CN 51-1346/O4 ISSN 1003-501X (印刷版) ISSN 2094-4019 (网络版)



### 基于跨尺度融合的图像型航空火灾探测器

张沛,任恒英,田佳麒,陈童,闫伟伟,张为

#### 引用本文:

张沛,任恒英,田佳麒,等.基于跨尺度融合的图像型航空火灾探测器[J]. 光电工程,2025, **52**(1): 240253. Zhang P, Ren H Y, Tian J Q, et al. Image-based aerial fire detector based on cross-scale fusion[J]. *Opto-Electron Eng*, 2025, **52**(1): 240253.

https://doi.org/10.12086/oee.2025.240253

收稿日期: 2024-10-27; 修改日期: 2024-12-23; 录用日期: 2024-12-23

# 相关论文

轻量型Swin Transformer与多尺度特征融合相结合的人脸表情识别方法 李艳秋,李胜赵,孙光灵,颜普 光电工程 2025, **52**(1): 240234 doi: 10.12086/oee.2025.240234

#### 基于双频域特征聚合的低照度图像增强

徐胜军,杨华,李明海,刘光辉,孟月波,韩九强 **光电工程** 2023, **50**(12): 230225 doi: 10.12086/oee.2023.230225

跨尺度注意力融合的单幅图像去雨 叶宇超,陈莹 光电工程 2023, **50**(10): 230191 doi: 10.12086/oee.2023.230191

更多相关论文见光电期刊集群网站



http://cn.oejournal.org/oee





Website





DOI: 10.12086/oee.2025.240253

CSTR: 32245.14.0ee.2025.240253

# 基于跨尺度融合的图像型 航空火灾探测器

张  $\hbar^{1,3}$ , 任恒英<sup>1\*</sup>, 田佳麒<sup>2</sup>, 陈  $\hat{\pi}^2$ , 闫伟伟<sup>1</sup>, 张  $\lambda^2$ 

<sup>1</sup>中国航空工业集团公司第一飞机设计研究院机电系统 设计研究所,陕西西安710089; <sup>2</sup>天津大学微电子学院,天津300072; <sup>3</sup>中国科学技术大学火灾科学国家重点实验室,安徽合肥 230027



摘要:针对飞行过程中,在高空气压较低,飞机货舱若发生火灾,烟雾颗粒半空悬浮,传统烟雾探测器难以检测,且 在其它环境亦存在误漏报率较高,难以可视化等问题,设计了一款图像型火灾探测器,采用改进 YOLOv5s 算法实现 烟火目标检测。首先将骨干网络替换为 GhostNet 轻量级骨干网络,便于硬件部署;在骨干网络与融合网络的连接处 嵌入了协同注意力模块,强化对有效特征的提取。接着,针对火灾目标的发展变化特性,对特征融合网络中的 C3 结 构进行改进,搭建了 VOV-GSCSP 模块,同时在融合网络和检测头之间嵌入 Slim-ASFF 模块,共同加强不同尺度特 征融合的同时,实现了整体网络的进一步轻量化。最后,将回归损失替换为 Focal EIOU,解决了惩罚项失效问题, 并且提高了对正样本的预测能力。图像型航空火灾探测器以国产 AI 芯片 RK3588 为核心,连接 CMOS 图像传感器进 行数据采集,通过网络实现与机载显示系统的信息交互。测试结果表明:在模拟飞机货舱顶部四角布置设备,可实 现 10 s 内火焰报警,20 s 内烟雾报警,为确保航空器安全提供了一种可行的解决方案。

关键词: RK3588; 火灾检测; 改进 YOLOv5s; 轻量化 中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

张沛,任恒英,田佳麒,等.基于跨尺度融合的图像型航空火灾探测器 [J]. 光电工程,2025, **52**(1): 240253 Zhang P, Ren H Y, Tian J Q, et al. Image-based aerial fire detector based on cross-scale fusion[J]. *Opto-Electron Eng*, 2025, **52**(1): 240253

# Image-based aerial fire detector based on cross-scale fusion

Zhang Pei<sup>1,3</sup>, Ren Hengying<sup>1\*</sup>, Tian Jiaqi<sup>2</sup>, Chen Tong<sup>2</sup>, Yan Weiwei<sup>1</sup>, Zhang Wei<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Electromechanical System Research Department, AVIC the First Aircraft Institute, Xi'an, Shaanxi 710089, China;

<sup>2</sup> School of Microelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

<sup>3</sup> State Key Laboratory of Fire Science, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230027, China

Abstract: Due to the low high air pressure during the flight, if a fire occurs in the cargo hold of the aircraft, the smoke particles are suspended in mid-air. The traditional smoke detector is difficult to detect, and there is also a high false alarm rate and difficult visualization in other environments, an image-based fire detector was designed,

收稿日期: 2024-10-27; 修回日期: 2024-12-23; 录用日期: 2024-12-23 基金项目: 国家重大科技计划项目 (J2019-VIII-0010-0171)

<sup>\*</sup>通信作者:任恒英, renhengying1976@163.com。

版权所有©2025 中国科学院光电技术研究所

and the improved YOLOv5s algorithm was used to realize the pyrotechnic target detection. First, the backbone network is replaced with a lightweight GhostNet backbone network to facilitate hardware deployment. A collaborative attention module is embedded in the connection between the backbone and the converged network to strengthen the extraction of effective features. Then, according to the development and change characteristics of fire targets, the C3 structure in the feature fusion network was improved, the VoV-GSCSP module was built, and the Slim-ASFF module was embedded between the fusion network and the detection head, so as to jointly strengthen the feature fusion of different scales and realize the further lightweight of the overall network. Finally, the regression loss is replaced by focal EIOU, which solves the problem of penalty term failure and improves the prediction ability of positive samples. The image-based aviation fire detector takes the domestic AI chip RK3588 as the core, connects to the CMOS image sensor for data collection, and realizes information interaction with the airborne display system through the network. The test results show that the equipment can be arranged at the top four corners of the cargo compartment of the simulated aircraft, which can realize the flame alarm within 10 seconds and the smoke alarm within 20 seconds, which provides a feasible solution for ensuring the safety of the aircraft.

