

基于 YOLOv7 的红外阴燃火探测算法改进研究

汤伟, 张文迪, 袁航, 解聪, 任家辉

(陕西科技大学电气与控制工程学院, 西安 710021)

摘要: 目前, 基于机器视觉的火灾检测算法中数据集类型不充分、数据集在时间维度覆盖不全面, 致使此类算法难以实现火灾的早期预警, 文中提出了基于改进 YOLOv7 的红外阴燃探测方法。该算法利用 EfficientFormerV2 模型替换原模型的骨干网络 CSPDarknet53, 从而增强了模型低延迟、低参数量、易部署的能力; 同时, 在预测网络中, 采用 CARAFE 轻量化上采样模块代替原模型中的上采样模块, 扩大了模型对特征的感受野, 改善了阴燃特征的代表能力; 此外, 还引入了新的 NWD 度量来提升模型边界框预测能力。结果表明, 在自建阴燃数据集上, 该算法的平均精度达到 92.9%, 对阴燃检测的平均精度达到 99.6%, 比 YOLOv7 的精度提升了 14.4%, 较基于手工提取特征的卷积神经网络算法提升了 4.6%。研究成果将为阴燃火早期预警提供新思路。

关键词: 阴燃火; 火灾检测; YOLOv7; 红外探测

中图分类号: TN215

文献标志码: A

文章编号: 1006-8740(2024)05-0532-07

Improvement of Infrared Smoldering Fire Detection Algorithm Based on YOLOv7

Tang Wei, Zhang Wendi, Yuan Hang, Xie Cong, Ren Jiahui

(School of Electrical and Control Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China)

Abstract: Insufficient dataset types and incomplete coverage of datasets in time dimension are not considered in the current machine vision-based fire detection algorithms. To address the difficulty in achieving the early warning of fires, the paper proposes a method based on improved YOLOv7 for detecting infrared smoldering fires. The algorithm uses the EfficientFormerV2 model to replace the CSPDarknet53 backbone network, thus improving the model's capability in terms of low latency, low parameter count, and easy deployment. Meanwhile, the prediction network uses the CARAFE lightweight up sampling module to replace the UP module in the original model, expanding the model's receptive field of the features and improving the model's representation capabilities of smoldering fire features. The approach achieves 92.9% mAP on the self-constructed smoldering fire dataset and 99.6% mAP for smoldering fire, which is 14.4% higher than the mAP of YOLOv7 and 4.6% higher than the accuracy of the convolutional neural network algorithm based on hand-extracted features. The findings of the study will bring new ideas for the early warning of smoldering fires.

Keywords: smoldering fire; fire detection; YOLOv7; infrared detection

收稿日期: 2023-12-12.

作者简介: 汤伟 (1971—), 男, 博士, 教授.

通信作者: 汤伟, wtang906@163.com.

阴燃具有一种与明火不同的燃烧形式,有着难以被及时发现和缓慢发展的特点^[1]. 由于慢速燃烧等非火灾类型的特征信息需要一段扩散时间,目前常用的光电式火灾探测器对该类型火灾检测能力较弱,导致光电探测器误判为火灾从而误报. 因此阴燃火灾检测必须要做到准确率高、误报率低、速率快^[2]. 近年来图像火灾检测成为研究的热点,该技术具有火灾探测快、精度高、能够有效探测大空间和复杂建筑结构火灾等优点^[3]. 它通过算法处理来自相机的图像数据,以确定图像中是否存在火灾或火灾风险. 因此,检测算法是该技术的核心,直接决定了图像火灾探测器的性能.

基于图像的火灾检测算法主要通过通过对图像进行预处理进行降噪等操作,随后提取图像特征采用不同的算法进行火灾检测,其中,特征提取是算法的核心部分. 因此,一些学者将神经网络引入图像火灾检测领域,辛颖等^[4]针对森林凋落物阴燃火灾识别问题,采取对阴燃火灾红外图像进行处理后提取特征,通过对输入的图像特征进行分类预测,得到不同类别的概率大小,对阴燃火检测的准确率达到 96.6%. 马庆禄等^[5]提出了一种基于红外图像的公路隧道火灾探测技术. 通过红外亮温的灰度值来分割疑似目标区域,作为 SVM 的输入检测火灾. Hu 等^[6]提出了一种基于时空的卷积神经网络检测烟雾,利用多任务学习策略的架构识别烟雾和估计光流,同时捕获帧内外观特征和帧间运动特征,提升了检测准确率.

