

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508567

多视窗低浓度瓦斯燃烧状态协同监测*

程王峰^{1,2,3} 郑晓亮^{1,2,4} 薛 生^{1,2}

(1. 安徽理工大学深部煤炭安全开采与环境保护全国重点实验室 淮南 232001; 2. 安徽理工大学煤炭安全精准开采国家地方联合工程研究中心 淮南 232001; 3. 安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001; 4. 安徽理工大学公共安全与应急管理学院 合肥 231131)

摘要:针对煤矿低浓度瓦斯直燃系统,传统温度探针与离子棒等传感器不足以准确反映燃烧过程中的细微波动,针对此问题提出了多视窗低浓度瓦斯燃烧状态协同监测策略。首先利用不同视窗的高速摄像机(high speed camera, HSC)和高清摄像机(high definition camera, HDC)构建低浓度瓦斯燃烧状态数据集,对数据集进行高斯模糊等数据增强扩展数据集多样性,提升模型的适应性;进一步构建低浓度瓦斯燃烧状态监测模型,分别建立主干模型、颈部模型、头部模型,主干模型提升对瓦斯燃烧状态局部特征的提取能力;颈部模型增强对瓦斯燃烧动态变化趋势;头部模型优化对瓦斯燃烧状态特征提取效率,减少冗余特征的提取;最后在模型的参数量满足部署的前提,将低浓度瓦斯燃烧状态监测模型部署至嵌入式平台,实时监测瓦斯复杂的燃烧状态变化。实验结果表明,低浓度瓦斯燃烧状态识别模型精确率为96.11%、准确率为95.80%、监测速率为87.5 fps,模型的参数量为 40.1×10^6 ,误差均值不超过0.16,部署在嵌入式平台的精确率均值为96.10%,监测速度均值为30.10 fps。基本满足低浓度瓦斯直燃系统瓦斯燃烧状态监测需求的精确性、实时性、适应性,具备一定的工业应用价值。

关键词: 低浓度瓦斯;直燃系统;燃烧状态;多视窗;监测模型;嵌入式平台

中图分类号: TN911;TP181;TD713.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Multi-window coordinated monitoring of low-concentration gas combustion states

Cheng Wangfeng^{1,2,3} Zheng Xiaoliang^{1,2,4} Xue Sheng^{1,2}

(1. National Key Laboratory of Deep Coal Safety Mining and Environmental Protection, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 2. National and Local Joint Engineering Research Center for Safe and Precise Coal Mining, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 3. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 4. School of Public Safety and Emergency Management, Anhui University of Science and Technology, Hefei 231131, China)

Abstract: For the low-concentration gas direct combustion system in coal mines, traditional sensors such as temperature probes and ionization rods are insufficient to accurately reflect the subtle fluctuations in the combustion process. To address this problem, a collaborative monitoring strategy for multi-window low-concentration gas combustion states is proposed. Firstly, a low-concentration gas combustion state dataset is constructed using high-speed cameras (HSC) and high-definition cameras (HDC) with different viewing windows. Data enhancement analysis, such as Gaussian blur, is performed on the dataset to expand its diversity to improve the adaptability of the model. Further, a low-concentration gas combustion state monitoring model is constructed, and backbone, neck, and head models are established, respectively. The backbone model improves the ability to extract local features; the neck model enhances the sensitivity to the dynamic change trend; the head model optimizes the efficiency of gas combustion state feature extraction and reduces the extraction of redundant features. Finally, on the premise that the model parameter quantity meets the deployment requirements, the low-concentration gas combustion state monitoring model is deployed to the embedded platform to monitor the complex combustion state

收稿日期: 2025-07-15 Received Date: 2025-07-15

* 基金项目: 十四五国家重点研发计划课题(2023YFB3211003)、安徽省高校协同创新项目(GXXT-2022-017)资助

changes of the gas in real-time. The experimental results show that the precision of the low-concentration gas combustion state monitoring model is 96.11%, the accuracy is 95.80%, the monitoring rate is 87.5 fps, the number of model parameters is 40.1×10^6 , the average error is no more than 0.14, the average precision of the model deployed on the embedded platform is 96.10%, and the average monitoring speed is 30.10 fps. It meets the precision, real-time, and adaptability requirements of the gas combustion state monitoring of the low-concentration gas direct combustion system, and has certain industrial application value.

Keywords: low-concentration gas; direct combustion system; combustion state; multi-window; monitoring model; embedded platform

0 引言

全国每年煤矿抽采瓦斯约 $140 \times 10^8 \text{ m}^3$, 其中甲烷 (CH_4) 体积分数 $\leq 8\%$ 的低浓度瓦斯占比达到 50%, CH_4 体积分数范围为 5%~16% 处于瓦斯浓度爆炸区间, 直接利用具有安全隐患。桑树勋等^[1]已成功开发出工业级低浓度瓦斯直接安全稳定燃烧系统(简称低浓度瓦斯直燃系统), 实现 3%~8% 浓度区间的瓦斯安全稳定燃烧。因此对 3%~8% 浓度范围内瓦斯燃烧状态实时监测对系统的安全运行与能源应用具有重要作用^[2]。

目前低浓度瓦斯直燃系统主要依据温度、离子棒等传感器^[3]判断燃烧室内瓦斯燃烧状态, 离子棒仅能判断瓦斯气体是否着火, 温度传感器仅能判断瓦斯燃烧的温度。温度、离子棒等传感器可能无法全面捕捉瓦斯燃烧过程中的状态变化, 传感器的灵敏度不足以准确反映燃烧过程中的细微波动, 难以实现对系统安全、稳定、快速控制。

针对上述问题, 基于火焰图像的燃烧状态监测逐渐成为国内外研究热点。部分学者通过提取火焰面积、亮度、形态等人工特征实现燃烧状态识别。例如, 罗雨馨等^[4]利用火焰几何与光学特征对发动机燃烧状态进行判别, 物理意义明确、可解释性较强, 但特征设计依赖人工经验, 对复杂背景和光照变化的适应性有限。为克服人工特征表达能力不足的问题, Muhammad 等^[5]引入卷积神经网络(CNN), 通过深度特征自动学习提升火焰状态识别精度, 在复杂非线性场景中表现出更强的识别能力。然而, 此类方法多基于单摄像机视角, 难以全面反映燃烧空间特性。为解决全面反映燃烧空间特性问题, Bai 等^[6]从火焰图像序列的特征学习能够较为全面地表征燃烧场的空间分布与结构变化, 但对抗生成的“异常”特征与真实失稳机理存在分布偏差。为降低分布造成的偏差, Guo 等^[7]从亮度-纹理-形态等多层火焰特征结合优化分类器, 增强了表征的完整性, 降低了工况分布差异带来的偏差, 但其仍较依赖特征工程与启发式寻优, 对跨装置、跨燃料及成像条件变化下的泛化鲁棒性不足。为提高火焰状态监测的泛化鲁棒性, 纪文波等^[8]从非线性动力学角度出发, 利用三态测试法分析火焰时间序列的混沌特性, 为揭示燃烧过程内在机理提供了新的思路, 但其工程实

