

文章编号 1004-924X(2024)08-1186-13

基于低对比度红外图像时空信息的气体泄漏检测

左金辉^{1,2}, 徐文斌^{1,3}, 周世杰⁴, 盛道斌⁵, 徐向东⁷, 李正强^{1*},
韩颖慧⁶, 吴春江⁴, 张磊⁵

- (1. 中国科学院 空天信息创新研究院, 国家环境保护卫星遥感重点实验室&遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;
2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 北京环境特性研究所 光学辐射重点实验室, 北京 100854;
4. 电子科技大学 信息与软件工程学院, 四川 成都 610054;
5. 江苏安联科技有限公司, 江苏 南通 226000;
6. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 100049;
7. 四川易方智慧科技有限公司, 四川 成都 610000)

摘要: 气体泄漏事故造成的危害是多方面的, 如环境污染、人员财产损失、火灾爆炸。红外热成像作为可实现大范围快速成像的定性探测技术被广泛使用, 相比一般红外图像, 气体红外图像的对比度更低, 边缘更加模糊, 不易识别。针对上述问题, 本文提出一种基于混合高斯背景建模的低对比度气体红外图像泄漏检测方法。首先, 在预处理阶段, 提出时域自适应帧间滤波算法实现红外图像的降噪和细节保持; 然后, 基于空域信息和梯度信息约束, 提出时空混合高斯背景模型实现泄漏气体目标的前景的初步提取; 最后, 为更好地去除前景检测中干扰的运动目标, 利用改进的快速鲁棒的模糊 C 均值聚类方法实现气体区域的自适应分割。实验结果表明, 在 5 m 的泄漏距离下, 该检测算法可有效提高准确率, 弥补气体区域空洞问题, 降低其他运动物体的干扰, 气体泄漏检测准确率在 92.3%~96.3%, 与其他算法相比具有显著的抗干扰和区域分割能力。

关键词: 气体泄漏检测; 红外热成像; 时空高斯混合模型; 时域自适应帧间滤波; 运动检测; 快速和鲁棒的模糊 C 均值聚类

中图分类号: TP391 文献标识码: A doi: 10.37188/OPE.20243208.1186

Gas leakage detection based on spatiotemporal information of low contrast infrared images

ZUO Jinhui^{1,2}, XU Wenbin^{1,3}, ZHOU Shijie⁴, SHENG Daobin⁵, XU Xiangdong⁷, LI Zhengqiang^{1*},
HAN Yinghui⁶, WU Chunjiang⁴, ZHANG Lei⁵

- (1. State Environmental Protection Key Laboratory of Satellite Remote Sensing & State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

收稿日期: 2023-07-23; 修订日期: 2023-09-06.

基金项目: 国家重点研发计划(No.2022YFE0209500); 国家重点研发计划(No.2023YFB3907405)

3. *Science and Technology on Optical Radiation Laboratory, Beijing Institute of Environmental Characteristics, Beijing 100854, China;*

4. *School of Information and Software Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 610000, China;*

5. *Jiangsu Ancline Technology Co, Nantong 226000, China;*

6. *College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;*

7. *Sichuan Yifang Intelligent Technology Co, Chengdu 610054, China)*

* *Corresponding author, E-mail: liza@radi. ac. cn*

Abstract: The hazards caused by gas leakage accident are multifaceted, such as environmental pollution, personnel and property loss, fire and explosion. Thermal infrared imaging is widely used as a qualitative detection technology that can realize large-scale and fast imaging. However, compared with general infrared image, the contrast of gas cloud infrared image is lower, the edge is more blurred, and it's hard to detection. To solve this problem, this article proposed a leak detection method for low contrast gas infrared images based on mixed Gaussian background modeling. Firstly, in the preprocessing stage, time-domain adaptive interframe filtering algorithm was proposed to realize noise reduction and detail maintenance of infrared images. Then, based on spatial information and gradient information constraints, a spatiotemporal mixed Gaussian background model was proposed to achieve preliminary extraction of the foreground of leaked gas targets. Finally, to better remove interfering moving targets in foreground detection, an improved fast and robust fuzzy C-means clustering method was used to realize adaptive segmentation of gas regions. The experimental results show that at the leakage distance of 5 m, this detection algorithm can effectively improve accuracy, compensate for the problems of gas region voids, and reduce interference from other moving objects. The accuracy of gas leakage detection is between 92.3% and 96.3%, which has significant anti-interference and region segmentation capabilities compared to other algorithms.

