

基于无人机视觉的早期火情检测方法研究

余秋月 冯良炳 张宏 杜恬跃

武汉城市学院 430083

DOI: 10.12238/ems.v7i5.13191

[摘要] 本研究针对传统火灾监测手段(如地面传感器、卫星遥感)存在的响应延迟、覆盖不足等问题,提出了一种基于无人机视觉的早期火情检测方法。系统采用大疆 M300 RTK 无人机搭载双模态视觉系统(可见光+热成像),结合轻量化 YOLOv8 算法(GhostNet 主干网络优化)实现高效火焰与烟雾检测。实验结果表明,改进后的 GhostNet-YOLO 模型在自建数据集(UAV-Fire)上达到 87.4%的 F1-Score,误报率低至 3.1 次/小时,并在边缘计算设备(NVIDIA Jetson AGX Xavier)上实现 42FPS 的实时性能。系统通过 5G/OcuSync 3.0 混合通信与标准化协议接口,实现与消防设备的快速联动(端到端延迟<500ms),实际应用中火势控制时间缩短 40%。本研究为无人机在森林、城市等多场景下的火灾早期预警提供了高精度、低延迟的解决方案,未来可通过 AI 预测模型与物联网进一步优化智慧消防体系。

[关键词] 无人机视觉;早期火情;检测;方法

引言

火灾是威胁社会安全和生态平衡的重大灾害。传统监测手段(如地面传感器、卫星遥感)存在响应延迟、覆盖不足等问题,难以满足早期预警需求^[1]。无人机凭借机动灵活、视野广阔的优势,结合视觉算法,可快速识别早期火情,提升应急响应效率^[2]。然而,现有方法仍面临光照干扰、小目标检测精度低、误报率高等挑战。本研究提出一种轻量化算法框架,以提升复杂环境下的火灾预警能力。

一、无人机火情检测系统架构

(一) 系统整体设计

采用大疆 M300 RTK 无人机搭载双模态视觉系统(可见光+热成像),通过数据融合提升检测可靠性。机载边缘计算单元(NVIDIA Jetson Nano)实现本地处理,结合 4G/5G 与 OcuSync 3.0 通信链路,端到端延迟控制在 500ms 内。系统集成 RTK 定位、IMU 及气压计,确保数据地理标签精度,并通过云端+本地双存储保障数据完整性。

(二) 图像采集与预处理

采用 NLM 去噪与维滤波消除运动模糊,结合 DeblurGAN-v2 修复严重模糊图像;在 HSV/YUV 色彩空间中进行色彩校正与 CLAHE 直方图均衡化,增强火焰与烟雾特征;通过背景差分/光流法实现动态 ROI 提取,并基于无人机高度自适应调整检测区域。最终通过轻量化 YOLOv8 模型(7M 参数)实现 25ms/帧的实时检测性能^[3]。

二、火情检测算法设计

(一) 基于视觉的火焰与烟雾特征分析

1、颜色空间转换与静态特征提取

由于 RGB 空间对光照敏感,将图像转换至 HSV/YUV 空间:在 HSV 中,火焰呈现 0°-60° 色相(红黄色域)且具有高饱和度(S>0.3)和明度(V>0.5);烟雾在 YUV 空间则表现为低亮度和中灰色度。基于这些特征,采用阈值分割结合形态学处理(膨胀/腐蚀)提取目标区域,有效消除环境干扰,实现稳定检测。

2、动态特征建模与行为分析

本系统通过融合静态与动态特征分析实现高精度火情检测:在静态特征方面,采用 HSV/YUV 颜色空间转换技术,基于火焰的色相(0°-60°)、高饱和度(S>0.3)和明度(V>0.5)特性,结合形态学处理实现目标提取;在动态特征方面,利

用火焰 1-10Hz 的边界闪烁特性进行帧间差分 and 频域分析,同时通过光流法捕捉烟雾特有的向上扩散运动模式。这种多维度特征融合方法有效克服了复杂环境干扰,显著提升了无人机视觉火情检测的准确性和可靠性^[4]。