时性和适用范围仍存在一定局限。

综上所述, 尽管机器视觉相关算法在火焰燃烧状态识别中展现优势, 但其在低浓度瓦斯直燃系统中的直接应用仍面临两方面关键问题: 1) 现有方法多依赖单视角成像, 监测信息维度有限; 2) 针对低浓度、弱火焰和易受扰动工况的适应性不足, 监测鲁棒性不稳定。

针对上述问题, 本文提出了一种多视窗的低浓度瓦斯燃烧状态协同监测策略。通过多视角火焰图像的同步采集与协同分析, 实现对瓦斯燃烧过程动态演化特征的综合感知, 弥补单视角监测信息不完整的不足。与已有瓦斯燃烧状态监测模型相比, 本文引入多视窗协同监测框架, 减少单视角监测对燃烧空间信息表征不足的限制; 面向低浓度瓦斯不同燃烧特征构建针对性燃烧状态识别方法, 提升复杂工况下的监测鲁棒性与稳定性; 为低浓度瓦斯直燃系统提供具备工程可实施性的智能监测新方案, 为系统安全运行与精细化调控提供可靠支撑。

1 低浓度瓦斯燃烧状态监测与数据集构建方法

1.1 低浓度瓦斯燃烧状态分析

低浓度瓦斯燃烧状态特征涉及复杂的物理化学反应、模式识别算法的应用。深入分析瓦斯燃烧变化对于精确监测和控制系统安全运行至关重要。

针对低浓度瓦斯直燃系统, 预混燃烧方法^[9]通过精确混合燃瓦斯气体与空气, 确保燃烧完全, 提高热效率, 更适合低浓度瓦斯燃烧需求。

瓦斯和空气在燃烧期间按照设定比例(3%~8%)混配, 混配后的瓦斯在燃烧室燃烧期间火焰状态主要表现为抖动、稳定、熄灭、脱火和回火 5 种状态^[10]。

瓦斯火焰抖动主要发生在瓦斯燃烧开始期间或瓦斯气体和空气混合不均匀, 导致瓦斯火焰瞬间不稳定, 如式(1)所示。

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j\pi ft} dt \quad (1)$$

式中: $X(f)$ 表示火焰前沿的时域信号; $x(t)$ 表示火焰时域信号的傅里叶变换, 当火焰前沿的时域信号波动较大, 火焰产生发生抖动。

瓦斯火焰回火发生在火焰传播速度大于气流速度

时,火焰向燃烧室方向逆流,如式(2)所示。

$$S_L > u \quad (2)$$

式中: S_L 表示火焰传播速度; u 表示气流速度。当 $S_L > u$ 导致火焰产生回流状况。

同理,瓦斯火焰脱火主要由于气流扰动或长明火无法稳定驻留,火焰被强行吹离燃烧室;瓦斯火焰稳定状态期间,火焰传播速度与气流速度匹配, $S_L \approx u$,维持恒定的火焰形态;在火焰传播速度小于气流速度, $S_L < u$,瓦斯火焰熄灭发生。

1.2 多视窗协同监测低浓度瓦斯燃烧状态视觉特征

低浓度瓦斯直燃系统主要由瓦斯传输模块、瓦斯混配模块、防回火防爆模块、燃烧室等组成。实验选用1台高速摄像机捕捉火焰核心的千帧级细微动态,同时配置两台高清摄像机覆盖燃烧室全貌、获取更高信噪比的灰阶与色彩信息;高速视窗提供瞬态扰动和层流抖动,高清视窗提供火焰轮廓和热区分布,实现对低浓度瓦斯燃烧状态的协同监测。低浓度瓦斯燃烧状态多视窗协同监测工作原理如图1所示。

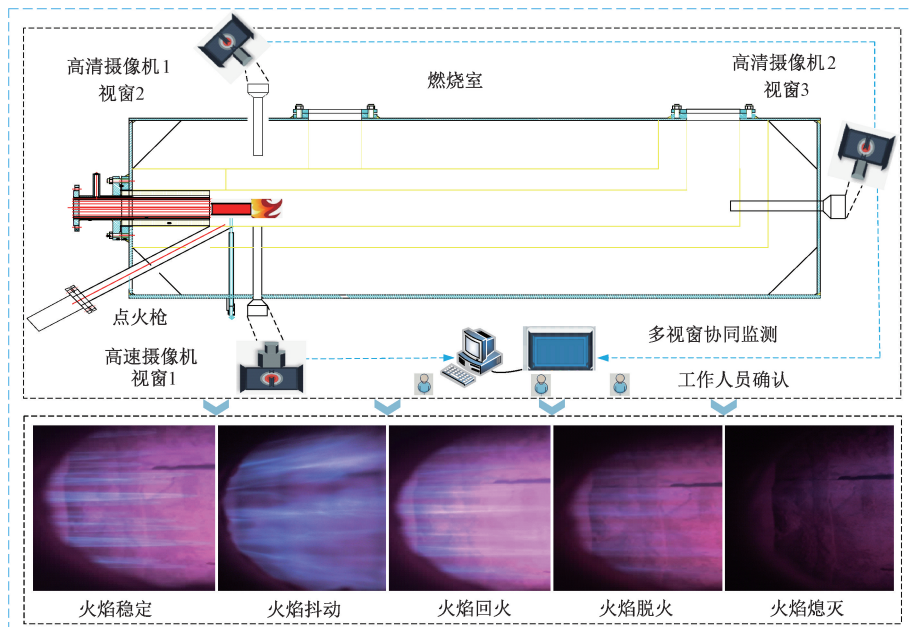


图1 多视窗低浓度瓦斯燃烧状态协同监测工作原理

Fig. 1 Working principle of multi-window collaborative monitoring of low-concentration gas combustion state

由图1可知,低浓度瓦斯燃烧状态协同监测工作原理如下:瓦斯从地面矿井抽采,经混合器与空气按比例混合,使混配瓦斯浓度保持在3%~8%。经混配和安全处理后的瓦斯进入瓦斯加热模块,经点火枪辅助点火,瓦斯在燃烧室燃烧。采用高速摄像机和两个高清摄像机组成的多视窗从视窗1~3实时监控瓦斯燃烧。高速摄像机与高清摄像机需满足时间协同性,确保图像时序对齐,消除单视窗监控盲区。

