

氨气泄漏混洗自注意力轻量化红外检测

张印辉 庄宏 何自芬 杨宏宽 黄滢

Lightweight infrared detection of ammonia leakage using shuffle and self-attention

ZHANG Yin-hui, ZHUANG Hong, HE Zi-fen, YANG Hong-kuan, HUANG Ying

引用本文:

张印辉, 庄宏, 何自芬, 杨宏宽, 黄滢. 氨气泄漏混洗自注意力轻量化红外检测[J]. 中国光学, 2023, 16(3): 607-619. doi: 10.37188/CO.2022-0127

ZHANG Yin-hui, ZHUANG Hong, HE Zi-fen, YANG Hong-kuan, HUANG Ying. Lightweight infrared detection of ammonia leakage using shuffle and self-attention[J]. *Chinese Optics*, 2023, 16(3): 607-619. doi: 10.37188/CO.2022-0127

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0127>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

高功率激光装备小型化轻量化技术

Miniaturization and lightweight technology of high-power laser equipment

中国光学 (中英文). 2017, 10(3): 321 <https://doi.org/10.3788/CO.20171003.0321>

无人机侦察多目标实时定位技术研究

Multi-targets real-time location technology for UAV reconnaissance

中国光学 (中英文). 2018, 11(5): 812 <https://doi.org/10.3788/CO.20181105.0812>

基于结构字典学习的图像复原方法

Image restoration approach based on structure dictionary learning

中国光学 (中英文). 2017, 10(2): 207 <https://doi.org/10.3788/CO.20171002.0207>

光学卫星在轨动态场景实时匹配方法及试验

On-orbit dynamic scene real-time matching method and experiment of optical satellite

中国光学 (中英文). 2019, 12(3): 575 <https://doi.org/10.3788/CO.20191203.0575>

基于太赫兹量子级联激光器的实时成像研究进展

Progress in real-time imaging based on terahertz quantum-cascade lasers

中国光学 (中英文). 2017, 10(1): 68 <https://doi.org/10.3788/CO.20171001.0068>

人体腿部四层结构的红外热成像有限元分析

Finite element analysis of infrared thermal imaging for four-layers structure of human thigh

中国光学 (中英文). 2018, 11(2): 237 <https://doi.org/10.3788/CO.20181102.0237>

文章编号 2097-1842(2023)03-0607-13

氨气泄漏混洗自注意力轻量化红外检测

张印辉, 庄 宏, 何自芬*, 杨宏宽, 黄 滢
(昆明理工大学机电工程学院, 云南 昆明 650500)

摘要:氨气是重要的基础工业原材料, 实现其非接触探测对于及时发现氨气泄漏, 避免重大安全事故发生具有重要意义。针对常规氨气泄漏检测装置需等到氨气扩散到一定范围并与传感器接触时才能响应的不足, 提出一种混洗自注意力网络 (SSANet) 模型实现氨气泄漏红外非接触检测。因红外热像仪获取的氨气泄漏图像含噪高、对比度低, 故通过非局部均值去噪、限制对比度的自适应直方图均衡化预处理建立氨气泄漏红外检测数据集。SSANet 模型在 YOLOv5s 基础上通过 K-means 算法聚类分析出适用于氨气泄漏红外检测的候选框以预置模型参数; 采用轻量级 ShuffleNetv2 网络, 将其 Shuffle Block 中的 3×3 的深度可分离卷积核替换为 5×5 , 采用含有新卷积模块的 SK5 Block 对特征提取网络进行重构, 使模型大小、计算量和参数量实现轻量化的同时提高检测精度; 采用 Transformer 模块代替原网络瓶颈模块中的 C3 模块实现泄漏区域多头注意力自底向上融合, 实现检测精度的再次提升。实验结果表明, SSANet 模型较 YOLOv5s 基础模型大小和参数量分别减少 76.40%、78.30%, 降为 3.40 M、1.53 M; 单张图像平均检测速度提升 1.10%, 达到 3.20 ms; 平均检测精度提升 3.50%, 达到 96.30%。本文为开发氨气泄漏非接触探测装置以保障涉氨企业的安全生产和稳定运行提供了一种有效的检测算法。

关键词:氨气泄漏检测; 红外图像; 聚类分析; 轻量化结构; Transformer 模块

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.37188/CO.2022-0127

Lightweight infrared detection of ammonia leakage using shuffle and self-attention

ZHANG Yin-hui, ZHUANG Hong, HE Zi-fen*, YANG Hong-kuan, HUANG Ying

(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology,
Kunming 650500, China)

* Corresponding author, E-mail: zyhhzf1998@163.com

Abstract: Ammonia gas is an important basic industrial raw material, and realizing its non-contact detection is of great significance for the timely detection of ammonia gas leaks to avoid major safety incidents. Aiming at the shortcoming of conventional ammonia leak detection devices that can only respond when ammonia diffuses to a certain range and makes contact with a sensor, a Shuffling Self-Attention Network (SSANet) model is proposed to realize the infrared non-contact detection of ammonia leaks. Due to the high noise and low contrast of ammonia leakage images obtained by infrared cameras, an infrared detection dataset of ammonia leakage was established through non-local mean denoising and contrast-limited adaptive histogram equalization preprocessing. On the basis of YOLOv5s, the SSANet model uses the K-means algorithm to cluster and analyze the candidate frame suitable for the infrared detection of ammonia gas leakage to preset the model's parameters. Using the lightweight ShuffleNetv2 network, the depth of 3×3 in the Shuffle Block can be adju-

收稿日期: 2022-06-14; 修订日期: 2022-07-07

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 62061022, No. 62171206, No. 61761024)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 62061022, No. 62171206, No. 61761024)

ted. The separate convolution kernel is replaced with a 5×5 depth, and the feature extraction network is reconstructed with an SK5 Block containing a new convolution module, which makes the model size, calculation and parameters non-intensive while improving the detection accuracy. The Transformer module is used instead of its original version. The C3 module in the network bottleneck module is replaced by Transformer module to realize the bottom-up fusion of multi-head attention in the leakage area, and further improves the detection accuracy. The experimental results show that the size and parameter requirements of the SSANet model are reduced by 76.40% and 78.30%, respectively, to 3.40 M and 1.53 M compared with the basic model of YOLOv5s; the average detection speed of a single image is increased by 1.10% to 3.20 ms; and the average detection accuracy is increased by 3.50% , reaching 96.30%. We provide an effective detection algorithm for the development of a non-contact detection device for ammonia leakage to ensure the safe production and stable operation of ammonia-related enterprises.

