基于深度学习算法的化工园区火灾检测方法

张硕羲 ¹ 姚涵文 ² 曹存盼 ¹ 任佳亮 ¹ 臧亚宁 ¹ ZHANG Shuoxi YAO Hanwen CAO Cunpan REN Jialiang ZANG Yaning

摘要

针对当前化工园区火灾检测方法的准确率低且响应慢等问题,文章提出一种基于 YOLOv3 算法模型改进的化工园区火灾检测方法。首先,通过对标签平滑算法进行了参数优化,然后对火灾数据集进行处理,提高不同类别之间的分类效果,从而避免模型在训练过程中出现过拟合;其次,对特征提取结构进行改进,通过重构特征金字塔结构替换原 YOLOv3 算法模型中的 DarkNet53 的部分网络层,对不同尺度的目标特征信息进行融合,提高算法模型的火灾检测精度。实验结果表明,改进后的火灾检测模型平均精度为 97.32%,较原始 YOLOv3 模型提升了 7.51%。该方法对化工园区火灾检测具有一定实用价值。

关键词

YOLOv3;标签平滑;火灾检测;特征融合

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.02.028

0 引言

近年来,随着国家经济的高速发展,传统能源的主导性越来越明显,尤其是石化行业在经济增长中所贡献的比重更为突出,与国民经济以及社会发展之间的联系也越来越紧密。据统计,全国现阶段的化工园区数量已超过500家,其生产总值已超过6万亿元^[1]。化工园区在生产运营过程中,普遍具有易燃易爆的危险特性,其中火灾事故尤为高发。

为降低化工园区火灾隐患,已有学者对火灾检测方法进行深入研究,于秀丽等人^[2]提出了一种 RBF 与 BP 神经网络融合算法,该方法对火灾特征参量进行提取,进而实现火灾

检测: 王林等人目 针对小尺寸火焰目 标检测率的问题,可问题的问题, 用一种添加的加空方法 YOLOv3 算法提升 改进,通过感受 络模型的感受 編入 DBL Res1 Res2 Res8 Res8 Res4 DBL×5 DBL Conv 編出 1 13×13×225 DBL L采样 Concat DBL×5 DBL Conv 編出 2 26×26×225 DBL Conv BN LeakyReLU DBL×5 DBL Conv 输出 3 52×52×225

而增强网络对小尺寸火焰目标的检测能力;何爱龙等人^[4]提出一种能够同时对火焰和烟雾视频进行检测的火灾检测方法,但是该方法的模型检测速度低。因此,为了进一步提高

化工园区火灾检测的有效性与实时性,减少火灾带来的危害,本文提出了一种改进 YOLOv3 的火灾检测方法,提高火灾识别精度。

1 YOLOv3 算法模型及改进

1.1 YOLOv3 算法模型

YOLOv3 是在 YOLO 算法核心基础上改进的一种性能更优的目标检测算法 ^[5]。它的核心结构是特征提取网络 Dark-Net-53,其关键为采用卷积来提取目标特征。YOLOv3 算法进行目标检测时最终输出为不同大小的识别结果,即输出 1、输出 2、输出 3,如图 1 所示。

图 1 YOLOv3 结构图

采用 YOLOv3 算法进行火灾检测的具体过程为: 首先对输入的火灾图像进行网格划分 (*S*×*S*),若被检测目标的中心点出现在某个网格内,则该网格就负责跟踪检测相应的火灾目标。在每个单元格中都会产生 *x* 个候选框,每个候选框包含 5 个对检测目标的预测信息,其中 4 个为位置信息,1个为置信度信息。然后将预测后的火灾目标信息进行归一化

^{1.} 中国石油兰州石化公司 甘肃兰州 730000

^{2.} 国网乐山供电公司 四川乐山 614000

处理,并传输到特征提取网络结构层中,对图像特征信息进 行提取,最后输出预测结果[6]。

1.2 算法模型改进

1.2.1 标签平滑算法参数优化

在进行模型训练前需要对化工园区火灾数据集标注,但 因其为人工操作,往往会对一些火灾图像存在错误标注[7]。 在训练的过程中,由于模型无法正确判断标注错误的数据集, 从而对模型的火灾识别精度产生一定的影响。因此, 采用类 别标签算法对火灾数据集进行编码,从而降低错误的数据集 对模型的精度产生影响, 使得火灾模型的鲁棒性得到提升。