Key words: gas leakage detection; infrared thermal imaging; spatiotemporal Gaussian mixture model; time-domain adaptive inter frame filtering; moving detection; fast and robust fuzzy C-means clustering

1 引言

各种气体在石油化工、电力运输及交通运输等领域中广泛应用,如天然气(主要成分甲烷)、电力系统中应用的六氟化硫等。气体泄漏造成的危害是多方面的,不仅污染周围环境,还会导致火灾爆炸,严重威胁人民生命与财产安全、社会和谐与国家安定^[1-2]。因此,针对可能发生和已经发生泄漏的设备,快速检测泄漏气体、准确定位泄漏源、及时评估泄漏气体分布和扩散状态降低事故的发生率,是迫切需要达到的目标。

面对大范围、高效率、动态直观等探测需

求,红外热成像检测作为一种可实现大范围快速成像的定性探测技术逐渐成为气体检测的有效方案,具有结构相对简单、成本较低、效率较高的优势,但灵敏度相对较低^[3]。气体泄漏区域相对背景区域在辐射、温度、气体流动性等方面存在一定差异,具有特殊设计的热成像系统已经实现特定气体的非接触式、动态直观成像^[4]。与一般红外目标检测相比,气体泄漏红外图像还具有以下问题:(1)受泄漏气体的浓度、泄漏量以及外界环境的影响导致气体信号微弱;(2)气体目标一般无法吸收全部背景辐射导致一部分背景辐射进入系统,使得气体目标与背景对比度较低,增加了气体检测的难度。其中,FLIR

的 G77 LR 发展较为成熟,基于非制冷焦平面探测器可检测甲烷、六氟化硫、乙烯等气体(温差为 10 °C、距离为 1 m 时气体灵敏度为几十到几百 ppm)。

现有的气体红外图像泄漏检测方法主要包括基于气体运动特性^[5-9]和神经网络建模^[1,10]检测两种,结合红外图像滤波及增强等方法提高图像质量,进一步提高检测效果。红外图像的噪声抑制方法可分为帧内降噪和帧间降噪。帧内降噪方法主要对单幅图像滤波,但高斯滤波、均值滤波等空域滤波易产生细节丢失图像模糊等问题。为缓解空域滤波的局限性,研究人员利用像素点的邻域信息,在不同区域自适应地进行图像滤波,如非局部均值滤波^[11],但时间成本较高,基于分层的双边滤波^[12]、引导滤波^[13]等提高了细节保持能力,主要用于高位宽图像。帧间降噪方法利用图像间时域相关性抑制噪声,可较好地保持图像细节信息,但对运动区域易导致模糊重影。因此,对于低对比度的气体泄漏红外图像如何在有效滤除噪声的同时保持细节信息显得尤其重要。

相关研究人员在气体目标检测方面进行了大量研究,如建模方法^[14]和帧间差分法^[15]。Dai 等人提出一种利用维纳滤波器抑制高斯与乘法噪声的方法,并利用改进的 Surendra 算法进行气体区域识别,检测速度快但误报率较高^[5];Tu 等人结合帧间累加差分和高阶统计算子(High Order Statistics, HOS)来定位泄漏区域,弥补了帧差分法提取目标不完整的缺陷,并引入用四维参数模型降低相机和视频抖动的影响^[6]。帧间差分法的检测速度较快,但误报率较高,一般与其他检测算法结合使用。背景建模方法具有较好的检测性能,有严格的数学原理支持,可利用几帧序列图像构建背景模型,其中基于时域信息的高斯背景建模广泛应用于复杂的场景建模^[7]。Lu 等人在高斯混合背景模型引入固定模板的视觉背景提取(Visual Background Extractor, ViBe)的空域传播机制训练背景模型,实现了定量泄漏气体的分割,单一的模板无法适用复杂的背景环境^[8];Lin 等人采用数学形态滤波器抑制高斯噪声并结合局部阈值高斯混合模型分割前景气体确定泄

