

基于深度学习的火灾视频图像检测系统研究

孔姝睿¹ 张 博¹ 刁俊豪¹

KONG Shurui ZHANG Bo DIAO Junhao

摘 要

火灾作为一种常见的灾害，有效的早期识别、监测对保障生命财产安全至关重要。文章提出一个基于YOLOv5算法的火灾识别系统，通过数据挖掘技术对火焰的颜色、亮度、形状等进行分析，构建高效的火灾检测模型。系统使用了PyTorch框架进行实现，对图片、视频以及实时场景都可以进行检测，在可视化界面当中利用识别框来标记出火灾的区域。通过实验结果可以看出，该系统可以识别出不同环境下火灾情况，平均置信度大于80%，可以有效地进行火灾的预防和控制。

关键词

火灾识别；YOLO 算法；特征提取；实时监测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.015

0 引言

随着城市化进程的加快，火灾发生的次数也越来越多，给人们的生命和财产安全造成了巨大的危害。传统的火灾探测方法，如手动探测和基于传感器的探测，存在响应时间长、

误报率高、易受外界因素的影响等缺陷，不能达到现代社会对于火灾早期精准探测的要求。在这一背景下，随着计算机视觉与人工智能技术的发展，基于视频分析的火灾检测方法展现出显著优势。该方法可依托现有海量监控摄像头，无需新增专用设备，即可实现非接触式、大范围的实时监测，有效识别火灾初期的火焰与烟雾特征，为早期预警争取宝贵时间。

在众多深度学习目标检测算法中，YOLO 系列因其在速度与精度之间的卓越平衡而备受青睐。Muhammad 等^[1]采用

1. 商丘工学院信息与电子工程学院 河南商丘 476000
[基金项目] 河南省商丘市科技攻关计划项目“基于深度学习的火灾视频图像实时监控与预警系统的设计研究”（No.6）

[3] 张俊宁, 毕泽洋, 闫英, 等. 基于注意力机制与改进 YOLO 的温室番茄快速识别 [J]. 农业机械学报, 2023, 54(5): 236-243.

[4] 唐宁秋. 基于高光谱图像技术的枸杞品种鉴别及熏染枸杞检测研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2022.

[5] 康彩, 张凯泽, 车进. 基于 YOLOv5 的枸杞红果在线识别 [J]. 宁夏农林科技, 2022, 63(6): 21-26.

[6] 李梓仪, 刘玉闯, 王和政, 等. 基于改进 YOLOv8 的枸杞鲜果成熟度检测 [J]. 林业机械与木工设备, 2024, 52(12): 81-88.

[7] 秦玮健, 康峰, 王亚雄, 等. 基于改进 YOLOv8 算法的枸杞果实目标检测 [J]. 机械工程与自动化, 2024(6): 24-26.

[8] WU D H, LÜ S C, JIANG M, et al. Using channel pruning-based YOLOv4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments [J]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 178: 105742.

[9] HUANG G S. A comparative study of underwater marine products detection based on YOLOv5 and underwater image

enhancement[J].International core journal of engineering, 2021, 7(5): 213-221.

[10] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]// Proceeding of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2020: 11534-11542.

[11] 周士金, 邢红杰. 基于知识蒸馏和高效通道注意力的异常检测 [J]. 计算机科学, 2023, 50(S2): 589-598.

[12] 李永上, 马荣贵, 张美月. 改进 YOLOv5s+DeepSORT 的监控视频车流量统计 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(5): 271-279.

【作者简介】

谢莉萍（1988—），女，陕西渭南人，硕士研究生，讲师，研究方向：机器学习。

陈帅（1989—），通信作者（email: 526724705@qq.com），男，宁夏银川人，硕士研究生，讲师，研究方向：机器学习。

（收稿日期：2025-09-09 修回日期：2026-04-14）

YOLOv3 进行实时火焰检测；Zhang 等^[2]为检测精度与速度间实现更优平衡，将 YOLOv4 中的主干网络 CSPDarknet53 替换为轻量级网络 MobileNetV1 以缩减模型体积，并在输出前的三个通道添加注意力机制，以增强森林火灾烟雾的有效提取能力。马庆禄等^[3]在 YOLOv4 的特征提取层的 CSP 结构中嵌入 DenseNet，增强了隧道火灾形成初期小目标火焰的检测精度。罗明明等^[4]针对森林火灾场景，改进了 YOLOv5 的主干网络中的 SPP 来提升小型火焰的检测效果，为了增强火焰特征的表达，提出一种基于 CBAM 注意力的模块，与原 YOLOv5 算法相比，mAP@50 提升了 2.12%。赵杰等^[5]提出一种基于特征增强及多层次融合的轻量级火灾火焰检测模型，增强了对小尺寸烟雾的检测能力。本文主要通过火灾区域的颜色、亮度及形状特征，建立多特征融合的火灾识别模型，构建基于 YOLOv5 算法的火灾检测系统，开发具有可视化界面的火灾检测平台，支持图片、视频和实时三种检测模式。