1.3 低浓度瓦斯燃烧状态数据集构建与增强分析

1) 多视窗低浓度瓦斯燃烧状态数据集

实验使用的低浓度瓦斯燃烧状态数据集主要来自安徽省潘一东煤矿低浓度瓦斯直燃系统,数据集通过1台高速摄像机和两台高清摄像机从不同视窗对瓦斯燃烧状态进行同步拍摄。每个燃烧状态下,主拍摄设备(高速摄像机)采集27 260张图像,两个辅助设备(高清摄像机1和高清摄像机2)分别采集6 815张图像,合计采集了

20 4450张燃烧状态图像。

为了验证模型在不同训练、测试场景的表现,按1:6:3比例划分验证集、训练集和测试集。

瓦斯燃烧状态图像序列依据HSC、HDC1、HDC2多视窗协同采集,主拍摄设备与辅拍摄设备之间需满足时间协同性,确保图像的时序对齐,如式(3)所示。

$$\mathbf{X}_{n,i} = \text{Align}(\mathbf{x}_n, t_i) \quad (3)$$

式中: $\text{Align}()$ 表示时间 t_i 的同步处理,确保不同拍摄设备瓦斯燃烧状态图像数据时间一致性; $\mathbf{x}_n$ 表示采集的瓦斯燃烧状态图像序列; $\mathbf{X}_{n,i}$ 表示时间协同后的瓦斯燃烧状态图像序列。

低浓度瓦斯燃烧状态数据集如图2所示。由图2可知,采用HSC和HDC1、HDC2从视窗1~3协同采集瓦斯燃烧状态,涵盖火焰稳定等5种主要状态。数据集确保了火焰形态和亮度变化的全面性和多样性。HSC和HDC1、HDC共采集约20 4450帧高清图像,覆盖了瓦斯

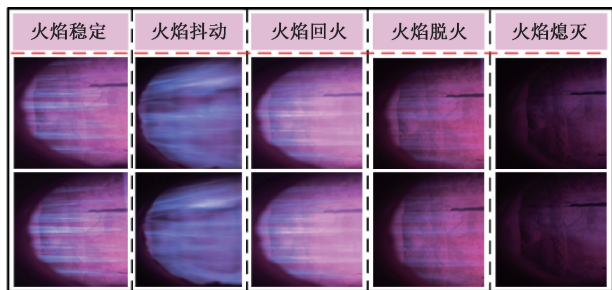


图2 低浓度瓦斯燃烧状态数据集

Fig. 2 Low-concentration gas combustion state dataset

燃烧状态复杂的特征变化。

2) 低浓度瓦斯燃烧状态数据集增强分析

为了提升模型在复杂瓦斯燃烧状态下的监测性能,针对低浓度瓦斯燃烧状态数据集进行数据增强,主要包括噪声注入、随机旋转、缩放、裁剪、高斯模糊^[11]等。与其他类型的数据增强(颜色变换等)^[12]相比,噪声注入,几何和模糊增强更能模拟低浓度瓦斯燃烧过程中可能出现的实际变化,适合瓦斯燃烧状态数据集。

(1) 噪声注入

在数据中添加红、黄、蓝等像素点模拟传感器干扰,根据噪声处理提升模型在真实环境中的鲁棒性,如式(4)所示。

$$X' = X + N \quad (4)$$

式中: X 为原始图像; N 为椒盐噪声; X' 为增加椒盐噪声后的图像。

(2) 随机旋转

随机旋转每个燃烧状态视图,同时确保所有视图旋转一致,增强模型对于燃烧状态特征维度的提取能力,如式(5)所示。

$$X'_{n,i} = \text{Warp}(X_{n,i}, \mathbf{R}_\theta) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{R}_\theta$ 是旋转矩阵; θ 是随机选择的旋转角度; $X_{n,i}$ 表示输入瓦斯燃态图像; Warp 表示图像按照 θ 进行旋转; $X'_{n,i}$ 表示随机旋转输出的瓦斯燃态图像。

(3) 随机缩放

对燃烧状态图像采用一致的缩放比例,模拟火焰大小的变化。

(4) 随机裁剪

将对齐的燃烧状态图像进行随机裁剪,保留部分火焰区域。

(5) 高斯模糊

引入适度的图像模糊,增强模型对低浓度瓦斯燃烧状态的鲁棒性。

针对噪声注入、随机旋转等数据增强方法对低浓度瓦斯燃烧状态数据集进行增强,如图3所示。

由图3可知,针对低浓度瓦斯燃烧状态数据集采用

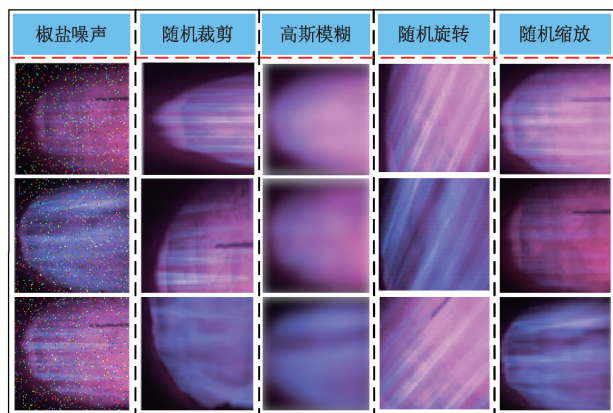


图3 数据增强分析

Fig. 3 Data augmentation analysis

数据增强技术,基于多视窗协同模拟多样化的真实场景,同时确保时间和空间的一致性。旋转引入角度变化和高斯模糊引入适度的图像模糊增强模型对燃烧状态变化的鲁棒性;缩放和裁剪分别模拟火焰尺寸变化和遮挡,丰富了数据集的多样性;噪声注入有助于提升模型在复杂燃烧状态分类任务中的泛化能力。

2 低浓度瓦斯燃烧状态监测策略

2.1 低浓度瓦斯燃烧状态监测模型设计

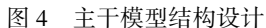
1) 主干模型分析设计

低浓度瓦斯燃烧状态监测模型主要由主干模型、颈部模型、头部模型组成。针对主干模型的设计,当前YOLOv12系列^[13]等模型的主干网络在实时目标检测领域表现优异,但主要依赖残差网络,在处理全局上下文特征信息和复杂细节特征时存在局限性。相比之下Swin Transformer^[14]编码器模块更擅于捕获整体特征,嵌入机制部分相比较RNN/LSTM显示更高效的建模效率。然而Swin Transformer编码器模块具体针对瓦斯燃烧状态局部特征、形态和边缘的细微变化存在局限性。