Key words: ammonia leak detection; infrared image; cluster analysis; lightweight structure; transformer module

1 引言

氨气作为重要的基础工业原材料广泛应用于冷链物流和航天航空等工业生产中,氨气泄漏是生产过程中存在的主要安全隐患,发生泄漏时如不及时处理不仅会引发人员中毒还存在爆炸性危险^[1]。近年来,发生多起重大的氨气泄漏事故,造成了巨大的经济损失,因此,迫切需要研制氨气泄漏检测技术。国内外对于氨气泄漏红外检测的研究较少,但有不少学者对有害气体泄漏检测展开了广泛的研究。现有的有害气体泄漏检测方法主要分为常规接触式和非接触式两类。

常规有害气体泄漏检测方法采用气体传感器^[2-3],属于点位测量,需要接触测量,这使其在很多情况下无法到达待测区域。此外,其存在检测范围小、敏感性差、实时性不高、无法定位泄漏源等问题,而且对工作人员的安全有很大的威胁。同时,也有学者研究了新型传感器,虽然检测的准确性不断提升,检测材料多样化,但仍然存在接触式检测的缺点,且需要定期校准^[4-6]。红外成像检测技术可以将有害气体的泄漏图像呈现在显示器上,从而使有害气体泄漏的大范围、实时性和可视化检测成为了可能^[7-8]。基于红外成像检测技术的有害气体泄漏非接触检测模型设计是问题的关键。

针对有害气体泄漏非接触式检测,王建平等^[9]提出基于红外视频的乙烯气体泄漏检测方法,通

过红外相机拍摄乙烯生产车间设备运行时的红外视频,经灰度化处理和形态学运算后,将多帧差分背景和背景差分后的图像进行与运算,再对其滤波降噪,最后可得到气体泄漏的实际区域。隋中山等^[10]提出基于张量低秩分解和稀疏表示的小目标检测方法,采用增广拉格朗日乘子法对石化工业生产过程中的微小气体释放检测。林云^[11]以 LeNet 模型为基础网络框架,添加 dropout 等结构构建卷积神经网络框架,利用该卷积网络对有害气体红外图像进行分类识别,从而取得较高的分类精度,但模型复杂度高,达不到实时性检测。翁静等^[12]通过以热成像技术为核心,利用支持向量机进行泄漏气体云团检测,检测距离在 10~150 m 时的泄漏气体云团的分类准确率可达 92.5%,但数据率较少,只有 1000 个样本。Kastek 等^[13]将有无有害气体探测得到的傅立叶红外光谱进行对比研究,根据信号变化提出不同气体的检测算法和方法,并进行现场测量及野外实验,验证了算法的可行性。Barber 等^[14]提出了一种基于红外成像技术的瓦斯泄漏遥感监测系统,利用非制冷微测辐射热计检测器的主动成像技术实现外部红外照明对有害气体的检测,并可在室外环境下独立工作。Shi J 等^[15]提出一种基于 Faster R-CNN 的气体泄漏检测方法,但模型权重较大,导致单张图像模型推理时间高达 60 ms。

基于以上分析,以气体传感器接触式的有害气体泄漏检测受安装位置和风向的影响存在无法快速定位泄漏源、检测效率低、实时性差等问

题。有害气体泄漏非接触式检测能够在较远距离处对泄漏气体进行成像与定位, 可以更好地保障工作人员的安全。上述方法虽然有一些成效, 但模型较为繁琐复杂、实施难度大且难以实现氨气泄漏安全检测。由于红外热像仪获取的红外图像含噪高、对比度低, 导致检测效果差。此外, 氨气泄漏存的时间、地点不固定, 为保证安全, 对模型推理能力提出高需求, 而现有检测已无法满足上述需求。为此, 本文提出一种混洗自注意力网络(Shuffle Self-attention Net, SSANet)模型实现氨气泄漏红外非接触式检测。YOLOv5(You Only Look Once)模型是 YOLO 系列^[16-20]模型的第 5 个版本具有较强的检测速度和鲁棒性。以 YOLOv5s 模型为基础模型, 通过非局部均值去噪、限制对比度的自适应直方图均衡化预处理方法, 建立氨气泄漏红外检测数据集并开展实验, 结果证明所提出的 SSANet 模型对氨气泄漏红外检测具有较强的整体鲁棒性。改进方法与目的如下:

(1)对氨气泄漏红外检测数据集使用 K-means^[21]聚类算法聚类计算标注的真实框尺寸, 得到适用于该数据集的候选框参数, 以提高模型的精度。

(2)为使氨气泄漏红外检测模型在满足检测速度的同时提升检测精度, 采用轻量级 ShuffleNetv2 网络, 将其基础模块中的 3×3 深度可分离卷积核替换为 5×5, 采用含有新卷积模块的 SK5 Block 模块重新构建特征提取网络, 使模型大小、计算量和参数量实现轻量化的同时扩大了感受野,

使模型具有高的检测速度且提高了检测精度。

(3)为改善模型关注局部特征而忽视全局特征的缺陷, 将 Transformer 模块代替原网络瓶颈模块中的 C3 模块实现泄漏区域多头注意力自底向上融合, 在保证模型参数量和模型大小不增加的前提下, 获取多尺度特征信息, 从而实现全局特征与局部特征融合, 以提高模型的精度。

2 SSANet 模型

针对常规氨气泄漏检测装置需要氨气扩散到一定范围并与传感器接触时才能响应的不足, 本文提出一种氨气泄漏轻量化红外非接触检测的 SSANet 模型, 以实现氨气泄漏非接触检测。SSANet 模型主要包含特征提取网络(Backbone)、颈部(Neck)和检测头(Head)3 个部分。在 Backbone 部分, 通过 K-means 算法聚类分析适用于氨气泄漏红外检测的候选框, 以预置模型参数, 并采用轻量级 ShuffleNetv2 网络, 将其基础模块中的 3×3 深度可分离卷积核替换为 5×5 的 SK5 Block 模块, 以对特征提取网络进行重新构建, 提取氨气泄漏图像的特征信息。在 Neck 部分中, 通过融合 Transformer^[22]模块使得模型获取多尺度特征信息, 实现全局特征与局部特征融合进而提高模型的检测精度。在 Head 部分, 采用 3 个不同尺度的预测层生成边界框以及预测类别, 其模型总体架构如图 1 所示。

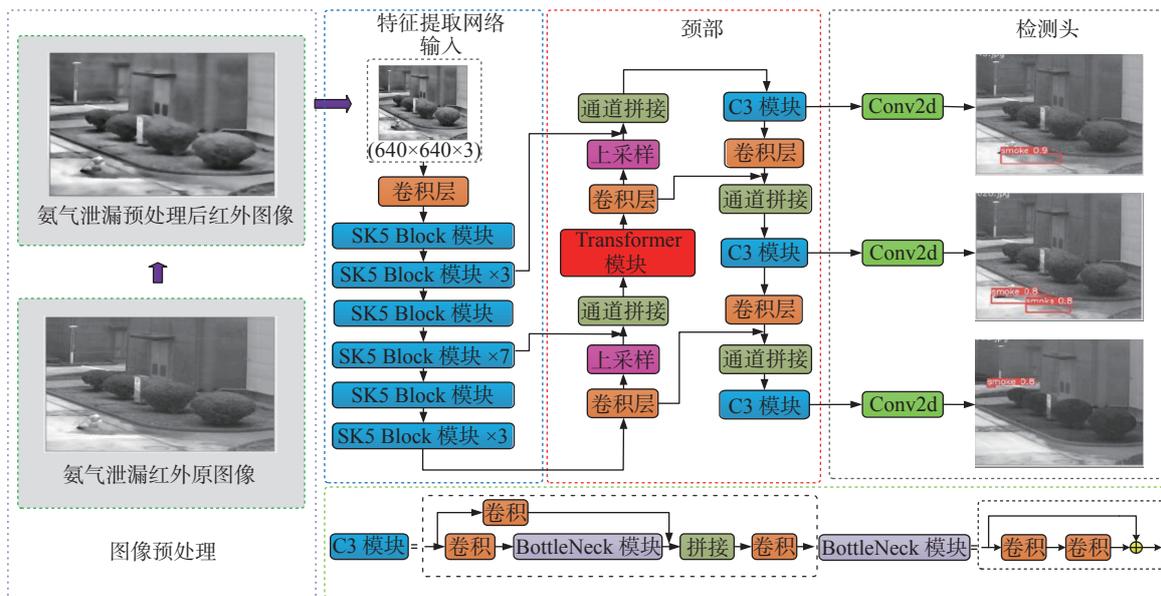


图 1 SSANet 模型总体架构

Fig. 1 The overall architecture of the SSANet model

2.1 候选框参数选取

YOLOv5s 模型中, 候选框参数是根据 COCO 数据集中不同的检测目标设置的。COCO 数据集将大于 96 pixel×96 pixel 的目标划分为大尺度目标, 将大于 32 pixel×32 pixel 且小于 96 pixel×96 pixel 像素的目标划分为中等尺度目标, 将小于 32 pixel×32 pixel 的目标划分为小尺度目标。本文中氨气