漏面积^[9]。而在机器学习方面,Wang 等人构建制冷型气体热像仪的泄漏数据集,通过移动平均背景减法提取气体目标并利用卷积神经网络实现气体泄漏的二分类检测,但未考虑环境条件的影响^[1];翁静等人基于尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)和支持向量机(Support Vector Machines, SVM)实现泄漏气体和其他运动干扰物的区分^[10]。对于低信噪比、背景复杂、形状随机的气体红外图像泄漏区域检测,需要一个复杂的神经网络以及大量的样本和存储空间。因此,本研究将改进混合高斯背景模型,使其满足低对比度的气体红外图像泄漏检测。

为弥补上述方法存在的问题,充分利用低对比度红外气体泄漏图像中的时域和空域信息,提高气体泄漏检测的能力。首先,本研究提出时域自适应帧间滤波算法实现红外图像的降噪和细节保持,利用空域和时域梯度信息的约束,提出时空混合高斯背景模型实现泄漏气体目标前景的初步提取,最后利用改进的快速和鲁棒的模糊 C 均值聚类算法实现气体泄漏区域的有效分割。

2 气体泄漏红外成像检测系统的构成及其工作原理

2.1 气体泄漏检测系统的硬件构成

图 1 是自研的非制冷长波红外成像系统^[16](探测器类型:国产 VO_x 非制冷红外焦平面探测器,探测器规格:640×480,像元尺寸:17 μm,响应波段:7~8 μm,帧频:20 frame/s,噪声等效温差:<50 mK)。该系统主要由红外光学成像子系统、窄带滤波子系统、图像采集子系统及计算机组成。红外光学成像子系统由变焦镜头等组成,实现背景及气体红外辐射信号的采集。窄带滤波子系统位于红外焦平面探测器前是满足气体红外光谱特征的窄带滤波片。图像采集子系统包括非制冷红外焦平面探测器、采集卡及输出电路组成。气体泄漏检测时,由红外成像系统获取图像信息,气体泄漏检测算法进行泄漏气体的检测、识别。

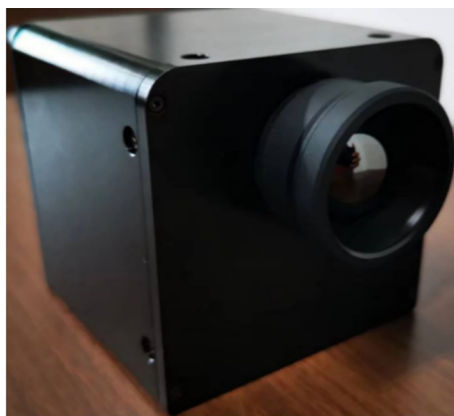


图1 非制冷长波红外成像系统

Fig. 1 Uncooled long-wave infrared imaging system

2.2 气体泄漏检测系统的工作原理

气体泄漏红外成像依据气体的红外吸收光谱特征,将气体与周围的背景进行区分。丁烷的红外吸收光谱如图2所示,在系统工作范围(7~8 μm)内的7.23 μm 处具有红外吸收峰。利用层辐射传输模型可计算系统视线方向上气体路径和非气体路径的辐射值,

$$M_{\text{gas}} = \tau_c \tau_{\text{gas}} M_{BG} + \tau_c (1 - \tau_{\text{gas}}) M_{\text{gas}} + (1 - \tau_c) M_C, \quad (1)$$

