

# 控制与决策

Control and Decision

## 被动式红外成像气体目标智能检测算法及量化研究进展

王琦, 潘夏童, 邢明玮, 孙云龙, 赵勇

引用本文:

王琦, 潘夏童, 邢明玮, 孙云龙, 赵勇. 被动式红外成像气体目标智能检测算法及量化研究进展[J]. *控制与决策*, 2023, 38(8): 2265–2282.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0325>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### [机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述](#)

A survey of the application of machine vision in rail transit system inspection

*控制与决策*. 2021, 36(2): 257–282 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1199>

#### [多目标小尺度车辆目标检测方法](#)

Multi-target and small-scale vehicle target detection method

*控制与决策*. 2021, 36(11): 2707–2712 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0635>

#### [复杂背景下全景视频运动小目标检测算法](#)

Panoramic video motion small target detection algorithm in complex background

*控制与决策*. 2021, 36(1): 249–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686>

#### [基于2D-OTSU图像边缘检测的回转窑工况识别方法](#)

Condition recognition method of rotary kiln based on 2D-OTSU image edge detection

*控制与决策*. 2021, 36(10): 2427–2434 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0348>

#### [机器人抓取检测技术的研究现状](#)

Recent researches on robot autonomous grasp technology

*控制与决策*. 2020, 35(12): 2817–2828 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1145>

# 被动式红外成像气体目标智能检测算法及量化研究进展

王琦<sup>1,2,3†</sup>, 潘夏童<sup>1</sup>, 邢明玮<sup>1</sup>, 孙云龙<sup>1</sup>, 赵勇<sup>1,2,3</sup>

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819; 2. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110819; 3. 东北大学秦皇岛分校控制工程学院, 河北秦皇岛 066004)

**摘要:** 在“双碳目标”、安全发展的时代背景下,工业气体泄漏检测因牵涉经济资源、生态环境、生产安全而成为国内外普遍关注的重要问题. 气体被动式红外成像因其动态直观、可进行非接触式大范围遥测的特点而被视为检测泄漏的有效工具. 在这一技术中,气体目标智能化检测及泄漏量化是两个核心的研究热点问题,且在未来一段相当长的时间内仍会是两项挑战. 鉴于此,针对这两方面的研究进行综述. 首先,分析基于被动式红外成像气体检测技术的原理,探究影响成像检测结果的关键因素及其作用形式;其次,将气体智能化检测算法按图像识别、视频分类、目标检测、图像分割等不同计算机视觉任务予以分类整理;再次,分别介绍气体量化任务中柱密度、路径浓度、泄漏率三者的测量方法,并重点强调不确定性分析对量化结果的重要性;最后,对气体智能化检测及量化研究中存在的问题提供一些潜在的解决方案,并展望了气体被动式红外成像技术未来的研究方向.

**关键词:** 气体泄漏检测; 被动式红外成像; 计算机视觉; 柱密度; 路径浓度; 泄漏率

中图分类号: TN247 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0325

引用格式: 王琦,潘夏童,邢明玮,等. 被动式红外成像气体目标智能检测算法及量化研究进展[J]. 控制与决策, 2023, 38(8): 2265-2282.

## A survey of automatic gas leakage detection and quantification based on passive infrared imaging

WANG Qi<sup>1,2,3†</sup>, PAN Xia-tong<sup>1</sup>, XING Ming-wei<sup>1</sup>, SUN Yun-long<sup>1</sup>, ZHAO Yong<sup>1,2,3</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. School of Control Engineering, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** In the era of “dual carbon goals” and safe development, industrial gas leakage detection has become an important issue of widespread concern both domestically and internationally due to its involvement in economic resources, ecological environment, and production safety. Gas passive infrared imaging is considered as an effective tool for detecting leaks due to its dynamic and intuitive characteristics, as well as the ability to perform non-contact large-scale telemetry. In this technology, intelligent detection of gas targets and leakage quantification are two core research hotspots, and they will remain two challenges for a long time to come. In view of this, a review is conducted on these two aspects of research. Firstly, the principle of passive infrared imaging gas detection technology is analyzed, and the key factors that affect imaging detection results and their forms of action are explored. Secondly, the gas intelligent detection algorithms are classified and sorted out according to different computer vision tasks such as image recognition, video classification, object detection, and image segmentation. Thirdly, the measurement methods of column density, path concentration and leakage rate in the gas quantification task are introduced respectively, and the importance of uncertainty analysis to the quantification results is emphasized. Finally, some potential solutions are provided for the problems in the research of intelligent gas detection and quantification, and the future research directions of gas passive infrared imaging technology are prospected.

**Keywords:** gas leakage detection; passive infrared imaging; computer vision; column density; path concentration; leakage rate

收稿日期: 2023-03-21; 录用日期: 2023-05-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62073068, 62073061); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(N2204019); 河北省自然科学基金项目(F2020501040); 山东省自然科学基金项目(ZR2020MF108, ZR2020MD058).

责任编辑: 董久祥.

†通讯作者. E-mail: wangqi@ise.neu.edu.cn.

## 0 引言

工业气体在现代经济生活中扮演着至关重要的角色,在能源、化工、钢铁、电力等诸多行业中创造出难以估量的价值,成为推动人类社会发展的主要资源之一。但是在气体运输、存储和使用的过程中,时常伴随有泄漏情况的发生,处理不及时不仅会带来经济损失、安全隐患,还会威胁生态环境安全。国际能源署(international energy agency, IEA)提供的数据表明,全球每年甲烷的泄漏量超过7500万吨,且这一数字还在增加。这些甲烷若能得到有效利用,可满足世界6%的电力需求<sup>[1]</sup>。除此之外,甲烷的全球变暖潜能值(global warming potential, GWP)在20年的时间跨度内,是二氧化碳的72倍,电力行业中被广泛用于高压电气设备绝缘介质的六氟化硫更是达到了惊人的16300倍<sup>[2]</sup>,其对于加剧温室效应的影响引起了环保部门的高度关注。化工行业中有毒有害气体的意外泄漏,极易造成火灾、爆炸等事故,甚至会导致人员的伤亡,环境的破坏<sup>[3]</sup>。鉴于此,实现高效的泄漏检测和修复(leak detection and repair, LDAR)成为世界各主要经济体亟待有效解决的重大问题<sup>[4]</sup>。

光学气体成像(optical gas imaging, OGI)在过去10年已被广泛用作检测气体泄漏的有效工具<sup>[5]</sup>,被欧盟委员会(european commission, EC)<sup>[6]</sup>及美国环境保护署(environmental protection agency, EPA)<sup>[7]</sup>推荐为LDAR的最佳可用技术,在我国生态环境部颁发的《工业企业挥发性有机物泄漏检测与修复技术指南》中<sup>[8]</sup>,也将其作为重要的LDAR手段。OGI技术不仅可实现远距离上的动态遥测,扩大检测范围,还可在外加图像处理算法的基础上直观显示出泄漏气体的空间分布情况,以判断气体的运动趋势并快速定位泄漏源,在极大提高检测工作效率的同时,节约了成本,保障了检测人员的自身安全<sup>[9]</sup>。光学气体成像系统有主动式与被动式之分,相比于需要配备额外光源设备的主动式系统而言,被动式系统仅以环境的背景辐射为光源,体积更小,成本更低,更加便携,且更易实现不间断的自动化检测。基于红外焦平面的热成像仪是最常见的被动式OGI技术<sup>[10]</sup>。

早期热像仪所采用的探测器多是光电探测器,需工作在深低温环境下,因此使用时必须配备制冷设备,致使其不仅价格昂贵,寿命也较短,对于实际工业环境中的昼夜持续监测表现乏力,同时也间接增加了测量的不可靠性。随着热电探测器加工工艺的进步,在价格下降的同时,探测器的灵敏度逐渐提高,响应速度逐渐加快。由于在工作时摆脱了对低温制冷的

依赖,热电探测器灵巧轻便,拥有较高的可靠性,可实现较长时间的连续监测,使其更适用于气体泄漏检测<sup>[11]</sup>。

在红外热成像气体泄漏检测技术的应用中,存在以下两个热点研究问题:1)检测过程智能化水平的提高。气体目标的判断仍依赖于检测人员自身的水平和经验,致使在相同条件下不同人员会得出不同的结果。探究OGI与计算机视觉技术相融合不仅是提升检测水平的有效措施,还是发挥OGI相较于传统点式传感器优势的重要途径<sup>[12]</sup>。2)气体泄漏目标的量化,包括对柱密度、气体路径浓度、泄漏率等的准确评估。红外热像仪尽管长期以来被视为仅可实现定性分析,但其在泄漏量化上的可行性已得到证明<sup>[13]</sup>。然而,现有方法的测量结果仍与实际值有较大偏差,量化任务仍是一个长期的挑战<sup>[14]</sup>。

本文以OGI中的气体泄漏被动式红外成像技术为背景,综述了其中气体目标智能检测算法及量化两方面的研究。首先,详细介绍并分析了被动式红外成像用于气体检测的原理;然后,分别总结了基于深度学习算法的各类气体检测模型,以及气体量化中从柱密度到路径浓度、再到泄漏率的测量方法,对于每类模型、每种方法都相应地说明了其存在的优势与不足,分析了其对于实际测量环境的适用性;最后,对两方面研究中存在的问题提出一些潜在的解决思路和方法,并展望了被动式红外成像气体检测领域未来的发展。

## 1 被动式红外成像气体检测原理

气体分子每时每刻都在运动,振动和转动等运动形式会导致分子的能量发生变化,经由分子电偶极矩的净变化使能级从基态跃迁到激发态。当背景发出的特定频率的红外光与气体分子中某个基团的振动频率相同时,气体就会吸收红外光中的部分能量,进而使透射光的强度减弱<sup>[15]</sup>。在红外吸收光谱上,不同气体的吸收峰位置会因基团的异同而出现分散、重叠、交叉等情况,而同一气体在温度、压强等外界条件变化时,也会随之出现吸收峰偏移、峰值变化等现象<sup>[16-18]</sup>。如图1所示,3.3 μm波长附近聚集了以CH<sub>4</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>为代表的大量的碳氢化合物的吸收峰,而SF<sub>6</sub>则吸收10.55 μm左右波长的辐射。因此,单纯的依靠红外成像难以准确区分出气体种类<sup>[19]</sup>。

普遍意义上将红外光区划分为3个部分,即近红外区、中红外区、远红外区,但是每个区间波段的划分,在不同的科学领域会有不同的标准。一般认为0.75~2.5 μm属于近红外,2.5~50 μm属于中红

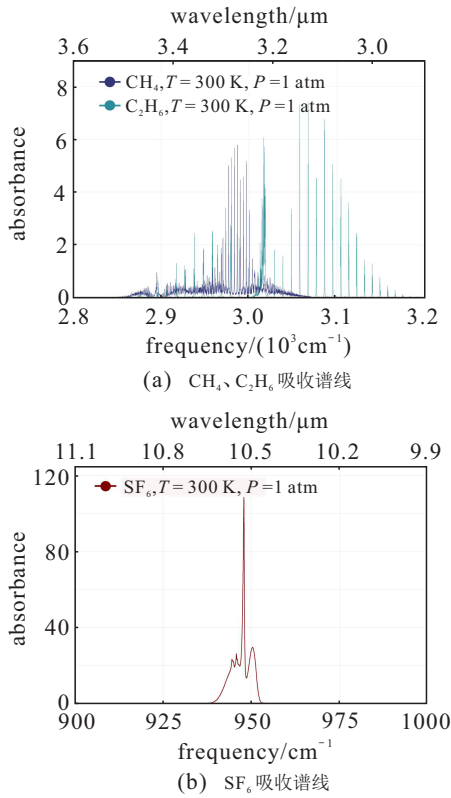


图1 典型气体红外吸收谱线

外, 50~1 000 μm属于远红外. 在气体红外成像检测领域, 检测环境通常情况下会发生在室外, 在背景与气体进行辐射传播时, 或多或少都会受到大气中水蒸气、二氧化碳、气溶胶等的影响. 而中红外2.5~7.52 μm (4 000~1 330 cm<sup>-1</sup>)、7.41~16.67 μm (1 350

~600 cm<sup>-1</sup>)两个波段不仅聚集了众多气体的吸收峰, 还可在最大程度上避免大气衰减的影响, 因此对于气体检测而言是较为理想的波段.

