

# 基于多模态融合与元学习的自适应火灾检测系统研究

王红晨

陕西国际商贸学院，陕西咸阳，712046；

**摘要：**针对传统火灾检测系统在低光、浓烟等复杂场景下误报率高、自适应能力弱的问题，本文提出一种基于多模态融合与元学习的自适应火灾检测系统。首先，设计多模态数据采集系统，获取 RGB 图像、红外热成像图像及环境传感数据，经预处理后提取有效特征；其次，构建融合模型，通过特征提取模块挖掘各模态核心信息，结合动态权重融合机制实现多源数据协同，利用元学习模块优化模型自适应性能；最后，通过实验验证系统在复杂场景下检测精度达 96.2%，误报率降低 81.3%。因此，系统可以应用到复杂火灾场景的检测中，并且检测可靠，为智慧消防提供技术支持。

**关键词：**多模态融合；元学习；火灾检测；自适应优化；特征提取

**DOI：**10.69979/3041-0673.26.05.067

火灾的发生通常具有突发性，火势蔓延迅猛，破坏力强大。要想降低人员伤亡和财产损失，关键在于及时且精准地发现火情<sup>[1]</sup>。传统的火灾检测方式主要运用单一的传感器或摄像头，当遇到光线昏暗、存在反光、浓烟遮挡等复杂情况，容易出现识别失误、误报或漏报的现象，并且难以适应不同的环境变化<sup>[2-3]</sup>。多模态融合技术可以整合多种信息，提高在复杂环境下识别的可靠性；而元学习技术可以凭借少量数据快速适应新场景，使系统的灵活性更强<sup>[4]</sup>。本文综合这两种技术的优势，设计了一套具有自我调整功能的火灾检测系统，弥补了传统

方法的不足，能够在各种环境下迅速且准确地发现火灾。

## 1 多模态数据采集与预处理

### 1.1 多模态数据采集系统设计

多模态数据采集系统主要分为三部分，用于同步采集与火灾相关的多源数据。整个系统的结构见下图 1。该系统将安装于室内仓库或室外园区等典型场景中。其中，RGB 摄像头采用 1920×1080 的分辨率，每秒拍摄 25fps；红外热成像摄像头可测量的温度范围为零下 20℃至 150℃，误差在±1℃以内；环境传感器每秒采集一次数据，以确保数据的实时性。

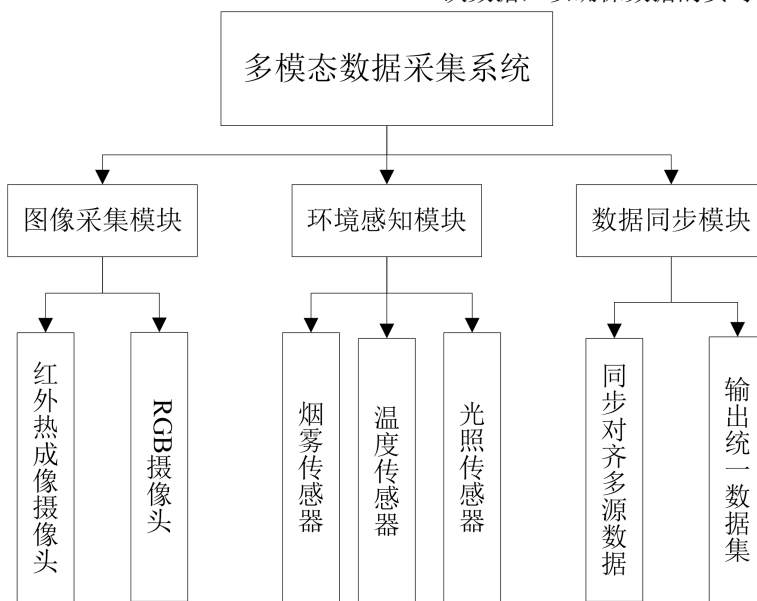


图 1 系统结构图

### 1.2 多模态数据预处理

为了消除噪声干扰，并且统一数据格式，需要对采

集的多模态数据进行预处理<sup>[5]</sup>。具体步骤如下：

(1) 图像预处理：采集到 RGB 图像之后，首先进

行去雾及灰度校正操作，提升图像清晰度和色彩准确性；特别在低光照环境下，采用多尺度 Retinex 算法对图像的亮度分布进行自适应补偿，增强暗部细节表现。对于红外图像，采用降噪处理和基于温度阈值的分割操作，精确提取温度高于 60℃ 的高温目标区域，有效抑制背景噪声干扰。最后，将所有图像统一调整为 640×640 像素尺寸，并进行归一化处理，将像素值映射到[0,1]区间，方便进行后续模型处理。

