

基于改进 YOLOv3 的火灾烟雾及工业扬尘检测识别系统设计

李锐¹ 高泽文^{1*} 吴晓凌¹
LI Rui GAO Zewen WU Xiaoling

摘要

针对传统烟雾和工业扬尘检测系统存在的环境适应性差、响应延迟等问题,文章提出了一种基于改进 YOLOv3 算法的视觉智能检测系统。通过融合残差模块、瓶颈层及多尺度特征融合策略(上采样+级联),优化了网络在复杂光照下的特征提取能力。系统结合了火灾烟雾和工业扬尘的实际场景数据训练,实现不同环境下的高精度检测。实验表明,改进后的 YOLOv3 模型在火灾烟雾、明火及工业扬尘检测中的准确率分别达到 95.6%、98.3% 和 91.7%,较原始模型提升 7.1%、12.3% 和 20.3%。系统在强光、逆光等复杂场景下误检率降低至 2.1%,显著优于传统检测方法。该系统具有响应速度快、成本低、适应环境广等优势,能够广泛应用于消防安全、工业环保等领域。

关键词

YOLOv3; 工业扬尘; 火灾烟雾; 目标检测; 视觉烟雾检测智能识别系统

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.07.003

0 引言

安全与环保始终是社会关注的焦点与热点。其中,工业粉尘爆炸涉及煤炭开采、粮食加工、粉体制备、存储与运输等多个行业,涵盖化工、纺织、冶金等领域^[1-2]。随着生产技术的进步和工业规模的不断扩大,粉尘爆炸事故的发生频率随之增加,成为工业安全管理中的重大挑战。传统的火灾探测方法主要依赖于电子传感器,需要烟雾浓度或温度达到阈值才能触发警报,存在明显的响应延迟。此外,其环境适应性局限于稳定室内场景,难以应对开放工业场地的复杂光照与扬尘干扰^[3]。近年来,卷积神经网络(CNN)在目标检测领域取得突破性进展,其强大的特征提取与分类能力为视觉智能检测提供了新的可能性^[4]。基于深度学习的视频监控能够实时捕捉图像信息,并通过算法直接预测目标位置与类别,有效克服传统传感器的延迟问题,同时具备远程监测、覆盖范围广等优势。但工业园区光照条件多变,扬尘烟雾因颗粒散射易形成模糊、不连续的纹理特征^[5]。传统视觉检测方法对此类目标的定位与分类精度不足,仍面临诸多挑战。针对上述问题,本研究使用 YOLOv3 算法对不同的粉尘来源进行针对性训练,并且实施了光照调整策略,以适应各种光照条件。最终设计出一种基于改进 YOLOv3

算法的视觉烟雾检测智能识别系统,该系统能够克服传统视觉探测器以及传统颗粒物传感器的缺陷,能够广泛应用于公共安全领域,工业领域及环保检测机构,具有响应快、不易受环境因素影响、适用面广、成本低等优势,具有极大的应用潜力。

1 数据来源与处理方法

1.1 图像获取

本文所采用的数据集主要来源于钢铁料场实地监控画面,部分来源于网络数据。为了提高系统的鲁棒性,以适应各种光照场景,分别对白天、晚上监控扬尘画面进行分类。照明环境包括逆光、顺光、阴天、晴天等。共收集到火灾烟雾及工业扬尘图片共 12 620 张,并将其划分为 3 类数据集: train 数据集、val(验证)数据集和 test 数据集,按照 7:2:1 的方式进行随机划分。

1.2 处理方法

为降低图片噪声对检测准确率的影响,首先进行了高斯滤波对图片进行降噪。采用 PASCAL VOC 的数据集格式,对图像采用 LabelImg 进行标注,在标注过程中尽量减少对背景的误标注,以确保矩形框中的内容只包含烟雾与扬尘,同时将烟雾与扬尘尽量保持在矩形框中央,以提高标注质量。以火灾烟雾与工业扬尘为主要检测对象,主要检测不同场景与燃烧物下,烟雾不同的形态、颜色表现,并根据环境因素,特别是起尘源头进行了针对性训练。图 1 为数据集部分样本。