1 相关技术与理论基础

目标检测算法是火灾烟雾检测任务的基础理论依据。传统目标检测算法用滑动窗口加手工设计的特征提取器，计算量大、泛化性差。随着深度学习的发展，以 YOLO 系列为代表的单阶段检测算法依靠端到端的训练和高效推理速度，在实时检测上具有很大的优势。YOLOv5 属于该系列高效框架，它的网络结构是由 Backbone（主干网络）、Neck（颈部）和 Head（头部）三部分组成的，如图 1 所示。

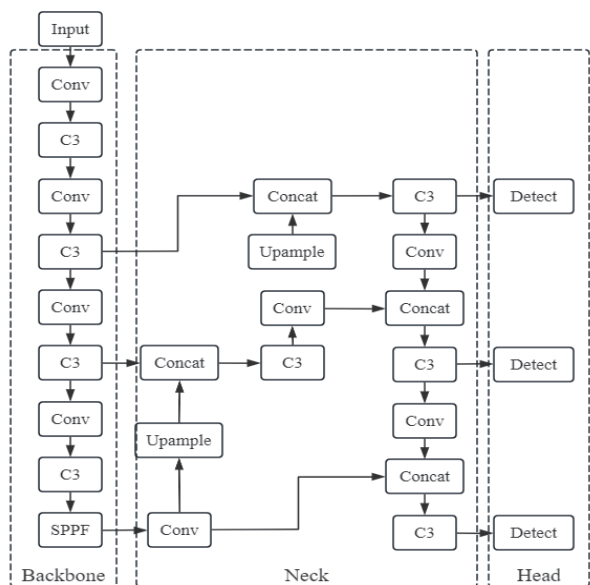


图 1 YOLOv5 网络模型图

Backbone 负责提取图像特征，Neck 用 FPN+PAN 结构将不同尺度的特征融合起来，Head 完成最后的分类与定位。但其标准架构对火灾烟雾这种形态多样、背景复杂的任务还存在优化空间。

本文设计的火灾检测系统采用模块化的理念，整体架构分为数据输入、预处理、特征提取、模型训练、检测输出五个部分。主系统架构以数据挖掘过程为依托，保证各个部分的配合工作。火灾分析的步骤如图 2 所示。

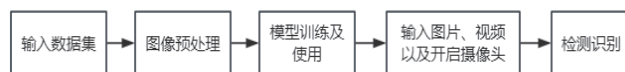


图 2 整体架构

2 数据采集与预处理

数据集创建是系统构建的关键环节的一部分，本数据集主要从 Kaggle 平台以及互联网上收集来的火灾烟雾图像和视频共 12 000 张左右，经过一系列的处理，灰度化、去噪、提取关键帧等操作，部分数据集如图 3 所示。

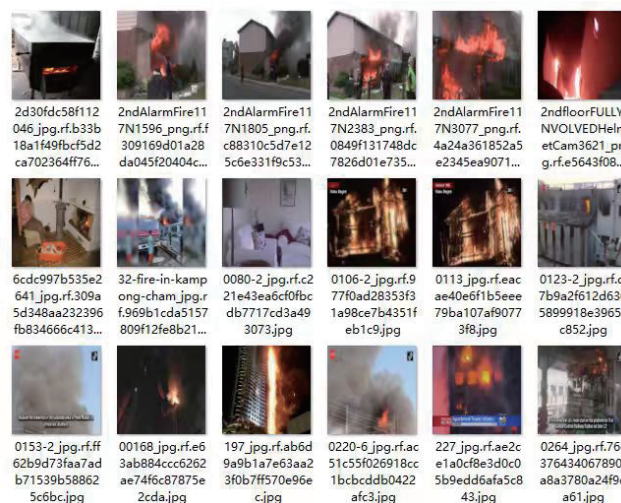


图 3 数据集中的部分图

2.1 均值滤波处理

均值滤波可以平滑图像，但是会造成图像细节的丢失。因此，在使用均值滤波之前要根据实际情况来平衡平滑的效果与保留细节的要求。本文使用均值滤波去除烟雾传感器采集到的信号中出现的突变噪声，并对传感器信号进行平滑处理，得到稳定的测量结果，用公式表示为：