通过研究发现,尽管基于神经网络的火灾检测算法在复杂场景下的检测精度比传统算法有更大提

高,但目前基于图像的火灾检测算法大多将明火、烟雾作为检测对象,而对于由易阴燃材质引发的阴燃火灾的数据缺乏,导致在火灾的早期阶段预警能力不足;其次,目前大部分基于图像的阴燃探测仍采用手工提取特征的方式,如文献[4-6]. 因此,应该改进的基于神经网络的火灾检测算法,以提高算法检测早期火灾的能力.

本文针对图像火灾检测算法忽略时间效应对数据集的干扰,导致算法漏检率高、难以获取先兆特征的缺陷,提出了一种针对阴燃、类阴燃干扰源、非阴燃干扰源的阴燃检测算法. 通过实验采集的阴燃红外图像作为研究对象,针对阴燃目标改进 YOLOv7 算法的特征提取网络与预测网络,提升了阴燃探测算法的精度和泛用性,克服了数据集不全面导致误报漏报的问题,实现了阴燃火早期的高效探测. 研究结果可为当前火灾检测算法提供一种提升早期预警能力的新思路.

1 阴燃检测方法

1.1 YOLOv7 算法

YOLOv7 的整体结构分为特征提取网络 (Backbone) 和预测网络 (Head), 如图 1 所示, 它将模型中参数化引入到网络架构中, 采用 YOLOV5 的跨网格搜索, 以及 YOLOX 的匹配策略, 提出了在训练过程中添加辅助头的训练方法, 既不影响推理时间, 也提升了检测精度^[7].

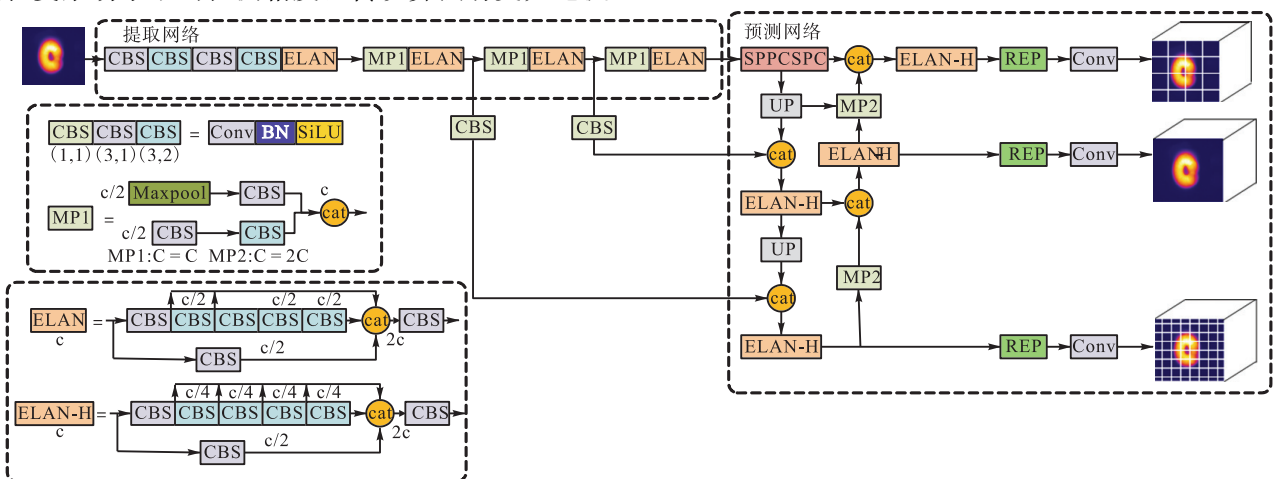


图 1 YOLOv7 结构示意图

Fig.1 YOLOv7 structure diagram

其中 CBS 模块是由一个卷积层、一个归一化层、一个 SiLu 激活函数层组成. CBS 模块 3 种颜色代表卷积核数 (k), 算法中 1×1 卷积用来改变通道数,

3×3 卷积且步长为 1 时特征提取, 3×3 卷积且步长为 2 时下采样. MP 模块有两个分支, 作用是进行下采样. UP 模块为上采样模块, 采样方式为最近邻插

值. SPPCSPC 的主要作用是增大感知域,使得该方法具有对各种分辨率的图像的自适应能力.