$$M_{\text{no, gas}} = \tau_c M_{BG} + (1 - \tau_c) M_C, \quad (2)$$

式中: M_{BG} 是背景的辐射值, M_{gas} 是气体的辐射值, τ_{gas} 是气体的光谱透过率, τ_c 为大气透过率。

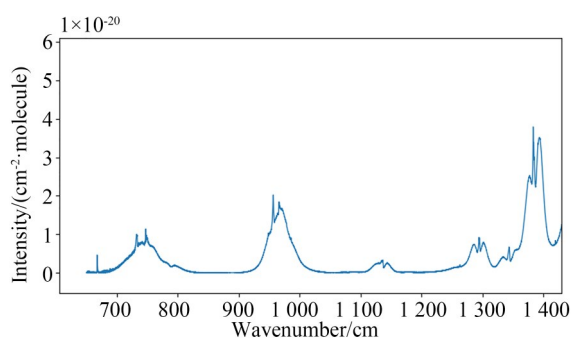


图2 丁烷红外吸收光谱

Fig. 2 Infrared absorption spectra of Butane

气体及背景的红外辐射经红外成像子系统聚焦,经窄带滤波子系统滤波后成像到非制冷焦平面探测器获取图像的模拟信号,经采集卡A/D转换为数字信号输出至计算机显示。但基于经验法的传统气体泄漏检测方式,对人员要求程度高,红外图像缺乏颜色信息长时间工作的情况下

易出现误判情况^[17]。本研究利用气体泄漏检测算法对图像中的气体进行检测识别,从而提高泄漏气体的有效识别率。其中气体泄漏检测算法的实现的功能包括对获取的图像进行预处理降噪及图像增强,在有效排除干扰目标的情况下准确识别检测图像中泄漏气体。

3 基于低对比度红外图像时空信息的气体泄漏检测

3.1 时域自适应帧间滤波算法

气体红外图像中包含多种噪声,使得气体目标淹没在复杂的背景和噪声中,检测算法受噪声的影响较大。单帧图像滤波易造成图像细节的损坏,且图像序列相邻帧之间具有较强的时域相关性,因此提出一种时域自适应帧间滤波的方法在提高气体泄漏红外图像质量的同时保留细节信息。当前红外图像 $f_i(x, y)$ 可表示为由原始红外数据 $g_i(x, y)$ 和噪声 $n_i(x, y)$ 组成:

$$f_i(x, y) = g_i(x, y) + n_i(x, y), \quad (3)$$

式中: $n_i(x, y)$ 主要是均值为零的高斯白噪声,一般用帧间平均滤波^[18]降低这类噪声的干扰。针对静止的目标,帧间平均滤波展现出良好的降噪能力,但扩散的气体目标会导致边界不明确、重影拖尾等问题,无法准确定位泄漏区域。为解决这一问题,本文引入相邻图像的梯度信息,保持目标的运动特性, $\bar{f}_i(x, y)$ 表示为滤波后的图像:

$$\begin{cases} \bar{f}_i(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N f_t(x, y) & f'_i < T_{\min} \cup f'_i > T_{\max} \\ \bar{f}_i(x, y) = s_1 f_{i-1}(x, y) + 0.5 f_i(x, y) + s_2 f_{i+1}(x, y) & \end{cases} \quad (4)$$

式中: s_t 是各帧图像的归一化权值,由相邻图像的梯度比决定; $f'_i(x, y)$ 为当前像素梯度值。如公式(7)所示,对于像素个数为 $m \times n$ 的气体红外图像,阈值 T 由梯度 $f'_i(x, y)$ 的最大值和平均值控制,当 $A = 0.9, B = 0.1$ 时为 T_{\min} ,如果当前像素的梯度大于 T_{\min} ,则认为当前像素位于气体目标运动区域;当 $A = 0.9, B = 0.1$ 时为 T_{\max} ,如果当前像素的梯度小于 T_{\max} ,则认为当前像素位于气体目标运动区域,降低其他运动目标的扰动影响(如较强的光照变化)。

$$f'_i(x, y) = \frac{(f_t(x, y) - f_{t-1}(x, y)) + (f_{t+1}(x, y) - f_t(x, y))}{2\Delta t}, \quad (5)$$

$$s_t = \frac{f_t(x, y) - f_{t-1}(x, y)}{(f_t(x, y) - f_{t-1}(x, y)) + (f_{t+1}(x, y) - f_t(x, y))}, \quad (6)$$

$$T = \frac{A}{mn} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n f'_i(x, y) + B \max(f'_i(x, y)). \quad (7)$$