气体被动式红外成像检测系统的具体工作原理如图2所示<sup>[7]</sup>. 当有气体存在时, 可将辐射传输路径上受气体影响的部分定义为气体路径, 该路径到达红外成像系统上的辐射  $L_{gas}$  主要由3部分组成: 1) 气体自身的辐射; 2) 背景辐射透射过气体后的部分, 这既包括背景自身的辐射又包括其反射的大气辐射; 3) 大气直接辐射. 相关计算公式可表示为

$$L_{gas} = \tau_a [L_g(T_g, \nu) + (1 - \epsilon_g)L_b(T_b, \nu)] + (1 - \tau_a)L_a(T_a, \nu), \quad (1)$$

$$L_g(T_g, \nu) = \epsilon_g B(T_g, \nu), \quad (2)$$

$$L_b(T_b, \nu) = (1 - \epsilon_b)L_a(T_a, \nu) + \epsilon_b B(T_b, \nu). \quad (3)$$

其中:  $\tau_a$  表示大气透过率;  $\epsilon_g$  表示气体羽流的发射率;  $\epsilon_b$  表示背景的综合发射率;  $T_g$ 、 $T_a$ 、 $T_b$  分别表示气体、大气、背景的温度;  $L_b(T_b, \nu)$  表示在温度为  $T_b$ 、频率为  $\nu$  下的背景辐射, 同理  $L_a(T_a, \nu)$  表示大气辐射,  $L_g(T_g, \nu)$  表示气体辐射;  $B(T_g, \nu)$  表示将气体等效成黑体, 利用普朗克黑体辐射定律计算在温度为  $T_g$ 、频率为  $\nu$  下的辐射量,  $B(T_b, \nu)$  同理. 非气体路径上, 到达成像系统的辐射缺少了气体的作用, 可表示为

$$L_{nogas} = \tau_a L_b(T_b, \nu) + (1 - \tau_a)L_a(T_a, \nu). \quad (4)$$

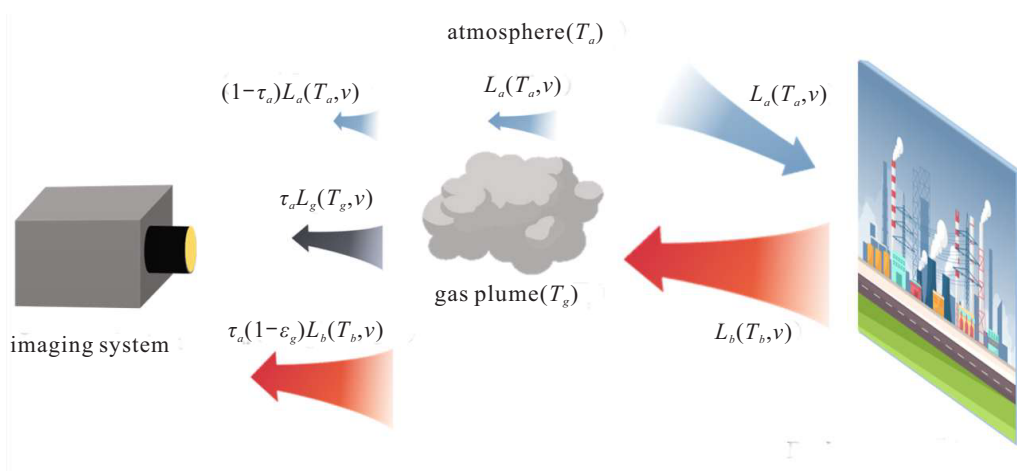


图2 被动式红外气体成像检测系统工作原理

红外热像仪依靠两个路径上的辐射差来成像, 若想保证有较好的气体目标观测效果, 则必须保证  $L_{gas}$  与  $L_{nogas}$  之间的差值足够大. 在忽略气溶胶和风速影响的情况下, 在实际情况中, 检测结果主要受3方面因素的影响:

1) 背景温度与气体温度的相对关系. 一般情况下, 在实际工业环境中背景温度会高于泄漏气体的温

度, 此时气体主要是作为背景热辐射的吸收源, 在成像结果上气体云团显示为暗色; 外场检测时, 当周围环境温度低, 亦或是以天空为背景时, 气体则成为热辐射的主要发射源, 成像中显示为亮色. 值得注意的是, 背景温度与气体温度的绝对数值对于检测系统的灵敏度而言并无直接影响, 两者间的相对差值才是影响检测效果的原因. 对于固定装置、不变场景而言, 成

像效果也会随着一天内时间的推移而发生变化<sup>[20-21]</sup>.

2) 成像距离. 当检测工作属于短程测量时, 大气透过率  $\tau_a$  将被假定为趋近于 1, 此时大气辐射  $(1 - \tau_a)L_a(T_a, \nu)$  降为 0, 其对于成像的影响可被忽略. 但如果检测距离较远时, 在气体温度小于背景温度的情况下, 气体对于背景辐射的吸收及自身辐射的作用和, 会远小于背景辐射在传输中的损耗, 此时  $L_{\text{nogas}}$  与  $L_{\text{gas}}$  之间的差值会缩小, 这将直接影响检测效果<sup>[22]</sup>.

3) 气体浓度及气体路径长度. 泄漏气体的运动状态是无规则的, 由此导致空间中气体浓度的分布不均匀. 根据比尔朗伯定律 (beer-lambert law)<sup>[23]</sup>, 有

$$\tau_g = \exp\left(-\gamma_g \int_0^l c(x) dx\right). \quad (5)$$

其中:  $\tau_g$  为气体光谱透过率,  $\gamma_g$  为气体的红外光谱吸收系数,  $c(x)$  为气体路径在  $x$  位置处的气体浓度值,  $l$  为气体路径的总长度. 气体浓度越大、路径长度越长, 对背景辐射的吸收越多, 成像效果也会越明显. 反之, 则难以与非气体路径形成明显辐射差<sup>[24]</sup>.

## 2 气体智能检测算法

气体光学成像技术目前仍是普遍作为辅助检测人员判断泄漏情况的工具, 人为因素对检测结果的影响还无法完全避免, 为尽可能消除不同操作人员之间检测质量的差异<sup>[25]</sup>, 提高操作人员整体水平, 以保障 LDAR 实施的准确性、有效性, 科学的培训教学仍是大有必要<sup>[9]</sup>. 如此这般, 不仅无法降低较高的劳动力成本<sup>[26]</sup>, 还增加了前期投入. 由于在没有操作人员判断时, 检测系统无法自动反馈实时的泄漏检测结果, 存在无法实现连续监控的问题. 目前可用的自动化检测产品很少, 研究基于 OGI 的智能化检测技术的重要性日益凸显.

人工智能技术的进步带来了计算机视觉领域的大步发展<sup>[27]</sup>, 并衍生出图像识别、视频分类、目标检测、语义分割、实例分割等任务<sup>[28]</sup>. 计算机视觉在诸如自动驾驶<sup>[29]</sup>、医学影像<sup>[30]</sup>、人脸识别<sup>[31]</sup>、农产品种植<sup>[32]</sup>、工业产品管理及设备检修<sup>[33]</sup>等众多领域的广泛应用, 体现了其强大的生命力和巨大的潜力. 将计算机视觉技术应用于 OGI 中, 对于气体泄漏检测工作而言大有裨益. 在本节中, 从图像识别、视频分类、目标检测、图像分割等 4 个不同的计算机视觉任务出发, 总结分析了现有的自动检测算法. 目前在红外气体成像领域缺少专门的模型训练数据集, 因此在着重介绍所举研究中涉及的网络架构的同时, 还会对其中所用的数据集做简单说明, 以期建立领域中的权威数据集拓宽思路.

### 2.1 红外气体图像识别算法

Wang 等<sup>[34]</sup> 基于卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 开发了第 1 个深度学习红外气体检测模型——GasNet, 应用于甲烷泄漏的检测. 模型的整体思路主要包含两部分: 1) 通过背景建模方法提取前景运动目标; 2) 利用改进的 CNN 网络判断运动目标是否为气体, 完成二分类任务. 为训练模型, 他们通过气体控释实验, 模拟了在生产现场发现的真实气体泄漏情况, 拍摄了 5 种不同检测距离 (4.6 m~15.6 m)、7 种不同气体泄漏率 (5.3 g/h~2051.6 g/h) 下的甲烷释放视频, 制作了数据集——GasVid. 在 3 种自定义的模型训练方式中, GasNet 的检测结果准确率均在 91% 以上. 但由于所建立的数据集仅含有单一场景, 且是以天空为背景, 其泛化能力难以保证, 还缺少对于时间成本上的分析.

翁静等<sup>[35]</sup> 同样也采用了“运动目标提取+判断”的方法. 在红外图像序列中利用帧间差分法筛选、锁定运动目标区域, 再对区域中的物体提取 SIFT 特征, 最后使用机器学习算法支持向量机 (support vector machine SVM) 进行特征的判断, 以此可检测出泄漏气体目标. 在自己建立的数据集上, 10~150 m 的气体目标识别的准确率达到 92.5%. 与 GasVid 不同的是, 这一数据集包含了复杂的场景及较多的干扰因素, 更趋近于实际检测环境.

上述研究均是利用背景建模的方法提取潜在的气体目标运动区域, 再结合深度学习或机器学习算法判断是否为待测气体. 受限于现有背景建模方法的局限性<sup>[36-38]</sup>, 这一思路仍存在以下问题: 1) 户外检测时, 背景通常是非静态、非固定的, 会随着时间的推移而变动, 当之前的背景对象从场景中被移除, 或新对象引入场景中时, 均会造成错误检测; 2) 当存在遮挡或气体在运动中与背景固定物重叠时, 难以提取出气体的完整轮廓; 3) 当出现与气体运动趋势、边缘状态类似的干扰物时, 两者建模提取后的结果会有较大的一致性, 将会提高检测的误判率; 4) 动态检测, 当移动成像系统时, 需重新进行建模过程, 将会导致系统整体的实时性及抗扰动的能力较差.

### 2.2 红外气体视频分类算法

基于气体图像识别的研究, Wang 等<sup>[39]</sup> 利用所制作的数据集 GasVid 进行了甲烷气体泄漏量化方面的探索, 将甲烷泄漏大小的判断视为视频分类问题, 提出了分类网络模型——VideoGasNet. 依然采用“前景背景分离+疑似目标判断”的思路. 研究了 3 种深度学习分类算法: 2D-CNN, 3D-CNN 和 ConvLSTM, 其

中 3D-CNN 的性能更为稳健. 设定 3 种分类方法: 1) 泄漏是否发生 (0 或 1); 2) 3 种泄漏等级 (小、中、大); 3) 8 种泄漏等级 (自 0 至 7). 图 3 显示了典型泄漏尺寸下的场景. 在 3 种方法下, 3D-CNN 的准确率分别达

到了 100%, 78.2%, 39.1%. 这一研究实现了气体检测从识别到量化分类的跨越, 但不同类别之间的区分度较小, 受限于距离、风速的影响, 这一方法在其他场景下应用的有效性还有待验证.