Keywords: RK3588; fire-and-smoke detection; improvement of YOLOv5s; lightweight

# 1 引 言

民用飞机的货舱火警检测大多使用传统的感烟火 灾探测器,通过检测烟雾的存在判断火情。其中,光 电式烟雾探测器是货舱中常见的设备,它利用漂浮在 空气中的烟雾颗粒判断光的散射强度变化状态,从而 发出警报。然而,在实际运行环境中,空气中的悬浮 颗粒物容易触发警报<sup>[1]</sup>。但是,高空飞行时货舱处于 低气压状态,烟雾往往悬浮在空中,难以升腾到货舱 顶部,导致探测器反应迟钝或无法检测,出现漏报事 故。目前飞机使用的烟雾探测器误报率较高<sup>[24]</sup>,货舱 中的虚假火警和漏报严重影响航空安全运营。

近年来,为提高飞机货舱火灾探测的准确度,相 关研究层出不穷。例如,研究火灾发生时烟气、烟雾 和温度等参数的变化<sup>[5]</sup>,并采用诸如 CO 传感器、温 度传感器和烟雾传感器等多功能的探测传感器装置<sup>[6]</sup>, 通过综合多种传感器的信息来提高探测准确率。此外, 使用双波长光电烟雾传感器,可以根据不同波长信号 的差异排除部分大颗粒的干扰<sup>[7]</sup>。尽管这些传感器在 准确率方面有了显著提升,但仍存在误漏报现象,机 组人员无法实时查看现场状况。由于民用飞机货舱多 为 C 类货舱<sup>[8]</sup>,一旦出现火警信号,机组人员难以接 近目标区域,缺乏直观的图像信息,无法判断是否为 误报警。

随着计算机视觉技术的发展,图像型火灾检测技 术逐步进入人们的视野。该技术因检测效果好、报警 信息丰富而被广泛应用。其中深度学习算法相较于早 期火灾检测技术可以实现自动提取目标特征,避免了 繁琐的参数设置,逐渐成为火灾检测领域中的主流技 术。如张小雪等人<sup>[9]</sup>提出了一种基于级联稀疏查询机 制的轻量化火灾检测网络 LFNet,在实现较高检测精 度时参数量也较低。然而,一般的深度学习检测模型 往往因为模型复杂而无法搭载于飞机航电系统。基于 此,本文使用 CMOS 传感器采集货舱图像数据,借 助加载改进 YOLOv5s 烟火检测算法的自研边缘计算 单元对图像数据进行处理,并通过网络将检测结果以 弹图形式输出至机载显示系统。在不占用飞机自身算 力资源的前提下,优化烟火探测的精度和速度,并实 现货舱的可视化监控。

# 2 探测器整体设计

#### 2.1 工作流程

探测器系统硬件部分由 CMOS 图像传感器、LED 红外补光板、RK3588 边缘计算单元、DC-DC 电源板 以及壳体组件构成。软件部分包括针对飞机货舱场景 改进的火灾检测算法和机载可视化界面程序。

探测器系统的工作流程如下:基于 RK3588 芯片 的边缘计算单元在为 CMOS 图像传感器供电的同时, 接收传感器采集的飞机货舱图像数据,并将数据输入 到已训练的神经网络模型中进行烟火目标识别。随后, 系统在本地搭建 RTSP 服务器,将实时监控画面及处 理结果通过以太网推流至机载显示系统。具体流程如 图 1 所示。



图 1 探测器系统工作流程 Fig. 1 Detector system workflow

#### 2.2 硬件设计

图像型航空火灾探测器的硬件整体结构如图 2 所示。其核心功能电路包括基于国产 CMOS 图像传感器设计的图像采集模块和基于国产嵌入式 AI 芯片 RK3588 设计的边缘计算单元,二者通过 MIPI-CSI 协议实现数据传输。设备整体通过局域网协议与机载显示系统进行交互。此外,系统采用 LED 红外补光板,在暗环境下进行补光,以保证成像效果; DC-DC 电源板将机载 28 V 电压转换为各组成部分所需电压;

壳体组件则负责散热、防护及固定功能。

#### 2.2.1 CMOS 图像传感器

CMOS 图像传感器芯片是一种典型的固态成像传 感器,通常由光敏单元阵列、行驱动器、数据总线输 出接口和控制接口等部分组成。当外界光线照射像素 阵列时,会发生光电效应,使像素单元内产生相应的 电荷,最终转换为数字图像信号输出。

针对飞机货舱在高空飞行时高低温差明显的特点, 本设计选用车规级 SC2332AT 芯片作为图像采集模块 的核心器件。该芯片能够在-40 ℃ 至 105 ℃ 的宽温 度范围内稳定工作,较好地满足实际应用需求。

#### 2.2.2 RK3588 边缘计算单元

在探测器整体设计中,边缘计算单元作为核心处 理模块,需要具有强大的算力资源与数据处理能力, 可以流畅执行复杂的图像处理任务,同时应具有丰富 的接口资源,可以高速地完成数据的接收及传输等任 务。因此选择 SoC 芯片 RK3588 作为边缘计算单元的 核心芯片。该芯片采用 ARM 架构,采用先进的 8 nm 制程工艺,集成了高性能 CPU、GPU 和 NPU 单元, 支持常见的数据输入输出接口及多种主流神经网络。