3.2 基于时空高斯混合模型的气体目标检测算法

3.2.1 基于高斯混合模型的运动目标检测

基于像素在时域分布相关性的高斯混合背景建模(Gaussian Mixture Model, GMM), 假设背景图像的像素灰度值在一定时间内的变化符合高斯分布, 同时单个像素的空间分布独立于其他像素^[14]。GMM将每一个像素点用 k 个高斯分布的叠加组合表征, t 时刻像素点 $f_t(x, y)$ 的概率密度函数表示为式(8)^[14]:

$$P(f_t(x, y)) = \sum_{i=1}^k w_{(x, y), t, i} \cdot \eta(f_t(x, y), \mu_{(x, y), t, i} \sum_{(x, y), t, i}), \quad (8)$$

式中: k 是高斯分布的个数, 一般为3~5; $w_{(x, y), t, i}$, $\mu_{(x, y), t, i}$, $\sum_{(x, y), t, i}$ 是 t 时刻像素点 $f_t(x, y)$ 第 i 个高斯分布的权重、均值和协方差; $\eta(f_t(x, y), \mu_{(x, y), t, i} \sum_{(x, y), t, i})$ 是 t 时刻的第 i 个高斯分布概率密度函数, 如式(9)^[16]所示:

$$\eta(f, \mu, \sum) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(f-\mu)^T \sum^{-1}(f-\mu)}. \quad (9)$$

高斯混合背景建模的步骤如下:

(1) 高斯分布模型匹配。将新像素 $f_t(x, y)$ 与按 w/σ 优先级排列的 k 个高斯模型按式(10)进行匹配, 对匹配的高斯模型按式(11)~式(13)进行更新:

$$|f_t(x, y) - \mu_{(x, y), t, i}| \leq 2.5\sigma_{(x, y), t, i}. \quad (10)$$

(2) 高斯混合模型参数的更新。按匹配结果更新高斯混合模型的权重系数:

$$w_{(x, y), t, i} = (1 - \alpha)w_{(x, y), t, i} + \alpha, \quad (11)$$

$$\mu_{(x, y), t, i} = (1 - \rho)\mu_{(x, y), t, i} + \rho f_t(x, y), \quad (12)$$

$$\sigma_{(x, y), t-1, i}^2 = \rho(f_t(x, y) - \mu_{(x, y), t-1, i})^T (f_t(x, y) - \mu_{(x, y), t-1, i}) + (1 - \rho)\sigma_{(x, y), t-1, i}^2, \quad (13)$$

式中: α 是学习率, ρ 是另一个学习率, $\rho = \alpha\eta(f_t(x, y)|\mu_k, \sigma_k)$ 。

(3) 背景模型的建立。将 k 个高斯分布按 w/σ 排列, 选择满足式(14)的前 B 个模式作为背景:

$$B = \arg(\min(\sum_{i=1}^k w_{(x, y), t, i} > T)). \quad (14)$$

3.2.2 基于时空高斯混合模型的气体目标检测算法

预处理部分通过自适应帧间滤波实现图像降噪及细节保持, 对气体云团等弱目标的检测, 各种干扰依旧存在较大程度的影响, 在检测过程中需具有良好的抗噪性。朱文杰等人^[19]表明传统的混合高斯背景建模只考虑时间维度上的单个像素的变化, 导致模型鲁棒性较差, 易受动态背景及噪声的影响。Lu等^[8]人将ViBe算法中像素在空间中的传播机制通过固定邻域模板集成到混合高斯背景模型中, 成功检测六氟化硫; Zhao等人^[20]通过高斯滤波和自适应直方图增强图像, 利用改进的ViBe算法实现气体区域的检测, 均表明空域信息在背景建模中的重要性。本文将邻域空间像素添加到GMM中, 利用式(16)确定邻域像素权重, 自适应选择邻域信息, 提高背景模型的鲁棒性, 降低光照变化和微小抖动的影响。GMM模型中像素点可修改为 $f_{t, \text{new}}(x, y)$:

$$f_{t, \text{new}}(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^8 r_i f_t^i, \quad (15)$$

$$r_i(f_t^0, f_t^i) = 1 - \frac{2C_{0i}(f_t^0, f_t^i)}{C_{00}(f_t^0, f_t^0) + C_{0i}(f_t^i, f_t^i)}, \quad (16)$$

式中: $f_{t, \text{new}}(x, y)$ 是添加空域信息后的 t 时刻的像素点, $r_i(i > 0)$ 是当前像素 f_t^0 的8邻域像素 f_t^i 的梯度相似性即权重占比, r_0 是当前像素 f_t^0 权重占比取值为1, 与当前像素点的相关性越大权重越大, 反之; M 是 $\sum_{i=0}^8 r_i$ 表征邻域像素权重占比之和; $C_{0i}(f_t^0, f_t^i)$ 定义为两像素间的相关系数, 可表示为 $C_{0i}(f_t^0, f_t^i) = V_t(f_t^0) \cdot V_t(f_t^i)$, $V_t(f)$ 是 t 时刻像素处的梯度向量。

域像素的增加在保证GMM背景模型数据

完整性的同时也增加了数据的干扰,影响背景模型的收敛性;其次固定学习率的混合高斯背景建模也会导致模型的不稳定。因此,本研究更新GMM背景时充分利用已匹配模型的时空信息,学习率通过式(17)进行更新:

$$\begin{cases} 0.01 \cdot e^{\frac{1}{N}}, & t > N \\ 0.01 \cdot \text{match}(f_{i,t}), & t < N \end{cases}, \quad (17)$$

$$\text{match}(f_{i,t}) = \frac{1}{9} \sum_{i=0}^8 \text{match_sum}_{i,(t-100,t)}, \quad (18)$$

式中: $\text{match_sum}_{i,(t-100,t)}$ 记录为当前像素或其邻域像素在 $(t-100,t)$ 时刻内匹配高斯分布的总次数,当 t 时刻某一像素满足当前高斯分布时记为1。当帧数大于 N 时,不同像素点对应不同学习率 $0.01 \cdot \text{match}(f_{i,t})$,匹配次数越多表明当前背景较稳定,需降低学习率,匹配次数越少表明当前背景亟须更新,需增大学习率。

3.3 基于气体特征的快速和鲁棒的模糊C均值聚类算法

经滤波和气体目标检测后可确定初步气体区域,但上述区域仍包含部分噪声和干扰目标(如运动的人等)无法有效去除,需要对初步气体区域进一步分割。Bezdek提出的模糊C均值聚类(Fuzzy C-means, FCM)^[21]通过优化目标函数获取像素点对各个聚类中心的隶属度,具有更强的容忍模糊性,可更好保留图像原始信息。FCM方法的目标函数为:

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c u_{ik}^m (x_i - x_k)^2, \quad \sum_{k=1}^c u_{ik}^m = 1, i \in [1, n], \quad (19)$$

式中: c 是聚类中心个数, n 是像素个数, u_{ik}^m 是像素点 x_i 属于某一类 x_k 的隶属度, m 是模糊权重系数。但FCM方法只利用图像的灰度信息,对背景复杂、对比度较低的图像分割效果不佳。相关研究人员提出快速和鲁棒的模糊C均值聚类算法(Fast And Robust Fuzzy C-means Clustering Method, FRFCM)^[22],利用形态重建操作引入图像的局部空间信息提升了算法的抗噪性和细节保持效果,解决了提高算法鲁棒性与降低计算复杂度之间的矛盾。基于灰度直方图聚类的FRFCM的目标函数可表示为:

$$J_m = \sum_{l=1}^q \sum_{k=1}^c \gamma_l u_{kl}^m \|\xi_l - x_k\|^2, \quad \sum_{l=1}^q \gamma_l = N, \quad (20)$$