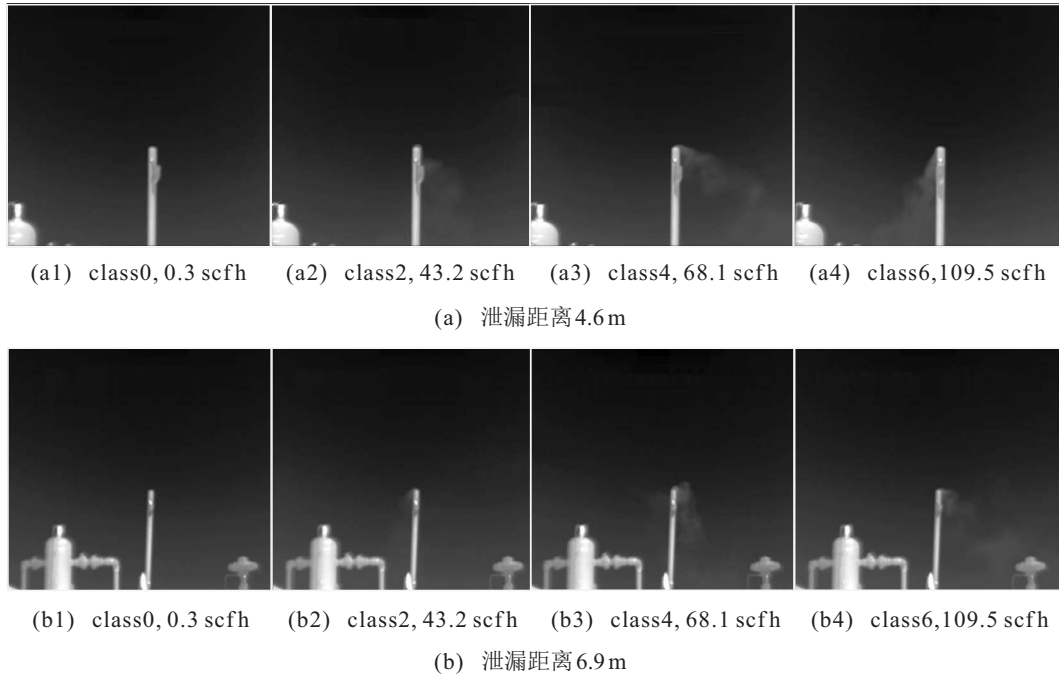


图 3 典型泄漏尺寸下的场景<sup>[39]</sup>

在单一视频帧中, 由于红外图像中气体轮廓不规则、边缘模糊, 与背景之间的对比度差, 往往难以直接辨别出气体, 但是通过视频前后帧的运动关系可判别出其位置. 因此, 引入时间维度的信息成为实现准确判断的方式之一.

Badawi 等<sup>[40]</sup> 提出一种两阶段的网络结构, 依次提取气体的时间特征和空间特征, 如图 4 所示. 第 1 阶段, 使用 1D-CNN 网络来提取具有高频变化特征的疑似泄漏气体运动区域, 在此基础上, 将视频中的 3 个或更多连续帧输入第 2 阶段的 2D-CNN 网络中, 提取纹理特征来判断是否包含气体目标. 这样串联的结

构所存在的最大问题是会产生误差的叠加, 并且第 2 阶段的检测结果极易受第 1 阶段误差的影响. 为解决这一问题, Tan 等<sup>[41]</sup> 提出了一种非对称 3D 卷积神经网络 (A3DNet). 网络中的核心部分是非对称 3D 卷积 A3D-CNN 机制. 同样的, 1D 卷积路径提取时间特征, 为有运动的帧赋予更高的权重; 2D 卷积路径则提取气体的空间纹理特征. 之后将两者相结合, 得到时空聚合特征. 这样的机制使得网络可以重点关注具有运动信息的关键帧, 在减少参数量的同时, 降低了两阶段方法带来的误差叠加问题.

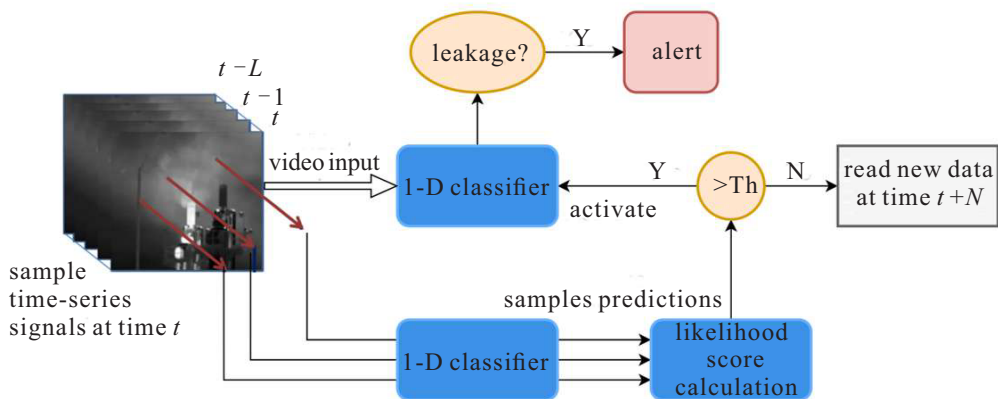
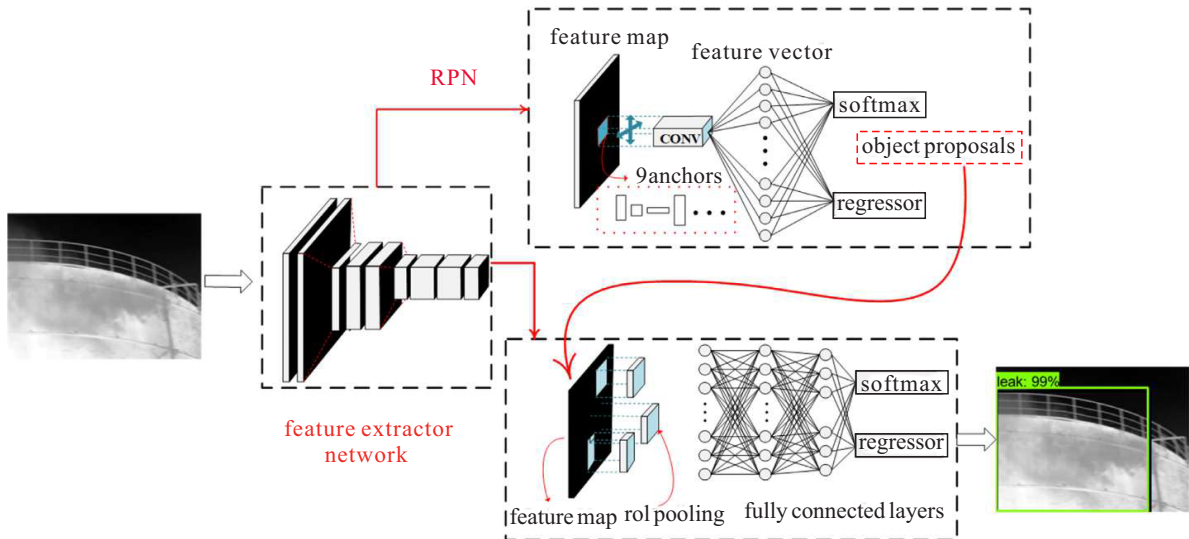


图 4 两阶段气体视频分类网络结构<sup>[40]</sup>

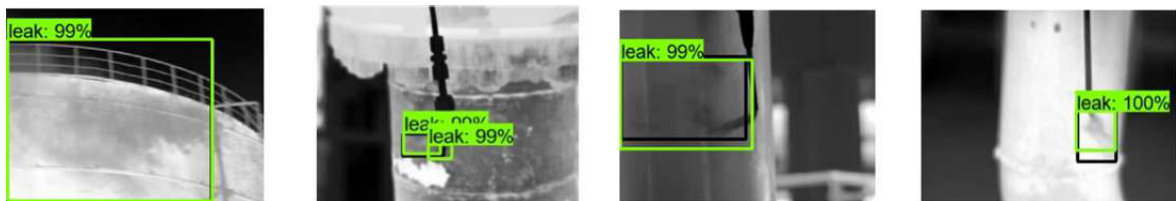
### 2.3 红外气体目标检测算法

在目标检测方面, Shi 等<sup>[42]</sup> 将两阶段检测模型中发展成熟的 Faster R-CNN 模型与 OGI 技术相结合. Faster R-CNN 主要由 3 部分组成, 即特征提取网络、区域候选网络 (region proposal network, RPN) 和基于 CNN 的检测网络, 如图 5(a) 所示. 其中: 特征提取

网络从检测图像中提取特征图; RPN 中的分类器预先检查特征图中对象的位置, 回归器调整相应位置坐标<sup>[43]</sup>. 实际拍摄了碳氢化合物的泄漏视频, 制作了 3 205 帧体量的数据集. 为解决训练样本少的问题, 采用了先在大数据集上进行预训练, 再将模型迁移到气体检测任务中的方法, 模型检测效果如图 5(b) 所示.



(a) Faster R-CNN 框架结构



(b) 最佳性能 Faster R-CNN 模型的检测效果

图 5 Faster R-CNN 结构及检测效果<sup>[42]</sup>

### 2.4 红外气体图像分割算法

图像分割与前面的任务相比更复杂, 在实现上难度更高. 但准确并详细地对泄漏气体视频分割掩码, 不仅使得对泄漏的判断更具合理性, 还可通过进一步的分析为泄漏率量化等工作做准备<sup>[44]</sup>. Peng 等<sup>[45]</sup> 提出一种基于注意力机制的 Mask R-CNN 模型用于红外图像气体羽流检测. 首先, 将预处理后的图像送至特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN) 中, 以得到相应的特征图, 而后将特征图送至 RPN 中, 获得候选感兴趣区域 (region of interest, RoI), 对候选 RoI 进行 RoIAlign 操作, 最后进行 RoI 分类、Bounding-box 回归, 以及生成 Mask. 该方法将边缘注意力机制附加到了 Mask 分支上.

在语义分割方面, Marshall 等<sup>[46]</sup> 选取 U-net 作为全卷积网络 (fully convolutional network, FCN) 来实现

红外气体图像的语义分割. 研究中采用了迁移学习的思想, 预先在与气体具有相同图像特征的烟雾数据集上进行训练, 再迁移到小样本的气体数据集上. 此外, 还研究了分别以线性激活函数、Sigmoid 激活函数、Softmax 激活函数作为全卷积网络上最后一个激活函数所带来的性能差异<sup>[47]</sup>.

红外视频中的气体羽流, 从一帧到另一帧的变化中并没有一致性, 传统图像分割在空间域中对不变特征的关注对于气体检测而言并无意义, 但气体的运动形式在时间上是连续的, 在无外界因素的影响下, 泄漏气体的运动不会发生突变. 因此, 除了在空间域提高分割气体模型的精度外, 还可进行时域上的分析.

Bhatt 等<sup>[48]</sup> 将空间 U-Net 网络扩展到时域中, 提出了一个空间-时间 U-Net 架构. 如图 6 所示, 这一架构实现了对输入序列中的每一帧均进行像素级气体

掩码的提取,以适应输入序列中气体形态不断变化的特点.网络在编码阶段由空间和时间卷积组成,在解码阶段由转置卷积组成.在制作的数据集上与基于LSTM的分割网络进行了比较,表现出较好的性能.

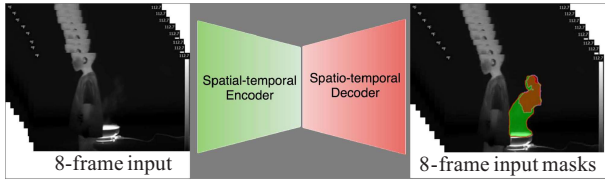


图6 时间-空间U-Net网络架构功能示意图<sup>[48]</sup>

Lin等<sup>[49]</sup>基于U-net网络提出了一种用于气体目标语义分割的模型——2.5D-Unet.为了利用气体在单帧中不明显,但通过视频前后帧的运动关系可判别出其位置的现象,2.5D-Unet将2D空间卷积、1D时间卷积和3D时空卷积堆叠在一个编、解码结构中,增加了网络对泄漏气体外观和其运动的表示能力.编码器的任务是实现特征提取,解码器将前者识别出的特征语义投影到像素空间,以此来获得像素级的分类.除此之外,还可通过调整阈值来改变模型的敏感度,以适应不同泄漏量的检测环境.