泄漏检测种类只有一个类别, 而且氨气泄漏是从无到有的扩散, 随着扩散区域的变大, 候选框的尺寸呈从小到大规律性变化, 如图 2 所示。YOLOv5s 基础模型候选框参数不能满足氨气泄漏红外图像检测的实际需要, 需要重新设计从小到大尺寸规律性变化的候选框参数, 以满足氨气泄漏过程的尺寸要求。



图 2 红外氨气泄漏真实框变化图

Fig. 2 Change diagram of a real frame of infrared ammonia leakage

基于以上分析, 采用 K-means 聚类算法对数据集标注的真实框尺寸进行聚类计算。K-means 聚类算法是一种迭代型聚类算法, 使模型选择更为精准的候选框能够更好地反映目标的特征, 避免模型在训练时盲目寻找, 以提高模型检测效率, 有助于模型快速收敛。

YOLOv5s 一共有 3 个检测层, 每个检测层有 3 个不同高宽比的候选框对目标进行识别定位, 共 9 个候选框, 故以 640 pixel×640 pixel 图像作为输入。以候选框的数量为 9 对氨气泄漏红外检测数据集的 1782 幅图像进行 K-means 聚类分析。聚类前后 3 个检测层候选框尺寸情况对比如表 1 所示。对数据集候选框高宽比进行可视化分析, 结果如图 3 所示。由表 1 和图 3 可知, 聚类前 YOLOv5s 基础模型的候选框高宽比变化分布范围为 0.70~2.03, 而对氨气泄漏红外检测数据集聚类分析后得到的候选框高宽比分布范围主要为

0.19~1.17。聚类前后候选框高宽比分布范围变化较大, 符合图 2 中标注的真实框从小逐渐变大的变化情况, 说明采用 K-means 算法对氨气泄漏红外检测数据集聚类分析的效果明显, 聚类得到的候选框参数有助于模型对目标进行识别定位, 能提高模型的收敛速度和准确性。

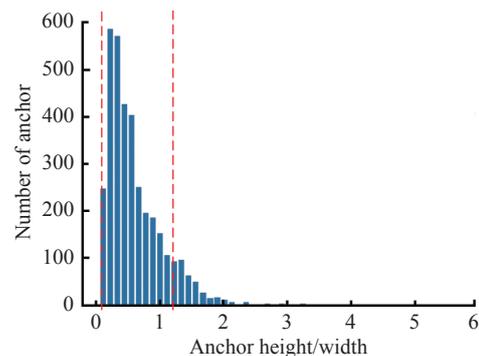


图 3 氨气泄漏红外检测数据集候选框高宽比可视化结果
Fig. 3 Visualization results of the height/width ratio of the anchor in ammonia leak infrared detection data

表 1 聚类前后 3 个检测层初始候选框尺寸情况

Tab. 1 Initial candidate frame sizes of the three detection layers before and after clustering

检测层	聚类前	聚类后
检测层1	(10,13)、(16,30)、(33,23)	(11,10)、(29,12)、(34,29)
检测层2	(30,61)、(62,45)、(59,119)	(52,61)、(62,18)、(64,38)
检测层3	(116,90)、(156,198)、(373,326)	(91,38)、(115,22)、(201,45)

2.2 轻量化混洗特征提取网络

由于氨气是一种无色易燃易爆且带有毒性的气体以及泄漏时间、地点不固定的特点, 故对检测模型的检测敏感性和模型推理速度提出了极高要求。YOLOv5s 模型特征提取网络采用了 Focus 模块与 C3 模块。Focus 模块虽然可以对模型进行降参和加速, 但必须在 GPU 中使用才可以体

现这一优势。C3 模块虽然采用多路分离卷积, 具有结构简单特点, 但占用较多的缓存空间, 降低了运行速度。为使氨气检测模型具有较少的推理计算量, 加快模型的推理速度, 实现氨气泄漏非接触式检测, 本文重新构建了模型的特征提取网络, 以降低模型的计算量、参数量并压缩模型大小。

本文采用轻量级 ShuffleNetv2^[23] 网络的 Shuffle Block 模块重新构建模型的特征提取网络, 可以使模型大小、计算量和参数量实现轻量化。Shuffle Block 模块主要采用 1×1 普通卷积、深度可分离卷积 (DepthWise Convolution, DWConv) 和通道混洗 (Channel Shuffle) 结构在特征提取时减少模型大小、提高检测速度。

深度可分离卷积是将标准的卷积方式因式分解为逐通道卷积和逐点卷积。逐通道卷积可在不改变特征通道数的基础上对每个通道进行轻量级滤波, 其虽然能降低计算量, 但存在通道间的特征信息无法流通的问题。逐点卷积在通道间进行特征融合, 解决了逐通道卷积的特征信息无法交流的问题。当卷积核为 3×3 时, 深度可分离卷积将参数量减少到普通卷积的 1/9 左右, 从而保证模型的推理速度。在氨气泄漏时, 泄漏的区域逐渐变大, 因此, 模型检测时需要扩展感受野, 分析可得经过深度可分离卷积的计算量占比很小, 为扩展感受野, 本文将 Shuffle Block 模块中 3×3 深度可分离卷积核替换为 5×5, 在不增加太多计算量的同时提高模型检测精度。

通道混洗主要解决不同组之间信息不流通的问题以提高模型的表征能力。通道混洗是有序打乱各部分特征图的通道, 构成新的特征图, 以解决群卷积带来的信息阻塞问题。通道混洗处理过程如图 4(彩图见期刊电子版) 所示。设输入的特征

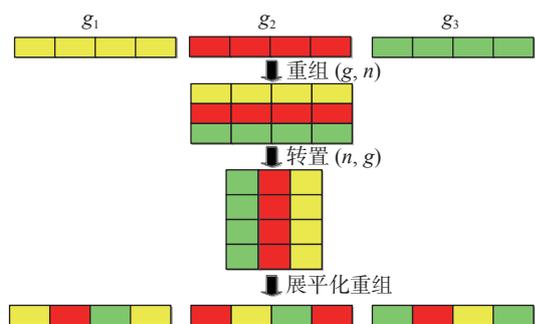


图 4 通道混洗实现方式

Fig. 4 Implementation of channel shuffling

图分为 g 组 ($g_1, g_2, g_3, \dots, g_n$), n 为每组通道数量。首先将输入通道维数重组为 (g, n) 获得特征图, 然后将维度为 (g, n) 的特征图转置为 (n, g) , 最后将特征图 (n, g) 展平, 则获得了通道混洗的输出。通过不同特征之间的均匀组合使得输入和输出通道成为完全相关的通道。