本文对平滑标签算法参数优化的具体步骤为: 首先引入 参数 α, 并将网络模型对火灾识别结果的置信度从 1 调整为 1-α, 该步骤避免了算法模型对火灾目标进行 100% 预测。然 后将引入的参数 α 的值优化为默认值0.1,则置信度的结果 即为 0.9, 具体计算公式为:

$$y_k^{\text{LS}} = y_k (1 - \alpha) + \alpha/k \tag{1}$$

式中: k 为类别数; y_k^{LS} 为标签平滑处理后的第 k 类标签值; v_{ι} 为原本的标签值; α 为调整参数。

本文采用标签平滑方法对化工园区的火灾数据进行处 理,并将参数值进行优化,默认值为0.1,则不同类目标 之间的聚类效果则会更加显著,如图2所示,不同类别之 间的分类效果更好,从而降低模型训练过程中出现的过拟 合情况。

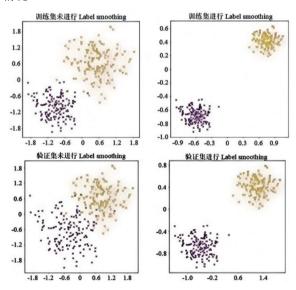


图 2 标签平滑效果图

1.2.2 特征金字塔结构改进

在原始 YOLOv3 网络模型的结构中, 其特征提取结构 中包括残差结构,利用残差结构对模型的深度进行加深, 随着网络层数的增多,提取到的火灾图像特征信息越丰富。 但残差结构的数据处理方式较为单一, 且非线性性能较低,

因此对于小尺寸的火灾目标特征的提取能力不足[8]。当检 测的火灾目标较小时,就会出现漏检情况,从而影响火灾的 识别效果。本文基于金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)的结构特征,对 DarkNet53结构中的特征金字塔结构 层进行重构, 从而提高火灾识别的精度。改进前特征金字塔 模块结构,如图3所示。

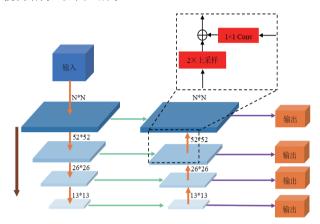


图 3 改进前特征金字塔结构

FPN 结构采用自上而下的方式对各个网络层提取的 特征信息进行融合,并利用多个特征层对火灾目标进行 检测输出, 其特点是可以利用多个特征层单独对火灾目 标进行检测^[9]。FPN结构中包含了CNN金字塔层,它的 核心是一种类似于金字塔状结构的特征提取层, 能够对所 有进行预测的特征信息层形成具有强语义特征信息代表的 金字塔,并且网络各个层级上输出丰富的特征语义信息。 且对于单尺度输入的火灾图像数据也能够生成较强的特征 代表信息。

由于改进前的特征金字塔结构对于小目标火灾特征信息 提取不完整,存在小目标漏检情况,本文对特征金字塔结构 进行改进,改进特征金字塔结构如图 4 所示。改进后的特征 金字塔信息传输路径由横向和纵向两条路径构成。在自下而 上的传输路径中, 图像的特征信息经过池化层运算, 特征图 像的尺度会变得更小。

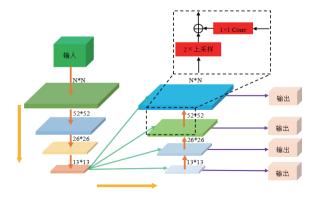


图 4 改进后特征金字塔结构

而在横向路径中,每一层接收到的图像特征信息都是前几层特征信息融合后的特征,因此接收到的特征信息更加完整。但是在每层特征信息融合的过程中,模型的检测时间也会变长,为了缩短模型的火灾检测时间,本文将金字塔结构中最低层提取的13×13的特征与经过2倍上采样得到的特征进行融合,并采用1×1的卷积核来减小通道数,从而增强特征金字塔低层结构的火灾目标特征表达能力并缩短模型检测时间。