1.2 一维卷积神经网络

卷积神经网络作为一种图像识别算法,面对一维数据时,同样拥有优秀的分类效果^[8],一维卷积神经网络(1D-CNN)结构由卷积层、池化层、全连接层等结构组成,如图2所示.该分类模型采用传统手工提取特征的方式,提取阴燃红外图像中目标的特征,将特征作为卷积神经网络的输入向量,通过模型训练后,对阴燃状态进行判别.

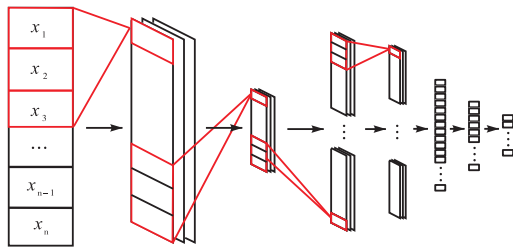


图2 一维卷积神经网络结构

Fig.2 The structure of 1D-CNN network

2 改进的YOLOv7算法

2.1 NWD度量

针对IoU(Intersection over Union, IoU)指标对小目标检测准确性低的问题,文中采用了NWD指标实现阴燃源目标的高精度检测. NWD度量对不同尺度物体及边界框重叠不敏感,因此更适合测量微小物体之间的相似性^[9].

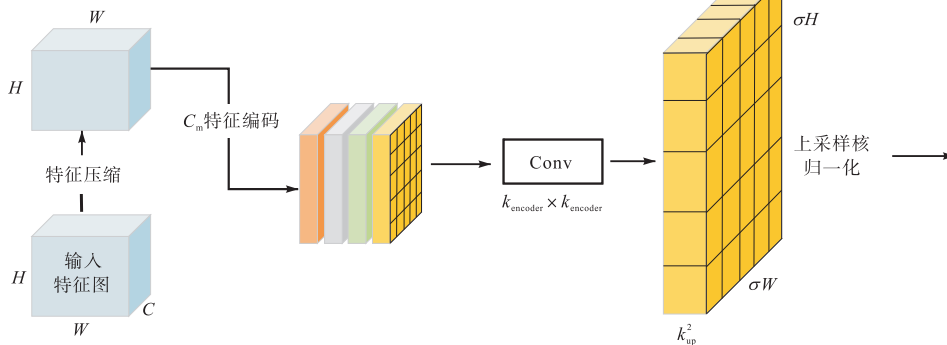


图3 CARAFE预测模块

Fig.3 CARAFE prediction module

特征重组是指将输出得到的特征图与输入数据集的特征图对应位置进行映射,提取以该位置为中心的 $k_{up} \times k_{up}$ 区域,与预测模块得到的上采样核做点积,不同通道的相同位置共享该上采样核.

2.3 EfficientFormerV2模型

EfficientFormerV2模型借鉴了MobileNet网络进行了一系列优化,采用了细粒度联合搜索策略,是

NWD新度量方法采用了2D高斯分布来建立模型,以中央像素为最大权值,边缘像素加权为渐减.二维高斯分配的几率密度函数如下:

$$f(X|\mu, \Sigma) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(X-\mu)^T \Sigma^{-1}(X-\mu)\right)}{2\pi|\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \quad (1)$$

式中: X 表示高斯分布的坐标; μ 表示均值向量; Σ 表示协方差矩阵. 对于水平边界框坐标为

$$R = (cx, cy, w, h)$$

式中: (cx, cy) , w 和 h 分别表示重心坐标、宽度和高度,满足:

$$(X-\mu)^T \Sigma^{-1}(X-\mu) = 1$$

水平边界框可由二维高斯分布 $N(\mu, \Sigma)$ 表示.