1. 武汉生物工程学院软件工程学院 湖北武汉 430415

[基金项目] 2024 年国家级大学生创新训练计划项目(202412362008); 武汉生物工程学院 2024 年校级科研重点项目(24ZKZ124)



图1 火灾场景部分样本

2 YOLOv3 优化模型

2.1 算法原型与改进

本研究基于卷积神经网络来检测图像或视频中的火灾烟雾及工业扬尘,通过将特定结构的数据类型传递给卷积神经网络,由逐层阶梯式相连的特征平面对这些子模式特征进行处理,使得即使在目标对象产生微小畸变的情况下,模型也具有很好的识别能力^[6]。对于火灾烟雾以及工业扬尘图像来说,卷积神经网络从数学的角度看,其核心为一个权值矩阵(3×3或5×5),卷积神经网络的性能通常视卷积核的大小而定。在5×5的图像上选取一个3×3的区域,该区域每移动一格,输出3×3的矩阵,这一格即为步长。图像经过卷积运算后,所得尺寸可以根据公式计算:

$$W_{out}=(W_{in}+2p-w)/s+1 \quad (1)$$

$$H_{out}=(H_{in}+2p-h)/s+1 \quad (2)$$

式中: W 为宽度; H 为高度; in 为输入; out 为输出; p 为 Padding; s 为步长。

常见的卷积神经网络计算公式为:

$$b[i,j]=\sum_{u,v}a[i+u,j+v]\cdot w[u,v] \quad (3)$$

式中: $b[i,j]$ 为输出特征图; i 为网络层数; $a[i+u,j+v]$ 为输入特征图; $w[u,v]$ 为卷积核。

常见的卷积神经网络结构图如图2所示。

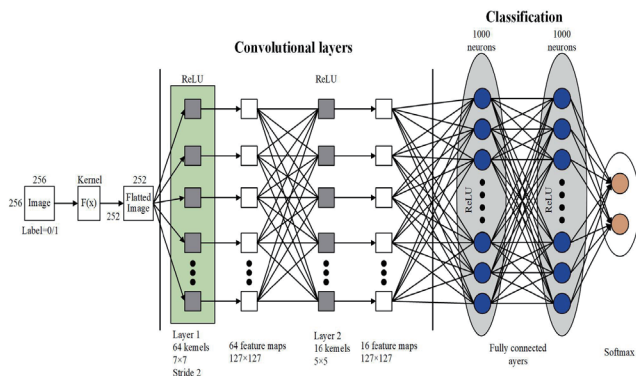


图2 卷积神经网络结构

采用卷积神经网络对火灾烟雾与工业扬尘进行训练,分别从正常、火焰开始燃烧、燃烧渐旺以及正常、开始起尘、扬尘渐浓等图像作为测试样本,并根据光照条件的不同分别进行了针对性训练。

YOLO (you only look once) 算法不同于 R-CNN 等两阶段算法, YOLO 算法是一阶段算法,为端到端算法,即将目标检测看作回归问题,将图像输入神经网络即可得到目标物体的边界框以及分类概率等信息。YOLOv3 是 YOLO 算法的第三个版本,使用 Logistic 回归来预测边界框的对象性分数。此匹配策略会生成一个客观性分数,该分数确定每个边界框中是否存在对象^[7]。YOLO 系列的模型在一定精度的基础上拥有更快的推理速度,如图3所示, YOLOv3 模型的推理速度远超其他模型。