采用 ShuffleNetv2 中 Shuffle Block 模块, 并将其结构中的 3×3 深度可分离卷积核替换为 5×5, 记为 SK5 Block 模块, 根据卷积核移动步长 (Stride) 的不同, 本文设计了两种轻量化卷积模块: 一种是步长为 1 (Stride=1) 的轻量级 SK5 Block 模块; 另一种是步长为 2 (Stride=2) 的轻量级 SK5 Block 模块, 如图 5 所示。

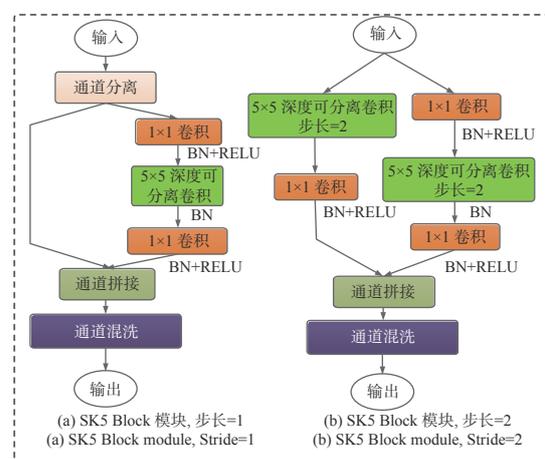


图 5 SK5 Block 模块结构

Fig. 5 SK5 Block module structure

在步长为 1 的轻量级 SK5 Block 模块中执行通道分离分组操作, 将输入特征通道一分为二, 其中一个分支保留自身信息并向下传递, 另一分支经过 1×1 的普通卷积以提高模型检测速度, 同时融合深度可分离卷积, 来降低模型训练的运算复杂度。最后, 通过通道混洗实现通道之间的特征交互, 达到提高模型精度的目的。在轻量化卷积模块中将特征通道分割为两个部分有利于进行网络运算, 从而减少模型参数量, 提升运行速度。在步长为 2 的轻量级 SK5 Block 模块中把输入的特征图分成同等映射的两个分支, 在输出的时候为了整合特征图信息采用通道拼接 (concat) 操作。通道拼接和通道混洗操作可以合并成一个元素级操作, 在扩大通道维度的同时还可以相互传递各通道之间的信息。该操作能够有效提升模型的泛化性, 同时模型速率也得到提升。

2.3 自注意力模块

氨气泄漏时存在氨气云团的不规则运动与红外图像中扩散区域对比度低特征不明显的现象,造成模型存在关注局部特征而忽视全局特征,导致检测精度低。注意力机制可以通过关注氨气泄漏区域的信息对提取特征进行过滤,提高泄漏特征的重要性。具有自注意力机制的 Transformer 模块可以将红外图像转换为序列输入到模型中进行处理。在模型轻量化的基础上,为了提高推理速度,在由 SK5 Block 模块重新构建的特征提取网络上,使用 Transformer 作为模型特征金字塔自底向上的瓶颈层,以获取多尺度特征信息,从而实现全局特征与局部特征融合。

Transformer 模块可以捕获全局信息和丰富的上下文信息且在图像以及预测的特定目标上执行全局推理。将 Transformer 模块应用于低分辨率特征图可以降低计算和存储成本,同时提高泄漏特征重要性。Transformer 模块结构如图 6 所示。

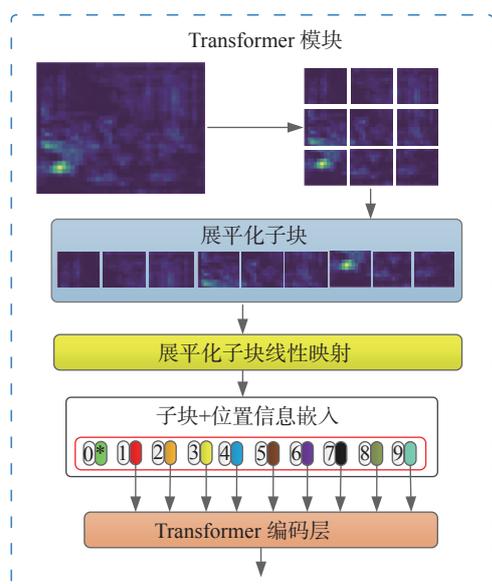


图 6 Transformer 模块结构图

Fig. 6 Structure diagram of Transformer block

由图 6 可知,其可以分为 3 部分:

(1) 图像切片部分: Transformer 模块首先将输入的红外图像划分成 N 个 $P \times P \times C$ 的子块,通过展平后操作转换成 N 个 P^2C 维的向量,图像转换为序列后便可输入到模型中进行处理;

(2) 数据嵌入部分: 红外图像经过处理后,为了避免模型结构受到子块尺寸的影响,采用线性映射将不同展平化子块转换成 D 维向量,为不丢失图像像素值之间的位置信息,加入了位置嵌入

(Position Embedding)操作。位置嵌入采用的是一个可训练的参数,其维度和图像变换的维度一样,从而可以在高维向量空间中捕捉像素间的关系,以降低模型对输入图像数量的依赖;

(3) Transformer 编码层部分: 红外图像中氨气泄漏区域呈现黑灰色云团特征,此外,还存在背景对比度低及特征不明显现象,Transformer 编码层能够考虑各种注意力分布并关注泄漏信息的不同方面,在保持较少时空复杂度的同时提高模型在复杂场景下对氨气泄漏的检测精度。因此,图像数据输入 Transformer 编码层之前需要加上用于分类的 [class]token, 以及融合多头注意力^[24]机制对特征进行提取。其 Transformer 编码层结构如图 7 所示。

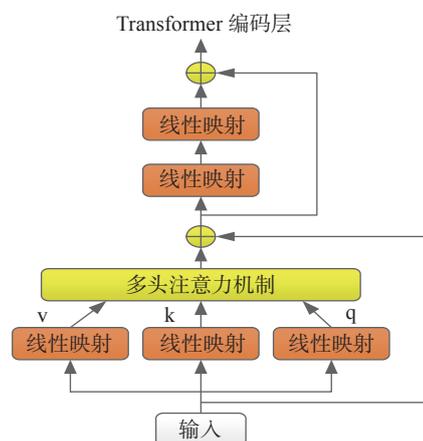


图 7 Transformer 编码层结构图

Fig. 7 Transformer encode structure diagram

原始 Transformer 编码层使用多头自注意力机制后为了不受样本批次大小的影响,使用层归一化(Layer Normalization, LN)操作^[25],但是这种操作增加了 Transformer 模块计算复杂度,使得检测网络训练过程耗时更长。因此,为提升氨气检测精度,SSANet 模型将原始的输入序列进行多组的自注意力处理后,使用两个全连接层代替原始的层归一化处理,再进行两次线性全连接变换,从而在降低计算复杂度的同时有效减少了样本批次大小的影响。这样就可以通过聚合不同分支的特征信息来丰富骨干网络提取的特征空间。