基于上述问题,本文对Swin Transformer编码器模块进行优化,将其作为低浓度瓦斯燃烧状态监测模型的主干模型,在Swin Transformer编码器模块嵌入层前引入多尺度窗口机制(multi-scale window mechanism)^[15];将Swin Transformer编码器模块的多头自注意力计算替换为自适应注意力机制(adaptive attention mechanism)^[16],提高对瓦斯燃烧状态局部特征、形态和边缘细微变化的提取能力与监测效率,增强模型的特征提取能力。

主干模型网络结构设计如图4所示。

(1) 将数据增强与Grad-CAM可视化热力图的瓦斯燃烧状态数据集作为输入,设为 I_0 ,依据嵌入层进行转换。



针对头部模型的设计,当前 EfficientNet^[18] 模型等在特征提取和全局信息捕捉具有一定优势,但对于复杂的瓦斯燃烧状态动态特征处理能力偏弱。相比之下,Tong等^[19]提出了可变核卷积模块(AKConv),依据输入数据动态调整卷积核的大小与形状,以增强模型性能。然而,

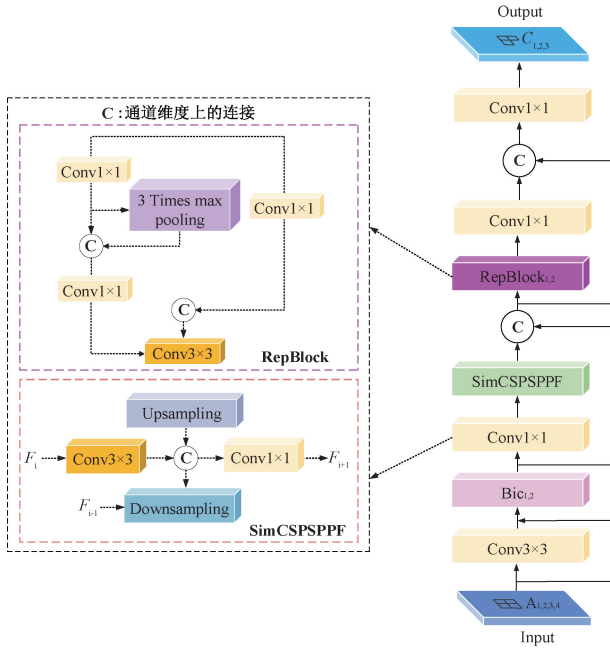


图5 颈部模型结构设计

Fig. 5 Neck model structure design

高计算复杂度和资源需求会降低实际应用可能性,在样本不足或复杂场景中,注意力机制和特征融合效率也会降低。针对上述问题,本文对 AKConv 模块优化,同理,将其作为本文模型的头部模型。在卷积层与重采样之间进行卷积偏移,对初始采样形状进行瓦斯燃烧状态形状调整,降低模型的计算复杂度。

(1) 设定 X 为输入特征图,依据 AKConv 得到输出特征图 Y 。定义核形状预测函数为 $K(\cdot)$,根据输入特征图 X 预测像素位置的核形状参数如式 (10) 所示。

$$K_{shape} = K(X) \quad (10)$$

式中: K_{shape} 表示核的宽度、高度和其他形状参数; $K(X)$ 表示预测的每个像素位置核形状参数。依据上述参数构建可变卷积核 W ,将其应用到输入特征图 X 。

(2) 依据核形状预测函数 $K(\cdot)$,预测每个像素位置的卷积核形状参数 K_{shape} ,输出尺寸为 64×64 ,每个像素位置包含动态生成的卷积核形状参数,核形状预测函数 $K(\cdot)$ 如式 (11) 所示。

$$K_{shape}(i, j) = K(X)(i, j) = \text{Conv}(X)_{i, j} \quad (11)$$

式中: (i, j) 表示特征图的像素位置; $K_{shape}(i, j)$ 表示在 (i, j) 位置卷积核形状参数; Conv 表示卷积,输入特征图 X 预测每个像素位置的卷积核形状参数。

头部模型网络结构设计如图 6 所示。由图 6 可知,首先头部模型从主干模型和颈部模型获取输入图像的初步处理结果,提取火焰的基本特征(形状、颜色等);随后多尺度特征融合通过卷积和采样技术,捕捉不同空间尺度的目标特征,增强模型对多样化场景的适应

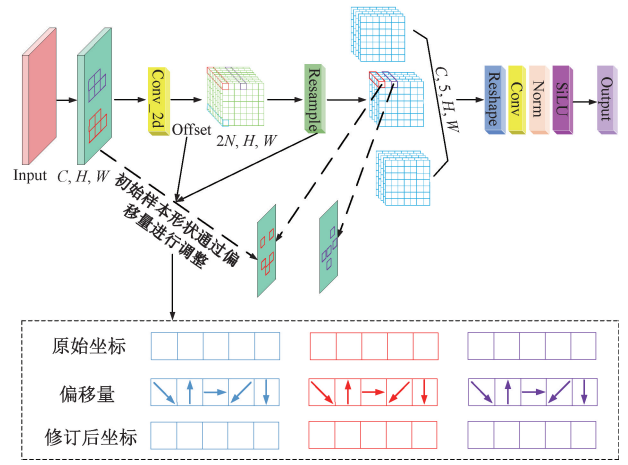


图6 头部模型结构设计

Fig. 6 Head model structure design

能力;进一步引入注意力机制,分配不同权重以突出关键特征区域,提高监测精度;最后颈部模型通过深层卷积和非线性变换提炼和增强瓦斯燃烧状态特征。

3 实验分析

3.1 实验环境设置与分析

为检验模型的性能,同时降低实验的重复性与成本等,实验选取一个煤矿低浓度瓦斯直燃系统进行测试分析,待测试分析稳定以后逐步推广至其他煤矿低浓度瓦斯直燃系统。选取安徽省潘一东煤矿低浓度瓦斯直燃系统,瓦斯在燃烧期间主要经历抖动、回火、脱火、稳定和熄灭 5 种状态,实验装置如图 7 所示。



图7 低浓度瓦斯直燃系统实验装置

Fig. 7 Low-concentration gas direct combustion system experimental setup

由图 7 可知,低浓度瓦斯直燃系统实验装置主要包括:水封阻火器、干燥器、瓦斯预热装置等。依据不同装置间的协调工作、实现高速摄像机、高清摄像机 1、高清摄像机 2 从视窗 1~3 协同监测瓦斯燃烧状态,实时采集瓦斯燃烧状态图像。基于 Jetson Nano 嵌入式平台,监测火焰亮度、形状等特性。