(二) 目标检测算法选择与优化

本系统基于 YOLOv8 架构进行轻量化改造,通过 GhostNet 主干网络和 ASFF 多尺度融合技术将模型参数量降低 40%,同时采用 Focal-ElIoU 损失函数提升对困难样本的检测能力。结合 TensorRT 量化优化后,模型体积压缩至 8MB 以内,在边缘计算平台实现 640×640 分辨率下 45FPS 的实时推理性能,完美适配无人机端侧设备的计算需求。该设计在保持检测精度的同时显著提升了运算效率,为野外巡检场景提供了可靠的轻量化解决方案^[5]。

(三) 误报抑制策略设计

1、多帧时序一致性校验

采用轻量化 LSTM 网络分析火焰/烟雾的动态特征(如面积增长率、扩散方向),结合滑动窗口统计,有效过滤飞鸟、车辆尾气等短暂干扰,显著降低误报率。

2、环境干扰过滤

硬件层面:偏振滤镜减少反光干扰;

算法层面:

亮度-色度分析 + 气象数据(湿度/风速)排除反射光与天气干扰;

改进 YOLOv8(新增 160×160 检测头)提升小目标检测能力;

多帧校验 + LSTM 时序分析实现三重过滤,确保 100 米高空下的实时性能。

三、实验与结果分析

(一) 实验环境与数据集构建

1、实验硬件与软件配置

无人机平台:大疆 Matrice 300 RTK,搭载 Zenmuse H20T 相机(可见光 20MP+热成像 640×512),机载计算单元为 NVIDIA Jetson AGX Xavier;

对比设备:地面服务器(Intel i7-12700K, RTX 3090)用于离线模型训练;

软件框架:PyTorch 1.12, TensorRT 8.4, OpenCV 4.5。

2、数据集构建与标注

自建无人机火情数据集 (UAV-Fire):

场景覆盖: 森林、草原、城市工业区、山地等 6 类场景;

样本规模: 总计 12, 800 张图像 (可见光 10, 240 张+热成像 2, 560 张), 包含早期火焰 (<1m²)、稀疏烟雾、干扰物 (红旗、云层、车辆尾气) 等标注;

采集参数: 飞行高度 50~200m, 分辨率 1920×1080, 帧率 30FPS。

3、数据增强与划分

训练集: UAV-Fire 中 9, 000 张 (70%), 通过随机旋转、亮度抖动、运动模糊模拟增强至 27, 000 张;

验证集: UAV-Fire 中 2, 400 张 (20%);

测试集: UAV-Fire 中 1, 400 张 (10%)+ FLAME 与 Corsican 各 500 张。

(二) 评价指标与实验设计

1、检测性能指标

精度指标:

准确率 (Precision) = TP / (TP + FP)

召回率 (Recall) = TP / (TP + FN)

| 算法/模型 | 准确率 (%) | 召回率 (%) | F1-Score | 误报率 (次/小时) |
|------------------|---------|---------|----------|------------|
| 传统方法 (GMM+HSV) | 68.2 | 72.5 | 70.3 | 15.6 |
| YOLOv8s | 86.7 | 84.1 | 85.4 | 4.8 |
| MobileNetV3-YOLO | 82.4 | 80.9 | 81.6 | 5.2 |
| GhostNet-YOLO | 88.5 | 86.3 | 87.4 | 3.1 |

改进后的 GhostNet-YOLO 在准确率与误报率上均优于基准模型, 尤其在动态场景下 (如飞行抖动、小目标) 表现更稳定; 传统方法在 FLAME 静态数据集上误报率降至 8.2 次/小时, 但在 UAV-Fire 动态测试中升至 15.6 次/小时, 凸显动态场景的挑战性。

2、实时性与资源占用

GhostNet-YOLO 在精度与速度间取得平衡, 满足无人机端侧实时处理需求 (≥30FPS); 在边缘计算设备 (Jetson AGX Xavier) 上的测试表明, GhostNet-YOLO 模型实现了 42FPS 的实时检测性能, 端到端延迟为 23.8ms, GPU 显存占用 2.1GB, 在检测速度与资源消耗之间取得了良好平衡。通过 TensorRT 量化与层融合, 模型显存占用降低 25%, 推理速度提升 10%。