(2) 传感数据预处理：在采集到烟雾浓度和温度等传感数据之后，基于 3σ 准则识别并剔除明显偏离正常范围的异常值，保证数据质量；对于因为传感器瞬时故障或通信中断导致的缺失值，采用线性插值方法进行合理填补，保持数据连续性。然后对各项传感数据进行归一化处理，消除不同物理量纲带来的数值差异，使其处于同一尺度范围内，为多模态数据融合提供基础。

(3) 数据对齐：根据设备端记录的精确时间戳，对图像数据与传感数据进行时序匹配与同步处理，确保同一时刻采集的图像与传感信息能够正确对应。在此基础上，构建结构化的“图像-传感”配对数据集，形成多模态样本单元，从而使后续进行融合模型训练时能够拥有有效的数据作为支持。

## 2 基于多模态融合与元学习的自适应火灾检测模型构建

### 2.1 模型整体架构

整个系统划分为四个部分，能够直接将图像、传感器等不同类型的的数据转换为最终的火灾判定结果。系统主要包括多模态输入、多模态特征提取、动态权重多模态融合、元学习自适应优化以及火灾检测输出等组成，各个模块之间具有层级关联关系，相互协同。其中，多模态输入模块主要负责接收经过预处理的 RGB 图像、红外图像以及环境传感数据等相关数据；多模态特征提取模块包含三个子模块，分别采用改进的 YOLOv11 骨干网络、轻量级 CNN 网络、全连接网络，对应提取 RGB 图像的纹理与颜色特征、红外图像的温度特征以及环境传感数据的高维特征；提取之后的各模态特征输入到动态权重多模态融合模块，经过融合处理之后得到综合特征；而综合特征传入元学习自适应优化模块，通过参数微调来优化模型的适配性能；最终由火灾检测输出模块输出检测结果，明确识别场景为火焰、烟雾或者正常状态<sup>[6]</sup>。

### 2.2 多模态特征提取模块

针对不同模态数据的特性，设计专门的特征提取子模块：

(1) RGB 图像特征提取：运用改进后的 YOLOv11 骨干网络，并额外添加多尺度卷积与注意力增强模块 (MCAE)，能够有效捕捉火焰或烟雾的纹理、颜色、边缘等关键视觉细节，同时降低复杂背景和动态干扰对识别性能的影响。

(2) 红外图像特征提取：设计一种轻量级的 CNN 网络结构，提取火焰高温区域的温度分布特征，并通过对网络输出通道和维度的适配，使其与 RGB 图像特征保持相同的维度，为后续多模态特征融合奠定基础。

(3) 传感特征提取：采用两层全连接网络，将烟雾浓度、环境温度、光照强度等多源传感数据映射为统一的高维特征向量，以实现传感信息与图像信息在特征空间中的维度对齐，方便进行后续的融合与联合推理。

### 2.3 动态权重多模态融合模块

采用注意力机制设计动态权重融合模块，避免固定权重导致的融合效果不佳问题，融合逻辑如下：

设 RGB 图像特征为  $F_{RGB} \in R^{(C \times H \times W)}$ ，红外图像特征为  $F_{IR} \in R^{(C \times H \times W)}$ ，传感特征为  $F_S \in R^C$ ，融合特征  $F_{fuse}$  计算如下：

$$F_{fuse} = \alpha \cdot Attention(F_{RGB}) + \beta \cdot Attention(F_{IR}) + \gamma \cdot F_S$$

其中， $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  为动态权重系数  $\alpha + \beta + \gamma = 1$ ，由光照强度、烟雾浓度等传感数据动态调整：低光场景 (lux<50) 时增大  $\beta$ ，浓烟场景 (ppm>200) 时增大  $\gamma$ ，正常场景时增大  $\alpha$ 。

### 2.4 元学习自适应优化模块

采用模型无关元学习算法构建自适应优化模块，通过元学习框架增强模型对新场景的快速适应能力<sup>[7]</sup>。该模块能够基于少量样本快速调整模型参数，有效提升其在未知任务和领域中的泛化性能与稳定性。