将火灾检测算法部署在处理板上,以实现图像型 航空火灾探测器的核心功能,主要包括环境配置与模 型迁移。通过 SDK 提供的 RKNN-Toolkit 工具套件, 将火灾检测算法的 PT 训练权重转换为 RKNN 训练权 重,实现目标设备上的图像推理分析功能。鉴于探测器 需对视频流进行实时取流推理,需生成可执行文件, 以确保 RK3588 能够运行实时检测任务。具体流程如 图 3 所示。





Fig. 2 Overall structure of the image-based aviation fire detector hardware

#### 2.3 探测器系统可视化

本文使用 RK3588 边缘计算单元,通过以太网连接服务器并形成局域网,网络拓扑如图 4 所示。

探测器对采集到的图像数据进行处理后得到检测 结果,当不存在检测目标时,探测器会将现场画面实 时传输至上位机;当检测到烟火目标时,探测器在实 时传输功能的基础上增加弹图及文字提示。对于检测 到的火焰目标会用红色框选和加强显示,烟雾目标则 用蓝色框选并加强显示,具体效果如图 5 所示。

## 3 基于深度学习的目标检测算法

#### 3.1 网络模型

本文通过将目标检测网络部署到嵌入式板卡上来



图 3 模型转换过程





进行火灾检测,但普通的目标检测网络存在参数量和 计算量大、准确度较低、难以部署等问题,因此本文 针对嵌入式环境提出了一种创新的轻量化目标检测算 法,使其达到准确性与实时性的平衡,能够更好的进 行实时火灾检测。

本文网络以 YOLOv5s 为基础搭建,其结构如 图 6 所示。相比于 YOLO 系列算法和 SSDLite、 EfficientDet、RT-DETR-Res18 等经典目标检测算法, YOLOv5 有着较快的速度和较高的精度,其 s 模型 能够在较高检测速度下保持一定的精度,且提供 了 PyTorch 版本和 ONNX 版本,更适用于硬件算力 有限和对总功耗有限制的嵌入式环境,且适于进一步 改进。



图 5 可视化界面。(a) 多传感器并行显示; (b) 火焰弹图 报警及文字提示; (c) 烟雾弹图报警及文字提示 Fig. 5 Visual interface. (a) Multi-sensor parallel display; (b) Flame bomb diagram alarm and text prompt; (c) Smoke grenade map alarm

and text prompt

本文在 YOLOv5s 的基础上,采用轻量级的 GhostNet<sup>[10]</sup>作为基础主干网络,并在主干网络的各个 阶段后嵌入协同注意力模块,以增强网络对有效信息 的捕捉能力,从而提高网络的检测精度。搭建了新的 特征融合网络作为 YOLOv5s 中的颈部网络,同时搭 建并嵌入了轻量级的自适应空间特征融合模块,以自 适应学习特征图的空间融合权重,缓解尺度不一致问 题。此外,采用更为有效的 Focal EloU loss<sup>[11-12]</sup>作为 回归损失函数,以更精确地指导边界框回归过程,更 适用于形状多变的火焰和烟雾目标。

#### 3.2 GhostNet 主干网络

在主流卷积神经网络中,多层计算产生的中间特征映射往往包含大量相似信息,这些冗余特征不仅占用了计算资源,还消耗存储空间。为解决这一问题,本文选用轻量高效的 GhostNet 作为基础主干网络, 其具体结构如图 7 所示。

Ghost 模块的具体实现步骤如下:首先进行一次 普通的卷积,然后进行批归一化和非线性激活。在此 基础上,对部分通道的特征图使用深度可分离卷积, 目的是对每个通道独立进行线性变换以提取更精细的





240253-5

局部特征。将特征图进行最终的拼接操作,得到作为 后面输入的特征图。

#### 3.3 协同注意力模块

为了突出对于火灾检测任务有效的特征信息,本 文在轻量级主干网络中嵌入了协同注意力模块<sup>[13]</sup>,将 空间注意力和通道注意力相结合,以增强主干网络的 特征提取能力。

协同注意力模块的实现方式如图 8 所示,其实现 过程主要分为两个部分:信息聚合和权重生成。为了 捕获远程空间信息,该模块将分解全局平均池化的操 作,对于尺寸为*C*×*H*×W的输入特征图分别按照 *X* 方向和 *Y*方向进行池化,分别生成尺寸为*C*×*H*×1和 *C*×1×W的特征图。然后将两个特征图进行拼接聚合, 使用共享的1×1卷积进行变换处理。接下来将中间特 征沿着空间维度分解为 2 个独立的特征向量,分别利





用1×1卷积进行操作,并采用激活函数对上述特征进 行激活,恢复原通道数,得到两个包含协同信息的注 意力权重。最终经过协同注意力模块的输出特征可表 示为

$$Y_c(i,j) = X_c(i,j) \times Gh_c(j) \times Gw_c(i), \qquad (1)$$

式中:  $Y_c(i, j)$ 表示第 c 条通道(i, j)位置处强化后的输出特征值;  $X_c(i, j)$ 表示第 c 条通道(i, j)位置处的原始特征值;  $Gh_c(j)$ 和 $Gw_c(i)$ 分别表示第 c 条通道的纵向和横向注意力权重。

综合考虑网络性能与计算量,本文在主干网络各 阶段的输出后嵌入了协同注意力模块。该模块通过融 合通道信息与位置信息,筛选重要特征并强化有效特 征的表达,从而增强网络的特征提取能力。