3、动态场景优化效果验证

小目标检测提升: 在飞行高度 150m 时, 改进模型对 5×5 像素火点的召回率从 68.7% (YOLOv8s) 提升至 82.4%;

| 干扰类型 | 传统方法误报数 | GhostNet-YOLO 误报数 |
|-------|---------|-------------------|
| 云层/雾霭 | 127 | 41 |
| 玻璃反光 | 89 | 19 |
| 车辆尾气 | 67 | 12 |

多帧时序分析贡献: 引入 LSTM 后, 持续 3 秒以上的真实火情检出率提升 13.5%, 瞬时干扰误报减少 62%。

4、公开数据集泛化性测试

在公开数据集 (FLAME 和 Corsican) 上的测试表明, GhostNet-YOLO 模型分别取得 90.1% 和 85.4% 的 F1-Score, 相比基准 YOLOv8s 模型 (89.2%/83.7%) 展现出更强的泛化能力, 但在 Corsican 数据集中因火焰目标普遍较大, 其小目标检测优势未能充分体现。

关键实验结果总结

1. 精度-速度平衡: GhostNet-YOLO 在 UAV-Fire 测试集

F1-Score = $2 \times \text{Precision} \times \text{Recall} / (\text{Precision} + \text{Recall})$

误报率: FP / (TP + FP + TN), 统计每小时误报次数;
实时性: 帧率 (FPS) 与端到端延迟 (图像输入到结果输出的时间);

资源占用: GPU 显存 (GB)、CPU 利用率 (%)。

2、对比实验设计

算法对比组:

1. 传统方法: 背景差分 (GMM) + HSV 颜色分割;

2. 基准模型: YOLOv8s (未改进);

3. 改进模型: GhostNet-YOLOv8 (本文方法);

4. 轻量化对比: MobileNetV3-YOLOv8。

场景对比组:

静态场景 (FLAME 数据集);

动态场景 (UAV-Fire 测试集)。

(三) 实验结果与分析

1、测精度对比

上达到 87.4% F1-Score 与 42FPS, 较基准模型提升 1.9% 精度且延迟可控;

2. 误报抑制有效性: 多传感器融合与时序分析使误报率降低至 3.1 次/小时, 满足实际部署需求;

3. 硬件适配性: Jetson AGX Xavier 上显存占用 2.1GB, 可支持多任务并行 (如避障、定位)。

结语

无人机智能火灾监测系统通过多模态传感器融合、自适应场景算法及跨系统联动机制, 技术突破体现在三方面: 一是热成像与多光谱协同分析克服了传统方法在树冠遮挡下的局限性; 二是 5G 专网与偏振滤光技术解决了城市场景的电磁干扰与误报难题; 三是标准化协议接口实现了消防资源的快速调度优化。该系统有望成为智慧城市与生态保护体系中火灾防控的核心基础设施, 为公共安全提供更主动的保障。

[参考文献]

[1] 鄢占财. 基于无人机视觉的林草火情检测研究[D]. 东北林业大学, 2023.

[2] 陈鑫, 王文通, 姜龙, 等. 智能无人机应用灭火救援的探讨[C]//2022 年度灭火与应急救援技术学术研讨会论文集. 山东省东营市胜利油田分公司应急救援中心, 2022: 65-68.

[3] 栗俊杰. 智能消防无人机火场火情信息监测方法研究[D]. 河南科技大学, 2022.

[4] 夏鑫. 多无人机协同草原火情监测的研究[D]. 内蒙古工业大学, 2021.

[5] 雒朝辉. 基于无人机的森林火情监测与路径规划研究[D]. 西安理工大学, 2021.

项目号: 大学生创新创业院级一般项目

作者简介: 余秋月, 1991.8, 女, 湖北, 汉, 硕士, 实验师, 武汉城市学院, 研究方向: 机器视觉、无人机、机器人。