2.2 CARAFE轻量化

采用CARAFE方法对图像进行上采样,然后对图像进行点乘处理,即CARAFE图像的特征重构.在对图像进行重构时,引入了较大的感知野域,并利用输入的特征对重构进行了引导,使得算法模型变得更轻量化.

CARAFE包括上采样核心的预测和特性重构两个部分.其中上取样核心预测模块使用特性图表对上取样核心进行预测^[10],如图3所示,通过将输入特征图通道压缩,减小计算量.假设上采样核尺寸为 $k_{up} \times k_{up}$,那么利用一个 $k_{encoder} \times k_{encoder}$ 的卷积层,得到 $\sigma H \times \sigma W \times k_{up}^2$ 的上采样核.再利用softmax函数对上采样核归一化.

一种具备低延迟和低参数数量的高效网络.它利用了Transformer中的自注意力机制,将其应用于图像处理任务中,以建立图像中像素之间的长程依赖关系.它具有高度并行化的计算能力,在图像分类和检测任务具有良好的性能^[11].改进后的结构如图4所示,其中红框为改进部分.

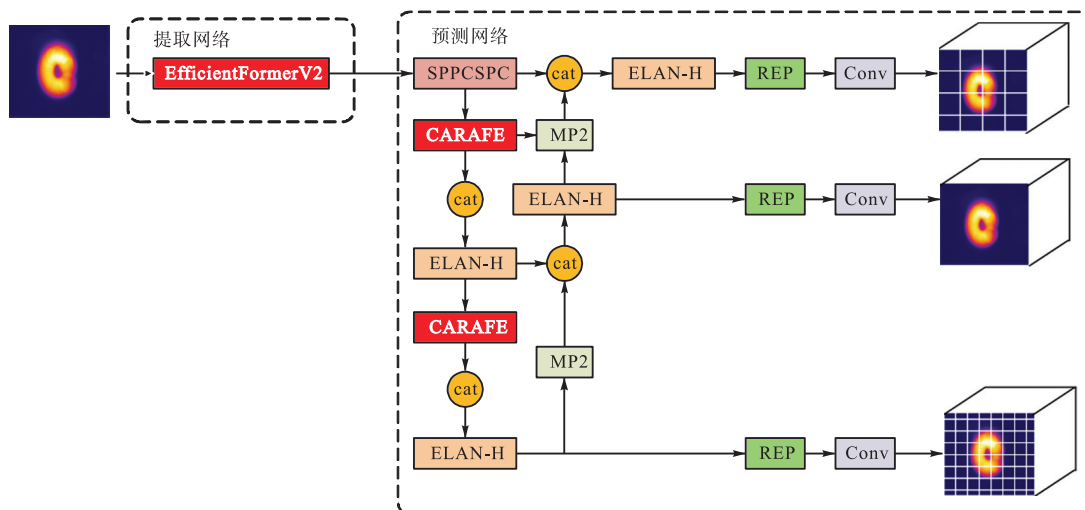


图 4 改进后 YOLOv7 结构

Fig.4 Improved structure of YOLOv7

建立阴燃实验平台采集实验样本红外图像,实验设备及样本参数如表 1 所示。

3 实验与分析

3.1 实验准备

实验要求环境为半封闭空间,对实验设备进行校准和设置,确保各传感器的准确性和稳定性,采用合适的采样频率和时间长度,以保证数据的完整性和可靠性。在数据采集过程中,记录下采集时间、空间位置、传感器类型、采样频率等相关信息,并将采集到的火灾环境数据存储于合适的格式和文件中,方便后续的数据处理和分析。

使用 Dali LT7 红外热像仪进行拍摄。在进行数据采集时,保持拍摄距离为 60 cm、角度正对阴燃目标、分辨率为 1280×720 ,以保证图像的清晰度和可识别性。阴燃实验台结构简图如图 5 所示,图中主要包含红外热像仪,阴燃样本和上位机。