在实例分割方面,谷小婧等<sup>[50]</sup>提出了一种深度学习气体羽流实例分割方法.采用实例分割领域“自底向上”的模式,即将待测图像中的像素嵌入实施聚类的空间,然后根据聚类结果确定实例并且分割掩膜.其中,为适应泄漏气体的空间特征,采用二维高斯模型函数作为嵌入空间的相似性度量,并提出了一种新的聚类损失函数.除此之外,还利用3D软件生成羽流,与Kaist等数据集的红外场景图像相融合,模拟真实的气体泄漏.这样不仅可扩大数据集体量,还可避

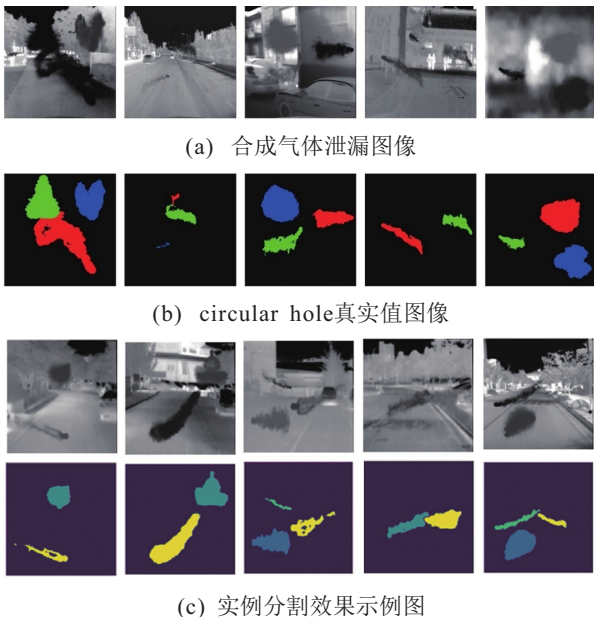


图7 气体羽流实例分割<sup>[50]</sup>

免实例分割中人工标注数据集的困难<sup>[51]</sup>.检测结果如图7(c)所示,速度达到了11FPS,对于时间成本的分析使得此项研究在实际运用的可能性得到了有力证明.

### 2.5 气体智能检测算法研究现存问题

光学气体成像技术的智能化检测虽是这一领域的新兴方向,但借助人工智能的发展已经迸发出强劲的气势,专适于气体检测的模型正不断地被开发出来.但在这方向的研究中仍主要存在以下3个问题:

1) 无论是在上述哪一种计算机视觉任务中,存在的最关键问题,是缺少高质量的数据集作为模型训练的基础.并且,没有统一的数据集作为比较不同算法性能的尺度,只在自己所制作的图像数据上获得一定的结果,并不足以客观公正地评定算法的优劣.因此,建立大体量、高质量、现实场景下真实气体泄漏的公开数据集,成为推动红外气体成像领域智能化水平发展的重要方式.南京大学曹汛团队在此方面进行了积极探索<sup>[52]</sup>,其所建立的开源数据集IOD-Video包含了很多真实场景中的泄漏情况,为制作这一领域的优质数据集打下了较好的基础.在实际的检测工作中,应形成模型检测和数据扩充之间的双向反馈,即在检测中不断扩充数据集,再以大体量的数据集来不断优化模型性能,使得研究场景不应只是单纯置于实验室中.

2) 红外气体图像质量提升与检测工作本身之间的矛盾.由于红外图像中的气体目标往往边缘模糊,与背景的对度差,可辨识度低,有效可用的空间特征较少,为模型的训练带来较大的难度.利用图像增强的方法可令气体目标更易被观察<sup>[53]</sup>,但与此同时气体的边缘特征、颜色特征等会发生改变,对于检测模型而言虽更有利于训练,但是已无法还原出气体本初的面貌,对于更进一步实现泄漏气体量化、定位设置了阻碍,并不利于检测工作的深入展开.因此,如何保证在小程度改变甚至不改变气体形状、边缘梯度、像素值大小等特征的情况下实现气体目标的增强,不仅是有效提高深度学习模型性能的途径,还可对整体检测工作的实施提供保障.

3) 研究所涉及的场景较少.这突出表现在现有的大多数研究只是针对于气体作为背景辐射的吸收源这种情况来进行.由第1节的分析可知,当气体温度与背景温度之间的大小关系不同时,气体在最终成像中会呈现出不同颜色.而大多数模型在实现检测时对于颜色特征的关注度较高,会将颜色作为重要的区分判断依据,如果研究只是在单一场景下进行,则

气体颜色总体上都会表现“非黑即白”的状态,这对于模型的迁移泛化不利,也无法满足更多检测工作的要求。

### 3 泄漏气体量化

随着现代工业对安全管理及生产成本的愈加重视,人们已不满足于仅是可探明到泄漏的存在,更希望可以实现气体的量化.这不仅更有利于为环保执法、征收环保税提供科学依据<sup>[9]</sup>,还可为估算生产过程损耗、精进工艺技术提供方向.更重要的,还是有效实现LDAR、杜绝安全隐患的基础.根据实际情况而言,气体泄漏存在数量少、体量大的特点<sup>[54]</sup>,有时单一源头造成的泄漏可能就占据了整体的大部分,较为准确的量化可以更好地评估这些泄漏源的情况.量化工作包含3部分内容,分别是测定单位路径长度的浓度、路径积分浓度以及泄漏率,其中单位路径长度的浓度又被称为柱密度<sup>[55]</sup>.利用光学成像技术实现气体的量化工作,可充分发挥其技术优势,动态直观地显示实时情况,而不是如现有有点式传感器一般,只可得到浓度测量的平均值.

红外热像仪成像结果中的像素值大小可如下表示<sup>[56]</sup>:

$$I_p = f(L_b, CL_g, CL_f, T_g, T_f, D, \varepsilon). \quad (6)$$

即像素值  $I_p$  可表示为背景辐射  $L_b$ 、气体柱密度  $CL_g$ 、前景中其他气态物质的柱密度  $CL_f$ 、气体目标温度  $T_g$ 、前景温度  $T_f$ 、设备特性  $D$ 、环境和设备中的噪声  $\varepsilon$  的函数.其中  $L_b$ 、 $CL_f$ 、 $T_f$ 、 $D$ 、 $\varepsilon$  都可视为外界环境对成像的影响,统一可概括为环境因素  $\varepsilon_e$ .一般认为  $\varepsilon_e$  是恒定的,对于确定检测环境、确定性能的红外热像仪而言,像素值大小可进一步简化为

$$I_p = f(T_g, CL_g, \varepsilon_e), \quad (7)$$

同时可得

$$CL_g = f(I_p, T_g, \varepsilon_e). \quad (8)$$

柱密度是图像像素值、气体温度、环境因素三者的函数.由此可以看出,限制气体量化最主要的障碍就是难以得到准确的气体温度,并且无法衡量外界环境因素的影响.在由柱密度求取气体路径浓度时,应该注意到由于气体从泄漏点逸出后即向四周扩散,其实际空间内的浓度在靠近泄漏点时较大,远离泄漏点时较小,柱密度并非是路径上的定值.因此,气体路径浓度可准确地表示为

$$C_g = \int_0^l CL_g dl. \quad (9)$$

其中:  $C_g$  表示气体路径积分浓度,  $l$  表示气体路径长

度.在得知浓度信息后,可结合气体运动速度求出泄漏率

$$R_g = \int_0^z C_g u dz. \quad (10)$$

其中:  $R_g$  表示泄漏率,  $z$  表示气体的深度值,  $u$  表示气体的速度.

#### 3.1 柱密度测量

由式(8)可知,若想得到柱密度值,则必须考虑温度和环境因素.在处理这个问题上主要有两种思路,即借助辅助设备和利用背景差分.

##### 3.1.1 利用辅助设备测量柱密度

EPA 就曾建议在 OGI 技术中使用辅助设备来实现气体泄漏排放的量化<sup>[57]</sup>.最常见的辅助设备当属光谱成像仪,从光谱中实现气体种类识别、量化温度、测量柱密度的研究已有很多. Tremblay 等<sup>[58]</sup>利用加拿大 Telops 公司的基于傅里叶变换光谱的成像设备 FIRST 进行烟囱释放气体的识别,并开发了完整的气体量化算法.朱军等<sup>[59]</sup>通过红外光谱仪来测量气体的红外通过率光谱,再将其与标准数据库中的气体光谱数据拟合,可得出气体的浓度.并开发了车载扫描红外光谱遥测系统<sup>[60]</sup>,通过红外通道浓度分布的插值重建算法实现了气体柱密度的遥测. Hagen<sup>[61]</sup>使用快照式红外光谱成像仪进行气体柱密度的量化. Grauer 等<sup>[62]</sup>利用 FTIR 成像光谱仪测量气体羽流的柱密度,进而得到排放率.

光谱仪的使用,虽然可以实现较为准确的量化结果,但是硬件的限制会成为最大的问题,这表现在:

- 1) 光谱成像设备的性能及数据采集硬件的好坏都将直接影响光谱成像的质量,进而影响后续的分析工作;
- 2) 在硬件上的投资成本会超出使用单一红外相机时很多;
- 3) 整体检测系统的体积会因光谱成像装置的存在而扩大,其灵活机动性就会受到影响,使得被动式红外成像技术的优势在实际工业检测中大打折扣;
- 4) 最重要的,光谱成像仪的扫描时间往往耗时长,为了捕捉气体红外发射的光谱图像,扫描可能需要几秒钟到30分钟<sup>[63]</sup>,测量的实时性无法得到保障.

除了直接使用光谱成像仪外,还可通过其他方法将热像仪改造成多光谱、高光谱成像设备. Olbrycht 等<sup>[64]</sup>利用反射式衍射光栅和红外热像仪达到高光谱成像来识别气体并估算其浓度,如图8所示. Luo 等<sup>[65-66]</sup>开发了阿基米德螺旋线推扫滤光盘,安装在红外探测器和镜头之间,如图9所示.通过多个特定波段的滤光片组合,可获得多光谱数据,为浓度测量

提供了方向,但这些方法却并不适用于强烈不稳定的流动.

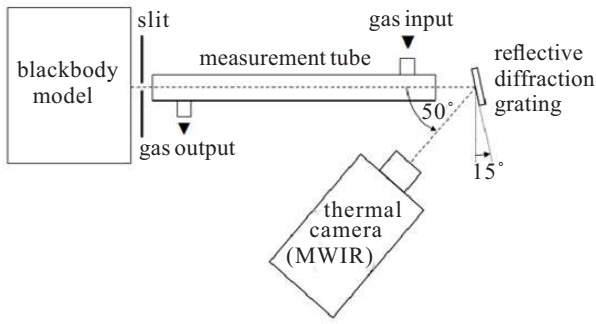


图8 反射式衍射光栅结构<sup>[64]</sup>

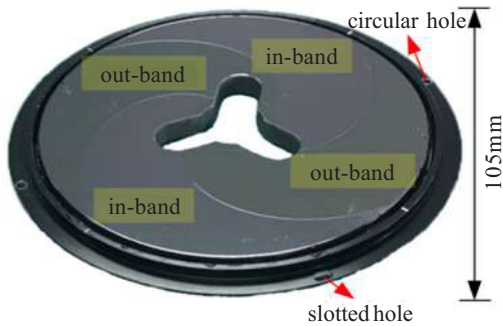


图9 阿基米德螺旋线推扫滤光盘<sup>[65]</sup>

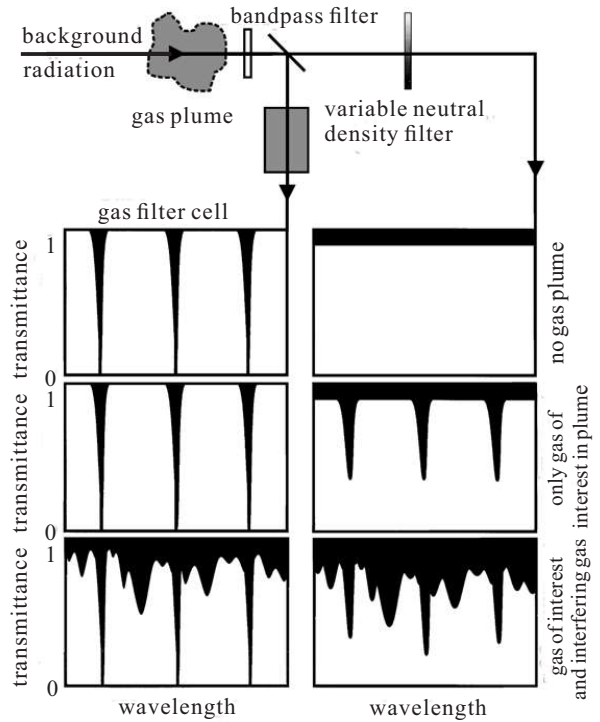
### 3.1.2 采用气体相关成像技术测量柱密度

Sandsten 等<sup>[67-69]</sup> 基于红外吸收和气体相关技术实现了在图像中气体的可视化,并估计了它们的浓度.其原理如图10(a)所示,入射光在经过一带通滤光片后,被划分为两路,其中一路经过一个含有待测气体的气室,其浓度之高致使在吸收波长上几乎没有光通过,可称其为参考路;另一路可视为测量路,在没有外界气体存在时其并不表现何种特点.如果有外部气体存在,则参考路中的信号基本不受影响,测量路的入射光线会因气体的吸收而减少.通过将两路上的光强信号进行比较,即可得出气体的大致浓度,并且外界环境的干扰对于两路的影响是一样的.