#### 3.4 轻量级特征融合网络

YOLOv5的特征融合网络采用 FPN-PAN 结构, 通过自上而下的特征融合、横向连接以及自底向上的 特征融合提高多尺度目标的检测效果。由于火焰和烟 雾目标具有尺度变化大的特点,现有的检测方法难以 融合深层特征,尤其是多通道特征图,因此本文引 入GSConv<sup>[14]</sup>模块,对特征融合网络结构重新设计。

GSConv 模块如图 9 所示,其工作流程如下:首先 对输入进行一个普通卷积的下采样;然后进行深度卷 积,并将两个卷积的结果拼接在一起;最后进行通道混 洗操作,使普通卷积和深度卷积的信息混合在一起。

为了提高模型效率,本文首先根据 GSConv 和深 度卷积搭建了如图 10(a) 所示的 GS bottleneck,该模 块将残差连接,在经过深度卷积后再与主分支进行拼 接操作。以 GS bottleneck 为基础,进一步搭建了如 图 10(b) 所示的 VoV-GSCSP 模块,将 GS bottleneck 嵌入并进行后续卷积的操作,可以增强模型对多通道 特征图的感知能力,既做到了模型的进一步轻量化, 又提升了模型的性能。







基于 GSConv 和 跨级 部 分 网 络 结 构 的 VoV-GSCSP 模块,通过将前层特征图与后层特征图拼接,再进行卷积处理,避免了信息丢失和梯度消失的问题。本文使用 VoV-GSCSP 模块替代特征融合网络中的 C3 模块,依次连接不同尺度的特征图,通过这种方式来增加模型的多样性。由于 VoV-GSCSP 模块大大 降低了主卷积的计算复杂度,显著减少了乘法和加法运算,间接减少了对内存的访问,使得推理时间变短,能够更好地部署在嵌入式硬件上,因此最终选择 VoV-GSCSP 模块替换 C3 模块。

#### 3.5 自适应空间特征融合

在特征金字塔中,深层特征适用于识别大目标, 浅层特征则更适用于小目标。然而,当目标尺度可由 多个特征层表示时,不同层级的特征图之间可能不一 致,导致检测头无法充分利用各层特征。对于火焰和 烟雾检测,目标尺度变化较大,需依赖不同特征层完 成不同尺度目标的识别。但原网络中未充分利用不同 尺度特征层的关联性,导致检测效果较差。

为解决这一问题,本文在颈部网络与检测头之间 引入自适应空间特征融合 (adaptively spatial feature fusion, ASFF)<sup>[15]</sup>模块,通过动态学习不同尺度特征图 的融合权重,提升模型在烟火目标检测任务中的准确 性。此外,本文结合 GSConv 对 ASFF 模块进行重新 设计,提出 Slim-ASFF,在保证特征融合效果的同时, 降低了模块的计算复杂度。

如图 11 所示, Level 1、Level 2 和 Level 3 代表 经过主干网络和特征融合网络提取到的三层特征图。 以 Level 2 为例,将 Level 1 和 Level 3 输出的特征图 通过最近邻插值法上采样和最大池化调整至相同维度 大小。之后,将调整后的三个特征图传入 GSConv 得 到表示不同层级特征图重要性的权重参数 $\alpha$ 、 $\beta$ 和 $\gamma$ , 通过归一化函数使得 $\alpha$ + $\beta$ + $\gamma$ =1。最后进行特征融合, 将 $X_1$ 、 $X_2$ 和 $X_3$ 分别乘以 $\alpha'$ 、 $\beta'$ 、 $\gamma'$ 并求和得到特征Y', 计算过程下:

$$Y_{ij}^{l} = \alpha_{ij}^{l} X_{ij}^{1-l} + \beta_{ij}^{l} X_{ij}^{2-l} + \gamma_{ij}^{l} X_{ij}^{3-l} , \qquad (2)$$

式中: $l \in \{1,2,3\}$ 分别对应三层特征图; $Y_{ij}^{l}$ 表示经过 特征融合后的第l层输出特征图; $X_{ij}^{k-l}$ 表示第k层特 征图调整为第1层后的特征图; $\alpha_{ij}^{l}$ , $\beta_{ij}^{l}$ , $\gamma_{ij}^{l}$ 分别表示 不同层级特征图的重要性权重,这些权重系数可以在 训练中通过反向传播自适应地进行调整。将每层特征 与相应的权重系数相乘并累加,使获取的特征具备层 次性特征,进而优化模型的检测性能。



图 11 ASFF 结构示意图 Fig. 11 Diagram of ASFF structure

#### 3.6 损失函数

原始的 YOLOv5s 采用 CloU loss 作为回归损失 函数,但研究表明,CloU loss 中引入的长宽比可能 存在问题,且回归样本中尺度差异较大的样本可能对 损失函数造成不良影响。为解决这一问题,本文引 入 EloU loss 作为回归损失函数,并结合 Focal loss 以 增强模型对难以预测样本的关注,提高正样本的召回 率,从而提升模型的回归性能。

EloU loss 在 CloU loss 的基础上,进一步细化了 目标框与锚框尺寸差异的处理。该损失函数将纵横比 的影响拆分为宽度和高度的独立计算。它由三个核心 部分组成:重叠区域损失、中心点距离损失以及宽度高 度差损失。前两部分延续了 CloU loss 的思路,而宽高 差损失则通过调整预测框的宽度和高度,使其尽可能 接近目标框的真实宽度和高度,进而加快收敛速度:

$$L_{\text{EIOU}} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{C^2} + \frac{\rho^2(w, w^{\text{gt}})}{C^2} + \frac{\rho^2(h, h^{\text{gt}})}{C_*^2}, \quad (3)$$