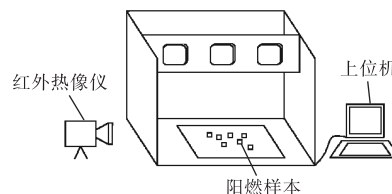


图 5 阴燃实验台结构示意图

Fig.5 Schematic diagram of the structure of the smoldering test bench

表 1 实验设备及样本参数

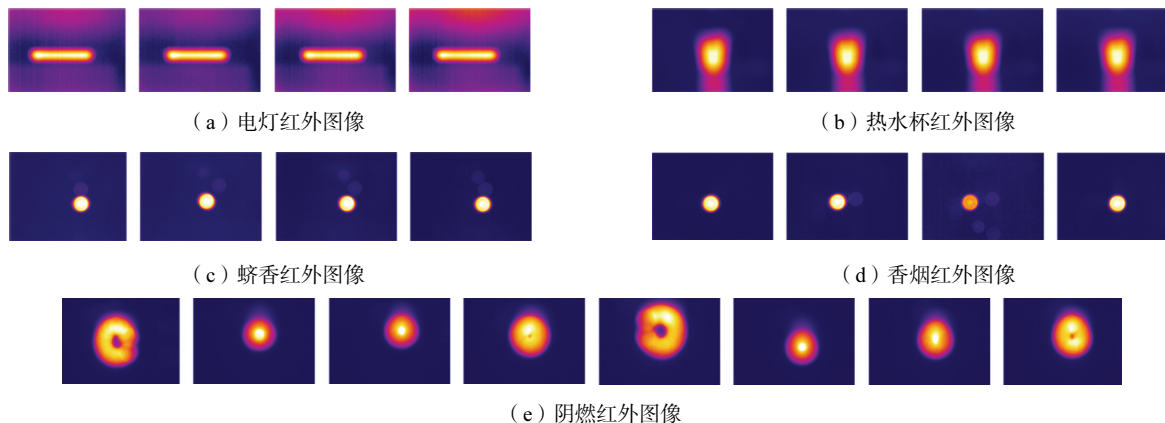
Tab.1 Experimental equipment and sample parameters

实验设备	采集波长	边界条件	频率	距离
热像仪	8 ~ 14 μm	60 ~ 300 $^{\circ}\text{C}$	0.2 Hz	60 cm
实验样本	瓦楞纸板	蚊香 香烟	电灯	热水杯
技术参数	170 ~ 300 $^{\circ}\text{C}$		12 ~ 15 W	50 ~ 80 $^{\circ}\text{C}$

3.2 实验数据集准备

为了区别目前常用的火焰烟雾数据集,本文通过

通过所设计实验采集共 3 000 余张红外图像,图 6 为部分实验采集红外图像。



(e) 阴燃红外图像

图 6 部分实验采集红外图像

Fig.6 Part of an infrared image sample

通过多张不同时刻的样本分析,在阴燃燃烧的过程中,火源会处于一种持续随机的变化状态,导致红外阴燃图像在演化过程中出现了多态性的现象,即阴燃具有多种不同的形态.因此通过提取阴燃周围区域的面积变化率、周长变化率、圆形度、重心坐标二范数变化率作为特征参数.图7为5种样本的面积变化率、周长变化率、圆形度和重心坐标二范数变化率的特征参数分布.