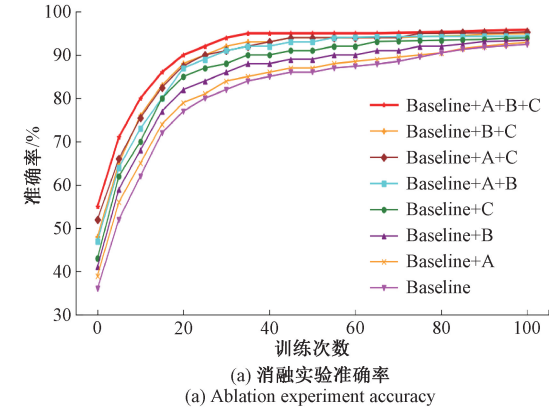
实验的服务器配置如下:处理器为第 11 代英特尔 i7-11400H@ 3.70 GHz,内存容量为 2 048 GB,图形处理器为 NVIDIA GeForce RTX4070。操作系统为 Windows 10 专业版,深度学习框架为 PyTorch2.7.0-gpu,CUDA 版本为 12.5。

3.2 模型评价指标分析

实验将均方误差(mean squared error, MSE)作为模型的自适应性评价指标,模型使用的评价指标主要还包括准确率(accuracy, Acc)、精确率(precision, P)、召回率(recall, R)、假正率(FP)、假负率(FN)、浮点数(FLOPs)、帧率(FPS)等。准确率评估模型所有预测的总体正确性,精确率侧重于衡量模型对关键状态(回火、脱火等)预测准确性,二者结合可以全面验证模型的精确性。模型评价指标计算如式(12)~(17)所示。

MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - y_i)^2 \tag{12}

Acc = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{N_{pred}}{N_{gt}} \tag{13}



P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{14}

R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{15}

FP = \frac{F_{pred}}{N_{pred}} \tag{16}

FN = \frac{M_{pred}}{N_{gt}} \tag{17}

式中: N_{pred} 表示正确检测瓦斯燃烧状态; F_{pred} 表示错误检测瓦斯燃烧状态; M_{pred} 表示没有检测到瓦斯燃烧状态; N_{gt} 表示真实瓦斯燃烧状态图像; FP 表示假正率; FN 表示假负率; FP 和 FN 的数值越低表示模型性能越好; TP 表示瓦斯燃烧状态为正类且模型预测为正类; TN 表示瓦斯燃烧状态为负类且模型预测也为负类; f_i 和 y_i 分别代表预测值和实际值; MSE 表示测试集的均方误差值。

3.3 模型性能分析

1) 消融实验分析
为验证本文模型的性能,基于消融实验评估各模块对模型性能的贡献。将主干模型设定为模块 A、颈部模型设定为模块 B、头部模型设定为模块 C。逐步添加不同模块迭代,评估各模块对模型的贡献。基于测试集,分析消融实验不同模块叠加的模型准确率、精确率等评价指标。

消融实验不同模块的迭代准确率、精确率等评价指标实验结果如图 8、表 1 所示。

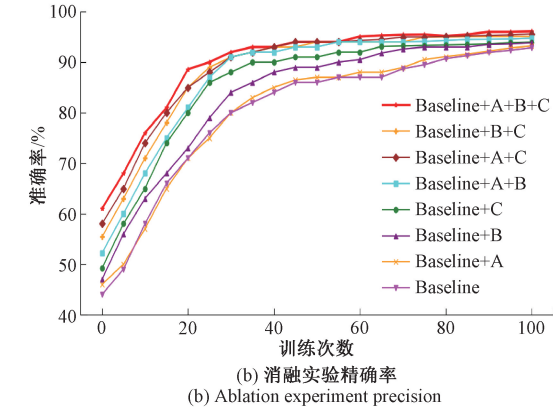


图 8 消融实验评价指标性能

Fig. 8 Ablation experiment to evaluate the performance of the indexes

表 1 消融实验评价指标分析

Table 1 Analysis of evaluation indexes of ablation experiment (%)

基本模型	主干模型	颈部模型	头部模型	准确率	召回率	精确率
√				92.43	92.56	92.87
√	√			92.90	93.11	93.22
√		√		93.40	93.45	93.84
√			√	93.95	93.93	93.95
√	√	√		94.36	94.45	94.76
√	√		√	94.92	95.02	95.11
√		√	√	95.30	95.28	95.62
√	√	√	√	95.80	95.88	96.11

由图 8(a) 和(b) 可知,根据消融实验结果,Baseline+ A+ B+ C 模型在准确率和精确率优于其他模型。Baseline+ A+ B+ C 模型的准确率和精确率曲线最终位于其他组合之上,且收敛速度较快,性能稳定提升。相比之下,Baseline 模型的表现较为滞后,凸显了 A、B、C 模块的协同作用。综合分析,Baseline+ A+ B+ C 模型通过特征融合有效提升了性能,在准确率和精确率方面表现突出。

由表 1 可知,分别添加主干模型、颈部模型、头部模型进行消融实验,与基本模型相比,准确率分别提升 0.47%、1.93% 和 3.37%,召回率分别提升 0.55%、1.89% 和 3.32%,精确率分别提升 0.35%、1.89% 和 3.24%。当 Backbone model、Neck model、Head model 逐步叠加使用时,模型的准确率逐步提升至 95.80%,召回率逐步提升至 95.88%,精确率值提升至 96.11%,实验表明随着消融实验不同模块的叠加,模型性能也在逐步提升。

2) 模型对比实验分析

基于上述消融实验对本文模型性能分析,为进一步评估本文模型性能,选取多个经典和先进的目标检测模型进行对比分析。主要包括 Faster RCNN^[20]、Hybrid CNN-Transformer^[21]、YOLOv11-N^[22]、FireNet^[23]、Swin Transformer、Relation-DETR^[24]、YOLOv12-N 模型等。这些模型代表了不同的检测方法与技术优势,Faster RCNN 的区域提议能力、YOLO 系列的实时检测能力、Hybrid CNN-Transformer 在图像特征提取方面的优势,以及 Swin Transformer 在复杂图像模式处理中的表现。与 Faster RCNN 等模型进行对比,深入分析本文模型在精确性、实时性等方面的表现,验证其在低浓度瓦斯燃烧状态监测中的有效性和优越性。