2 火灾检测实验结果及分析

本实验中所使用的化工园区火灾图像主要来自国内外重点实验室的火灾数据集,如斯坦福大学创建的 ImageNet 公共数据集以及袁非牛教授在中国科学技术大学火灾重点实验室制作并公开的部分数据集^[10],通过筛选保留与化工园区火灾相似的火灾图像作为本实验数据集。同时为了增强化工园区火灾检测模型对不同形状及角度的火灾图像检测的泛化性能,采用数据增强方法对数据集图像进行处理,如图像翻转、旋转缩放、拼接等方法来丰富数据集的多样性。

2.1 评估指标

本文采用平均精度值曲线(mAP)、损失函数曲线(Loss)作为该模型的评价指标。若 TP、FP、TN、FN 分别表示真正例、假正例、真反例、假反例,则相应的准确率(Precision)、召回率(Recall)分别为:

$$P = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \tag{2}$$

$$R = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \tag{3}$$

式中: P 为精确率; R 为召回率。

$$\text{mAP} = \frac{1}{11 \cdot C} \cdot \sum_{C} \sum_{t \in [0,1]} \max(P_r[R_e \ge t]) \quad (4)$$

式中: mAP 表示平均精度均值,作为衡量火灾检测模型性能好坏的指标; P_r 表示准确率; R_e 表示召回率; t 表示 11 个不同的阈值; C 表示类别数目。

2.2 火灾检测实验结果

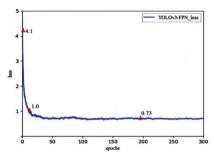
为研究本文改进的 YOLOv3 化工火灾检测模型的有效性,并且对文中提出的参数优化及特征金字塔改进方法对火灾检测的可行性进行验证,该节分别对各个改进步骤进行模拟仿真实验,在相同的数据集和实验参数配置下进行实验。具体实验环境配置参数如表 1 所示。

表 1 环境配置参数

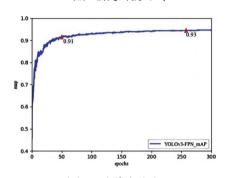
参数设置	设定值		
迭代次数	300		
动量因子	0.85		
学习率	0.001		
训练批次	40		

2.2.1 特征金字塔结构改进实验结果

图 5 中,YOLOv3-FPN表示对特征金字塔进行改进后的YOLOv3 化工园区火灾检测模型, (a) (b)分别为YOLOv3-FPN模型的训练损失函数曲线及平均精度值曲线。



(a) 损失函数曲线



(b) 平均精度值曲线 图 5 特征金字塔改进实验结果曲线

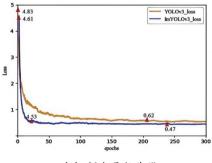
图 5 (a) 中可以看出,YOLOv3-FPN 模型的初始损失值为 4.1 左右,训练过程中随着迭代次数的增长,YOLOv3-FPN 火焰检测模型损失值在迭代次数至 20 轮损失函数值下降到 1.0 左右,收敛速度较快,并且最终的 Loss 值下降到 0.7 左右。从图中的实验结果中可以看出,本文所提出的金字塔结构改进方法对火灾检测模型性能有一定的正向作用,模型达到了较好的训练效果。

图 5 (b) 中可以看出,YOLOv3-FPN 模型在迭代次数达到 50 轮时,其平均检测精度值达到 91% 左右,且上升速度较快,最终达到 93% 左右,模型的检测精度较高。