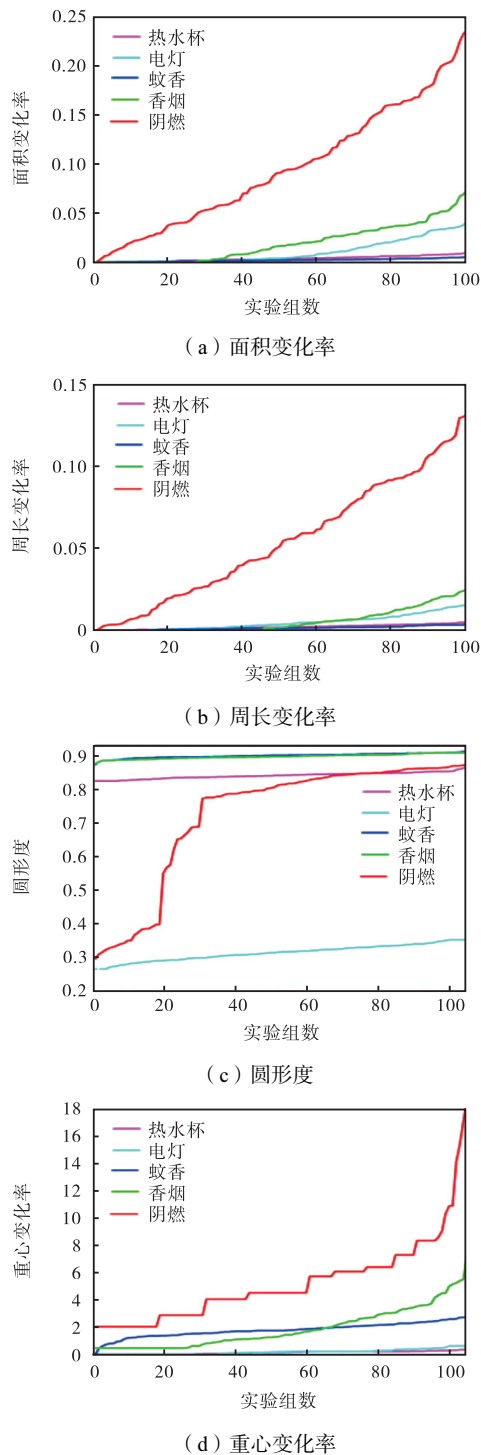


图7 阴燃特征分布

Fig.7 Distribution of smoldering characteristics

3.3 模型训练环境

为了使所训练的模型具有良好的训练性能,本次训练采用如表2所示的参数配置进行网络训练和测试.

3.4 模型评价指标

本文改进算法是为了提高模型对阴燃目标的检测精度.因此,将准确率、多类别平均精度(mAP),作

表2 模型参数配置

Tab.2 Configure model parameters	
参数	配置信息
动量参数	0.92
权重衰减	0.005
批大小	8
学习率	0.01
图像尺寸	640 × 640
轮次	100

为模型检测效果评价指标^[12]. mAP 将各类别的在 Precision-Recall 曲线基础上与坐标轴构成的面积求取均值,公式如下:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$\text{mAP} = \frac{\sum_{i=1}^k AP_i}{k} \quad (4)$$

式中: TP 是正类别认定为正类别; FP 是负类别认定为正类别; FN 是正类别认定为负类别; TN 是负类别认定为负类别.

4 实验测试与结果分析

4.1 YOLOv7 消融实验结果

为了验证基于改进的 YOLOv7 与其他类别算法对阴燃检测的检测能力的影响,进行了消融对比实验.将 YOLOv7 作为实验固定对比模型, NWD、CARAFE、EfficientFormerV2 分别表示本文提出的改进点,“√”表示采用,“×”表示未采用.

在表3中,基准网络 YOLOv7 的 mAP 精度为 78.5%,准确率为 86.3%.通过与表中其他组实验进行对比发现,在采用了 NWD 和 EfficientFormerV2 改进方法时,模型 mAP 有所上升,准确率却下降了,说明虽然 NWD 对模型有一定的性能提升,但在检测某些特征不明显的目标时,准确率有所下降.在采用了 CARAFE 模块后,模型在 mAP 精度和准确率均有一定的提升.当采用 3 种改进的 YOLOv7 模型时, mAP 精度为 92.9%,准确率为 92.9%,均有较大

提升.

表 3 消融实验对比

Tab.3 Comparison table of ablation experiments

组数	基准模型	NWD	CARAFE	Efficient-FormerV2	mAP 精度/%	准确率/%
1	√	×	×	×	78.5	86.3
2	√	√	×	×	84.6	83.6
3	√	√	×	√	82.7	87.3
4	√	×	√	×	84.8	88.3
5	√	×	√	√	89.6	91.3
6	√	×	×	√	89.6	83.2
7	√	√	√	√	92.9	92.9

4.2 对比实验结果

将获取的阴燃红外特征参数与其他干扰源的特征参数进行二分类,即 1 表示阴燃,2 表示无火,对于干扰源和阴燃进行识别,再通过 1D-CNN 分类模型进行训练和测试,发现测试集识别准确率为 94.9%,如图 8 所示.