模型对比实验的准确率、精确率等评价指标结果如图 9、表 2 所示。

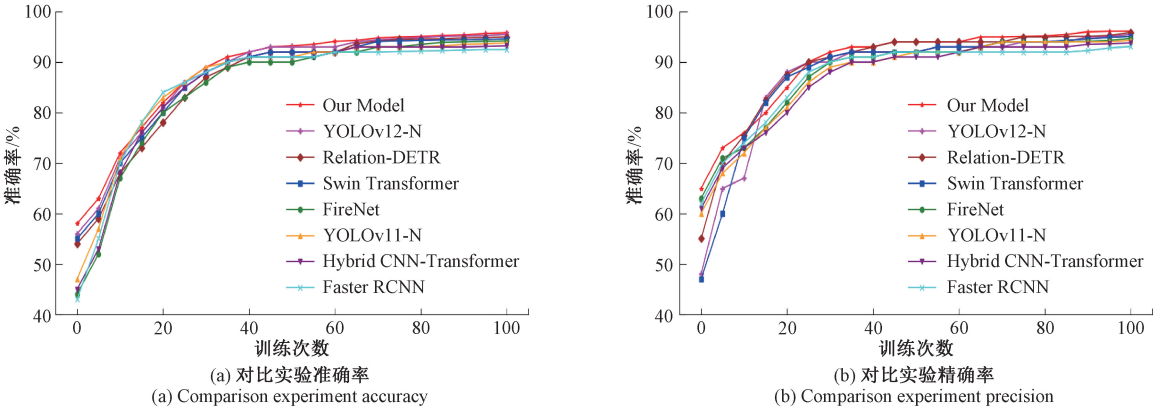


图 9 模型对比实验性能分析

Fig. 9 Model comparison experiment to evaluate the performance of indexes

表 2 不同模型对比实验分析

Table 2 Comparative experimental analysis of different models

模型	准确率/%	精确率/%	假正率	假负率	参数量/($\times 10^6$)	浮点数/GFLOPs	监测速率/fps
Faster RCNN	92.57	93.10	0.089 5	0.080 2	46.4	109	52.4
Hybrid CNN-Transformer	93.26	93.82	0.091 2	0.082 6	86.8	205	73.2
YOLOv11-N	93.85	94.31	0.086 8	0.077 6	71.4	189	68.8
FireNet	94.24	94.72	0.079 6	0.075 2	43.6	165	55.6
Swin Transformer	94.640	95.16	0.081 1	0.068 3	68.5	257	61.2
Relation-DETR	95.03	95.53	0.062 3	0.020 3	38.2	110	86.8
YOLOv12-N	95.52	95.97	0.075 6	0.059 2	57.3	189	74.2
本文	95.80	96.11	0.049 8	0.020 1	40.1	107	87.5

由图 9(a) 和(b) 可知,根据对比实验结果,本文模型在准确率和精确率均表现出优势。曲线显示,随着训练过程的进行,本文模型准确率和精确率最终领先于其他对比模型,在后期的迭代中,性能差距愈加明显。与 YOLOv12-N、Relation-DETR、Swin Transformer 等模型进行对比,本文模型在训练次数 100 次时表现最佳。实验表

明,本文模型在有效性和稳定性方面具备一定优势,能更好地应对复杂的瓦斯燃烧状态监测任务。

由表 2 可知,本文模型以 95.80% 的准确率和 96.11% 的精确率优于 YOLOv12-N (95.52%) 等模型,同时凭借 0.049 8 的假正率与 0.020 1 的假负率,优于 YOLOv12-N 和 Relation-DETR,在降低错误分类方面更具

优势;虽然其 40.1×10^6 参数量和 107 GFLOPs 浮点运算量略高于 Relation-DETR (38.2×10^6),但仍保持卓越的计算效率,并以 87.5 fps 的处理速度远超 Relation-DETR (61.2 fps),展现了卓越的效率与实时性。

3) 模型鲁棒性实验分析

为评估本文模型针对不同工况的鲁棒性,选取噪声注入、光照变化对模型性能和实验影响较大的因素进行分析。以 MSE 值作为评价指标,从不同维度评估本文模型在复杂燃烧环境下的鲁棒性能。本文模型在不同影响因素下的鲁棒性能表现如图 10 所示。

图 10(a) 和 (b) 分析了本文模型在不同噪声、光照变化下本文模型鲁棒性。

根据 MSE 值可知,本文模型在面对噪声干扰、光照变化等不确定因素时,保持了较低 MSE 值。实验结果表明了本文模型在复杂燃烧环境下的精准度和实时响应能力,表现出了较强的鲁棒性和较高的自适应能力。

4 低浓度瓦斯燃烧状态监测测试与平台应用

4.1 低浓度瓦斯燃烧状态监测测试

燃烧室内 5 种主要燃烧状态,即稳定、抖动、回火、脱火、熄灭。基于多传感器下瓦斯燃烧状态测试集对瓦斯燃烧状态采用精确率、帧率综合指标进行分析。同时,为减少实验的重复性,选取与本文模型性能表现接近

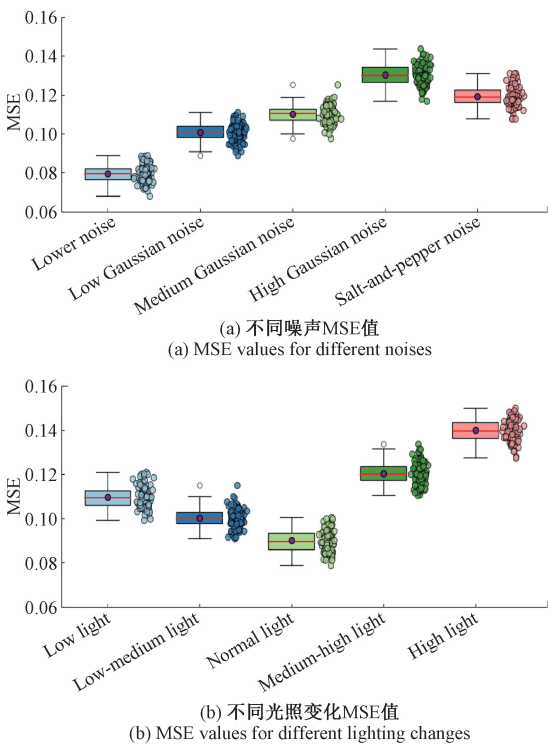


图 10 模型鲁棒性能分析

Fig. 10 Model robustness performance analysis

的 Relation-DETR 模型、YOLOv12-N 模型对比分析。系统启动以后,为保证实验的随机性,每种状态随机选取两张瓦斯燃烧状态测试集图像,分析如图 11 所示。

