

# 基于深度学习的视频火焰烟雾检测方法

颜 洵, 吴正平, 雷帮军

(三峡大学 计算机与信息学院, 湖北 宜昌 443002)

**摘要:**为了解决目前基于视频火焰和烟雾检测中无法平衡好在检测率较高的情况下,仍能保持较高检测速度以及对火灾发生初期小目标检测效果不好的问题,提出了一种基于深度学习的视频火焰烟雾识别方法。利用数据扩展的方法来解决数据较少的问题,通过用 K-means 算法重新分开计算火焰和烟雾的 anchor 值,以优化 YOLOv4 网络模型对火焰和烟雾的目标进行检测。通过实验与主流的目标检测方法进行对比分析,本方法能够有效平衡检测精度和检测速度,能够有效降低误检的情况。

**关键词:**火焰检测;烟雾检测;深度学习;YOLOv4;数据扩展;K-means

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-1131(2020)03-0070-03

## Research on Video Flame Smoke Detection Based on Deep Learning

Yan Xun, Wu Zhengping, Lei Bangjun

(College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that the current video-based flame and smoke detection cannot be well balanced. In the case of a high detection rate, the detection speed can still be maintained and the detection effect of small targets in the early stage of the fire is not good, a deep learning-based Video flame smoke identification method. The method of data expansion is used to solve the problem of less data. The K-means algorithm is used to re-calculate the anchor values of flame and smoke to optimize the YOLOv4 network model to detect flame and smoke targets. By comparing experiments with mainstream target detection methods, this method can effectively balance detection accuracy and detection speed, and can effectively reduce false detections.

**Key words:** Flame Detection; Smoke Detection; Deep learning; YOLOv4; Data expansion; K-means

## 0 引言

火灾的发生会给人民群众的生命和财产造成不可估量的损失,如果能在火灾发生前对烟雾和火焰及时的识别,可以将损失大大的降低。而传统的火焰和烟雾检测都是利用传感器设备对其进行检测,这种检测方法检测精度低,检测不够灵敏,响应速度慢,而且只适用于室内这一单一场景。基于视频的火焰烟雾识别能够很好的弥补上述的不足,而且还可以确定火焰和烟雾的位置,以及火焰和烟雾的大小,为消防救援能提供丰富的现场信息,有助于让消防救援部门做出相应的策略,及时扑灭火情。

这两年来随着硬件设备的不断更新换代,将深度学习的技术应用到解决目标检测相关问题的案例也越来越多,并且都收获了不错的成绩。李红娣等人为了应对烟雾在光照和尺度的变换而产生不确定性,通过对纹理和边缘特征等特点的学习,提出了一种采用金字塔纹理和边缘特征的图像烟雾检测<sup>[1]</sup>。回天等人针对火焰的不同形状,与 Faster R-CNN 算法相融合提出了一种结合 Faster R-CNN 的多类型火焰检测<sup>[2]</sup>;为了区别烟雾与其他干扰之间特征的不同,以减小烟雾识别的误差,何玉提出了一种基于互信息时空域特征的视频烟雾检测方法<sup>[3]</sup>。火灾的预测和报警时机稍纵即逝,检测需要很强的实时性,并且检测精度要较高,但是这些方法都无法平衡检测速度和检测精度的问题,并且无法对小目标有较好的检测

效果,从而无法在火灾发生初期就及时的进行预测和报警。

## 1 火焰烟雾检测方法

### 1.1 YOLOv4 介绍

One-stage 和 Two-stage 是两种主流的深度学习目标检测方法<sup>[4]</sup>,主要区别在于 Two-stage 需要先划定目标候选区域,而 One-stage 不需要,这使得 Two-stage 方法在获取较高精度的同时牺牲了检测速度,并不能满足实时性的需求。火焰和烟雾的检测是对实时性有较高需求的应用场景,经过初步实验的论证,本文最终选用 YOLOv4<sup>[5]</sup>这种 One-stage 方法用于检测火焰烟雾,其能够很好的平衡精度和速度两项参数。

卷积神经网络是深度学习的灵魂,而卷积神经网络对小目标的识别天生就存在较大的弊端,前几代 YOLO 都没有很好的解决这个问题。2020 年 AlexeyAB 从 YOLO 系列原作者 Redmond 手中接过接力棒,在风靡全球的目标检测算法 YOLOv3<sup>[6]</sup>的基础上,提出了新一代的 YOLOv4, YOLOv4 网络在前代 YOLO 的网络框架基础上,运用了最近几年在卷积神经网络领域比较优秀的一些优化方法,分别从数据处理、主干网络、网络训练、激活函数、损失函数几部分都进行了不同程度的优化,在优化网络结构方面主要有以下三个优势:

**优点 1:** YOLOv4 的骨干网络采用了更高级的 CSPDarknet53 网络。CSPDarknet53 是在 YOLOv3 骨干网络 Darknet53 的基础上进行的改进,结合了 2019 年提出的跨阶段对等网络

收稿日期:2020-07-22

基金项目:三峡大学开放基金项目(2018SDSJ05);水电工程智能视觉监测湖北省重点实验室建设(2019ZYD007)。

**作者简介:** 颜洵(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉、人工智能;吴正平(1978-),男,博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向:计算机视觉、图像处理、人工智能;模式识别;雷帮军(1973-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:计算机视觉、图像处理、人工智能,模式识别。

(CSPNet)的结构<sup>[7]</sup>。CSPDarknet53 里面包含了 5 个 CSP 模块,可以有效解决因为在网络的深入过程中梯度信息会因为重复的学习而造成了资源的浪费和增加了计算量,从而提升检测速度。CSP 模块运用跨阶段层次结构将预先分好的基础层特征映射相结合,这样不仅卷积神经网络的学习能力增强了,同时也简化了模型的结构,降低了运算成本,也保持了较高的准确率。

优点 2:为了让预测框获取更大的感受野,有效的分离出数据中的最显著特征,从而提升小目标的检测精度,同时也不影响网络的运行速度。YOLOv4 在 CSPDarknet53 结构后添加了 SPP 模块<sup>[8]</sup>。SPP 结构的增加能够有效的增加 CSPDarknet53 结构的特征接收范围,有效的分离出重要的特征信息。同时其还可以不需要每个候选区域全都经过卷积神经网络来提取特征,只需要将图片直接一次性传递给卷积神经网络既可以获取特征信息,有效的提升了网络的运行速率。

优势 3:YOLOv4 采用了在 2018 年提出的 PANet 这种路径聚合模块<sup>[9]</sup>。与 YOLOv3 有些不同的是,其在 FPN 后面还添加了一个自下而上的特征金字塔,其包含两个 PAN 结构。FPN+PAN 这种组合在原来主要应用于图像分割领域,在 YOLOv4 中将 PANet 网络结构内部进行一些修改,原始的 PANet 采用的是 shortcut 的方式连接相邻的两层 PAN 结构,而 YOLOv4 采用的是 concat 的结构去连接。运用这种改进后的 FPN+PAN 结构取代 YOLOv3 中的单一 FPN 结构,FPN 层从顶部到底部传达了强大的语义特征,而特征金字塔不同,是从底部到顶部传达了强大的定位特征,进而使得改进后的 FPN+PAN 结构能运用于不同级别的检测器进行参数的聚合,以进一步提高特征提取的能力,从而提升对小目标的检测能力。

## 1.2 优化网络

火灾在发生之初,火焰和烟雾的目标尺寸较小,而且摄像头一般距离较远,这样在图像中的目标会显得更小。再者火焰和烟雾的数据目标尺寸明显差距过大,原始的 YOLOv4 算法给出的 anchor 并不能很好的满足检测需求,我们需要根据训练的数据集来重新确定 anchor 的大小。这里使用了 K-means 聚类的方法<sup>[10]</sup>来计算 anchor 的值:

$$d(\text{box}, \text{centroid}) = 1 - \text{IOU}(\text{box}, \text{centroid}) \quad (1)$$

上述公式一定程度上使得生成的 anchor box 更加接近于目标真实的标记框。

首先将标记好的数据集信息 $(x_j, y_j, w_j, h_j)$   $j \in \{1, 2, \dots, N\}$  进行聚类,其中  $x_j, y_j$  代表目标框的中心点坐标,  $w_j, h_j$  代表目标框的宽度和高度,  $N$  代表目标框的数量。同时初始化  $k$  个聚类中心点坐标 $(W_i, H_i)$   $i \in \{1, 2, \dots, k\}$ ,  $W_i$  和  $H_i$  是 anchor box 的宽和高。将其带入到公式(1),可得:

$$d = 1 - \text{IOU}[(x_j, y_j, w_j, h_j), (x_i, y_i, w_i, h_i)], \quad (2)$$

$$j \in \{1, 2, \dots, N\}, i \in \{1, 2, \dots, k\}$$

这样可以把真实的目标框分配到离其最近的聚类中心。在此基础上,通过计算每一聚类中心周围的真实目标框大小的平均值,得出最终聚类中心的坐标:

$$W'_i = \frac{1}{N_i} \sum w_i, H'_i = \frac{1}{N_i} \sum h_i \quad (3)$$

$N_i$  代表在第  $i$  个聚类中心点周围真实目标框的数目。经过不断的迭代,当聚类中心的坐标不发生变化时,既可以得出最合适的 anchor 的值。

将火焰和烟雾的数据分开,分别运用上述方法重新进行聚类分析,火焰是我们需要重点检测的对象,生成六个 anchor 值 19, 39, 50, 68, 62, 149, 114, 93, 161, 212, 354, 227。同时计算出三个烟雾的 anchor 值为 388, 402, 352, 378, 411, 411。最终得出网络的 anchor 值为 19, 39, 50, 68, 62, 149, 114, 93, 161, 212, 354, 227, 388, 402, 352, 378, 411, 411。

## 2 火焰烟雾检测数据集

### 2.1 数据集获取

目前有关火焰烟雾的公开数据集并不是很多,实验中采用的数据主要通过爬虫技术从网上爬取了一些火焰和烟雾的图片,再结合目前网络平台公开的火焰烟雾数据集来自土耳其的比尔克大学(<http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/>)、韩国 Keimyung 大学 CVPR 实验室的火灾视频库(<https://cvpr.kmu.ac.kr>)以及袁非牛团队实验室(<http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html>)开放下载的部分火灾视频。为了获取更加丰富场景下的火焰烟雾训练图片,又在实验室和室外进行了相关火焰和烟雾的拍摄,添加了一部分训练图片。

### 2.2 数据集扩充

只有通过大量的数据训练,才能使得我们的模型充分的学习到需要检测目标的特征。但是由于收集到的数据量有限,为了从有限的数据中充分获取特征信息,通过一些随机转换增强它们,这样模型就不会看到完全相同的图像。这有助于防止因为过度拟合而停止学习特征,同时也可以帮助模型更好地泛化。本文使用的随机转换包括翻转、旋转、尺度变换、随机抠取、色彩抖动、高斯噪声、随机模糊、随机擦除来扩展数据集。

## 3 实验结果分析

为了验证本算法的性能,选了几种目前比较流行的火焰烟雾检测方法,在同一视频场景下进行测试。实验系统为 Ubuntu18.04,所有实验均在英特尔 i7-9400 2.9GHZ CPU, GPU Nvidia GTX1080 8GB 内存的 PC 上完成。

实际的检测效果如下:



图 1 室内烟雾



图 2 室内火焰



图 3 室外烟雾



图 4 室外火焰

本文在用相同的数据集分别训练了 SSD<sup>[11]</sup>、YOLOv3 和 YOLOv3-spp 三种网络与本网络进行对比,为保证实验结果的可靠性,选用了相同的测试集对四种网络分别进行了测试。为客观分析实验结果,选用了准确率(ACC)、精确率(PRE)和召

回率(Recall)三种评价标准来衡量网络的能力。

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$

$$PRE = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

其中,TP 是模型预测正确的正样本数量,TN 为模型预测正确的负样本数量,FN 为预测错了的负目标数量,FP 为预测错了的正样本数量。

表 1 检测情况对比

网络	ACC	PRE	Recall
SSD	0.84	0.91	0.88
YOLOv3	0.87	0.94	0.90
YOLOv3-spp	0.92	0.95	0.94
本文方法	0.94	0.98	0.96

网络 PRE 0.84v3v3-spp 述表 1 可以看出,本文网络各项指标都优于其他的网络,检测精度能达到 98%,并且检测速度为 28.1 帧/s。综上所述,可以看出本方法能同时兼顾检测精度和检测速度,满足现在实时检测火焰和烟雾的需求。

#### 4 结语

本文提出了一种基于深度学习的视频火焰烟雾检测方法,为了丰富我们数据种类和场景,本文对数据进行了数据扩展,运用优化后的 YOLOv4 网络对火焰和烟雾的目标进行了检测,并针对数据集生成了适合的 anchor 值,提升了在火灾发生初期火焰和烟雾小目标的检测准确率。相较于目前已有