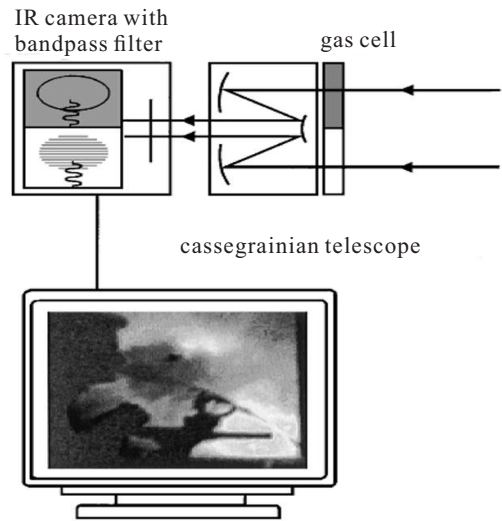
实际的装置由红外相机、气室、滤光片和卡塞格林望远镜等组成,如图10(b)所示.利用一个相机即可完成两路的成像,这些图像在计算机中相互关联,即可消除背景因素和其他非气体物质的干扰.

### 3.1.3 利用纯算法测量柱密度

最直接的思想就是控制所有环境因素和气体温度,即将背景温度控制为恒定,然后独立测量气体温度.这种方法更多的是用来测定在已知光程长度的前提下,用于气体检测的热像仪的性能,更准确地说来是测量其最小可检测气体浓度值<sup>[70-72]</sup>.背景通常选用高精度可控温黑体,气体的温度或近似等效成室温或通过水浴加热等方式控温.在户外检测中,环



(a) 气体相关技术原理



visualization of one specific gas

(b) 气体相关成像实验装置

图10 气体相关成像原理及装置<sup>[67]</sup>

境的不确定性较大,这一方法虽然最直接,但是应用非常受限.

Abdel-Moati 等<sup>[44]</sup> 直接用代表环境的像素值与气体的像素值的绝对差值替代式(8)中的  $I_p$ , 即

$$I_{diff} = |I_{gas} - I_{env}|. \tag{11}$$

其中:  $I_{gas}$ 、 $I_{env}$  分别表示气体的像素值、环境的像素值,  $I_{diff}$  表示两者的绝对差值. 通过第1节中的分析可知,气体相较于背景有时会呈现亮色、有时又会是暗色,反映到像素值上,两者之间的差值不一定是正值,因此采用绝对值的形式. 通过这种方法,环境因素的影响可以被部分过滤掉. 因为  $I_{diff}$  只取决于柱密度

和环境与气体之间的温差,如果知道温差,即可求出柱密度.因为不需要同时控制背景和气体的温度,所以这个方法更具适用性.

借助辅助设备的方法可实现准确测量,但是速度较慢,而其他方法虽有较快的速度,但准确性有所缺失.因此,对于两者之间的权衡,需要根据实际的检测工作需求做出选择.

### 3.2 气体路径积分浓度测量

由气体路径浓度的定义可知,在知道气体的柱密度后,一旦气体几何信息可知,两者相结合即可提供气体的浓度信息.因此,问题的关键落在了如何估算气体的几何信息.现有的方法主要有3种,即基于深度学习的方法、直接获取气体几何形状的方法、采用三维重建的方法.

基于深度学习的方法虽未在红外气体检测领域被广泛研究,但已被应用于火焰几何信息的重构上<sup>[73-75]</sup>.对于具有确定几何形状的对象而言,可以假定其在特定平面上的2D投影都是唯一的,可利用深度学习模型学习2D投影与3D结构之间的关系.但由于不同物体在某些平面上的投影有时会很相近,在模型训练时不能选用其他物体的3D信息和2D投影替代气体充当数据集,为数据集的建造成困难.此种情况下,如何在小样本数据中得到较好的训练效果成为破题的关键.因此,基于深度学习的方法虽可实现端到端的快速测量,但建立准确的模型仍需一定的研究时间.在本节中,重点讨论求解气体几何信息的后两种方法.

#### 3.2.1 直接估计气体几何信息

气体泄漏通常可分为小孔泄漏和大面积泄漏两种<sup>[76]</sup>,这两种类型的泄漏通常情况下都发生在内部压力高、外部环境压力低的地方.在不受环境风的作用时,由泄漏点向外扩散的过程中,气体往往会呈现一种类似锥形的结构<sup>[77]</sup>.基于这样的认知,可以在有参照物的情况下粗略估计气体羽流锥状模型中的参数,进而估算其空间立体形状.换言之,就是通过参照物与实际成像结果中的像之间建立的对应关系,来近似表示三维空间与二维成像平面之间的转换关系,之后即可通过气体物像来反推气体尺寸.这样一来不仅在测量前必须获取参照物尺寸这一先验知识,还对背景的复杂性提出一定要求.除此之外,Gross等<sup>[78]</sup>将直接估算的方法应用于工业烟雾的测量中,以气缸的大小来近似排放烟雾的大小,根据所得柱密度的值,即可计算出浓度.气缸大小也需在测量前得到.

这一方法最为简单直接,对于一些特定场景下气

体的检测仍是行之有效,但必须获取一些先验条件,在许多实际应用中,这些数据又很难获知,因此这类方法在使用中较为受限.

#### 3.2.2 三维重建技术获取气体几何信息

采用三维重建技术,通过多相机或“类多相机”手段从多个角度对气云目标进行成像,即可进行气体的3D目标重建,还原出气体的几何形状,这也是最常用也是最准确的方法.

TOTAL公司和法国航空航天实验室以及ADCIS一道共同开发了一套解决方案<sup>[79]</sup>,由摆放在3个不同位置的红外高光谱相机拍摄甲烷羽流,通过算法进行气体的3D重建,实现实时量化1 g/s至50 g/s范围内的甲烷羽流.3D重建的效果如图11所示.该技术虽然能够获得较好的气体重建效果,但是3个相机的位置在检测前就已固定,无法跟随检测环境的变化而移动.值得一提的是,该研究团队还利用了多传感器融合实现了气体泄漏的遥测<sup>[80-81]</sup>.

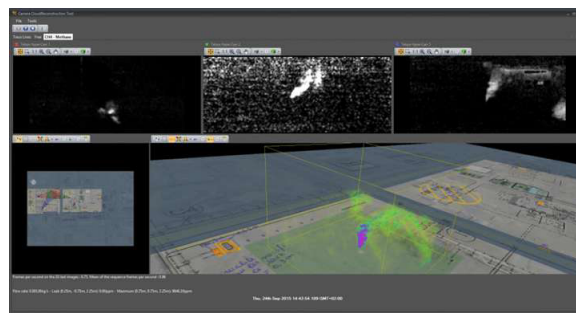


图11 高光谱相机重建的烟羽3D图像<sup>[79]</sup>

Rangel等<sup>[82]</sup>提出了一种基于4个平面镜和OGI相机的折反射立体系统,该系统由一个相机,一个带有两个镀金表面的90°反射镜,两个带有银涂层的表面反射镜组成,如图12(a)所示.这一系统使用单一相机即可生成立体图像,可在工业设施的气体泄漏检测中获取气体结构的时空信息.图12(b)展示了气体重构后的效果.

双目立体视觉是最常见的3D重建技术,其在可见光领域已经取得了较好的发展,广泛应用于机器人导航<sup>[83]</sup>、虚拟显示<sup>[84]</sup>、自动驾驶<sup>[85]</sup>、精密工业测量<sup>[86]</sup>等领域,但是其在红外气体成像领域的应用目前尚少.在可见光领域,双目立体视觉研究的对象往往是不透明的,且表面纹理特征清晰,而红外相机下的气体属于半透明状态,不具备较好的固定纹理特征.Rangel等<sup>[87]</sup>提出基于两个红外相机的立体视觉系统,用于从甲烷气云中获取空间信息,并对检测系统的几何、辐射和时间误差及两相机抖动的影响进行了表征,在最终结果中予以补偿.之后又通过定义

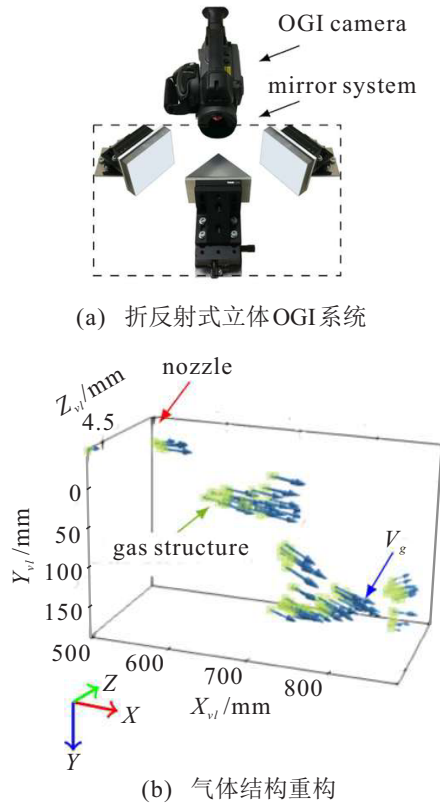


图 12 折反射式立体 OGI 系统及气体结构重构<sup>[82]</sup>

基于光一致性假设的测量模型,对从双目系统中获得的气体结构的空问信息进行了数学解释<sup>[88]</sup>。

由两个红外相机组成的双目视觉系统,较比于传统可见光波段内的立体视觉系统而言,在使用前的相机标定阶段会存在较大难度。对于可见光相机,常用的标定板(诸如棋盘格、圆形标定板等)均以黑白色差来呈现特征图像,突出特征点,但红外相机是根据温差成像,传统的标定板无法适用。为确保相机标定结果的准确性,需设计专用于这种情况下的高精度标定板。目前有用两种不同材料填充棋盘格黑白两部分的标定板<sup>[89]</sup>,用 LED 灯当作特征点的标定板<sup>[90]</sup>、前板掩膜与底板背景组合的标定板<sup>[91]</sup>等。

### 3.3 气体泄漏率量化

在知道气体的浓度、几何形态后,便可对气体泄漏率进行估算。目前最常用的方法是将气体的运动速度与已知浓度信息相结合,进而求出泄漏率。还有一些方法是使用系统的最小可检测浓度值进一步估计泄漏率,但对于红外气体成像检测系统而言,行业中尚未有普遍认可的最小可检测浓度值的测算方法,所以基于这一技术的量化应用仍需进一步研究。本节重点介绍基于气体运动速度的方法。在泄漏气体检测领域中,气体运动速度的确定方法主要有两种,即直接法估计与光流法测速。

#### 3.3.1 直接法估计气体运动速度

这是最简单直接的方法,即用当地的风速或更准确地说是用检测地的风速近似估计为气体的运动速度。在 TOTAL 与 ONERA 研究团队的工作中<sup>[79,92-93]</sup>,对于气体流速的估算是基于这样一个事实,在距离泄漏点足够远的地方,可以认为气体从高压泄漏点往低压运动时的速度已经消失,此时气体羽流是以风速运动。每次在进行检测前,需要从气象站手动地收集风力数据,以此来代替气体的运动速度。