验证分析	火焰稳定精确率/%		火焰抖动精确率/%		火焰回火精确率/%		火焰脱火精确率/%		火焰熄灭精确率/%	
Relation-DETR	95.52% 86.83fps	95.59% 86.79fps	95.49% 86.73fps	95.60% 86.81fps	95.53% 86.83fps	95.58% 86.86fps	95.51% 86.84fps	95.57% 86.77fps	95.59% 86.83fps	95.60% 86.79fps
YOLOv12-N	95.88% 74.21fps	95.95% 74.22fps	95.91% 74.23fps	95.94% 74.22fps	95.88% 74.19fps	95.92% 74.23fps	95.94% 74.26fps	95.91% 74.19fps	95.99% 74.18fps	95.93% 74.23fps
本文模型	96.08% 87.52fps	96.15% 87.59fps	96.12% 87.55fps	96.13% 87.49fps	96.11% 87.58fps	96.10% 87.52fps	96.09% 87.55fps	96.14% 87.49fps	96.16% 87.57fps	96.08% 87.54fps

图 11 低浓度瓦斯燃烧状态监测效果对比分析

Fig. 11 Comparative analysis of the monitoring effect of low-concentration gas combustion states

由图 11 可知,在多传感器(HS Camera、HD Camera 1 and HD Camera 2)条件下,本文模型在瓦斯燃烧状态监测任务中优于对比模型 Relation-DETR、YOLOv12-N。Relation-DETR 模型精确率均值约为 95.55% ,YOLOv12-N 模型精确率均值约为 95.92% ,本文模型的精确率均值

突破了 96.10% 。在复杂燃烧状态(如火焰脱火和火焰熄灭)条件下,本文模型的精确率最高可达 96.12% ,高于其他模型。实验结果表明本文模型在提取关键火焰特征方面具备更强的鲁棒性和泛化能力。此外,本文模型综合利用多传感器 HS Camera、HD Camera 1 and HD Camera 2

捕获不同视窗的瓦斯燃烧图像,提升了本文模型在复杂工况下的稳定性和可靠性。

4.2 模型部署嵌入式平台监测测试

为验证本文模型集成在平台实时监测性能,将本文模型部署应用在嵌入式平台检验实际效果。基于多传感器每种低浓度瓦斯燃烧状态随机选择数量不等的图像进行部署分析。

由表 2 可知,本文模型参数量为 40.1×10^6 , 参数量偏低。与此同时,由于改进的 Swin Transformer、AKConv 等模块,在推理时巧妙地将不同的分支结构进行融合,压缩了模型的参数。因此将本文模型直接部署至嵌入式平台 Jetson Nano 进行性能测试,并使用 TensorRT 框架进行半精度(F16)加速。在不影响精确率前提下,使其检测速度达到满足实时检测的要求。性能表现如图 12 所示。

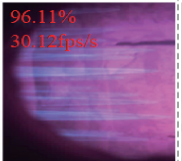
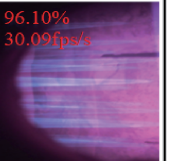
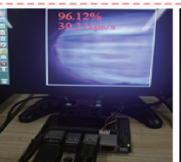
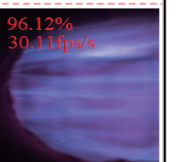
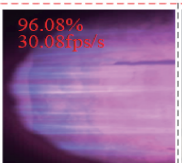
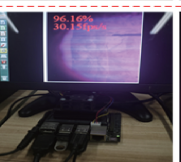
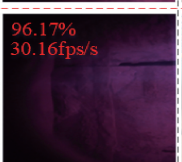
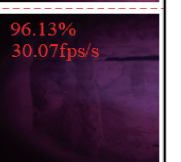
部署分析	精确率/% 和监测帧率/fps		精确率/% 和监测帧率/fps	
火焰稳定				
火焰抖动				
火焰回火				
火焰脱火				
火焰熄灭				

图 12 嵌入式平台低浓度瓦斯燃烧状态监测

Fig. 12 Embedded platform low-concentration gas combustion states monitoring

由图 12 可知,本文模型部署在嵌入式平台 Jetson Nano 具有高精度与实时性的瓦斯燃烧状态监测效果。针对不同瓦斯燃烧状态,以及多传感器(HS Camera、HD Camera 1 和 HD Camera 2)条件,精确率均值均超过 96%,帧率均值保持在 30 fps 以上,满足实时监测的需求。其中,火焰熄灭、火焰脱火状态的精确率均值最高达到 96.15%,火焰脱火状态的帧率均值表现最佳,达到 30.14 fps。实验结果表明本文模型在嵌入式平台中性能优异,能够精确监测复杂燃烧状态,检测速度达到实时性需求,基本满足本文模型在低浓度瓦斯直燃系统中的应用。

5 结 论

本文研究表明,低浓度瓦斯直燃系统燃烧状态监测的难题在于不同瓦斯燃烧状态下对应的特征。本文监测策略实现了 96.11%的高识别精度、87.5 fps 较高的实时响应能力,并在嵌入式平台 Jetson Nano 保持接近一致的识别性能与实时运行能力。通过引入空间协同信息,在不增加系统复杂度的前提下,同时满足低浓度瓦斯燃烧状态监测对准确性、实时性和工程可实施性的综合要求,缓解了传统监测方式在实际工况下响应不足的问题。

与此同时,本文揭示了低浓度瓦斯燃烧状态识别对多视角空间协同感知的内在依赖关系。多视窗信息通过冗余互补和一致性约束机制,在误差控制(和性能稳定性)方面展现优势。实验结果验证了前人关于视觉信息在燃烧状态监测中优于单一物理量传感的结论,进一步修正了现有部分研究中“单视角视觉模型即可满足工程应用需求”。通过多视窗协同机制对现有瓦斯燃烧状态监测方法进行了补充和发展,为系统的安全运行提供了支撑。