$$g(x, y) = \frac{1}{m} \sum_{f \in s} f(x, y) \quad (1)$$

式中： $f(x, y)$ 是含噪原图像； $g(x, y)$ 是用均值滤波得到的图像； s 是以点 (i, j) 为中心的模板中像素的集合。

2.2 帧间差法提取运动区域

帧间差法是一种用于确定视频中运动区域的有效方法。它通过连续两帧图像的差别来判断视频中是否有运动，然后标明具体的运动区域。火灾早期对烟雾监测可以及时发出火灾报警信息并做好应急准备，为人们的生命财产安全保驾护航。在做烟雾检测的时候首先要提取待检测区域。利用烟雾运动、颜色等明显的特征来分割出视频中的疑似烟雾区域，从而避

免对整幅图像进行运算,减小运算量。运动方向提取,主要是用帧间差分等方式得到目标区域的运动信息。帧间差分算法的原理用公式表示为:

$$D(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } |I(t) - I(t-1)| > T \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $D(x, y)$ 表示连续两帧图像之间的差分图像; $I(t)$ 、 $I(t-1)$ 分别表示 t 和 $t-1$ 时刻的图像; T 表示差分图像二值化时选取的阈值。 $D(x, y)=1$ 表示前景; $D(x, y)=0$ 表示背景。

2.3 火灾特征分析

火灾特征分析是系统设计的核心部分,本文主要从颜色、亮度、形状三个方面来对特征进行分析。

根据火焰在不同颜色空间中的分布特性,可以做颜色特征分析。火焰像素一般都符合 $R > G > B$ 的分布规律, R 通道值比其他通道都要高。火焰像素集中在 YCbCr 颜色空间里的某一个色度范围里,有利于区分火焰与类似颜色的干扰物。

亮度特征分析依靠的是火焰区域高亮度的特点。火焰燃烧产生的高温使它比周围的环境亮得多,在低光环境下更加突出。通过对像素的亮度值以及对比度特征进行分析可以很好地区分出火焰区域。

形状特征分析研究的是火焰的动态变化特性。火焰在燃烧过程中会表现出不规则的形状变化,包括面积变化,边缘不规则等。从这些形状变化规律中可以得到改进火灾识别准确性的方法。

通过观测火灾的发生区域颜色、亮度、形状等情况来进行初步判断火灾,并为之后火灾的检测与识别做好铺垫工作。

3 模型训练

3.1 实验环境设置

实验所用的高性能计算平台具体的软、硬件环境配置如表 1 所示。

表 1 软、硬件环境配置情况表

硬件环境	处理器	Intel i7-10700K
	GPU	NVIDIA RTX3080
	内存	16 GB
软件环境	框架	PyTorch 1.10.0
	编程语言	Python 3.8

使用处理过的数据集进行 YOLOv5 的模型训练。数据集按照 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。训练集用来模型参数的学习,验证集用来调整超参数,测试集用来评价最终性能。这样可以使模型评价的客观性、可靠性得到保证。

3.2 模型训练与优化

YOLOv5 模型的训练过程是系统化的,它从数据预处理开始,输入图像首先要对图像进行缩放和归一化处理,保证图像大小一致、像素值在规定的范围内。为了提高模型的鲁

棒性,在训练的时候用到了 Mosaic 数据增强技术,也就是从一张图片中随机挑选出 4 个区域,然后对这些区域实施裁剪之后再合并起来形成一个新的图,从而产生各种不同样式的训练样本。

特征提取主要由主干网络 (Backbone) 来完成,其核心就是 CSP 结构以及 Focus 模块。Focus 模块利用切片操作把输入图像的空间信息转变成通道信息,把 $640 \times 640 \times 3$ 的图像变成 $320 \times 320 \times 12$ 的特征图,这样可以减少运算量又不失信息,CSP 结构使用分割特征图再分别处理的方式,最后融合来加强特征表达的能力。

特征融合阶段使用 FPN+PAN 结构,在上采样之后再行横向连接来达到融合不同大小目标的目的。检测头 (Head) 把分类分支和回归分支结合起来,得到目标的类别概率和边界框的位置。损失函数有分类损失 (交叉熵)、置信度损失和边界框回归损失 (CIoU 或者 EIoU) 等,CIoU 用宽高损失来提高定位精度。