为了进一步验证本文算法在阴燃检测的有效性和可行性,将本文算法与基于阴燃红外图像特征的 1D-CNN^[13]、YOLOv7 进行对比实验.如表 4 所示.

通过实验结果可以看出,改进后的 YOLOv7 算法在类阴燃干扰源香烟、蚊香的 mAP 较 YOLOv7 有较大提升.而在基于手工提取特征的算法 1D-CNN 中,仅能实现阴燃与非阴燃的识别,并且准确率低于其他算法.

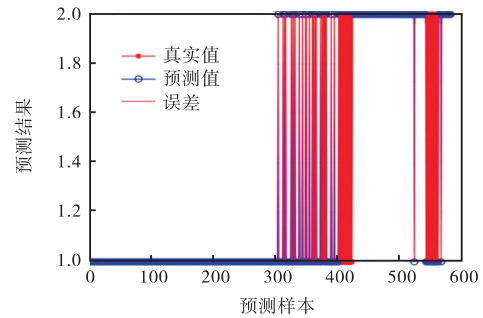


图 8 1D-CNN 结果

Fig.8 1D-CNN result plot

表 4 不同算法检测效果对比

Tab.4 Comparison of detection effects of different algorithms

方法	阴燃	香烟	蚊香	电灯	热水杯
1D-CNN	0.949	×	×	×	×
YOLOv7	0.995	0.427	0.845	0.663	0.995
本文算法	0.996	0.996	0.995	0.664	0.995

本文选取有代表性的结果,如图 9 所示,分别为原图、YOLOv7 及改进的 YOLOv7 检测结果.通过不同算法对不同类别的检测结果得到结论:YOLOv7 算法检测阴燃、香烟、蚊香、电灯目标时,均有误检、错检、重复检测现象,在改进 YOLOv7 算法检测结果中可以看出,该算法提升了各目标的检测准确率,降低了错检、误检现象,但检测蚊香与香烟时,仍会出现少量重复检测的现象.

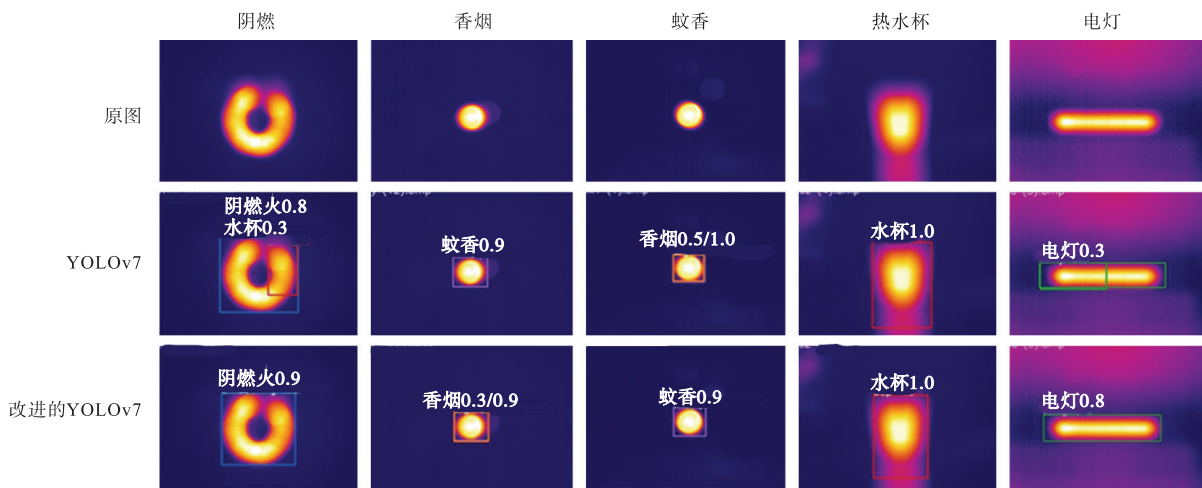


图 9 各类别检测对比

Fig.9 Comparison chart of detection of various categories

4 结 论

(1) 本文针对火灾检测中阴燃数据集不完善、目标不清晰、算法陈旧的问题,提出了一种基于改进的 YOLOv7 红外阴燃检测算法,该算法采用低延迟的特征提取网络 EfficientFormerV2,通过降低了模型参

量,从而增强了易部署能力.