式中: u_{kl} 表示灰度值 l 相对于聚类 k 的模糊隶属度, ξ 是形态重建后的图像, ξ_l 是灰度级 $(1 \leq l \leq q)$, q 表示重建图像 ξ 中包含的灰度级数,它通常要比图像像素点数 N 小得多。针对低对比度的气体泄漏红外图像,单一聚类无法获取完整的气体区域,当聚类个数较少时易造成欠分割,无法有效去除干扰信息,聚类个数较多时导致过分割,无法准确描述泄漏区域。因此,本研究提出基于气体特性的快速和鲁棒的模糊C均值聚类方法(Fast And Robust Fuzzy C-means Clustering Method & Gas Characteristics, FRFCM&GC),实现气体区域的自适应选择。首先利用戴维森堡丁指数(Davies Bouldin Index, DBI)作为气体泄漏图像聚类质量评价指标^[23],自适应选择合适的聚类个数。DBI根据类间距离和类内散度实现图像聚类质量的综合评价,聚类质量越高,DBI值越小。再根据不同的聚类中心个数选择合适的聚类子区域为最终的气体泄漏区域,如式(22):

$$DBI(c) = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \max_{j=1 \sim c, j \neq i} \left(\frac{DW_i + DW_j}{DC_{ij}} \right), \quad (21)$$

式中: i 是第 i 类样本数据到其聚类中心的平均距离,其中总样本数据为3.2节中检测的运动气体目标,样本数据量大大降低; DC_{ij} 是第 i 类中心到 j 类中心的距离; c 表示聚类中心个数,本文中 c 值遍历3~5,当 $DBI(c)$ 最小时获取最优聚类 c 。

$$F'_{\text{FRFCM\&GC}} = \text{center}_x \langle \text{FRFCM}(F_t) \rangle, \quad (22)$$

式中: $\text{FRFCM}()$ 表示对当前图像进行FRFCM聚类; $x(x \in 1, 2, 3, 4, 5)$ 为灰度值按从大到小顺序排列的聚类中心($x=1$ 表示灰度值最大的聚类区域), $\text{center}_x \langle \rangle$ 表示选择匹配聚类中心 x 的区域表征最终泄漏气体区域。根据红外气体泄漏图像特征,当聚类个数是3时匹配 center_1 ,聚类个数是4时匹配 $\text{center}_{2,3}$,聚类个数是5时匹配 $\text{center}_{3,4,5}$ 。

4 实验结果与分析

4.1 实验流程

实验的软件环境为VS2015+Opencv3.2,操作系统是Windows 10, CPU型号是i7-8565U。

相连接的硬件设备为非制冷长波红外成像系统,如图 1 所示。如图 3 所示,实验场景为模拟丁烷($\geq 95\%$)气体泄漏,室内温度 $26\text{ }^{\circ}\text{C}$,相对湿度约为 $40\%\sim 50\%$,探测距离为 5 m ,暂不考虑其他低浓度气体干扰的情况。在实验室内采集 8 段视频 Case,其中每段视频采集 2 min 红外气体泄漏图像。由于人为操作产生的抖动影响,本研究中去除了视频中的前 15 s 和后 15 s 。实验中通过调节气瓶阀门实现对泄漏量大小的控制,属于定性控制,其中 Case2, Case3, Case7 和 Case8 的泄漏量较大, Case1, Case4, Case5 和 Case6 的泄漏量较小。