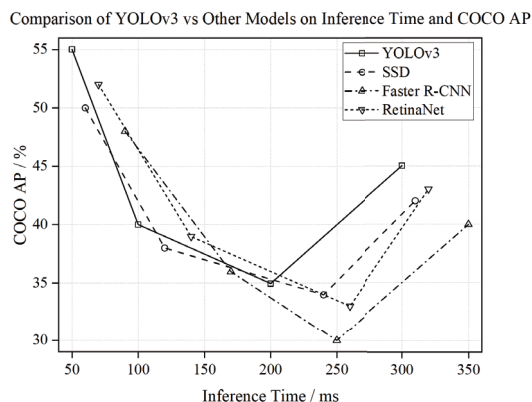


图3 各模型性能比较

传统 YOLOv3 网络结构使用 FPN 架构实现多尺度检测,采用 3 个尺度的特征图,每个位置使用 3 个先验框,并将其划分到 3 个尺度特征图上,尺度更大的特征图使用更小的先验框,融合低层与高层的信息,最终检测不同大小的目标物体。YOLOv3 采用 Darknet-53 作为主干网络^[8],从网络结构上看, Darknet-53 残差模型相对于 Darknet-19 使用了残差单元,可以构建得更深。

本系统设计基于改进 YOLOv3 算法,相较于传统 YOLOv3 算法拥有更深的主干网络,进一步增加了残差块的数量和深度,每个残差模块由两个卷积层(3×3 ConvBA)和一个跳跃连接(Shortcut Connection)构成,其中 ConvBA 为包含自适应批归一化(BatchNorm)和 LeakyReLU 激活函数的卷积层。通过堆叠更多残差模块,网络能够提取更复杂的特征表示,同时缓解梯度消失问题,尤其适用于烟雾和扬尘这类具有模糊纹理的目标。在深层网络中,部分残差模块被替换为瓶颈层模块。该模块通过 1×1 卷积压缩通道数(降维),再通过 3×3 卷积提取空间特征,最后通过 1×1 卷积恢复通道数(升维)。这种设计显著减少了计算量,同时保持了特征表达能力,尤其适合处理高分辨率输入图像中

的复杂光照场景。改进后的网络在特征金字塔（FPN）部分增加了额外的上采样和级联操作。上采样层通过双线性插值将低分辨率特征图（如 $13\text{ px} \times 13\text{ px}$ ）放大至高分辨率（如 $26\text{ px} \times 26\text{ px}$ ），随后与浅层特征图（来自主干网络的中间层）进行级联（通道拼接）。这种操作融合了深层的语义信息（如烟雾的整体形态）和浅层的细节信息（如扬尘的颗粒边界），显著提升了小目标和模糊目标的检测精度。例如，在逆光条件下，浅层的高分辨率特征可捕捉扬尘的局部散射效应，而深层特征则能识别烟雾的全局扩散趋势。卷积层被替换成带有批归一化和激活函数的自适应批归一化层（ConvBA），与传统批归一化相比，该策略通过动态调整归一化尺度，增强了模型在不同光照条件下的鲁棒性。在强光或阴影区域，归一化参数的适应性变化能有效抑制过曝或欠曝对特征提取的干扰。改进后的网络主干包含多个残差模块与瓶颈层模块交替堆叠，形成更深的特征提取路径。在 FPN 部分，通过 3 次上采样与级联操作生成 3 个尺度的特征图（ $52\text{ px} \times 52\text{ px}$ 、 $26\text{ px} \times 26\text{ px}$ 、 $13\text{ px} \times 13\text{ px}$ ），分别用于检测小、中、大尺寸目标。其中，新增的上采样层进一步增强了浅层特征的利用率，而级联操作则通过跨层信息融合，解决了烟雾和扬尘因尺度变化导致的漏检问题。图 4 为改进后 YOLOv3 算法网络结构。