在元训练阶段，首先利用包含多场景火灾数据的训练集，对模型的初始参数进行充分训练，确认模型具有快速识别各种火灾场景的基础检测能力。其次，在元微调阶段，针对特定新场景（例如隧道或高层建筑火灾），仅需输入少量标注样本（一般为 5 至 10 组），开展一到两轮的快速参数微调，能够有效优化模型结构，并且实现对新场景的快速适应。最后，在输出优化阶段，

通过引入元学习损失函数作为约束条件,降低模型在微调过程中可能出现的过拟合现象,确保模型在不同火灾场景下都具有稳定的检测效果。

### 3 实验验证

#### 3.1 实验准备

本文采用自行收集的多模态火灾数据集,该数据集涵盖室内、室外、光线不佳、烟雾浓重等多种场景,一共 7687 组数据。这些数据按照 8:2 的比例划分为训练集和测试集。同时,运用公开的 D-Fire 数据集进行交叉验证,以确保研究结果更具可靠性。

实验在一台配备 Intel Core i7 - 12700H 处理器和 NVIDIA RTX 3060 显卡的计算机上开展,采用 Python

3.8 和 PyTorch 1.12 进行编程。优化方法选用 Adam 算法,学习率设定为 0.001。

在对比实验中,选取传统的单模态模型(用于 RGB 图像的 YOLOv11、用于红外图像的 CNN)以及普通的多模态融合模型(即简单固定权重的模型)进行对比,以验证本文提出的模型实际应用效果。

#### 3.2 实验结果

以检测精度(mAP@0.5)、误报率、推理速度作为评价指标。其中,检测精度意味着模型在目标识别方面的准确性,误报率则代表模型的误判情况,而推理速度表示模型在实际应用中的处理效率。各项指标数据意味着模型在不同维度上的性能。精度测试结果如表 1 所示。

表 1 实验结果

模型类型	检测精度 (mAP@0.5)	误报率 (%)	推理速度 (fps)
RGB-YOLOv11	88.50%	12.3	62
红外-CNN	86.70%	10.8	65
固定权重多模态融合模型	93.10%	4.5	58
本文模型	96.20%	2.3	60

从表 1 可以看出,本文模型检测精度较单模态模型提升 7.7%~9.5%,误报率降低 81.3% (相较于 RGB-YOLOv11),推理速度满足实时检测需求( $\geq 30\text{fps}$ ),验证了多模态融合与元学习的协同优势。

### 4 结语

综上所述,本文设计了一套火灾检测系统,该系统可以同时运用多种传感器数据,具有持续自我优化的能力。系统能够采集各种数据之后进行处理,从中提取有效信息,然后借助动态融合与智能学习模块,实现在复杂环境下火灾的精准识别。实验结果表明,本文系统检测精准、误报率低、适应性强,可以应用在各种火灾场景中。未来研究可以进一步简化系统,使其更容易在小型设备上运行,同时拓展数据收集范围,与消防机器人或无人机相结合,实现从火情发现到快速响应的全流程支撑。

#### 参考文献

- [1]张佳,辛斌,王蕾.基于多传感器的火灾检测仿真实验系统[J].实验室研究与探索,2025,44(5):42-47.
- [2]朱贺新,赵元苏,郭蕊,赵志源.基于 YOLOv8 火灾检

测及告警系统的设计与实现[J].北京工业职业技术学院学报,2025,24(2):16-20.

[3]雷建云,田祚汉,夏梦,雷瑞璠.基于改进 YOLOv8 的森林火灾检测方法研究[J].中南民族大学学报(自然科学版),2026,45(1):97-105.

[4]王磊,胡节,彭博.用于半监督火灾检测的分布自适应和动态课程伪标签框架[J].计算机应用,2025,45(10):3131-3137.

[5]翟新涛,徐向奎,代立杨,陈启卫,赵丹.基于易熔塞与火焰探测器的 FPS0 火灾协同检测系统设计[J].石油和化工设备,2025,28(10):97-101.

[6]王迪,孙伟,王一美,张权,徐爽爽,王跃屿.物联网技术在智能建筑火灾检测系统中的应用[J].集成电路应用,2022,39(6):140-141.

[7]郭纪良,刘莉,何建.基于改进 YOLOv8 的无人机航拍火灾检测算法[J].林业工程学报,2025,10(2):111-122.

作者简介:王红晨,女,1995-,汉,陕西西安人,硕士,助教,研究方向:环境检测、深度学习。