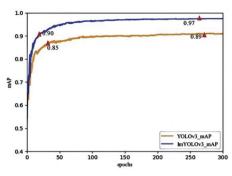
2.2.2 改进 YOLOv3 实验结果

图 6 中,Im-YOLOv3 表示结合数据标签平滑参数优化 及改进特征金字塔结构的 YOLOv3 化工园区火灾检测模型,

(a) 为损失函数结果曲线, (b) 为平均精度值曲线。



(a) 损失函数曲线



(b) 平均精度值曲线 图 6 改进 YOLOv3 实验结果曲线

图 6(a)中可以看出,YOLOv3 初始损失值约为 4.83, 而改进后的 Im-YOLOv3 模型损失值约为 4.61,训练过程中随着迭代次数的增长,Im-YOLOv3 火灾检测模型的损失值在迭代至 20 轮左右就已经下降到 0.53 左右,收敛加速比较于原始 YOLOv3 模型更快,具有较好的训练效果。

图 6 (b) 中可以看出,Im-YOLOv3 模型在迭代了 20 轮时其 mAP 数值可以达到 90% 左右,且上升速度较快,而改进前的 YOLOv3 模型的 mAP 值上升速度较缓,最终稳定在 89% 左右,Im-YOLOv3 的 mAP 值最终达到 97% 左右,相比之下,改进后的 Im-YOLOv3 模型具有较高的火灾检测精度。因此,相比于原始 YOLOv3 模型,Im-YOLOv3 模型在化工园区火灾检测精度方面有明显的提高。

由图 7 可以得到,改进后的 ImYOLOv3 模型火灾检测效果较好。为了验证本文提出算法的优越性,通过与Alexnet、Inceptionv1、Inceptionv3 等目标识别算法进行实验对比,如表 2 所示,实验结果表明,本文算法的火灾检测准确率更高。





图 7 火灾检测结果图

表 2 不同算法检测结果对比

算法	迭代次数	训练批次	mAP/%
Alexnet	300	64	82.4
Inceptionv1	300	64	78.5
Inceptionv3	300	64	87.1
ImYOLOv3	300	64	97.32

3 结论

(1) 采用标签平滑方法对化工园区火灾数据集进行编码处理,数据集不同样本之间的聚类效果更好,从而提升算法模型的泛化性能。(2) 在原始 YOLOv3 模型的基础上,通过对特征金字塔结构进行改进,增强对小尺寸火灾目标的局部特征信息的表达能力,解决了模型对小火灾目标的漏检问题,提高火灾检测模型的精度。

参考文献:

- [1] 黄志. 化工园区火灾风险控制对策研究[J]. 消防界(电子版), 2020, 6(20):79-80.
- [2] 于秀丽, 王旭坪. 基于 RBF-BP 组合神经网络的火灾特征融合算法研究 [J]. 项目管理技术, 2019, 17(10): 34-38.
- [3] 王林,赵红.改进 YOLOv3 的火灾检测 [J]. 计算机系统应用,2022,31(4):143-153.
- [4] 何爱龙,陈美娟.基于多特征融合的视频火灾检测方法[J]. 软件导刊,2020,19(7):198-203.
- [5] 王涛, 冯浩, 秘蓉新, 等. 基于改进 YOLOv3-SPP 算法的 道路车辆检测 [J]. 通信学报, 2024, 45(2):68-78.
- [6] YANG Z. Research on real-time detection of large-granularity green pellets based on YOLOV3 algorithm[J].Metallurgy, 2024, 63(3/4): 329-332.
- [7] OUYANG G Z, ZHANG W Y.A surface defect detection method of steel plate based on YOLOv3[J]. Metalurgija, 2023, 62(1): 61-64.
- [8] 王燕妮, 贾瑞英. 基于改进 YOLOv3 的轻量级目标检测算 法 [J]. 探测与控制学报,2023,45(5):98-105.
- [9] 李宝根. 基于特征金字塔网络的图像关键点检测算法研究 [J]. 计算机应用与软件,2021,38(9):205-213.
- [10] CHEN X C, LU J, FANG Y L, et al.Online detection of surface defects based on improved YOLOv3[J]. Sensors, 2022, 22(3): 817.

【作者简介】

张硕羲(1996—), 男, 甘肃庆阳人, 硕士, 工程师, 研究方向: 图像处理及目标识别。

(收稿日期: 2024-09-19)