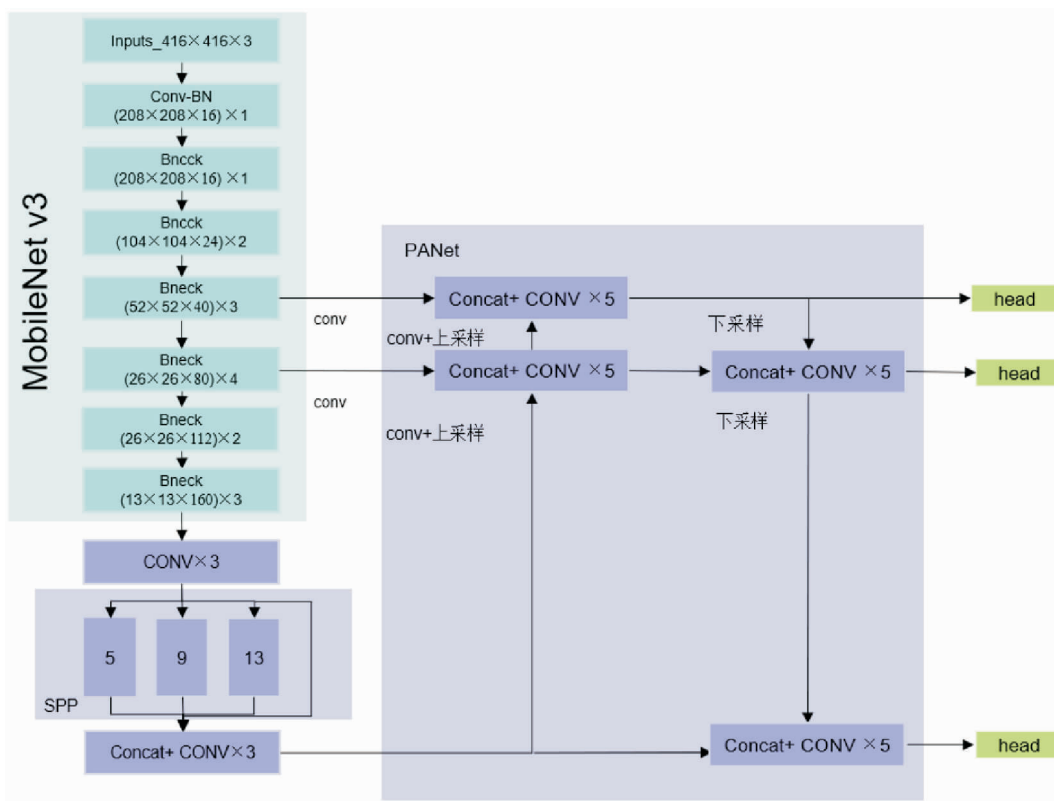


图 3 改进后的网络结构图

Fig. 3 Improved network structure diagram

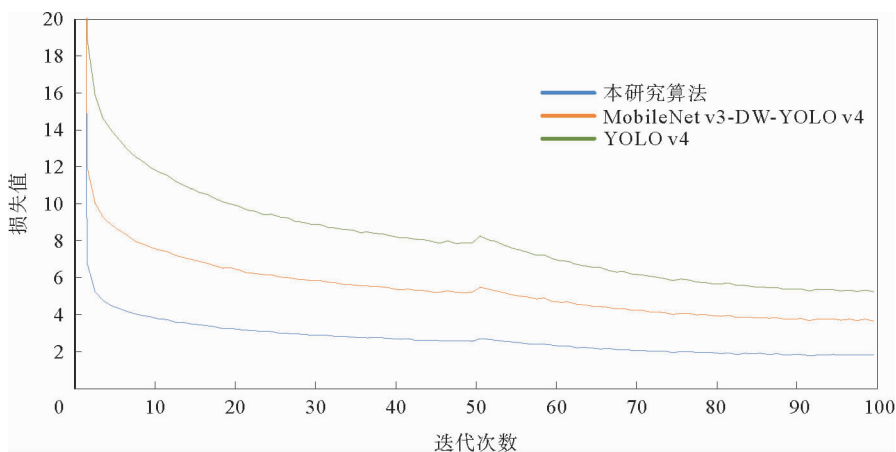


图 4 各算法训练损失值变化图

Fig. 4 Image of training loss change of each network algorithm

针对不同背景颜色火焰图像,各算法检测结果如图 5 所示。由图 5 可以看出,当输入图像中火焰点与背景颜色对比不明显时(左侧图),本研究算法能更好地找到火焰点位置,减少火焰漏报率。图 5 中的数值为预测类别置信度,代表预测框精度。在火焰点和背景颜色对比明显时(右侧图),本研究算法能较高精度地预测出火焰点。