式中: *IoU* 是预测框与真实框之间的交并比; ρ(b,b<sup>st</sup>) 是预测框和真实框之间的中心点距离; ρ(w,w<sup>st</sup>) 是预 测框的宽度和真实框宽度之间的差异; ρ(h,h<sup>st</sup>) 是预测 框的高度和真实框高度之间的差异; C 是覆盖两个边 界框的最小外接框的对角线长度; C<sub>w</sub>和C<sub>h</sub>分别是覆 盖两个边界框的最小外接框的宽度和高度。鉴于数据 集多类别的特点,为平衡类别的样本数量,使模型更 加关注少量正样本,提高边界框的预测精度,并引入 了 Focal loss 的调制因子来提升模型性能。最终损失 函数公式如下所示:

$$L_{\rm Focal-EIoU} = IoU^{\gamma'}L_{\rm EIoU} , \qquad (4)$$

式中: y'是 Focal loss 的曲线调制因子,这里为 0.5。

#### 3.7 实验结果

#### 3.7.1 数据集

本文建立了一个包含 13573 张图像的火灾数据集。 该数据集包含飞机货舱在地面正常气压和高空低气压 下正常光照、强光照、弱光照以及红光背景下的火灾 场景。将数据集的 20% 作为测试数据集,将数据集 的 80% 作为训练数据集。训练过程中采用随机裁剪 等数据增强方式,通过这种方式增强模型对多尺度目 标的检测能力。

#### 3.7.2 消融实验

为了验证各项优化改进措施的有效性以及其对整

体网络的贡献,本文在自建数据集上对网络各个模块进行了消融实验。消融实验对象包括轻量化主干网络、协同注意力模块、轻量化特征融合网络、Slim-ASFF以及 Focal EloU loss 损失函数。将 YOLOv5s 模型作为本文算法的基础网络,以平均精度、参数量和计算量作为评价指标,消融实验结果如表1所示,输入图像的分辨率设置为 640×640。

本文首先将主干网络设置为轻量级的 GhostNet, 可以看出算法复杂度大幅度降低,参数量为 5.0 M, 浮点计算量为 10.6 G,更低的模型复杂度在硬件部署 时具有更大的优势。添加协同注意力模块后,在几乎 没有引入计算负担的同时, AP<sub>50</sub> 从 86.8% 提升到 87.4%, AP 从 45.0% 提升到 45.7%,验证了该注意力 模块对于火灾检测任务的有效性。

在颈部网络中引入 GSConv,构建了轻量化的 VoV-GSCSP 模块,替换原本的 C3 模块后,参数量 和计算量进一步降低。此外,VoV-GSCSP 模块增强 了网络的非线性能力,因此在降低模型复杂度的同时 提高了火灾检测的准确性。检测精度 AP<sub>50</sub> 从 87.4% 提升到 88.5%, AP 从 45.7% 提升到 46.9%。

进一步添加轻量级的 Slim-ASFF 模块后,检测精 度有了较大提升。具体来说, AP<sub>50</sub> 从 88.5% 上升到 90.1%, AP 从 46.9% 上升到 48.6%,提升幅度较大。 最后,将损失函数设置为 Focal EloU Loss,不仅没有 给网络带来额外的计算负担,还进一步提高了网络的 检 测 效 果 。AP<sub>50</sub> 从 90.1% 上 升 到 91.4%, AP 从 48.6% 上升到 50.1%。

#### 3.7.3 对比实验

为了进一步验证本文算法的实效性,与常用于火 灾检测任务的轻量级目标检测网络在相同实验环境中 进行了对比实验,包括 YOLO 系列轻量级算法、 SSDLite、EfficientDet 和 RT-DETR-Res18,实验结果 如表 2 所示。

表 1 火灾检测网络消融实现结果

Table 1	Implementation results of the fire detection network ablation
---------	---

Model	GhostNet	Coordinated attention	Lightweight feature fusion network	Slim-ASFF	Loss function	AP <sub>50</sub> /%	AP/%	Params/M	FLOPs/G
YOLOv5s						89.4	47.9	7.1	16.5
The model of this article	$\checkmark$					86.8	45.0	5.0	10.6
	$\checkmark$	$\checkmark$				87.4	45.7	5.0	10.7
	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$			88.5	46.9	4.2	8.5
	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		90.1	48.6	4.4	8.9
	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	91.4	50.1	4.4	8.9

Model	AP <sub>50</sub> /%	AP/%	Params/M	FLOPs/G			
YOLOv6s <sup>[16]</sup>	90.2	49.1	18.5	45.3			
YOLOv7-tiny <sup>[17]</sup>	89.2	48.8	6.0	13.2			
YOLOv8s	90.7	49.5	11.2	28.6			
SSDLite <sup>[18]</sup>	85.8	44.6	4.3	9.6			
EfficientDet-D1 <sup>[19]</sup>	87.6	46.1	6.6	6.2			
YOLOv9-T <sup>[20]</sup>	89.6	49.0	2.7	11.0			
YOLOv10-N <sup>[21]</sup>	88.4	47.6	2.3	6.4			
RT-DETR-Res18 <sup>[22]</sup>	89.6	49.2	20.0	60.5			
The model of this article	91.4	50.1	4.4	8.9			

表2	轻量级目	标检测网	1.终对比	实验结果
1 4	TI # // H	1112 011		ホルルハ

根据实验结果显示,改进后的网络在 APso 指标 达到了 91.4%, AP 为 50.1%, 表现出较高的检测精 度。与其他轻量级目标检测算法相比,本文算法不仅 在性能上有所突出,而且参数量和浮点计算量较小。