然而,天气数据在其发布期间变化波动大,且提供的均是一段时间内的平均气象情况,致使其难以具备实时性。另外,气象站所提供的信息并无法准确反映泄漏区这一小范围内的风况,而对于一些较小的泄漏气体羽流而言,泄漏点周围的局部风对其造成的影响是最大的。为了解决这些问题,可以使用风速计来较为准确地提供泄漏点周遭小区域环境内的风速情况。Wainner 等<sup>[94]</sup>、Shaw 等<sup>[95]</sup>、Sherwin 等<sup>[96]</sup>均是使用风速计来确定测量期间的风速和风向,进而估算气体的泄漏率。

这一方法在使用时忽略了一个重要的事实,气体自泄漏点外逸后,只有当其周围充分混合,气体的运动速度方可通过风速来近似,在实际泄漏率量化的工作中可能会带来巨大的估计误差。TOTAL 公司等<sup>[92]</sup>报道的排放率的相对估计误差在 7%~92% 之间,有时检测结果与实际情况相去甚远。

#### 3.3.2 光流法估计气体运动速度

通过光流法估计气体速度是更为常用、更为准确的方法。计算光流的方法目前主要有块匹配法、Horn-Schunck 算法<sup>[97]</sup>、Lucas-Kanade 算法<sup>[98]</sup>、Farneback 算法<sup>[99]</sup>和基于深度学习的方法<sup>[100-102]</sup>等。

Sandsten 等<sup>[103]</sup>开发了两种不同的方法来描述气体运动的速度场,一是基于块匹配的光流算法,二是基于气体射流理论的方法。经实际结果证实,块匹配算法在计算甲烷气体流量时表现出更好的精度。Dierks 等<sup>[104]</sup>比较了 3 种测试气体光流的算法,块匹配法、LK 算法以及 Farneback 算法,其中 Farneback 算法的效果最佳。而后还将这一算法用于甲烷气体泄漏率的量化<sup>[105]</sup>。滕建厚等<sup>[106]</sup>在使用不同光流算法的对比实验后,得出同样的结论,即 Farneback 算法的适应性更佳。在机动车尾气排量计算中,这一算法得到的气体排量拟合度可达 93%,在速度、精度上均优于 LK 算法、HS 算法。Liu 等<sup>[107]</sup>提出使用光流算法计算红外气体泄漏视频中气体扩散的速度。在不同场景、不同泄漏率下所进行的实验表明,Farneback 算

法获得了最好的结果.同时还介绍了一种前景提取算法及光谱滤波技术,解决了光流算法在实际应用中的鲁棒性问题. Hagen<sup>[61]</sup>在分析传统光流检测算法所带来的检测不确定性后,提出了更加适用于气体光流检测的新算法.

Rangel等<sup>[108]</sup>利用基于深度学习的方法从OGI相机的气体图像中计算光流,进而确定气体速度.数据集由模拟的气体图像和真实环境中拍摄的气体图像两部分组成,测试了FlowNetC、FlowNet2和PWC-Net三种用于光流计算的神经网络.其中,微调网络权重后的FlowNet2在处理气体图像的效果上更好,并将新网络定义成FNet2-G.同时指出,基于神经网络预训练的光流检测方法无法实现OGI图像的准确计算,因为红外成像过程中所固有的图像噪声和抖动伪影会产生较大影响.FNet2-G在实验室和现场条件下,与其他深度学习方法相比均表现出较好的鲁棒性,对于图像噪声和抖动的敏感性更低.

使用光流算法作为泄漏气体运动速度的判断依据时,除了需要考虑红外图像固有的噪声、相机的抖动问题外,还应注意光流算法自身的弊端.在所有应用之中,光流并不总是对应于目标运动信息,场景中的光照发生变化也会引起光流的改变.同样地,场景中每一次运动并不都会导致光流的变化,对于图像中与周围环境区域具有相同灰度值的物体,在运动时就会出现这一问题.因为灰度值并无变化,由此也无法检测到光流的改变,进而也无法检测到运动信息.此外,传统光流算法的应用对象往往是不透明的刚体,而对于半透明态、无固定形状的气体而言,在计算时的不确定性分析是大有必要的.换言之,探索更适用于红外图像中气体光流计算的方法仍是需要进行的一项工作.

有别于上述两种方法,Rangel等<sup>[109]</sup>提出利用双目立体OGI系统来计算三维气体速度场,并在沼气设施中进行了现场实验,实验装置如图13所示.结果表明,所提出的系统在实际测量条件下是适用的.



图13 双目立体OGI系统测量气体速度场<sup>[109]</sup>

泄漏率量化过程中的不确定性正随着成像技术的进步而不断降低,但由于过程中所涉物理量较多、所受影响因素较多、所需操作实现过程较多,系统的整体不确定性仍不应被忽视,因为确定泄漏率量化的不确定性,不仅可降低误报率,还可降低检测成本,更好地完成LDAR<sup>[110]</sup>. Montazeri等<sup>[111]</sup>将整体的不确定性分为3类:1)仪器自身;2)操作不当或操作环境所致;3)投影不确定性.浓度和速度在转化为泄漏率的过程中,不确定性可能会受相机与泄漏源之间的距离、温度、风速等因素的影响<sup>[7,10]</sup>,也可能是由二维图像来评估三维气体导致的,即投影不确定性.前两种不确定性尚可通过精进仪器研制技术、规范操作行为、限制检测环境来规避,但投影不确定性是无法避免的. Montazeri等通过实验证明,采集时间和检测距离与估算不确定性之间均成反比,即少的采集时间、近的检测距离会带来比通常情况下高的误差,还发现几十秒量级的采集时间足以显著降低(>50%)投影不确定性.

#### 4 总结和展望

基于被动式红外热成像的OGI技术,在气体泄漏检测领域中的应用已得到了越来越多的政府组织、高科技企业、研究学者的关注.但是目前在该领域做的比较出色的还是国外的公司,如美国的FLIR、加拿大的Telops、法国的Bertin、以色列的Opgal等,他们不仅可以提供多样化的产品,还拥有完整的供应链、产品线,在最为重要的探测器制备技术、相关图像处理算法上都已经构筑了自己的技术壁垒.他们出口到中国的产品,在关键技术参数上会有所下调,性能较比本土售卖的产品会打折扣.随着国内红外成像产品厂家自主研发实力的增强,诸如高德红外、艾睿光电、大立科技等公司都已推出了专适于气体泄漏检测的产品.但在气体智能化检测、气体量化两方面,国产OGI产品还鲜有涉及相关功能.为了更好地发挥OGI技术的优势,同时也为了打破国外的技术垄断,对于这两方面的研究是迫切且重要的.鉴于此,本文综述了被动式红外成像气体检测技术中这两个方面国内外的研究进展.对于其中有待进一步解决的问题,除了每节作结时提到的,还作如下分析:

对于深度学习气体检测算法而言,由图像识别、视频分类到目标检测,再到图像分割的发展是必然的.因为只是单纯判断泄漏是否存在及给出气体的最小外边界框已不足以准确实现气体的量化,只有对图像做像素级的分割,准确提取出气体目标的形态,完整勾勒出实际气体的轮廓,才可为进一步的量化铺

好道路.这其中:

1) 红外图像数据集的短缺是红外成像领域普遍存在的问题,这也是限制人工智能与红外成像深度融合的桎梏.除了在实验中、实际检测环境中拍摄泄漏气体视频外,还可通过仿真模拟的方法生成气体红外图像.除了文中所提出的利用3D建模软件模拟气体的方式外,还可通过 Vega 等红外仿真软件生成相应图像.

2) 使用迁移学习的方法可以提高模型精度.预训练过程除了可在基础数据集上进行外,还可具有针对性地在烟雾图像数据集上完成.一方面烟雾在红外下的空间特征与气体很相近,另一方面烟雾的可见光图像数据集体量较大.为了更好地提升预训练的效果,还可尝试在红外烟雾图像上进行.因为红外图像中物体所呈现的特征很多是可见光图像无法提供的,由可见光转换到红外的这一跨模态过程,已属于图像生成领域的研究范畴,在技术实现上可以采用生成对抗网络.

3) 除了关注模型的精度外,还需要关注其实时性,也就是说在测试模型时必须考虑到时间成本.因为气体在泄漏时状态是随时改变的,上一阶段的处理结果对于下一阶段的判断可能并没有太多意义.其除了要求为检测过程提供高算力外,还要尽可能实现模型的轻量化.

对于摆脱光谱成像设备的气体量化任务而言,从柱密度到气体路径浓度,再到泄漏率是层层递进的关系,这其中:

1) 气体泄漏的量化受很多环境因素的影响,然而这些因素往往又是无法避免的,对其进行准确地评估表征是实现有意义测量的基础.因此,对于量化过程中的不确定性研究还应持续进行.

2) 考虑与人工智能技术的结合. OGI 中的人工智能技术可以较大程度地减轻数据提取、分析的压力.在光流计算和气体3D结构重建中,深度学习算法已表现出较强的实力.但在其他工序中,相关的模型研究尚未达到较好的水平.

基于被动式红外成像的 OGI 技术发端于20世纪90年代,在对于能源、安全、环保越发重视的今天,这一项技术必将获得越来越广泛的应用.除了在智能化检测及量化两方面不断研究外,还可从以下几方面提高系统的整体检测水平,丰富这项技术的应用:

1) 开发气体泄漏源定位算法.泄漏源的定位在气体检测领域可拥有与智能化检测、量化同等重要的地位.因为 LDAR 的最终目的是实现泄漏的修复,

而对于源头的定位可直接为修复工作提供方向.在一些特殊的场合中,定位问题会显得尤为重要.例如,对于航天空间站、飞机、高铁等大型装备而言,在做气密性检测时,气体泄漏点的定位紧随泄漏检测工序之后.目前普遍采用的是利用声学技术确定泄漏位置,而基于成像方法的研究较少,但成像方法远距离检测的优势是前者所不具备的.

2) 进行多波段的融合.一方面可以将中红外波段和远红外波段相融合,这样不仅可以同时检测到多种气体,还提升了系统的抗干扰性.这就需要对外红外探测器进行创新改进,在落地实现上存在一定难度.另一方面,还可引入可见光.在红外视频中,工业现场中会有水雾、云团等干扰目标,它们与气体的形态非常相似,对于深度学习检测模型而言,极易受其影响,造成误检误报.有时检测现场光影的变化也会带来干扰.这些因素与泄漏气体不同的是,它们既可在可见光中成像,又可在红外波段被观察到.引入可见光后,首先将两波段的成像结果进行图像对齐,再分别进行运动目标的提取,最后将两个成像中相同位置的运动区域差分,便可排除掉同时在两个波段成像的物体,而这一物体定然不是泄漏气体目标.通过这一方法可以较大程度上滤除掉检测过程中的干扰因素.

3) 多学科的结合.在理论层面上,可以将 OGI 技术与流体力学相结合,探究更科学更准确的气体扩散模型,为量化和定位工作的展开提供强有力的理论支撑.