3 实验与分析

3.1 实验环境

本文实验环境为 Ubuntu18.04 操作系统,内

存为 16 G, CPU 为 AMD R5-3600, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti 11 GB 显卡的台式计算机。深度学习框架为 Pytorch1.6.0, 采用 CUDA Toolkit 10.0 和 CUDNN V7.6.5 作为模型训练加速工具包。本文以 YOLOv5s 为基础模型, 由于计算机性能受限, 将输入图像尺寸统一为 640 pixel×640 pixel 大小。在训练阶段超参数具体设置如表 2 所示。

表 2 超参数配置
Tab. 2 Hyperparameter configuration

超参数名称	超参数值
批大小	16
初始学习率	0.01
迭代次数	400
动量	0.937
学习率衰减策略	余弦退火策略
权重衰减	0.0005

3.2 评价指标

为验证 SSANet 模型的推理速度及氨气泄漏的检测准确性。对 SSANet 模型采用浮点数计算量 (GFLOPs)、模型大小、模型参数量 (Params)、平均检测精度 (mean Average Precision, mAP) 以及单张图像平均检测处理时间 (ms) 作为评价指标, 通过多种指标综合评价模型性能。其中, mAP 是指测试集中各类目标检测精度的平均值, 计算公式如下:

$$mAP = \frac{\sum AP_d}{D},$$

式中, d 表示数据集中的某目标类别, AP_d 表示某目标类别的平均精确率, D 表示数据集中的类别数目。

单张图像平均检测处理时间是用来衡量模型检测速度的评价指标, 单张图像平均检测处理时间包括预处理以及网络推理时间和 NMS 处理所花费的时间。考虑到实际工程应用中对氨气泄漏检测有一定误报和漏报概率限制, 同时要保证检测及时准确。若使用 AP@0.95 可能会由于氨气泄漏检测不及时造成漏检, 故使用 AP@0.5 来衡量模型性能。

3.3 实验数据集的建立及预处理

3.3.1 数据集

在目标检测任务中, 数据集的建立与选择对

于检测效果有着非常显著的影响。氨气的红外光谱波段属于中波红外, 其最高吸收峰为 10.3 μm 。本文氨气泄漏红外检测数据集是使用云南北方光学科技有限公司波长为 8~14 μm 的红外热像仪采集视频后进行取帧处理建立的, 最终得到 1782 幅图像。按照 8:1:1 的比例将数据集随机划分为训练集、验证集、测试集, 其中, 训练集包含 1425 幅图像, 验证集包含 182 幅图像, 测试集包含 175 幅图像。使用 LabelImg 对获得的红外图像数据进行手动标注。

3.3.2 图像预处理

氨气泄漏红外图像受红外热像仪的影响以及多种外界环境因素的干扰, 普遍存在噪声大, 对比度低的缺陷。为解决这一问题, 本文采用基于非局部均值去噪 (Non-Local Means, NL-means)^[26] 和限制对比度的自适应直方图均衡化 (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)^[27] 算法对氨气泄漏红外图像进行噪声去除和对比度增强的预处理。

非局部均值去噪算法充分利用图像中的冗余信息和具有相似结构的信息, 通过在图像整体范围内找寻所有的相似块, 对相似结构进行加权平均以消除噪声, 能最大程度地保持图像的细节特征。本文采用非局部均值去噪算法对氨气泄漏红外图像进行图像去噪处理, 以减少红外图像噪声。经过非局部均值去噪算法处理后得到的红外图像效果如图 8(b) 所示, 通过与 8(a) 原图对比发现, 图像噪声白点大面积消失, 图像清晰度变高, 而且未丢失细节, 去噪效果较理想。

氨气泄漏红外图像经过非局部均值降噪后, 为进一步提高图像质量, 采用 CLAHE 进行处理, 处理后的区域变得更细节, 在增强对比度的同时能够抑制噪声。CLAHE 首先将图像分为一个个子区块, 计算子区块中的直方图, 然后采用限定对比度的方法, 将每个子块超出裁剪限幅的部分, 合理分布到直方图中的其他区域, 达到对直方图每个子块重新分配的效果。经过非局部均值降噪的红外图像如图 8(b) 所示。由图 8(b) 可见, 虽然去除了大量噪声, 但由于红外热像仪导致的氨气泄漏红外图像对比度较低的问题仍没有解决, 使得氨气泄漏痕迹不明显, 只能看到微弱的氨气泄漏痕迹。在经过非局部均值降噪的基础上使用 CLAHE 对氨气泄漏红外图像进行处理, 效果如

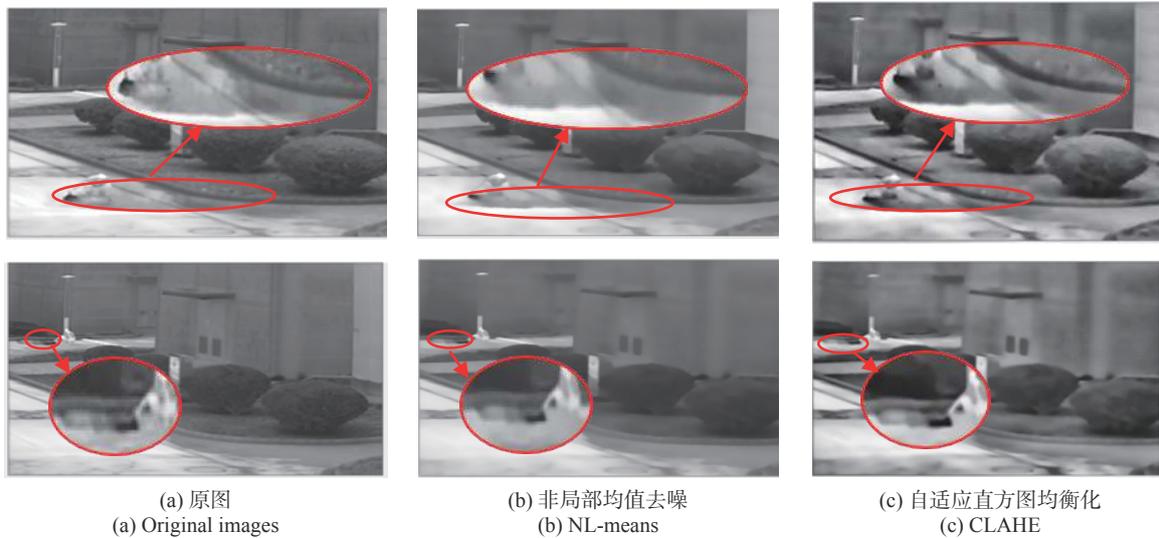


图 8 不同方法处理后的增强效果对比图

Fig. 8 Comparison of enhancement effects by different methods

图 8(c)所示,与图 8(b)非局部均值去噪红外图像相比,处理后线圈中氨气泄漏的气体云团更加明显,细节更加丰富。可见,本文所提方法更有效地增强了氨气气体的特征表达。

为进一步分析本文图像预处理算法的有效性,选取峰值信噪比(PSNR)、平均梯度(AG)、信息熵(IE)3个图像定量评价指标^[28-30]对 1782 幅增强后的红外图像进行定量取均值。峰值信噪比是有参考图像质量评估指标,表示去噪后图像与原图的差异程度和抗噪性,其值越大,表明去噪效果越好,人眼整体视觉效果更好;平均梯度表示图像细微部分的对比度,平均梯度越大,图像越清晰;信息熵表示图像的信息量,信息熵越大,图像的细节信息也就越丰富。对氨气泄漏红外原图像和图像预处理图像采用上述 3 个指标进行评价,结果如表 3 所示。