# 4 探测器性能测试与分析

为验证图像型航空火灾探测器系统的实际性能, 本文的所有实验均在某飞机货舱防火试验平台中进行。 该装置能够真实还原飞机货舱内发生的不同类型火灾 场景,通过实时采集温度、压力、灭火剂浓度、气体 组分浓度、烟密度、热释放速率等特征参数,定量评 价火灾的危险性和配备的防灭火产品的性能,其装置 环境如图 12(a) 所示。本文将探测器固定在货舱模拟 舱顶部的四角处,在封闭模拟舱内通过管道外部增减 压来模拟飞机在飞行高度下的低压环境和飞机在地面 的常压环境,搭建了绿色棚顶以模拟飞机飞行时货舱 的载物情况,如图 12(b) 所示。通过调整设备角度实 现四台样机对模拟舱的全覆盖监控,在下方放置不同

的试验火源,以测试系统的正常工作和各部分功能是 否达到设计要求。为了模拟图像型航空火灾探测器系 统的实际工作环境,试验场景包括明亮环境和黑暗环 境。本文的试验材料为聚氨酯塑发泡板、棉绳以及烟 饼,其中聚氨酯塑发泡板、棉绳用于明火燃烧,烟饼 用于模拟产生烟雾。

#### 4.1 时延性能试验

快速响应是衡量图像型航空火灾探测器性能的关 键一环。经过实地部署与测试,结果表明: RTSP 服 务器推流的视频分辨率为 1920×1080, 推流编解码时 延约为 50 ms 至 100 ms, 搭载在 RK3588 的检测算法 的输入图像分辨率为 640×640, 检测时延约为 125 ms, 总时延约为 175 ms 至 225 ms,可较好地满足火灾实 时检测的需求。

#### 4.2 火灾响应试验

为了验证探测系统对不同材料及火源距离的响应 性能,试验选取聚氨酯塑发泡板、棉绳进行燃火试验,



图 12 试验环境示意图。(a) 大型高空环境模拟装置; (b) 舱内试验环境 Fig. 12 Schematic diagram of the test environment. (a) Large-scale high-altitude environment simulation device; (b) In-cabin test environment

选取烟饼进行发烟试验,每种材料进行30次,考虑 货物堆叠对探测器视角影响,材料距离模拟舱顶部距 离分别为4、3、2m。试验总共分为明亮环境火、明 亮环境烟、黑暗环境火、黑暗环境烟四部分,表3为 不同工况下系统对烟火的平均响应时间。

#### 4.3 与传统火灾探测器对比试验

为了验证本文提出的图像型航空火灾探测器与传统的火灾探测器在报警速度上的优越性,试验分别选取聚氨酯塑发泡板和烟饼进行点火和点烟试验,每种材料分别做10次试验,每次试验做完后会进行舱内排烟操作,将得到的时间结果取均值和最大值,衡量两种探测器的火灾探测能力。

最终的试验结果如表 4 所示。可以看到在各自的 10 次试验中,本文的探测器均能够报警且能够在 较短的时间内做出报警反应,而传统火灾探测器存在 漏报现象,且最慢响应时间和平均响应时间相比本文 的探测器响应时间长很多,证明了本文提出的图像型 航空火灾探测器的优越性。

#### 4.4 防误报试验

图像型火灾探测器基于烟火可见光信息进行探测, 在设计时要考虑飞机货舱的固定灯光对探测器的干扰, 避免引发虚警,因此本文根据国标 GB15631-2008 《特种火灾检测器》<sup>[23]</sup>进行了误报实验。

根据文献 [23] 中图像型火灾探测器对环境光线干扰的适应性要求,探测器在以下环境光线作用期间,不应发出火灾报警信号或故障信号:1)打开两只直径为308 mm、功率为25 W的白炽灯(色温为2850 K±100 K),亮1 s 熄1 s,总共试验20 次;2)打开一只直径308 mm、30 W的环形橙色荧光灯,亮1 s 熄1 s,总共试验20 次;3)同时打开上述提到的白炽灯和荧光灯,一起亮2 h。通过对白炽灯和环形橙色荧光灯的干扰性试验,可以验证探测器对类烟以及类火物体的适应性,进而表征该探测器在实际环境下的可行性。表5 为在以上三种环境光线干扰下试验30 次的虚警率。

为了进一步验证图像型航空火灾探测器对于与目 标颜色形态类似的干扰物体的抑制效果,共进行了

Test environment	Project	2 m	3 m	4 m
1	Number of tests	30	30	30
/	Alarm times	30	30	30
	Polyurethane foam board (fire)/s	5.2	6.8	7.8
Bright environment	Cotton rope (fire)/s	5.0	6.5	7.4
	Smoke cake (smoke)/s	11.0	13.0	17.0
	Polyurethane foam board (fire)/s	6.3	7.4	8.3
Dark environment	Cotton rope (fire)/s	5.5	6.9	7.8
	Smoke cake (smoke)/s	12.0	15.0	19.0

	表3 ス	不同工况下系统>	时烟火的平均。	向应时间	
Table 3	Average respons	e time of system to	fireworks under	different working	conditions

#### 表4 本文探测器与传统火灾探测器对比实验结果

Table 4 Experimental results of the detector in this paper compared with the traditional fire detector

Nur Test materials of t	Number	Number of	Number of alarms	The slowest response	The slowest response	The average response	The average response
	of trials	detector alarms	from traditional fire	time of the detector in	time of traditional fire	time of the detector in	time of traditional fire
	of trials	in this paper	detectors	this paper/s	detectors/s	this paper/s	detector/s
Polyurethane foam	10	10	5	9.0	108	65	97
board (fire)	10	10	0	5.0	100	0.0	51
Smoke cake (smoke)	10	10	7	16.5	57	12.0	45