模型在训练时会利用反向传播来更新参数,并使用动量优化策略。通过迁移学习的方法,将数据集中已经预先训练好的模型权重用于模型权重的微调。训练参数设置为:初始学习率为 0.01,批大小为 4,训练轮次为 100 轮。采用随机梯度下降优化器和余弦退火学习率调度策略。训练结果如图 4 所示。



图 4 训练结果图

4 系统实现

系统基于 PyTorch 的深度学习框架,用 Python 进行编程。主要实现细节有:

数据加载模块可以实现自动化数据的读取、预处理等,既能对大量的数据进行批量处理,也能对实时的数据流进行处理。特征提取模块把各种各样的特征分析方法包装起来,给调用者提供统一的接口调用。模型训练模块把 YOLOv5 的全部网络模型加入模型训练中,完成了整个网络的构建、损失计算和参数的更新。

使用 PyQt5 框架进行可视化界面的设计,给出直观的用

户交互方式。界面设计为模块化结构，可以对不同的检测模式进行快速切换。系统还具有保存、导出结果的功能，方便以后分析、应用。

4.1 图片检测

系统对于静态图片检测很出色，可以对各种场景的火灾作出正确的识别。当图片中有火灾的时候，系统可以准确地找到火灾的位置，并且会给出置信度的评分。系统在复杂的环境下也有很好的检测效果。系统在户外环境下检测的效果较好，有较好的环境适应性，如图 5 所示。



图 5 图片检测结果图

4.2 视频与实时检测

视频检测模式下可以对视频流进行实时处理，跟踪火灾的发展过程。当视频中有火灾的时候，系统就会把火灾的区域进行标记，并且在火焰移动的过程中，对检测框进行实时的调整。实时检测模式下系统用摄像头获取实时视频流，做连续分析。系统对实时检测有很好的表现，可以快速地对火灾进行响应，及时预警和处置提供技术支持。检测结果以可视化的形式呈现出来，使监控人员可以随时了解火情的情况。如图 6 所示。

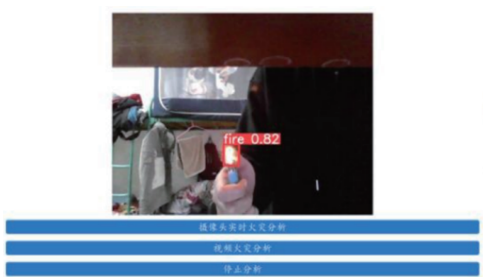


图 6 视频摄像头检测结果图

该系统对于检测出来的视频可以即时显示信息，并且具有较好的实时性，处理速度达到 25 帧 /s，满足实时监控需求。另外，系统也能够有效区分真实火灾和类似火源，减少误报率。

5 总结

本文设计并实现了一套基于 YOLOv5 的火灾视觉识别系统，利用构建的大规模火灾图像数据集，采用多特征融合的方法对火灾进行识别，在实验中研究了不同的火灾特征以及优化检测算法进行模型训练，最终得到完整的火灾检测系统，在准确率和实时性方面达到了实用的标准。

参考文献：

[1]MUHAMMAD K, AHMAD J, MEHMOOD I, et al. Convolutional neural networks based fire detection in surveillance videos[J]. IEEE access, 2018, 6: 18174-18183.

[2]ZHANG Y H, LIN Q, QIN C S, et al. Forest fire smoke detection method based on MoAm-YOLOv4 algorithm[J/OL]. Journal of computer and communications,2022[2026-03-26]. <https://www.scirp.org/journal/paperinformation?paperid=120916>.

[3] 马庆禄,唐小焱.嵌入 Dense Net 的 YOLOv4 多尺度隧道火灾检测算法 [J]. 计算机仿真 ,2023,40(4):120-127.

[4] 罗明明,黄建华,孙希延,等.基于深度学习的小目标森林火灾识别方法 [J]. 计算机仿真 ,2024,41(9):167-172.

[5] 赵杰,汪洪法,吴凯.基于特征增强及多层次融合的火灾火焰检测 [J]. 中国安全生产科学技术 ,2024, 20(1):93-99.

【作者简介】

孔妹睿（1991—），女，河南商丘人，硕士，讲师，研究方向：计算机技术。

张博（2001—），男，河南信阳人，硕士，助教，研究方向：大数据技术及工程。

（收稿日期：2026-01-09 修回日期：2026-04-02）