(2) 预测网络中采用 CARAFE 模块,扩大了模型对特征的感受野,引入了新的归一化 Wasserstein 距离,NWD 度量标准来提升模型边界框预测能力.

(3) 实验表明,基于改进的 YOLOv7 算法在干扰源难以分辨的数据集上,平均精度达到 92.9%,阴

燃精度达到 99.6%，较其他方法具有更高的准确率和泛用性。未来的研究可以完善阴燃数据集，进行模型剪枝等操作降低模型大小，完成轻量化算法研究。本文研究结果将为阴燃火早期高效预警提供理论依据与数据支撑。

参考文献：

- [1] Russo P, Rosa A D, Mazzaro M. Silo explosion from smoldering combustion: A case study[J]. *Canadian Journal of Chemical Engineering*, 2017, 95(9): 1721-1729.
- [2] Milke J, Zevotek R. Analysis of the response of smoke detectors to smoldering fires and nuisance sources[J]. *Fire Technology*, 2016, 52(5): 1235-1253.
- [3] Muhammad K, Ahmad J, Baik S W. Early fire detection using convolutional neural networks during surveillance for effective disaster management[J]. *Neuro Computing*, 2018, 288: 30-42.
- [4] 辛颖, 李禹洁, 邢美净. 基于红外图像的森林凋落物阴燃火灾探测[J]. *消防科学与技术*, 2018, 37(1): 61-64.
Xin Ying, Li Yujie, Xing Meijing. Forest litter smoldering fire detection based on infrared images[J]. *Fire Science and Technology*, 2018, 37(1): 61-64 (in Chinese).
- [5] 马庆禄, 马恋, 孔国英, 等. 基于红外热成像的隧道火焰检测技术研究[J]. *火灾科学*, 2022, 31(4): 244-251.
Ma Qinglu, Ma Lian, Kong Guoying, et al. Research on tunnel flame detection technology based on infrared thermal imaging[J]. *Fire Science*, 2022, 31(4): 244-251 (in Chinese).
- [6] Hu Y, Lu X. Real-time video fire smoke detection by utilizing spatial-temporal ConvNet features[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2018, 77(22): 29283-29301.
- [7] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Vancouver, BC, Canada, 2022.
- [8] Rahul J, Sharma L D. Automatic cardiac arrhythmia classification based on hybrid 1-D CNN and Bi-LSTM model[J]. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2022, 42(1): 312-324.
- [9] Wang J, Xu C, Yang W, et al. Detecting tiny objects in aerial images: A normalized Wasserstein distance and a new benchmark[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 190: 79-93.
- [10] Wang J, Chen K, Xu R, et al. CARAFE: Content-Aware ReAssembly of FEatures[C]// *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Seoul, Korea (South), 2019: 3007-3016.
- [11] Li Y, Hu J, Wen Y, et al. Rethinking vision transformers for mobilenet size and speed[C]// *2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Paris, France, 2022.
- [12] Zhou J, Gandomi A H, Chen F, et al. Evaluating the Quality of Machine Learning Explanations: A Survey on Methods and Metrics[J]. *Electronics*, 2021, 10(5): 10.3390/electronics10050593.
- [13] 汤伟, 张文迪, 袁航, 等. 基于红外图像及环境信息关联的阴燃火探测[J]. *消防科学与技术*, 2023, 42(12): 1636-1641.
Tang Wei, Zhang Wendi, Yuan Hang, et al. Detection of smoldering fires based on the correlation between infrared images and environmental information [J]. *Fire Science and Technology*, 2023, 42(12): 1636-1641 (in Chinese).