#### 表5 不同环境光线影响下的探测器虚警率

|--|

Project	Interference source 1	Interference source 2	Interference source 3
Number of tests	30	30	30
False alarm rate	0	0	0

两项实验:1)身着白色衣服的人进入货舱并挥舞白色 塑料袋模拟类烟物体,绕货舱四周走动多圈;2)喷洒 石灰粉模拟类烟物体。经过多次试验,均未出现探测 器误报的情况,证明了本文探测器的可靠性。

#### 4.5 结果分析

传统感温感烟火灾探测器采用简单的阈值法判 断火灾会不可避免的出现误报、漏报等情况,同时 需要根据不同的应用环境设置不同阈值,环境适应性 差。随着飞机货舱尺寸的增大,烟雾短时间内很难被 探测<sup>[24]</sup>。

本文设计的探测系统基于烟火的图像信息进行火 灾检测,无需接触即可报警,在模拟舱中的多次试 验中能在10s之内火焰报警,20s之内烟雾报警,满 足国标要求,同时探测时间远低于传统感温感烟探 测器。

# 5 结 论

基于改进 YOLOv5s 烟火检测算法的图像型航空 火灾探测器实现了 10 s 以内的火焰快速报警以及 20 s 以内的烟雾快速报警、误报漏报率低、可视化界面等 功能。通过 RK3588 边缘计算单元接收 CMOS 传感 器图像数据并用神经网络算法智能识别烟火等目标, 实现了在仅依靠设备自身算力资源的情况下实时处理 数据,减少了对现有航电系统资源的依赖及影响。搭 建了 RTSP 服务器,将现场画面与探测结果通过以太 网进行传输。搭建了专用于显示摄像头的界面以方便 机组人员二次确认是否为虚警。该设备整体重量仅 为 0.60 kg,体积为 10.7 cm×10.7 cm×7.1 cm,便于安 装与使用。本设计为机载火灾探测系统提供了新的方 案,具有较高的借鉴意义与应用价值。

# 参考文献

- [1] Hu J J, Xie Q Y, Rong J, et al. Experimental analysis on nuisance immunity of smoke detectors[J]. *Fire Saf Sci*, 2005, 14(2): 111-116.
   胡君健, 谢启源, 戎军, 等. 感烟火灾探测器的抗干扰实验及其分 析[J]. 火灾科学, 2005, 14(2): 111-116.
- [2] Zhang R, Zhang W, Liu Y Y, et al. An efficient deep neural network with color-weighted loss for fire detection[J]. *Multimed Tools Appl*, 2022, 81(27): 39695–39713.
- [3] Gao K. Application of image smoke detection products in aircraft cargo compartment fire detection[J]. *Brand Stand*, 2016, (7): 75–78.
  高锴. 浅谈图像感烟探测产品在飞机货仓火灾探测中的应用[J]. 品牌与标准化, 2016, (7): 75–78.
- [4] Blake D. Aircraft cargo compartment smoke detector alarm

incidents on U. S. -registered aircraft, 1974–1999[R]. Atlantic City: Federal Aviation Administration, 2000.

- [5] He Z X, Wang L G, Meng C, et al. Design of composite fire detection system based on multi-data fusion[J]. *Fire Sci Technol*, 2019, **38**(7): 977-980. 何志祥, 王立纲, 孟超, 等. 基于多数据融合的复合火灾探测系统 设计[J]. 消防科学与技术, 2019, **38**(7): 977-980.
- [6] Zhang H M, Ye H, Zheng G, et al. Research on the multi sensor fire detection system in aircraft cargo[J]. J Chongqing Univ Technol (Nat Sci), 2017, 31(7): 176-181. 张红梅, 叶慧, 郑罡, 等. 多传感器飞机货舱火警探测系统研究[J]. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2017, 31(7): 176-181.
- [7] He Y B, Zhang W J, Yang W, et al. Research on multi-sensor smoke detection method for aircraft cargo compartment[J]. *China Saf Sci J*, 2019, **29**(1): 43-48. 何永勃, 张文杰,杨伟,等. 飞机货舱复合烟雾探测方法研究[J]. 中国安全科学学报, 2019, **29**(1): 43-48.
- [8] Wang Z. Research on fire protection design requirements for aircraft cargo compartments[J]. *Aeronaut Stand Qual*, 2014, (5): 13-15, 34. 王哲. 飞机货舱防火设计要求研究[J]. 航空标准化与质量, 2014, (5): 13-15, 34.
- [9] Zhang X X, Wang Y, Wu S Y, et al. An improved lightweight fire detection algorithm based on cascade sparse query[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, **50**(10): 230216. 张小雪, 王雨, 吴思远, 等. 基于级联稀疏查询机制的轻量化火灾 检测算法[J]. 光电工程, 2023, **50**(10): 230216.
- [10] Han K, Wang Y H, Tian Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations[C]//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, 2020: 1577–1586. https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00165.
- [11] Zhang Y F, Ren W Q, Zhang Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. *Neurocomputing*,

2022. 506: 146-157.

- [12] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, 2017: 2999–3007. https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.324.
- [13] Hou Q B, Zhou D Q, Feng J S. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Nashville, 2021: 13708–13717. https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.01350.
- [14] Li H L, Li J, Wei H B, et al. Slim-neck by GSConv: a better design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles[Z]. arXiv: 2206.02424, 2024. https://arxiv.org/abs/2206.02424v1.
- [15] Liu S T, Huang D, Wang Y H. Learning spatial fusion for singleshot object detection[Z]. arXiv: 1911.09516, 2019. https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.09516.
- [16] Li C Y, Li L L, Jiang H L, et al. YOLOv6: a single-stage object detection framework for industrial applications[Z]. arXiv: 2209.02976, 2022. https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.02976.
- [17] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. YOLOv7: trainable bagof-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vancouver, 2023: 7464–7475. https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.00721.
- [18] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//Proceedings of the 14th European Conference on

*Computer Vision*, Amsterdam, 2016: 21–37. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0\_2.