为验证深度可分离卷积的检测效果,将 3 种算法的总参数量进行对比,见表 1。置信度阈值为 0.5 时,各算法检测火焰图像的精度指标,以及在同线程条件下,各算法训练 100 epoch 所需要时间、平均每秒检测帧数(frame per second,FPS)以及检测同一张火焰图像所需要时间见表 2。其中检测精度(P)、召回率(R)、平均精度(A_p)的值由式(6)~(8)计算。

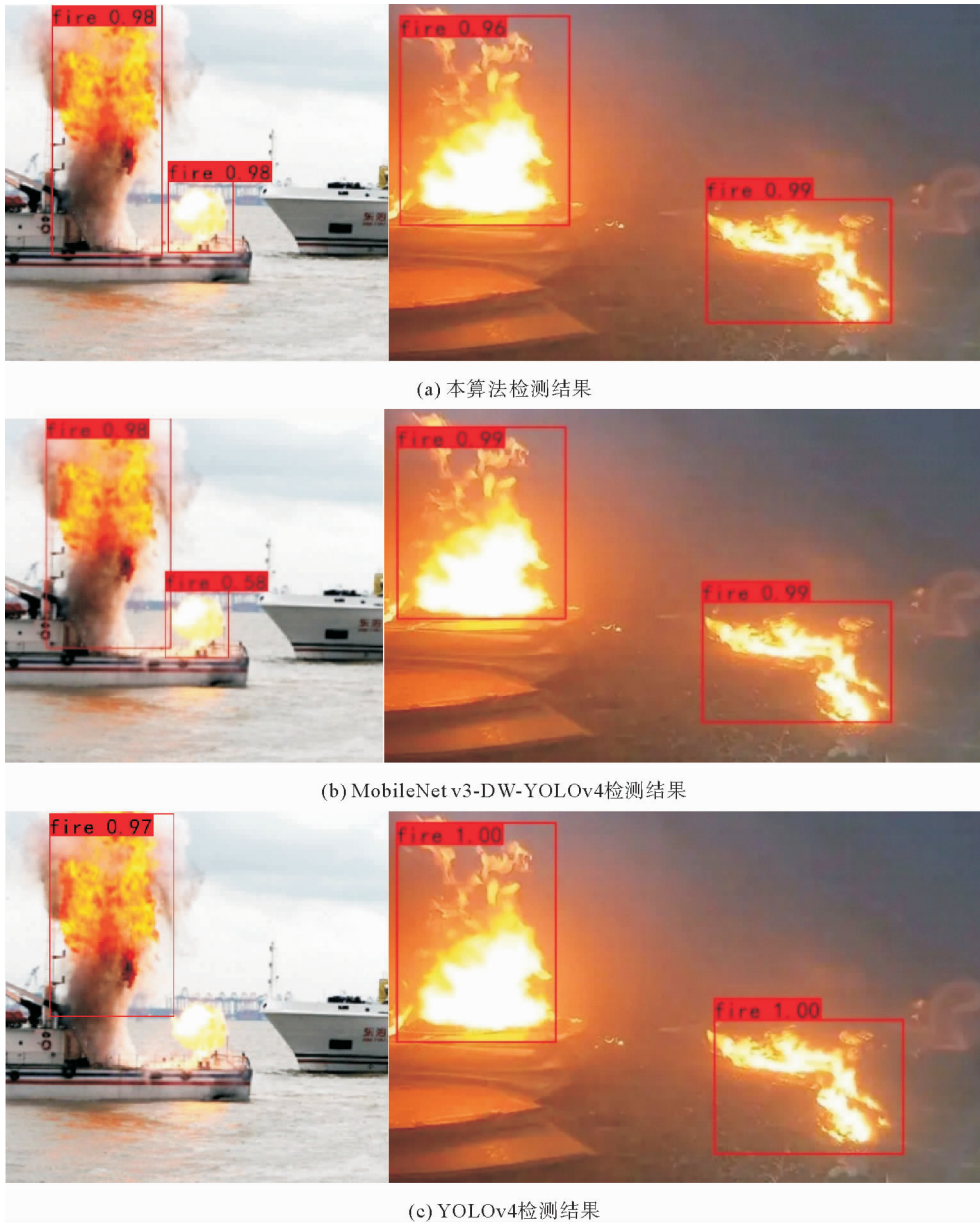


图 5 检测结果对比

Fig. 5 Comparison of test results

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \tag{6}$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\% \tag{7}$$