## 参考文献(References)

- [1] Alvarez R A, Zavala-Araiza D, Lyon D R, et al. Assessment of methane emissions from the U.S. oil and gas supply chain[J]. *Science*, 2018, 361(6398): 186-188.
- [2] Allen S, Plattner G, Nauels A, et al. Climate change 2013: The physical science basis. An overview of the working group 1 contribution to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change (IPCC)[C]. EGU General Assembly Conference Abstracts. Bonn, 2014: 3544.
- [3] 郑为建, 余春超, 杨智雄, 等. 宽谱段环境污染气体红外遥测技术研究[J]. *红外与激光工程*, 2019, 48(11): 97-104.  
(Zheng W J, Yu C C, Yang Z X, et al. Remote sense for environment pollution gases in wide infrared spectral range[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(11): 97-104.)
- [4] 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.)
- [5] Zeng Y S, Morris J. Detection limits of optical gas imagers as a function of temperature differential and distance[J]. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 2019, 69(3): 351-361.
- [6] Sokoowski M M. Burning out coal power plants with the industrial emissions directive[J]. *The Journal of World Energy Law & Business*, 2018, 11(3): 260-269.
- [7] Ravikumar A P, Wang J F, Brandt A R. Are optical gas imaging technologies effective for methane leak detection?[J]. *Environmental Science & Technology*, 2017, 51(1): 718-724.
- [8] 中华人民共和国生态环境部. 工业企业挥发性有机物泄漏检测与修复技术指南: HJ 1230—2021[S]. 北京: 生态环境部, 2021.  
(Ministry of Ecology and Environment of the People's Republic of China . Technical guide for leak detection and repair of volatile organic compounds in industries: HJ 1230—2021[S]. Beijing: Ministry of Ecology and Environment, 2021.)
- [9] Log T, Pedersen W B, Moumets H. Optical gas imaging (OGI) as a moderator for interdisciplinary cooperation, reduced emissions and increased safety[J]. *Energies*, 2019, 12(8): 1454.
- [10] Ravikumar A P, Wang J F, McGuire M, et al. "Good versus good enough?" empirical tests of methane leak detection sensitivity of a commercial infrared camera[J]. *Environmental Science & Technology*, 2018, 52(4): 2368-2374.
- [11] 袁盼, 谭竹嫣, 张旭, 等. 工业气体泄漏红外成像检测及差分光谱滤波检测方法研究[J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(8): 313-326.  
(Yuan P, Tan Z Y, Zhang X, et al. Research on infrared imaging detection and differential spectrum filtering detection methods for industrial gas leakage[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(8): 313-326.)
- [12] Martinez M M. Development of a plume identification algorithm for optical gas imaging of natural gas emissions that requires no human intervention[D]. Fort Collins: Colorado State University, 2020.
- [13] Zeng Y S, Morris J, Sanders A, et al. Methods to determine response factors for infrared gas imagers used as quantitative measurement devices[J]. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 2017, 67(11): 1180-1191.
- [14] Fox T A, Barchyn T E, Risk D, et al. A review of close-range and screening technologies for mitigating fugitive methane emissions in upstream oil and gas[J]. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(5): 053002.
- [15] 李家琨. 气体泄漏被动式红外成像检测理论及方法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.  
(Li J K. Study on theory and method of passive infrared imaging detection of gas leakage[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015.)
- [16] Gordon I E, Rothman L S, Hargreaves R J, et al. The HITRAN2020 molecular spectroscopic database[J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2022, 277: 107949.
- [17] Kochanov R V, Gordon I E, Rothman L S, et al. HITRAN application programming interface (HAPI): A comprehensive approach to working with spectroscopic data[J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2016, 177: 15-30.
- [18] Johnson T J, Sams R L, Sharpe S W. The PNNL quantitative infrared database for gas-phase sensing: A spectral library for environmental, hazmat, and public safety standoff detection[C]. *Chemical and Biological Point Sensors for Homeland Defense*. Providence, 2004, 5269: 159-167.
- [19] Olbrycht R, Kaua M. Optical gas imaging with uncooled thermal imaging camera-impact of warm filters and elevated background temperature[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(11): 9824-9832.
- [20] Ravikumar A P, Roda-Stuart D, Liu R, et al. Repeated leak detection and repair surveys reduce methane emissions over scale of years[J]. *Environmental Research Letters*, 2020, 15(3): 034029.
- [21] Abdel-Moati H, Morris J M, Ruan Y, et al. Remote gas detection system using infrared camera technology and sophisticated gas plume detection computer algorithm[C]. *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. New Orleans, 2013: D021S018R007.
- [22] Log T, Pedersen W B. A common risk classification concept for safety related gas leaks and fugitive emissions?[J]. *Energies*, 2019, 12(21): 4063.
- [23] Loianno V. On the measurement of the mutual diffusivity of binary gas mixtures with FTIR Spectroscopy[J]. *Chemical Engineering Science*, 2023, 270: 118546.
- [24] Footer T L, Thoma E D, Clark N, et al. Evaluating natural gas emissions from pneumatic controllers from upstream oil and gas facilities in west virginia[J]. *Atmospheric Environment: X*, 2023, 17: 100199.
- [25] Kemp C E, Ravikumar A P. New technologies can cost effectively reduce oil and gas methane emissions, but policies will require careful design to establish mitigation equivalence[J]. *Environmental Science & Technology*, 2021, 55(13): 9140-9149.
- [26] U.S. EPA. Technical support document optical gas imaging protocol(40 CFR part 60, appendix K)[DB/OL]. (2015-09-18)[2023-03-19]. <https://www.regulations.gov/document?D=EPA-HQ-OAR-2010-0505-4949>.
- [27] Guo M H, Xu T X, Liu J J, et al. Attention mechanisms in computer vision: A survey[J]. *Computational Visual Media*, 2022, 8(3): 331-368.
- [28] Minaee S, Boykov Y, Porikli F, et al. Image segmentation using deep learning: A survey[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(7):

- 3523-3542.
- [29] Janai J, Güney F, Behl A, et al. Computer vision for autonomous vehicles: Problems, datasets and state of the art[J]. *Foundations and Trends<sup>o</sup> in Computer Graphics and Vision*, 2020, 12(1/2/3): 1-308.
- [30] Esteva A, Chou K, Yeung S, et al. Deep learning-enabled medical computer vision[J]. *NPJ Digital Medicine*, 2021, 4(1): 1-9.
- [31] Zeng D, Veldhuis R, Spreeuwiers L. A survey of face recognition techniques under occlusion[J]. *IET Biometrics*, 2021, 10(6): 581-606.
- [32] Patrício D I, Rieder R. Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 153: 69-81.
- [33] 罗东亮, 蔡雨萱, 杨子豪, 等. 工业缺陷检测深度学习方法综述[J]. *中国科学: 信息科学*, 2022, 52(6): 1002-1039.  
(Luo D L, Cai Y X, Yang Z H, et al. Survey on industrial defect detection with deep learning[J]. *Scientia Sinica: Informationis*, 2022, 52(6): 1002-1039.)
- [34] Wang J F, Tchampi L P, Ravikumar A P, et al. Machine vision for natural gas methane emissions detection using an infrared camera[J]. *Applied Energy*, 2020, 257: 113998.
- [35] 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): 104-111.  
(Weng J, Yuan P, Wang M H, et al. Thermal imaging detection method of leaked gas clouds based on support vector machine[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(9): 104-111.)
- [36] Kalsotra R, Arora S. Background subtraction for moving object detection: Explorations of recent developments and challenges[J]. *The Visual Computer*, 2022, 38(12): 4151-4178.
- [37] Bouwmans T, Javed S, Sultana M, et al. Deep neural network concepts for background subtraction: A systematic review and comparative evaluation[J]. *Neural Networks*, 2019, 117: 8-66.
- [38] Chapel M N, Bouwmans T. Moving objects detection with a moving camera: A comprehensive review[J]. *Computer Science Review*, 2020, 38: 100310.
- [39] Wang J F, Ji J W, Ravikumar A P, et al. VideoGasNet: Deep learning for natural gas methane leak classification using an infrared camera[J]. *Energy*, 2022, 238: 121516.
- [40] Badawi D, Pan H Y, Cetin S C, et al. Computationally efficient spatio-temporal dynamic texture recognition for volatile organic compound (VOC) leakage detection in industrial plants[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2020, 14(4): 676-687.
- [41] Tan J F, Cao Y, Wang F T, et al. VOCs leakage detection based on weak temporal attention asymmetric 3D convolution[C]. 2022 International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics. Guilin, 2022: 200-205.
- [42] Shi J H, Chang Y J, Xu C H, et al. Real-time leak detection using an infrared camera and faster R-CNN technique[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2020, 135: 106780.
- [43] Chen Y H, Wang H R, Li W, et al. Scale-aware domain adaptive faster R-CNN[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2021, 129(7): 2223-2243.
- [44] Abdel-Moati H, Morris J, Zeng Y, et al. New optical gas imaging technology for quantifying fugitive emission rates[C]. International Petroleum Technology Conference. Doha, 2015: D031S022R003.
- [45] Peng X, Qin H L, Hu Z Z, et al. Gas plume detection in infrared image using mask R-CNN with attention mechanism[C]. AOPC 2019: AI in Optics and Photonics, 2019, 11342: 204-209.
- [46] Marshall, Park J S, Song J K. FCN based gas leakage segmentation and improvement using transfer learning[C]. 2019 IEEE Student Conference on Electric Machines and Systems. Busan, 2020: 1-4.
- [47] Marshall, Park J S, Song J K. Gas leak segmentation comparison using different activation function on fully convolutional network[C]. Proceedings of the 2019 7th International Conference on Information Technology: IoT and Smart City. Shanghai, 2019: 24-28.
- [48] Bhatt R, Uzunbas M G, Hoang T, et al. Segmentation of low-level temporal plume patterns from IR video[C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Long Beach, 2020: 847-854.
- [49] Lin H Q, Gu X J, Hu J Y, et al. Gas leakage segmentation in industrial plants[C]. 2020 Chinese Automation Congress. Shanghai, 2021: 1639-1644.
- [50] 谷小婧, 林昊琪, 丁德武, 等. 基于红外气体成像及实例分割的气体泄漏检测方法[J]. *华东理工大学学报: 自然科学版*, 2023, 49(1): 76-86.  
(Gu X J, Lin H Q, Ding D W, et al. An infrared gas imaging and instance segmentation based gas leakage detection method[J]. *Journal of East China University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2023, 49(1): 76-86.)
- [51] de Carvalho O L F, de Carvalho O A Jr, de Albuquerque A O, et al. Instance segmentation for large, multi-channel remote sensing imagery using mask-RCNN and a mosaicking approach[J]. *Remote Sensing*, 2020, 13(1): 39.
- [52] Zhou K L, Wang Y B, Lv T, et al. Explore spatio-temporal aggregation for insubstantial object detection: Benchmark dataset and baseline[C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, 2022: 3094-3105.
- [53] 李家琨, 金伟其, 张旭, 等. 气体泄漏红外图像动态压缩及增强方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(1): 146-152.  
(Li J K, Jin W Q, Zhang X, et al. Dynamic compression and enhancement method of gas leakage infrared image[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(1): 146-152.)