参考文献

- [1] 桑树勋,袁亮,刘世奇,等. 碳中和地质技术及其煤炭低碳化应用前瞻[J]. 煤炭学报, 2022, 47(4): 1430-1451.
- SANG SH X, YUAN L, LIU SH Q, et al. Carbon neutrality geological technologies and their prospects for low-carbon coal applications[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(4): 1430-1451.
- [2] ZHENG X L, CHENG W F, XUE S, et al. Adaptive prediction and correction of low-concentration gas mixture concentration and abnormal concentration [J]. Measurement, 2025, 253: 117442.
- [3] 苏发强,邓启超,武俊博,等. 基于不同气化通道类型的地下气化煤体破裂监测及扩展规律[J]. 煤炭学报, 2023, 48(10): 3845-3858.
- SU F Q, DENG Q CH, WU J B, et al. Monitoring and expansion regularities of underground coal gasification body fracture based on different gasification channel types[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(10): 3845-3858.
- [4] 罗雨馨,曹振,于欣,等. 组合发动机加力燃烧室火焰状态光学图像监测方法研究[J]. 推进技术, 2025, 46(1): 233-241.
- LUO Y X, CAO ZH, YU X, et al. Research on the method of optical image monitoring of flame state in the afterburner of the combined engine [J]. Propulsion Technology, 2025, 46(1): 233-241.
- [5] MUHAMMAD K, AHMAD J, BAIK S W. Early fire detection using convolutional neural networks during surveillance for effective disaster management [J]. Neurocomputing, 2018, 288(2): 30-42.
- [6] BAI X J, FEI L W, LIU W Q, et al. Self-supervised combustion state diagnosis using a noise-augmented generative adversarial network and flame image sequences [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 149: 110574.
- [7] GUO X W, XU H, CAI A B, et al. Advanced image processing techniques for multi-level characterization of significant flame features in carbon-neutral combustion[J]. Journal of the Energy Institute, 2024, 117: 101875.
- [8] 纪文波,徐建新,王华,等. 基于三态测试的生物柴油喷射火焰混沌识别及燃烧性能研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(11): 403-409.
- JI W B, XU J X, WANG H, et al. Chaos identification and biodiesel jet flame combustion performance based on three-state test[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2021, 42(11): 403-409.
- [9] 崔名双,牛芳,纪任山,等. 平焰燃烧器煤/ NH_3 燃烧特性实验研究[J]. 煤炭学报, 2024, 49(8): 3667-3676.
- CUI M SH, NIU F, JI R SH, et al. Experimental study on the combustion characteristics of coal/ NH_3 in a flat-flame burner[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(8): 3667-3676.
- [10] 白世杰,王昆,王明磊,等. 大口径两相流单脉冲汇聚激波管研制及性能评估[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(7): 84-92.
- BAI SH J, WANG K, WANG M L, et al. Development and performance evaluation of a large-diameter two-phase-flow single-pulse converging shock tube [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(7): 84-92.
- [11] 付华,刘雨竹,周文铮. 含瓦斯煤破裂信号的量子优化降噪模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(10): 212-223.
- FU H, LIU Y ZH, ZHOU W ZH. Quantum-optimized denoising model for fracture signals of gas-bearing coal[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(10): 212-223.
- [12] 齐宝柱,任帅,杜运亮,等. 基于嵌入式平台的电能信息采集系统研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(22): 1-6.
- QI B ZH, REN SH, DU Y L, et al. Research on electric energy information acquisition system based on embedded platform[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(22): 1-6.
- [13] QIAN H X, GUO X J, SU SH J, et al. A real-time stitching method based on FLANN algorithm of multi-UAV for remote sensing image [J]. Instrumentation, 2025, 12(3): 76-87.
- [14] KIM J H, KIM N, WON C S. Global-local feature learning for fine-grained food classification based on Swin Transformer[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 133: 108248.
- [15] 马光岑,周金治,贺浩洋,等. 融合多尺度特征与注意力机制的眼底图像血管分割[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(4): 262-271.
- MA G C, ZHOU J ZH, HE H Y, et al. Retinal vessel

segmentation based on fusion of multi-scale features and attention mechanism[J]. Progress in Optics and Laser Science, 2025, 62(4): 262-271.

[16] 张宇翔, 刘世豪, 沈骞, 等. 基于 CBiGRU-Attention 的波浪能转换装置模型预测控制[J]. 电子测量技术, 2025, 48(23): 133-143.

ZHANG Y X, LIU SH H, SHEN Q, et al. Model predictive control of a wave energy converter based on CBiGRU-Attention [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(23): 133-143.

[17] XU W Y, WANG T Y, JI T Y, et al. Rep ghost conv-subpixel fusion-cascading attention-detection (RSCDet): A novel lightweight model for real-time aphid detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110591.

[18] VILELA-PÉREZ N, HERAS D B, ARGÜELLO F. EffBaGAN: An efficient balancing GAN for earth observation in data scarcity scenarios[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18(1): 2477-2496.

[19] TONG G F, SHAO Y Y, PENG H. Learning local contextual features for 3D point clouds semantic segmentation by attentive kernel convolution[J]. Visual Computer, 2023, 40(2): 831-847.

[20] HOU J W, YANG C, HE Y H, et al. Detecting diseases in apple tree leaves using FPN-ISResNet-Faster RCNN [J]. European Journal of Remote Sensing, 2023, 56(1): 2186955.

[21] GUO X Y, LIN X, YANG X, et al. UCTNet: Uncertainty-guided CNN-Transformer hybrid networks for medical image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2024, 152: 110491.

[22] MUJADDED A, RABBANI A. YOLOv11 for vehicle detection: Advancements, performance, and applications in intelligent transportation systems[J]. ArXiv preprint arXiv:2410.22898v1, 2024.

[23] NASER M Z, KODUR V, THAI H T, et al. StructuresNet and FireNet: Benchmarking databases and machine learning algorithms in structural and fire

engineering domains [J]. Journal of Building Engineering, 2021, 44:102977.

[24] LIU ZH Y, ZHANG Y X, HE J R, et al. Enhancing infrared small target detection: A saliency-guided multi-task learning approach [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26 (3): 3603-3618.

作者简介



程王峰, 现为安徽理工大学博士研究生, 主要研究方向为低浓度瓦斯燃烧安全监测、机器视觉、数字孪生。
E-mail: wangfengcheng2022@126.com



Cheng Wangfeng is currently a Ph. D. candidate at Anhui University of Science and Technology. His main research areas are safety monitoring of low-concentration gas combustion, machine vision, and digital twins.

郑晓亮 (通信作者), 2018 年于安徽理工大学获得博士学位, 现为安徽理工大学教授, 主要研究方向为低浓度瓦斯燃烧安全监测, 全浓度瓦斯抽采、利用。
E-mail: zhengxl@ aust. edu. cn



Zheng Xiaoliang (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Anhui University of Science and Technology in 2018. He is currently a professor at Anhui University of Science and Technology. His main research interests include the safety monitoring of low-concentration gas combustion and the extraction and utilization of full-concentration methane.

薛生, 1991 年于澳大利亚新南威尔士大学获得博士学位, 现为安徽理工大学教授, 主要研究方向为煤与瓦斯突出、瓦斯抽采、瓦斯利用和煤自燃。
E-mail: sheng. xue@ aust. edu. cn

Xue Sheng received his Ph. D. degree from the University of New South Wales, Australia, in 1991. He is currently a professor at Anhui University of Science and Technology. His main research interests include coal and gas outbursts, gas extraction, gas utilization, and spontaneous combustion of coal.