$$A_p = \int_0^1 P \times R dr \tag{8}$$

式中： T_p 为正确检测为火焰的样本数量， F_p 为错检的样本数量， F_n 为火焰目标被漏检的样本数量。

由表 1 可知，主干网络被替换后，网络算法总参数量减少为 YOLOv4 的 62%。由于 MobileNet 不断发展和扩充，仅将主干网络替换并没有大幅降低算法运行时所占的内存。为进一步减少算法参数量，在颈部网络和检测网络中引入中深度可分离卷积，代替原 YOLOv4 中的普通 3×3 卷积，在输入相同的情况下参数量大幅度减少，此时网络算法参数量是原 YOLOv4 的 18%。本研究算法仅更换 MobileNet v3-DW-YOLOv4

的激活函数,算法参数量与其一致。

表 1 算法总参数量对比

Table 1 Comparison of algorithm parameters

算法	YOLOv4	MobileNet v3-YOLOv4	MobileNet v3-DW-YOLOv4
总参数量/ 10^6 个	64.4	40.0	11.7

表 2 实验精度和时间对比

Table 2 Comparison of experimental accuracy and time

算法	检测精度/%	召回率/%	平均精度/%	时间/ms	FPS/帧	训练时间/min
YOLOv4	81.65	74.97	78.28	22	45	330
MobileNet v3-DW-YOLOv4	81.21	70.99	74.68	20	49	200
本研究算法	82.54	74.69	78.67	21	46	220

由表 2 可以看出,将深度可分离卷积中的激活函数更换为 H-swish 函数,能明显提升算法对火焰的检测精度。与 MobileNet v3-DW-YOLOv4 对比,本研究算法将火焰检测的精确度提升 1%,召回率提升 3%;平均精度值提升 4%,虽然降低了少许检测速度,但 FPS 能够达到 46 帧,符合实时检测的要求。与 YOLOv4 相比,在检测火焰图像召回率相当的基础上,检测精度提升 1%,平均精度提升 0.4%,检测速度基本不变,训练时间明显缩短,减少了训练成本。

为更好验证本研究算法的优越性,与 MobileNet-DW-YOLOv4 等系列火焰检测算法的精确度进行对比,结果见表 3。实验结果显示,将 H-swish 函数运用在深度可分离卷积中虽然增加了 3~6 ms 检测时间,但提升了火焰检测的精确度和召回率。尽管 MobileNet v3-DW-YOLOv4+HS 增加了检测火焰的时间,但检测精度比其他检测算法更高。

表 3 实验精度对比

Table 3 Comparison of experimental accuracy

算法	检测精度/%	召回率/%	平均精度/%	时间/ms	FPS/帧
MobileNet v1-DW-YOLOv4	80.20	70.49	73.69	15	69
MobileNet v1-DW-YOLOv4+HS	81.49	72.84	77.08	15	64
MobileNet v2-DW-YOLOv4	80.44	71.60	74.35	18	55
MobileNet v2-DW-YOLOv4+HS	81.33	72.59	77.34	21	48
本算法	82.54	74.69	78.67	21	46

4 结论

利用 MobileNet v3 主体作为 YOLOv4 的主干网络,使用深度可分离卷积替换 YOLOv4 中颈部网络和检测网络中的 3×3 普通卷积,并将替换后的深度可分离卷积的激活函数更换为 H-swish 激活函数,算法总参数量减少为 YOLOv4 的 18%;在相同训练数据集下,训练时间减少 44%,同时火焰检测的精确度提升约 1%,平均精度提升 0.4%;与 MobileNet v3-DW-YOLOv4 相比,训练和检测火焰的时间相当,但精确度和平均精度分别提升 1.3%和 4%。改进后的算法参数量大幅减少,能更好地嵌入到移动设备端。