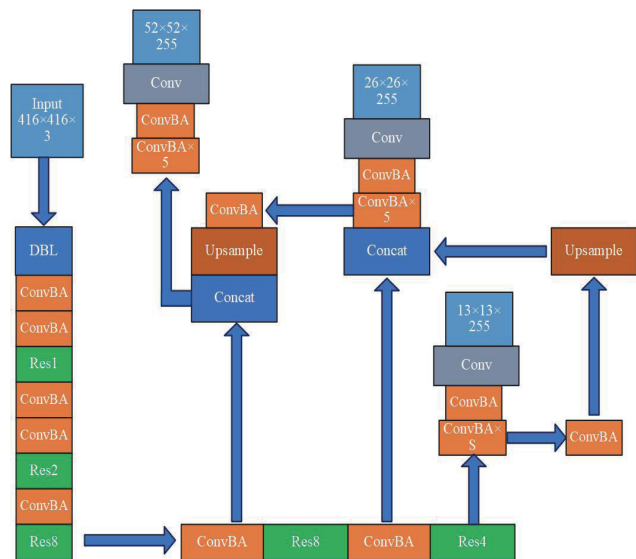


图 4 改进后 YOLOv3 算法网络结构

2.2 模型配置与训练

本模型在配置 CPU 为 Intel® Core™ i7-12700CPU @4.90 GHz、GPU 为 NVIDIA GeForce RTX3060、驱动程序版本为 560.81 的笔记本电脑上进行训练测试。操作系统版本为 Windows11，CUDA 版本为 12.6，深度学习框架为 Python3.7、tensorflow-2.2.0。

新建模型配置文件 config.py，设置 epochs 为 500 轮，训

练批次 batch 为 4 进行训练，程序如下：

```
__C.TRAIN.ANOTT_PATH= "./data/dataset/train.txt"
__C.TRAIN.BATCH_SIZE= 4
__C.TRAIN.INPUT_SIZE= [320, 352, 384, 416, 448, 480,
512, 544, 576, 608]
__C.TRAIN.DATA_AUG= True
__C.TRAIN.LEARN_RATE_INIT= 1e-5
__C.TRAIN.LEARN_RATE_END= 1e-7
__C.TRAIN.WARMUP_EPOCHS= 8
__C.TRAIN.FISRT_STAGE_EPOCHS= 500
__C.TRAIN.SECOND_STAGE_EPOCHS= 500
__C.TRAIN.INITIAL_WEIGHT= "./checkpoint/yolov3.
ckpt"
```

3 系统实现

3.1 系统结构

系统框架由用户层、算法层、硬件应用层 3 个层次组成，如图 5 所示。

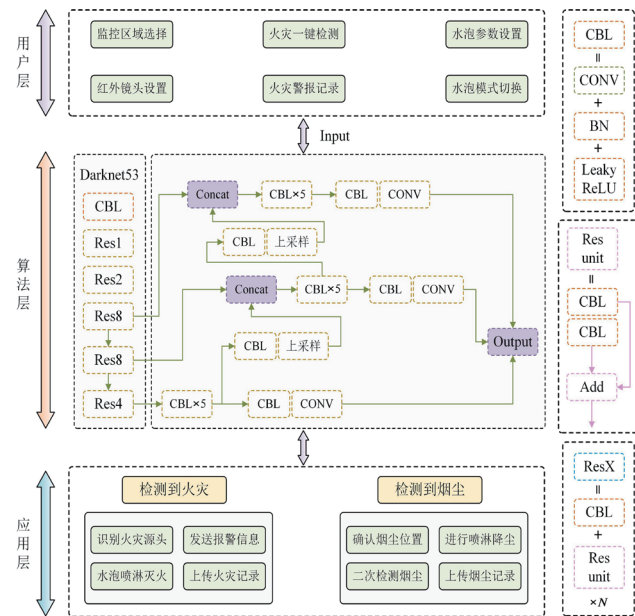


图 5 系统结构

用户层包括模式选择、实时监控、手动控制、参数设置、监控记录、一键报警 6 个模块。算法模块是整个系统的核心，由改进后的 YOLOv3 算法组成。硬件应用层则根据检测结果的不同，设计了不同的智能控制及处理方案。用户层将收集到的数据输入算法层，经算法层处理后输出检测结果，若检测结果为火灾烟雾，则发出警报并判断火灾源头，进行水泡喷淋灭火。若检测结果为工业扬尘，则系统将截取检测到的疑似工业扬尘区域进行二次检测，确认为工业扬尘无误后，将进行水泡喷淋实现降尘。

本研究设计出的系统界面，系统功能包括喷淋模式的选择、水炮运行状态与运行记录的设置、对起火点或扬尘地点的定位设置、实时监控的设置、水炮喷淋角度的设置与实时检测画面的切换等。初始界面如图 6 所示。