表 3 图像预处理的定量评价指标

Tab. 3 Objective evaluation indicators of image preprocessing algorithms

图像	PSNR/dB	AG	IE
原图像	23.40	1.90	7.06
预处理图像		2.17	7.53

由表 3 可知,预处理后的图像与原图像相比,峰值信噪比高达 23.40 dB,表明去噪效果较好。预处理后图像的平均梯度和信息熵都高于原图像,这说明预处理后的图像有效提高了图像的对

比度,图像更加清晰,细节纹理更加丰富。

3.4 实验结果分析

3.4.1 图像预处理实验分析

为验证图像预处理对于模型最终检测性能的影响,分别采用氨气泄漏红外原图像和 3.3.2 节经过预处理后的图像对 YOLOv5s 基础模型进行训练,其中,采用图像预处理后的图像训练得到的模型记为 Prep-YOLOv5s,实验结果如表 4 所示。

表 4 图像预处理前后网络性能对比

Tab. 4 Comparison of network performances before and after image preprocessing

模型	Params/M	Model size/M	Speed/ms	mAP/%
YOLOv5s	7.05	14.40	3.60	92.80
Prep-YOLOv5s	7.05	14.40	3.60	93.80

由表 4 可知,Prep-YOLOv5s 模型较使用红外原图像训练后的模型在参数量、大小、速度基本一致的前提下,mAP 提升了 1.00%。表明 3.3.2 节的图像预处理方法能在保证模型检测速度不变的前提下提升氨气泄漏检测精度。实验验证了通过图像预处理去噪不丢失细节的同时增强了气体云团有助于氨气泄漏检测。

3.4.2 K-means 聚类算法实验分析

为验证 K-means 聚类在保证模型检测速度的同时提高模型的检测精度和鲁棒性,选择采用 2.1 节表 1 中对氨气泄漏红外数据集进行 K-means 聚类,得到候选框参数。分别采用没有使

用 K-means 聚类候选框的原图像、K-means 聚类候选框的原图像和 K-means 聚类候选框的预处理图像对 YOLOv5s 模型进行训练。其中, 采用 K-means 聚类候选框的原图像训练得到的模型记为 Kms-YOLOv5s, 采用 K-means 聚类候选框的预处理图像训练得到的模型记为 Kms-Prep-YOLOv5s, 三者的性能对比结果如表 5 所示。

表 5 聚类前后网络性能对比

Tab. 5 Comparison of network performance before and after clustering

模型	Params/M	Model size/M	Speed/ms	mAP/%
YOLOv5s	7.05	14.40	3.60	92.80
Kms-YOLOv5s	7.05	14.40	3.60	93.70
Kms-Prep-YOLOv5s	7.05	14.40	3.60	94.30

由表 5 可知, 重新预置候选框参数后对于模型的数量和大小以及检测速度没有影响, 几个模型的数量和大小均为 7.05 M 和 14.40 M, 单张图像检测速度保持为 3.60 ms。而检测精度有明显提升, 采用 K-means 聚类候选框的原图像训练得到的 Kms-YOLOv5s 模型 mAP 提高了接近 1.00%; 采用 K-means 聚类候选框的预处理图像训练得到的 Kms-Prep-YOLOv5s 的 mAP 提高了 1.50%。表明采用 K-means 聚类算法预置的候选框高宽比符合氨气泄漏真实尺寸, 可有效提升模型对于氨气泄漏检测的准确性。

3.4.3 轻量化混洗特征提取网络实验分析

为验证本文采用轻量级 SK5 Block 模块重新构建模型的特征提取网络对模型的优化效果, 选用 3.1 节实验环境进行训练, 分别采用轻量化架构 GhostNet^[31]、MobileNetv3^[32]、ShuffleNetv2 将 YOLOv5s 模型的特征提取网络与本文方法做对比实验。实验时, SK5 Block 模块构建模型的特征提取网络遵循相同的训练和测试方案, 实验结果如表 6 所示。

由表 6 可知, 经过轻量化改进的 SK5-YOLOv5s 模型大小可压缩到 3.40 M, 模型计算量、参数量分别减少到 4.80 M、1.57 M, 单张图像检测速度达到 2.70 ms, 虽与 ShuffleNetv2-YOLOv5s 模型相比计算量略微增加 4.00%, 但精度达到 94.40%。上述结果一方面验证了采用 SK5 Block 模块构建模型的特征提取网络的有效性, 另一方面也验证

表 6 不同特征提取网络评估指标对比

Tab. 6 Comparison of evaluation indicators for different backbone networks

模型	GFLOPs	Model size/M	Params /M	Speed /ms	mAP /%
GhostNet-YOLOv5s	10.60	10.50	5.08	3.00	93.90
MobileNetv3-YOLOv5s	6.30	7.40	3.54	2.80	93.50
ShuffleNetv2-YOLOv5s	4.60	3.40	1.53	2.70	93.80
SK5-YOLOv5s	4.80	3.40	1.57	2.70	94.40

了将 3×3 深度可分离卷积核扩张为 5×5, 可在不增加太多计算量的同时提高了模型检测精度, 可以实现模型轻量化和模型检测精度的平衡。使用轻量化 MobileNetv3 与 GhostNet 模型重构特征提取网络时, 虽然模型的检测速度有所提高, 以及模型大小和参数量都有所降低, 但模型的检测精度不如 SK5-YOLOv5s 模型, 与 SK5-YOLOv5s 模型相比计算量、参数量和模型大小较大, 速度慢。通过综合对比模型计算量、模型大小、参数量、速度和精度几方面性能可知, SK5-YOLOv5s 在各方面均有明显的优势。因此, 本文选择 SK5-YOLOv5s 结构作为氨气泄漏轻量化红外检测模型的特征提取网络, 后续实验在本节实验的基础上开展。

3.4.4 自注意力模块实验分析

为验证在 Transformer 模块中融合多尺度特征信息, 可有效提取全局特征以保证模型精度, 在 SK5-YOLOv5s 模型框架上对模型 Neck 部分的特征金字塔自底向上瓶颈层添加的不同瓶颈层结构进行性能对比。添加的不同瓶颈层结构分别为 CSPBottleNeck、GhostBottleNeck、CbamBottleNeck、TransformerBottleNeck。其中, 添加 TransformerBottleNeck 结构训练得到的模型记为 SSANet, 实验结果对比如表 7 所示。

由表 7 可知, 模型 Neck 部分的特征金字塔自底向上添加不同瓶颈层结构对模型的影响较大, SSANet 模型采用 Transformer 模块, 较 SK5-YOLOv5s 模型检测速度降低 1.85%, 单张图像检测速度达到 3.20 ms, 检测精度提升 1.90%, 达到 96.30%。添加其他不同瓶颈层结构时, 检测速度虽然有所提升但检测精度远不如 Transformer 模块结构。本文采用的 Transformer 模块融合了特征嵌入将不同尺度的特征图信息进行聚合, 同时通过多头注意力机制充分利用跨空间和跨尺度特

表 7 不同 BottleNeck 结构网络性能对比

Tab. 7 Comparison of network performance of different BottleNeck structures

模型	Model size/M	Params /M	Speed /ms	mAP /%
SK5-YOLOv5s	3.40	1.57	2.70	94.40
SK5-YOLOv5s-CSPBottleNeck	3.40	1.54	2.70	93.70
SK5-YOLOv5s-GhostBottleNeck	3.30	1.50	2.60	94.20
SK5-YOLOv5s-CbamBottleNeck	3.20	1.47	2.50	92.90
SSANet	3.40	1.53	3.20	96.30