当火焰点过小且与环境对比不明显时,本研究算法检测精度或有偏差,后续将考虑在 YOLOv4 中增加相应的技巧或改变算法结构,提升对小目标检测的性能,使算法能更精准地检测小火焰点。

参考文献:

- [1] 史海山,吕厚余,仲元红.基于遗传神经网络的火灾图像识别及应用[J].计算机科学,2006(11):233-236.
SHI Haishan, LÜ Houyu, ZHONG Yuanhong, et al. Identification and application of fire images based on neural network and genetic algorithm[J]. Computer Science, 2006, 33(11): 233-236.
- [2] 王文豪,严云洋.基于 AdaBoost RBF 神经网络的火灾烟雾检测[J].河南理工大学学报(自然科学版),2014,33(2):132-138.
WANG Wenhao, YAN Yunyang. Fire smoke detection on AdaBoost and RBF neural network[J]. Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science), 2014, 33(2): 132-138.
- [3] 王博,张为,刘艳艳.采用机器学习的火焰前景提取算法[J].西安交通大学学报,2017,51(8):26-32.
WANG Bo, ZHANG Wei, LIU Yanyan, et al. An extraction algorithm of fire foreground using machine learning methods [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(8): 26-32.
- [4] ZHONG C, SHAO Y, DING H, et al. Video fire recognition based on multi-channel convolutional neural network[J/OL]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1634(1). DOI: 10.1088/1742-6596/1634/1/012020.
- [5] 赵媛媛,朱军,谢亚坤,等.改进 Yolo-v3 的视频图像火焰实时检测算法[J].武汉大学学报(信息科学版),2021,46(3):326-334.
ZHAO Yuanyuan, ZHU Jun, XIE Yakun, et al. A real-time video flame detection algorithm based on improved Yolo-v3[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(3): 326-334.
- [6] 颜洵,吴正平,雷帮军.基于深度学习的视频火焰烟雾检测方法[J].信息通信,2020(9):70-72.
YAN Xun, WU Zhengping, LEI Bangjun. Research on video flame smoke detection based on deep learning[J]. Information & Communications, 2020(9): 70-72.
- [7] 张为,魏晶晶.嵌入 DenseNet 结构和空洞卷积模块的改进 YOLO v3 火灾检测算法[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2020,53(9):976-983.
ZHANG Wei, WEI Jingjing. Improved YOLO v3 fire detection algorithm embedded in DenseNet structure and dilated convolution module[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2020, 53(9): 976-983.
- [8] 徐子睿,刘猛,谈雅婷.基于 YOLOv4 的车辆检测与流量统计研究[J].现代信息技术,2020,4(15):98-100.
XU Zirui, LIU Meng, TAN Yating. Research on vehicle detection and traffic statistics based on YOLOv4[J]. Modern Information Technology, 2020, 4(15): 98-100.
- [9] 高伟,周宸,郭谋发.基于改进 YOLOv4 及 SR-GAN 的绝缘子缺陷辨识研究[J].电机与控制学报,2021,25(11):93-104.
GAI Wei, ZHOU Chen, GUO Moufa. Insulator defect identification via improved YOLOv4 and SR-GAN algorithm[J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(11): 93-104.
- [10] WEI L, ZHOU B, LIU B. Areal-time vehicle detection method for unmanned driving[J/OL]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1952(3). DOI: 10.1088/1742-6596/1952/3/032089.
- [11] 程江洲,温静怡,鲍刚.基于 T-MobileNet-L 模型的 GIS 局部放电模式识别研究[J].电子测量技术,2021,44(20):22-28.
CHENG Jiangzhou, WEN Jingyi, BAO Gang, et al. Research on pattern recognition of GIS partial discharge based on T-MobileNet-L model[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(20): 22-28.
- [12] 徐岩,李晓振,吴作宏,等.基于残差注意力网络的马铃薯叶部病害识别[J].山东科技大学学报(自然科学版),2021,40(2):76-83.
XU Yan, LI Xiaozhen, WU Zuohong, et al. Potato leaf disease recognition via residual attention network[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2021, 40(2): 76-83.
- [13] 王改华,翟乾宇,曹清程,等.基于 MoblieNet v2 的图像语义分割网络[J].陕西科技大学学报,2022,40(1):174-181.
WANG Gaihua, ZHAI Qianyu, CAO Qingcheng, et al. Image semantic segmentation network based on MobileNet v2[J]. Journal of Shaanxi University of Science and Technology, 2022, 40(1): 174-181.
- [14] 胡佳玲,施一萍,谢思雅,等.基于轻量级卷积神经网络人脸识别算法的研究与应用[J].传感器与微系统,2022,41(1):153-156.
HU Jialing, SHI Yiping, XIE Siya, et al. Research and application of face recognition algorithm based on lightweight CNN [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(1): 153-156.
- [15] 孙俊,朱伟栋,罗元秋,等.基于改进 MobileNet-V2 的田间农作物叶片病害识别[J].农业工程学报,2021,37(22):161-169.