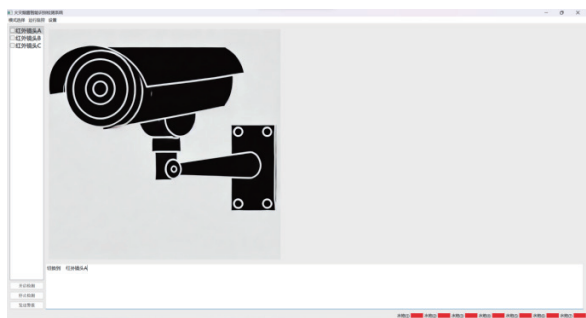


图 6 系统初始界面

在模式选择模块当中，用户可以选择智能检测进行喷淋或手动打开喷淋，并且可以在该模块内操作水炮和进行转向，以及打开风机，能开启监控记录模式。而在运行监控模块中，用户可以查看当前各水泡的运行状态与喷淋记录。在设置模块中，用户对检测地点的定位进行设置以便定位起火地点或发生扬尘的区域。在该模块内，用户还可以进行开启或关闭各区域的监控，调整水炮的角度补偿，以及不同起尘来源的喷淋时间等操作。点击开启智能喷淋即可开始对目标进行检测。检测画面如图 7 所示。



图 7 检测画面

3.2 系统实验

该系统在不同光照条件下的检测准确率对比原模型均有提升，具体结果如表 1 所示。

表 1 准确率对照表

检测类别\模型	YOLOv3 模型	本文模型
火灾烟雾	0.885	0.956
明火	0.860	0.983
工业扬尘	0.714	0.917

在强光、背光等场景下，改进算法的鲁棒性显著优于原始 YOLOv3 算法。由图 8 可以看出，该系统能够很好地检测出火灾烟雾或扬尘，具有良好的检测效果。



图 8 部分识别效果图

4 结语

本文提出了基于改进 YOLOv3 的火灾烟雾与工业扬尘检测系统，实验表明该系统在复杂工业环境中具有较高的检测精度与鲁棒性。未来工作将进一步扩展数据集规模，提升算法的泛化能力，并探索更多应用场景。

参考文献：

[1] 新浪财经. 90 万起火灾致 4666 人伤亡，电气故障占比超 3 成 [EB/OL].(2024-01-24)[2025-02-24].[https:// finance.sina.com.cn/jjxw/2025-01-24/doc-inchaaue2772922.shtml](https://finance.sina.com.cn/jjxw/2025-01-24/doc-inchaaue2772922.shtml).

[2] 谢波，王克全. 工业粉尘爆炸抑制技术研究现状及存在的问题 [J]. 矿业安全与环保, 2000(1):17-19.

[3] CHENG G T, CHEN X, WANG C Y, et al. Visual fire detection using deep learning: a survey[J].Neurocomputing, 2024, 596: 127975.

[4] GEETHA S, ABHISHEK C S, AKSHAYANAT C S. Machine vision based fire detection techniques: a survey[J]. Fire technology, 2021, 57: 591-623.

[5] 史劲亭. 面向视频烟雾检测的局部特征建模方法研究 [D]. 江西：江西财经大学, 2018.

[6] 卢宏涛，张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述 [J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1):1-17.

[7] LEE Y H, KIM Y. Comparison of CNN and YOLO for object detection[J]. Journal of the semiconductor & display technology, 2020, 19(1): 85-92.

[8] 来斌，王东军，刘彦彤，等. 基于改进 YOLOv3 的 PID 目标检测 [J]. 自动化与仪表, 2023,38(3):54-58.

【作者简介】

李锐（2004—），男，湖北黄冈人，本科，研究方向：机器视觉。

高泽文（1997—），通信作者（email: yzew@foxmail.com），男，山东泰安人，硕士研究生，助教，研究方向：医学图像处理、医学人工智能。

吴晓凌（1980—），女，湖北武汉人，博士研究生，副教授，研究方向：智能软件工程。

（收稿日期：2025-02-21 修回日期：2025-07-01）