[19] Tan M X, Pang R M, Le Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection[C]//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, 2020: 10778–10787.

https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01079.

- [20] Wang C Y, Ye I H, Liao H Y M. YOLOv9: learning what you want to learn using programmable gradient information[C]// Proceedings of the 18th European Conference on Computer Vision, Milan, 2024: 1–21. https://doi.org/10.1007/978-3-031-72751-1\_1.
- [21] Wang A, Chen H, Liu L H, et al. YOLOv10: real-time end-toend object detection[Z]. arXiv: 2405.14458, 2024. https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.14458.
- [22] Zhao Y, Lv W Y, Xu S L, et al. DETrs beat YOLOs on real-time object detection[C]//Proceedings of 2024 IEEE/CVF

作者简介



张沛(1982-),男,陕西咸阳人,中国航空工业 集团公司第一飞机设计研究院机电系统设计研究 所高级工程师,主要从事飞机防火安全设计 研究。

E-mail: zhangpei\_eric@foxmail.com

Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, 2024: 16965–16974.

https://doi.org/10.1109/CVPR52733.2024.01605.

[23] General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Special type fire detectors: GB 15631–2008[S]. Beijing: Standards Press of China, 2009.

中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会.特种火灾探测器: GB 15631-2008[S].北京:中国标准出版社, 2009.

[24] Min F. Overview of large transport aircraft in various countries[J]. Life Disaster, 2013, 3: 34–37.

https://cqvip.com/doc/journal/972803679

闵芳. 盘点世界各国大型运输机[J]. 生命与灾害, 2013, 3: 34-37. https://cqvip.com/doc/journal/972803679



【通信作者】任恒英(1976-),男,陕西杨凌人, 中航工业特级专家,中国航空工业集团公司第 一飞机设计研究院某型号副总师,主要从事飞 机动力燃油防火系统设计研究。

E-mail: renhengying1976@163.com



# Image-based aerial fire detector based on cross-scale fusion

Zhang Pei<sup>1,3</sup>, Ren Hengying<sup>1\*</sup>, Tian Jiaqi<sup>2</sup>, Chen Tong<sup>2</sup>, Yan Weiwei<sup>1</sup>, Zhang Wei<sup>2</sup>



The overall structure of the image-based aviation fire detector hardware

**Overview:** To address the challenges of traditional smoke detectors in identifying replaced smoke in the cargo hold of high-altitude, low-pressure aircraft, an innovative image-based fire-and-smoke detection system was developed using the domestic RK3588 embedded AI chip. This system employs an enhanced YOLOv5s detection algorithm tailored specifically for fire-and-smoke detection, incorporating several critical improvements to achieve high precision and operational efficiency. The backbone network of YOLOv5s is replaced with the lightweight GhostNet architecture, which significantly reduces computational requirements and the model's parameter size, making it highly suitable for deployment on embedded devices with limited resources. To enhance feature extraction, a collaborative attention module is integrated between the backbone and the feature aggregation network, ensuring that critical features are captured effectively for better detection outcomes. In addition, the C3 structure in the feature fusion network is substituted with the VoV-GSCSP module. This modification not only enhances the integration of multi-scale features but also reduces computational complexity, enabling the system to handle high-resolution images more efficiently. To further optimize the system's performance, the Slim-ASFF module is inserted between the feature fusion network and the detection head. This addition improves the combination of feature maps across varying scales, ensuring accurate detection of both small and large fire-and-smoke instances. The regression loss function is also updated by replacing the standard loss function with Focal EIOU. This improvement addresses challenges related to aspect ratio variations in the original loss function, enhancing the system's ability to identify positive samples while reducing false alarms effectively. Experimental results on a self-constructed fire-and-smoke dataset demonstrate the system achieves a 2.0% increase in mean Average Precision at a 0.5 threshold (mAP50) and a 2.2% improvement at 0.5:0.95 thresholds (mAP50:95). These results demonstrate the algorithm's effectiveness under challenging conditions, such as low light and high turbulence environments, making it highly reliable for real-world applications. The hardware of this system is centered around the RK3588 embedded processing board, which interfaces with a CMOS image sensor for real-time data acquisition. The processing board includes an RTSP streaming server, enabling the host computer to access the visual interface via the onboard LAN and an assigned IP address. Testing in a simulated cabin of 15 m  $\times$  8 m  $\times$  4 m demonstrated reliable performance, with flame alarms triggered within 10 seconds and smoke alarms within 20 seconds. All functional indicators met rigorous design specifications, confirming the system as a scalable, efficient, and reliable solution for fireand-smoke detection in aircraft cargo holds. By combining advanced deep learning techniques, lightweight architectures, and optimized hardware, this system ensures compliance with the stringent demands of real-time monitoring in airborne environments.

Zhang P, Ren H Y, Tian J Q, et al. Image-based aerial fire detector based on cross-scale fusion[J]. *Opto-Electron Eng*, 2025, **52**(1): 240253; DOI: 10.12086/oee.2025.240253

Foundation item: National Science and Technology Major Project (J2019-VIII-0010-0171)

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Electromechanical System Research Department, AVIC the First Aircraft Institute, Xi'an, Shaanxi 710089, China; <sup>2</sup>School of Microelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China; <sup>3</sup>State Key Laboratory of Fire Science, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230027, China

<sup>\*</sup> E-mail: renhengying1976@163.com