- SUN Jun,ZHU Weidong,LUO Yuanqiu,et al.Recognizing the diseases of crop leaves in fields using improved Mobilenet-V2[J].Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2021,37(22):161-169.
- [16] 姚燕,胡立坤,郭军.基于深度迁移网络 MobileNet v3 的地形识别[J].广西大学学报(自然科学版),2021,46(4):996-1007.
YAO Yan,HU Likun,GUO Jun.Terrain recognition based on deep transfer network MobileNet v3[J].Journal of Guangxi University(Natural Science Edition),2021,46(4):996-1007.
- [17] 万浪,凌毓涛,郑锡聪,等.基于 MobileNet v3-YOLOv4 的车型识别[J].软件导刊,2021,20(12):173-178.
WAN Lang,LING Yutao,ZHENG Xicong,et al.Vehicle type recognition based on MobileNet-YOLOv4[J].Software Guide,2021,20(12):173-178.
- [18] 谢书翰,张文柱,程鹏.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.
XIE Shuhan,ZHANG Wenzhu,CHENG Peng,et al.Firesmoke detection model based on YOLOv4 with channel attention [J].Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays,2021,36(10):1445-1453.
- [19] YU J,ZHANG W.Face mask wearing detection algorithm based on improved YOLO-v4[J].Sensors,2021,21(9):3263.
- [20] 谢黎,袁小芳,尹柏鑫.基于改进 YOLOv4 网络的电路板元器件缺陷检测[J].测控技术,2022,41(4):19-27.
XIE Li,YUAN Xiaofang,YIN Boxin.Detect detection of circuit board component based on improved YOLOv4[J].Measurement & Control Technology,2022,41(4):19-27.
- [21] 张彬彬,帕孜来·马合木提.基于 YOLOv3 改进的火焰目标检测算法[J].激光与光电子学进展,2021,58(24):289-296.
ZHANG Binbin,PAZILAI Mahemuti.Improved flame target detection algorithm based on YOLOv3[J].Laser & Optoelectronics Progress,2021,58(24):289-296.
- [22] 刘青,刘志国,刘守全,等.基于改进 YOLOv3 的无人机林火监测系统设计与实现[J].消防科学与技术,2021,40(4):557-561.
LIU Qing,LIU Zhiguo,LIU Shouquan,et al.Design and implementation of UAV forest fire monitoring system based on improved YOLOv3[J].Fire Science and Technology,2021,40(4):557-561.
- [23] 李妮妮,王夏黎,付阳阳,等.一种优化 YOLO 模型的交通警察目标检测方法[J].图学学报,2022,43(2):296-305.
LI Nini,WANG Xiali,FU Yangyang,et al.A traffic police object detection method based on optimized YOLO model[J].Journal of Graphics,2022,43(2):296-305.
- [24] 李文豪,周斌,胡波,等.基于轻量化网络的遮挡人脸检测[J].中南民族大学学报(自然科学版),2022,41(3):339-346.
LI Wenhao,ZHOU Bin,HU Bo,et al.Occlusion face detection based on lightweight network[J].Journal of South-Central Minzu University(Natural Science Edition),2022,41(3):339-346.
- [25] 罗晖,贾晨,李健.基于改进 YOLOv4 的公路路面病害检测算法[J].激光与光电子学进展,2021,58(14):336-344.
LUO Hui,JIA Chen,LI Jian.Road surface disease detection algorithm based on improved YOLOv4[J].Laser & Optoelectronics Progress,2021,58(14):336-344.
- [26] 王林.基于 YOLO 的改进目标检测算法研究[D].无锡:江南大学,2020.
WANG Lin.Research on improved object detection based on YOLO[D].Wuxi:Jiangnan University,2020.

(责任编辑:齐敏华)