征的相互作用,增强对氨气泄漏目标的注意力。所以针对氨气泄漏轻量化红外检测选择 Transformer 模块作为模型 Neck 部分的特征金字塔自底向上瓶颈层进行特征融合,提取目标注意力,保证精度的提升。

3.4.5 不同模型的对比实验

为验证本文设计的 SSANet 模型对氨气泄漏检测的优越性,将 SSANet 模型与 YOLOv3、YOLOv3-tiny、YOLOv5s 及 YOLOx^[33] 模型做对比实验。为保证结果的有效性,实验均在 3.1 节介绍的实验环境上开展,使用的数据集均为氨气泄漏

红外图像数据集,实验结果如表 8 所示。

表 8 不同模型精度对比

Tab. 8 Accuracy comparison of different models

Model	GFLOPs	Params/M	Model size/M	Speed/ms	mAP/%
YOLOv3	154.7	61.50	123.40	11.70	92.70
YOLOv3-tiny	12.90	8.70	17.40	3.40	37.40
YOLOv5s	16.30	7.05	14.40	3.60	92.80
YOLOx	26.64	8.94	71.90	8.43	89.78
SSANet	4.60	1.53	3.40	3.20	96.30

由表 8 可知:与其他 4 种模型相比,本文设计的 SSANet 模型对氨气泄漏红外检测的 mAP 最高,达到 96.30%;单张图像平均检测速度也最高,单张图像测试时间仅为 3.20 ms;模型大小、计算量和参数量分别降为 3.40 M、4.60 M、1.53 M,小于其他 4 种模型。综上所述,综合考虑模型计算量、参数量、大小、单张图像平均检测速度和 mAP,本文设计的 SSANet 模型对氨气泄漏红外非接触式检测效果更好,整体鲁棒性最好,模型检测可视化效果如图 9 所示。

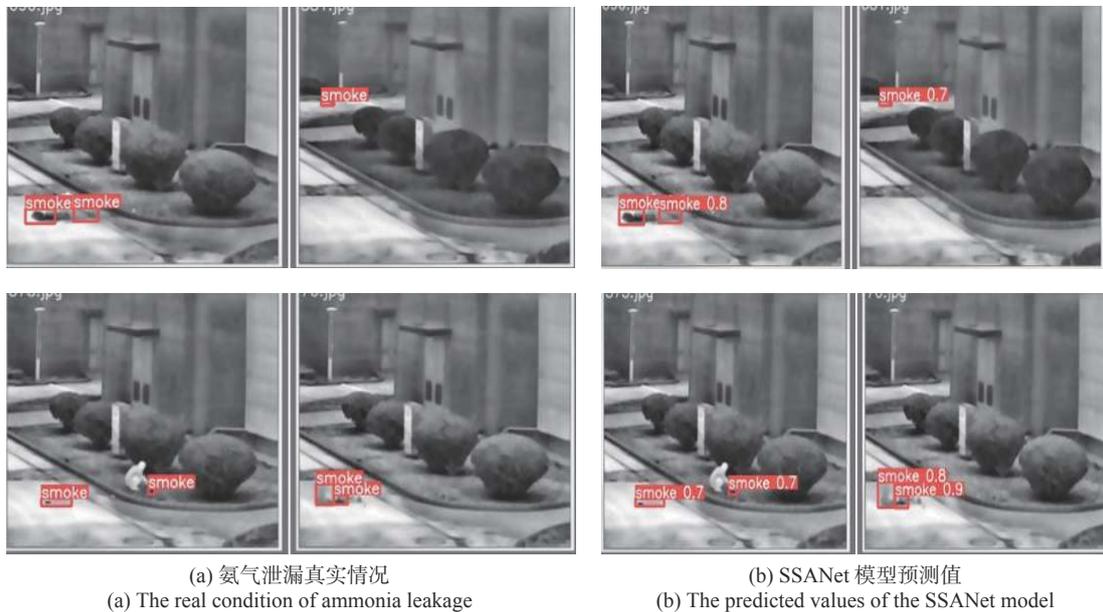


图 9 SSANet 模型最终检测结果

Fig. 9 The final test results of the SSANet network model

4 结 论

本文提出了一种轻量化非接触式氨气泄漏红

外检测模型 SSANet。针对红外热像仪采集的氨气泄漏红外图像含噪高、对比度低的缺点,首先采用基于非局部均值去噪方法去除背景区域中随机分布的噪点,同时较好地保持了氨气云团区域

边缘像素的局部特征。接着,采用限制对比度的自适应直方图均衡化算法对氨气泄漏红外图像进行对比度增强的预处理,以建立氨气泄漏红外检测数据集。该模型对通过预处理得到的数据集进行 K-means 算法聚类分析预置候选框参数,使其符合实际氨气泄漏情景;采用轻量级 ShuffleNetv2 网络,将其基础模块中的 3×3 深度可分离卷积核替换为 5×5,采用含有新卷积模块的 SK5 Block 模块重新构建特征提取网络,使模型大小、计算量和参数量实现轻量化的同时扩大了感受野,使得模型具有高的检测速度及检测精度;模型颈部的特征金字塔自底向上瓶颈层在 Transformer 模块融合了特征嵌入,将不同尺度的特征

图信息进行聚合,同时通过多头注意力机制充分利用跨空间和跨尺度特征相互作用,增强对氨气泄漏区域的注意力,提升模型检测精度。本文通过对比 YOLOv3、YOLOv3-tiny、YOLOv5s 及 YOLOx 模型发现,氨气泄漏红外非接触式检测 SSANet 模型整体鲁棒性最好。SSANet 模型的 mAP 达到 96.30%,模型权重大小和参数量分别压缩了 76.40%、78.30%,降为 3.40M、1.53M,单张图像平均检测速度提升 1.1%,达到 3.2 ms,符合涉氨企业的安全生产中氨气泄漏红外非接触式检测。未来将继续研究网络结构调整,使模型精度进一步提高。

参考文献:

- [1] 杜晓燕,程五一,闫瑞青,等.我国涉氨制冷企业氨泄漏事故规律性研究[J].*消防科学与技术*,2017,36(6):857-860. DU X Y, CHENG W Y, YAN R Q, et al.. Study on regularity of ammonia leakage accident of ammonia refrigeration enterprises in China[J]. *Fire Science and Technology*, 2017, 36(6): 857-860. (in Chinese)
- [2] 胡继祖,陈明鹏,荣茜,等.氨气传感材料及器件的研究进展[J].*功能材料*,2019,50(4):4030-4037+4048. HU J C, CHEN M P, RONG Q, et al.. Research progress of ammonia gas sensing materials and devices[J]. *Journal of Functional Materials*, 2019, 50(4): 4030-4037+4048. (in Chinese)
- [3] 克迪里亚·吾麦尔,姑丽各娜·买买提依明,买买提艾沙·苏莱曼,等.高灵敏复合光波导硫化氢气体传感器的研究[J].*光学学报*,2020,40(24):2428001. WUMAIER K, MAMTIMIN G, SULAIMAN M, et al.. Highly-sensitive hydrogen-sulfide gas sensor based on composite optical waveguide[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(24): 2428001. (in Chinese)
- [4] 丁一,刁泉,刘东,等.石墨烯量子点的合成及其在气体传感中的应用进展[J].*分析化学*,2022,50(4):495-505. DING Y, DIAO Q, LIU D, et al.. Synthesis of graphene quantum dots and application in gas sensing[J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2022, 50(4): 495-505. (in Chinese)
- [5] 刘金正,张立学.原子层沉积技术在电分析化学中的应用研究进展[J].*分析化学*,2021,49(11):1767-1778. LIU J ZH, ZHANG L X. Progress in application of atomic layer deposition technique in electroanalytical chemistry[J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2021, 49(11): 1767-1778. (in Chinese)
- [6] 唐连波,付大友,陈琦,等.碳量子点增强气液相化学发光检测二氧化碳[J].*应用化学*,2022,39(8):1294-1302. TANG L B, FU D Y, CHEN Q, et al.. Enhanced gas-liquid chemiluminescence by carbon dots for determination of carbon dioxide[J]. *Chinese Journal of Applied Chemistry*, 2022, 39(8): 1294-1302. (in Chinese)
- [7] 赵鹏鹏,李庶中,李迅,等.融合视觉显著性和局部熵的红外弱小目标检测[J].*中国光学*,2022,15(2):267-275. ZHAO P P, LI SH ZH, LI X, et al.. Infrared dim small target detection based on visual saliency and local entropy[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(2): 267-275. (in Chinese)
- [8] 张旭,金伟其,李力,等.天然气泄漏被动式红外成像检测技术及系统性能评价研究进展[J].*红外与激光工程*,2019,48(S2):53-65. ZHANG X, JIN W Q, LI L, et al.. Research progress on passive infrared imaging detection technology and system performance evaluation of natural gas leakage[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(S2): 53-65. (in Chinese)
- [9] 王建平,李俊山,杨亚威,等.基于红外成像的乙烯气体泄漏检测[J].*液晶与显示*,2014,29(4):623-628. WANG J P, LI J SH, YANG Y W, et al.. Ethylene leaking detection based on infrared imaging[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystal and Display*, 2014, 29(4): 623-628. (in Chinese)
- [10] 隋中山,李俊山,张姣,等.基于张量低秩分解和稀疏表示的红外微小气体释放检测[J].*光学精密工程*,2016,

- 24(11): 2855-2862.
- SUI ZH SH, LI J SH, ZHANG J, *et al.*. Micro gas leakage detection based on tensor low rank decomposition and sparse representation from infrared images[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(11): 2855-2862. (in Chinese)
- [11] 林云. 基于深度学习的有害气体红外图像处理研究[D]. 杭州: 浙江工商大学, 2018.
- LIN Y. Research on infrared image processing of toxic gases based on deep learning algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang Gongshang University, 2018. (in Chinese)
- [12] 翁静, 袁盼, 王铭赫, 等. 基于支持向量机的泄漏气体云团热成像检测方法[J]. *光学学报*, 2022, 42(9): 0911002.
- WENG J, YUAN P, WANG M H, *et al.*. Thermal imaging detection method of leak gas clouds based on support vector machine[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(9): 0911002. (in Chinese)
- [13] KASTEK M, PIATKOWSKI T, TRZASKAWKA P. Infrared imaging fourier transform spectrometer as the stand-off gas detection system[J]. *Metrology & Measurement Systems*, 2011, 18(4): 607-620.
- [14] BARBER R, RODRIGUEZ-CONEJO M A, MELENDEZ J, *et al.*. Design of an infrared imaging system for robotic inspection of gas leaks in industrial environments[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2015, 12(3): 23.
- [15] SHI J H, CHANG Y J, XU CH H, *et al.*. Real-time leak detection using an infrared camera and faster R-CNN technique[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2020, 135: 106780.
- [16] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2017: 7263-7271.
- [17] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, Springer, 2018: 1804-2767.
- [18] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J/OL]. arXiv: 2004.10934, 2020(2020-04-23). <https://arxiv.org/abs/2004.10934>
- [19] JUBAYER F, SOEB J A, MOJUMDER A N, *et al.*. Detection of mold on the food surface using YOLOv5[J]. *Current Research in Food Science*, 2021, 4: 724-728.
- [20] LU Y H, ZHANG L W, XIE W. YOLO-compact: an efficient YOLO network for single category real-time object detection[C]//*2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*. IEEE, 2020: 1931-1936.
- [21] KANUNGO T, MOUNT D M, NETANYAHU N S, *et al.*. An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 881-892.
- [22] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, *et al.*. An image is worth 16 x16 words: transformers for image recognition at scale[C]. *9th International Conference on Learning Representations*, ICLR, 2020.
- [23] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, *et al.*. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design[C]. *Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision*, Springer, 2018, 122-138.
- [24] VOITA E, TALBOT D, MOISEEV F, *et al.*. Analyzing multi-head self-attention: specialized heads do the heavy lifting, the rest can be pruned[J]. *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Association for Computational Linguistics, 2019: 5797-5808.
- [25] XIONG R B, YANG Y C, HE D, *et al.*. On layer normalization in the transformer architecture[C]//*Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning*, PMLR, 2020: 10524-10533.
- [26] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//*2005 IEEE Computer Society Conference On Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2005, 2: 60-65.
- [27] REZA A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology*, 2004, 38(1): 35-44.
- [28] 江泽涛, 钱艺, 伍旭, 等. 一种基于ARD-GAN的低照度图像增强方法[J]. *电子学报*, 2021, 49(11): 2160-2165.
- JIANG Z T, QIAN Y, WU X, *et al.*. Low-light image enhancement method based on ARD-GAN[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(11): 2160-2165. (in Chinese)
- [29] 刘柯, 李旭健. 水下和微光图像的去雾及增强方法[J]. *光学学报*, 2020, 40(19): 1910003.
- LIU K, LI X J. De-hazing and enhancement methods for underwater and low-light images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(19): 1910003. (in Chinese)

- [30] 江巨浪, 刘国明, 朱柱, 等. 基于快速模糊聚类的动态多直方图均衡化算法[J]. *电子学报*, 2022, 50(1): 167-176.
JIANG J L, LIU G M, ZHU ZH, *et al.*. Dynamic multi-histogram equalization Based on fast fuzzy clustering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(1): 167-176. (in Chinese)
- [31] HAN K, WANG Y H, TIAN Q, *et al.*. GhostNet: more features from cheap operations[C]. *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, 2020: 1577-1586.
- [32] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, *et al.*. Searching for MobileNetV3[C]. *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. IEEE, 2020: 1314-1324
- [33] GE ZH, LIU S T, WANG F, *et al.*. YoloX: exceeding yolo series in 2021[J/OL]. arXiv: 2107.08430, 2021(2021-08-06). <https://arxiv.org/abs/2107.08430>

作者简介:



张印辉(1977—), 男, 河北故城人, 博士, 教授, 博士生导师, 2010年于昆明理工大学获得博士学位, 现为昆明理工大学机电工程学院教授, 主要研究方向为图像处理、机器视觉。E-mail: zhangyinhui@kust.edu.cn



何自芬(1976—), 女, 山西阳泉人, 博士, 副教授, 2013年于昆明理工大学获得博士学位。现为昆明理工大学机电工程学院副教授, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉。E-mail: zyhhzf1998@163.com