的火焰和烟雾的检测方法,本方法既能保持较高的准确性,又能保证实时性。本文方法也存在一些问题,在夜间效果并不是很好,这将是下一步研究工作方向。

参考文献:

- [1] 李红娣,袁非牛.采用金字塔纹理和边缘特征的图像烟雾检测[J].中国图象图形学报,2015,20(06):772-780.
- [2] 回天,哈力旦·阿布都热依木,杜晗.结合 Faster R-CNN 的多类型火焰检测[J].中国图象图形学报,2019,24(01):73-83.
- [3] 何玉,魏宁,刘军清,陈鹏.基于互信息时空域特征的视频烟雾检测方法[J].信息通信,2019(09):6-9.
- [4] Zou Z, Shi Z, Guo Y, et al. Object Detection in 20 Years: A Survey[J]. 2019.
- [5] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection[J]. 2020.
- [6] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement[J]. 2018.
- [7] Wang C Y, Liao H Y M, Yeh I H, et al. CSPNet: A New Backbone that can Enhance Learning Capability of CNN[J]. 2019.
- [8] Huang Z, Wang J. DC-SPP-YOLO: Dense Connection and Spatial Pyramid Pooling Based YOLO for Object Detection [J]. arXiv, 2019.
- [9] Wang K, Liew J H, Zou Y, et al. PANet: Few-Shot Image Semantic Segmentation with Prototype Alignment[J]. 2019.
- [10] Hartigan J A, Wong M A. A K-Means Clustering Algorithm [J]. Applied Stats, 1979, 28(1).
- [11] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[J]. 2016.

(上接第 69 页)

表 4 问题咨询表 tb\_consult

Field Name	Data Type	Length	Not Null	PK	Comment
question_id	varchar	100	√	√	问题编号
question	varchar	100			问题内容
answer	varchar	100			问题答案

内容说明:该表为管理员对问题数据的添加、更新等,字段简单明了,问题对应相应的答案。

参考文献:

- [1] 魏志丰,吕静.新技术在财务共享中的应用研究[J].中国管理信息化,2019 年 03 期.
- [2] 阚劲军,孙皓.人脸识别技术在机场离港登机系统中应用[J].中国科技信息,2019 年 19 期.
- [3] 安生.从赵薇老公被冒充看科技带来的便捷与风险人脸识别开启“刷脸”时代[J].信息安全与通信保密,2015 年第 11 期.
- [4] 温若春.人工智能在高校图书馆的预期[J].科技视界,2016.15.174.
- [5] 中国人工智能未来十大发展应用方向\_行业应用.网络(<http://robot.chinaby.com>).2016.
- [6] 中国人工智能十大应用方向. 互联网文档资源 (<https://wenku.baidu.com>).2019.
- [7] 熊勇.地铁自动售票系统人脸识别技术解决方案的探究[J].中国新通信,2020 年 03 期.

- [8] 张汀.语音识别在监狱安防管理中的应用[J].电脑知识与技术,2011 年第 23 期.
- [9] 人工智能项目(介绍)-张宇的博客-CSDN 博客.网络(<https://blog.csdn.net>).2017 年 2 月 23 日.
- [10] 语音识别技术人工智能毕业论文.互联网文档资源(<https://wenku.baidu.com>).2018 年.
- [11] 语音专题第四讲\_语音识别之解码器技术简介 | 大牛讲堂.网络(<https://www.leiphone.com/>).2016.
- [12] [转载]语音识别技术原理简介\_DevilMayCry\_Li\_新浪博客.网络(<http://blog.sina.com.cn/>).2019.
- [13] 语音识别重大突破 微软准确率提升 33%\_天聪智能软件.网络(<http://blog.sina.com.cn/>).2019.
- [14] 林敏,李强.基于 arduino 的语音控制系统[J].科技资讯,2016 年 15 期.
- [15] 语音识别是一门交叉学科\_卷心菜\_新浪博客.网络(<http://blog.sina.com.cn/>).2016.
- [16] #研发埠专题# 机器的耳朵-语音识别\_研发埠.网络(<http://blog.sina.com.cn/>).2019.
- [17] 王卓磊.基于 Android 的手机管家系统的设计与实现[D].北京交通大学,2019 年.
- [18] 何佳彤.基于 android 平台的小麦精准种肥作业监测系统研究[D].天津科技大学硕士论文,2019-06-30.