- [54] Titchener J, Millington-Smith D, Goldsack C, et al. Single photon Lidar gas imagers for practical and widespread continuous methane monitoring[J]. *Applied Energy*, 2022, 306: 118086.
- [55] Golowich S E, Manolakis D G. Performance limits of LWIR gaseous plume quantification[C]. *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XVII*. Orlando, 2011, 8048: 517-528.
- [56] Kang R Y, Liatsis P, Kyritsis D C. Emission quantification via passive infrared optical gas imaging: A review[J]. *Energies*, 2022, 15(9): 3304.
- [57] U.S. EPA. Oil and natural gas sector leaks[R]. Washington DC: U.S. EPA Office of Air Quality Planning and Standards, 2014: 54-55.
- [58] Tremblay P, Savary S, Rolland M, et al. Standoff gas identification and quantification from turbulent stack plumes with an imaging Fourier-transform spectrometer[C]. *Advanced Environmental, Chemical, and Biological Sensing Technologies VII*. Orlando, 2010, 7673: 103-114.
- [59] 朱军, 刘文清, 刘建国, 等. 傅里叶变换红外光谱学方法用于气体定量分析[J]. *仪器仪表学报*, 2007, 28(1): 80-84.  
(Zhu J, Liu W Q, Liu J G, et al. Quantitative gas analysis using Fourier transform infrared spectroscopy method[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28(1): 80-84.)
- [60] 焦洋, 徐亮, 高闽光, 等. 污染气体扫描成像红外被动遥测系统实时数据处理研究[J]. *物理学报*, 2013, 62(14): 116-122.  
(Jiao Y, Xu L, Gao M G, et al. Real-time data processing of remote measurement of air pollution by infrared passive scanning imaging system[J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(14): 116-122.)
- [61] Hagen N. Survey of autonomous gas leak detection and quantification with snapshot infrared spectral imaging[J]. *Journal of Optics*, 2020, 22(10): 103001.
- [62] Grauer S J, Conrad B M, Miguel R B, et al. Gaussian model for emission rate measurement of heated plumes using hyperspectral data[J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2018, 206: 125-134.
- [63] Hagen N, Kester R T, Walker C. Real-time quantitative hydrocarbon gas imaging with the gas cloud imager (GCI)[C]. *Chemical, Biological, Radiological, Nuclear, and Explosives: CBRNE Sensing XIII*. Baltimore, 2012, 8358: 404-410.
- [64] Olbrycht R, Kaua M, Wittchen W, et al. Gas identification and estimation of its concentration in a tube using thermographic camera with diffraction grating[J]. *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, 2018, 15(1): 106-120.
- [65] Luo X L, Ma J H, Chen D Q, et al. Archimedean spiral push-broom differential thermal imaging for gas leakage detection[J]. *Optics Express*, 2019, 27(6): 9099.
- [66] 罗秀丽, 马俊卉, 陈东启, 等. 多波段热成像阿基米德螺旋线推扫滤光盘工程设计[J]. *红外技术*, 2019, 41(9): 799-805.  
(Luo X L, Ma J H, Chen D Q, et al. Engineering design of Archimedean spiral push-broom filtering disk for multi-band thermal imaging[J]. *Infrared Technology*, 2019, 41(9): 799-805.)
- [67] Sandsten J, Edner H, Svanberg S. Gas imaging by infrared gas-correlation spectrometry[J]. *Optics Letters*, 1996, 21(23): 1945-1947.
- [68] Sandsten J, Edner H, Svanberg S. Gas visualization of industrial hydrocarbon emissions[J]. *Optics Express*, 2004, 12(7): 1443-1451.
- [69] Sandsten J, Weibring P, Edner H, et al. Real-time gas-correlation imaging employing thermal background radiation[J]. *Optics Express*, 2000, 6(4): 92-103.
- [70] Benson R, Panek J A, Drayton P. Direct measurements of minimum detectable vapor concentrations using passive infrared optical imaging systems[C]. *Air & Waste Management Association Annual Conference & Exhibition*. Darwin, 2006: 1025.
- [71] Footer T, DeWees J, Thoma E, et al. Performance evaluation and quality validation system for optical gas imaging cameras that visualize fugitive hydrocarbon gas emissions[C]. *Conference of the Air & Waste Management Association*. Pittsburgh, 2015: 15.
- [72] 李家琨, 金伟其, 王霞, 等. 气体泄漏红外成像检测系统的性能测试方法研究[J]. *北京理工大学学报*, 2016, 36(6): 630-634.  
(Li J K, Jin W Q, Wang X, et al. Research on performance measurement method of gas leak infrared imaging detection system[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2016, 36(6): 630-634.)
- [73] Huang J Q, Liu H C, Cai W W. Online in situ prediction of 3-D flame evolution from its history 2-D projections via deep learning[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2019, 875: R2.
- [74] Cai W W, Liu H C, Huang J Q, et al. Reconstruction of kHz-rate 3-D flame image sequences from a low-rate 2-D recording via a data-driven approach[J]. *JOSA B*, 2020, 37(12): 3564-3571.
- [75] Huang J Q, Liu H C, Wang Q, et al. Limited-projection volumetric tomography for time-resolved turbulent combustion diagnostics via deep learning[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 106: 106123.
- [76] Wang X M, Tan Y F, Zhang T T, et al. Diffusion process simulation and ventilation strategy for small-hole natural gas leakage in utility tunnels[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2020, 97: 103276.
- [77] 刘路民根, 张耀宗, 栾琳, 等. 一种基于形状的红外图像泄漏气体检测方法[J]. *应用光学*, 2019, 40(3): 468-472.  
(Liu L M G, Zhang Y Z, Luan L, et al. Shape-based infrared image leakage gas detection method[J]. *Journal*

- of Applied Optics, 2019, 40(3): 468-472.)
- [78] Gross K C, Bradley K C, Perram G P. Remote identification and quantification of industrial smokestack effluents via imaging Fourier-transform spectroscopy[J]. Environmental Science & Technology, 2010, 44(24): 9390-9397.
- [79] Watremez X, Labat N, Audouin G, et al. Remote detection and flow rates quantification of methane releases using infrared camera technology and 3D reconstruction algorithm[C]. SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Dubai, 2016: D031S052R003.
- [80] Watremez X, Baron T, Marblé A, et al. Validation of innovative systems of remote gas leaks detection and quantification reducing emissions and increasing safety[C]. 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Waikoloa, 2021: 3825-3828.
- [81] Watremez X, Marblé A, Baron T, et al. Remote sensing technologies for detecting, visualizing and quantifying gas leaks[C]. SPE International Conference and Exhibition on Health, Safety, Security, Environment, and Social Responsibility. Abu Dhabi, 2018.
- [82] Rangel J, Schmoll R, Kroll A. Catadioptric stereo optical gas imaging system for scene flow computation of gas structures[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(5): 6811-6820.
- [83] Kim W S, Lee D H, Kim Y J, et al. Stereo-vision-based crop height estimation for agricultural robots[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 181: 105937.
- [84] Zhao J B, Allison R S. The role of binocular vision in avoiding virtual obstacles while walking[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2021, 27(7): 3277-3288.
- [85] Fan R, Wang L, Junaid Bocus M, et al. Computer stereo vision for autonomous driving: Theory and algorithms[M]. Recent Advances in Computer Vision Applications Using Parallel Processing. Cham: Springer, 2023: 41-70.
- [86] Wu T, Liu J H, Liu S, et al. A measurement method of free-form tube based on multi-view vision for industrial assembly[J]. Assembly Automation, 2020, 40(4): 553-564.
- [87] Rangel J, Kroll A. Characterization and calibration of a stereo gas camera system for obtaining spatial information of gas structures[C]. 2018 IEEE Sensors Applications Symposium. Seoul, 2018: 1-6.
- [88] Rangel J, Kroll A. On obtaining reliable spatial information from gas structures with a stereo camera system[C]. The 12th International Conference on Sensing Technology. Limerick, 2019: 1-6.
- [89] Swamidoss I N, Bin Amro A, Sayadi S. Systematic approach for thermal imaging camera calibration for machine vision applications[J]. Optik, 2021, 247: 168039.
- [90] Ellmauthaler A, da Silva E A B, Pagliari C L, et al. A novel iterative calibration approach for thermal infrared cameras[C]. 2013 IEEE International Conference on Image Processing. Melbourne, 2014: 2182-2186.
- [91] Vidas S, Lakemond R, Denman S, et al. A mask-based approach for the geometric calibration of thermal-infrared cameras[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 61(6): 1625-1635.
- [92] Doz S, Foucher P Y, Watremez X. Methane leak near real time quantification with a hyperspectral infrared camera[C]. Thermosense: Thermal Infrared Applications XL. Orlando, 2018, 10661: 1066103.
- [93] Cézard N, Le Méhauté S, Benoit P, et al. All-fiber DIAL/Doppler Lidar at 1.65 micron for remote detection of methane leaks[C]. The 29th International Laser Radar Conference (ILRC 29). Hefei, 2019: 1-5.
- [94] Wainner R T, Aubut N F, Laderer M C, et al. Scanning, standoff TDLAS leak imaging and quantification[C]. Next-Generation Spectroscopic Technologies X. Anaheim, 2017: 29-39.
- [95] Shaw J, Shah A, Yong H, et al. Methods for quantifying methane emissions using unmanned aerial vehicles: A review[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A, 2021, 379(2210): 20200450.
- [96] Sherwin E D, Chen Y L, Ravikumar A P, et al. Single-blind test of airplane-based hyperspectral methane detection via controlled releases[J]. Elementa: Science of the Anthropocene, 2021, 9(1): 63.
- [97] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1/2/3): 185-203.
- [98] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]. Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, 1981: 674-679.
- [99] Farnebäck G. Two-frame motion estimation based on polynomial expansion[C]. The 13th Scandinavian Conference. Halmstad, 2003: 363-370.
- [100] Meister S, Hur J, Roth S. UnFlow: Unsupervised learning of optical flow with a bidirectional census loss[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2018, 32(1): 7251-7259.
- [101] Ilg E, Mayer N, Saikia T, et al. FlowNet 2.0: Evolution of optical flow estimation with deep networks[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, 2017: 1647-1655.
- [102] Sun D Q, Yang X D, Liu M Y, et al. PWC-net: CNNs for optical flow using pyramid, warping, and cost volume[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, 2018: 8934-8943.
- [103] Sandsten J, Andersson M. Volume flow calculations on gas leaks imaged with infrared gas-correlation[J]. Optics Express, 2012, 20(18): 20318-20329.
- [104] Dierks S, Kroll A. Evaluierung von verfahren zur optischen bestimmung von gasgeschwindigkeiten[J]. Tm-Technisches Messen, 2020, 87(1): 66-77.

- [105] Dierks S, Kroll A. Quantification of methane gas leakages using remote sensing and sensor data fusion[C]. 2017 IEEE Sensors Applications Symposium. Glassboro, 2017: 1-6.
- [106] 滕建厚, 张燕革, 艾勇, 等. 基于光流法的气体排量计算模型研究及验证[J]. 光学与光电技术, 2021, 19(5): 9-14.  
(Teng J H, Zhang Y G, Ai Y, et al. Research and verification of gas displacement calculation model based on optical flow method[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2021, 19(5): 9-14.)
- [107] Liu S H, Luo X L, Wang L X, et al. Gas diffusion optic flow calculation and its applications in gas cloud infrared imaging[C]. Selected Papers of the Photoelectronic Technology Committee Conferences Held . Hefei, 2015, 9795: 469-473.
- [108] Rangel J, Due C, Schmoll R, et al. On evaluating deep learning-based optical flow methods for gas velocity estimation with optical gas imaging cameras[J]. Automated Visual Inspection and Machine Vision IV, 2021, 11787: 17-30.
- [109] Rangel J, Schmoll R, Kroll A. On scene flow computation of gas structures with optical gas imaging cameras[C]. 2020 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Snowmass, 2020: 174-182.
- [110] Ravikumar A P, Brandt A R. Designing better methane mitigation policies: The challenge of distributed small sources in the natural gas sector[J]. Environmental Research Letters, 2017, 12(4): 044023.
- [111] Montazeri A, Zhou X C, Albertson J D. On the viability of video imaging in leak rate quantification: A theoretical error analysis[J]. Sensors, 2021, 21(17): 5683.

### 作者简介

王琦(1982-), 男, 教授, 博士生导师, 从事痕量气体检测、生物传感器与智能诊疗等研究, E-mail: wangqi@ise.neu.edu.cn;

潘夏童(1997-), 男, 硕士生, 从事异源相机标定、基于被动式红外成像的深度学习气体目标检测技术等研究, E-mail: panxiatong@stu.neu.edu.cn;

邢明玮(1999-), 男, 硕士生, 从事深度学习气体红外目标分割的研究, E-mail: xingmingwei@stu.neu.edu.cn;

孙云龙(2000-), 男, 硕士生, 从事气体泄漏点定位的研究, E-mail: sunyunlong@stumail.neu.edu.cn;

赵勇(1973-), 男, 教授, 博士生导师, 从事新型光电测量与光纤传感技术、量子感知与光电精密测量技术等研究, E-mail: zhaoyong@ise.neu.edu.cn.



**特邀专家** 王琦, 东北大学信息科学与工程学院教授, 博士生导师, 国家“万人计划”青年拔尖人才, 辽宁省“兴辽英才计划”青年拔尖人才, 辽宁省“百千万人才工程”千层次人才, 沈阳市领军人才. 辽宁省光纤传感与先进检测技术重点实验室副主任, 东北大学智能光电检测与深度学习研究所所长. 主持国家级项目4项和省部级项目14项, 获中国发明协会创业奖创新奖二等奖1项, 辽宁省自然科学二等奖2项, 河北省自然科学二等奖1项; 共发表高水平SCI检索期刊论文150余篇, 授权专利25项, 主编教材3部, 受邀撰写英文专著2部. 目前担任SCI检索期刊《Instrumentation Science & Technology》和《Biosensors》编委, 中国仪器仪表学会光机电技术与系统集成分会理事, 国际粉体检测与控制联合会理事.

**专家寄语** 巍巍学府, 奋发昂扬; 百年风华, 熠熠荣光. 东北大学百年积淀是文脉之传承, 亦是困苦难关中为国为民坚守之希望. 征途未断、前路可盼, 愿东大可乘万里长风, 劈滚滚骇浪, 以再造巅峰之精神为伟大的祖国赓续辉煌.