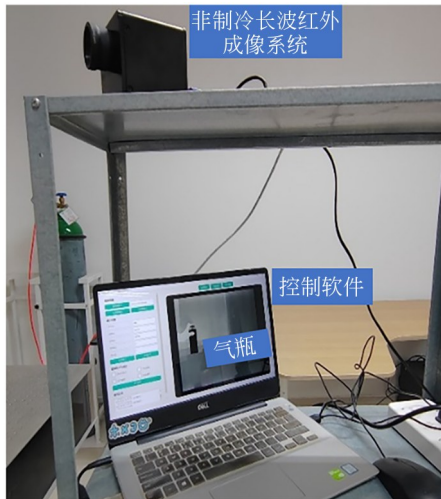


图 3 实验图 (Case2)

Fig. 3 Experimental diagram (Case2)

表 1 为所提算法的基本流程。首先输入的低对比度红外气体图像 $f_i(x, y)$ 通过时域自适应帧间滤波得到降噪后的图像 $\bar{f}_i(x, y)$, 实现气体红外图像噪声的抑制和细节保持。其次, 基于空域信息和梯度信息约束, 优化混合高斯背景模型相关参数获得初步气体区域 $F_i(x, y)$ 。最后, 为去除前景信息中其他运动目标的干扰, 利用所提出的基于气体特性的快速和鲁棒的模糊 C 均值聚类方法自适应分割获得最终的气体区域。

首先, 评估了自适应帧间滤波算法对气体泄漏红外图像质量的影响, 然后通过分析不同检测方法的检测结果, 评估本文算法的泄漏气体检测效果。

表 1 算法基本流程

Tab. 1 Basic process of the proposed algorithm

算法 1: 基于低对比度红外图像时空信息的气体泄漏检测

Input: $f_i(x, y)$

$\bar{f}_i(x, y) \leftarrow$ Time-domain adaptive inter frame filtering

$f_i(x, y)$

if $t < N$

spatiotemporal GMM update ($f_{t, \text{new}}, \alpha = 0.01 * e^{1/N}$)

else:

spatiotemporal GMM update ($f_{t, \text{new}}, \alpha_{i, t} = 0.01 * \text{match}(f_{i, t})$)

end if

$F_i(x, y) \leftarrow$ spatiotemporal GMM ($\bar{f}_i(x, y)$)

$F_{\text{FRFCM\&GC}}^i(x, y) \leftarrow \text{FRFCM\&GC}(F_i(x, y))$

Output: $F_{\text{FRFCM\&GC}}^i(x, y)$

4.2 时域自适应帧间滤波性能分析

滤波作为泄漏气体检测的准备阶段, 有效的滤波可以显著抑制噪声, 提高检测效果。因此, 本文利用添加高斯噪声的 HMDB51 数据集和实测气体泄漏数据对帧间滤波 (Inter-frame filtering)、双边滤波 (Bilateral filtering)、各向异性扩散滤波 (Anisotropic filtering) 及本研究提出的滤波算法的滤波效果进行对比, 评估本文滤波算法的有效性。为进行定量性的比较, 利用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性指数 (SSIM) 进行评价, PSNR 越高表明图像质量越好, SSIM 用于表示输入图像和恢复图像的结构相似性, SSIM 值越高, 说明输入图像和恢复图像之间具有很大的结构相似性。

图 4 显示了本文提出的滤波方法与其他三种方法对被均值为零 ($u = 0$) 和标准差为 $0.1 (\sigma = 0.1)$ 的高斯白噪声损坏的 HMDB51 数据集 (Golf 类和 Walk 类) 及实验采集的气体泄漏数据 (Case1 泄漏量小于 Case2) 的滤波结果图。可发现本文方法提供了更好的滤波效果, 在滤除噪声的同时更好地保持图像细节, 防止图像过度平滑。在被高斯白噪声损坏的 HMDB51 数据集中本文算法的滤波效果更加明显, 与本文滤波结果图 (e1)~(e2) 相比经双边滤波后的图像 (c1)~(c2) 中具有明显的块状效应, 经各向异性扩散滤波的图像 (b1)~(b2) 噪声含量比较明显, 而经传统帧间滤波后的 Walk 类图像有明显的重影拖尾

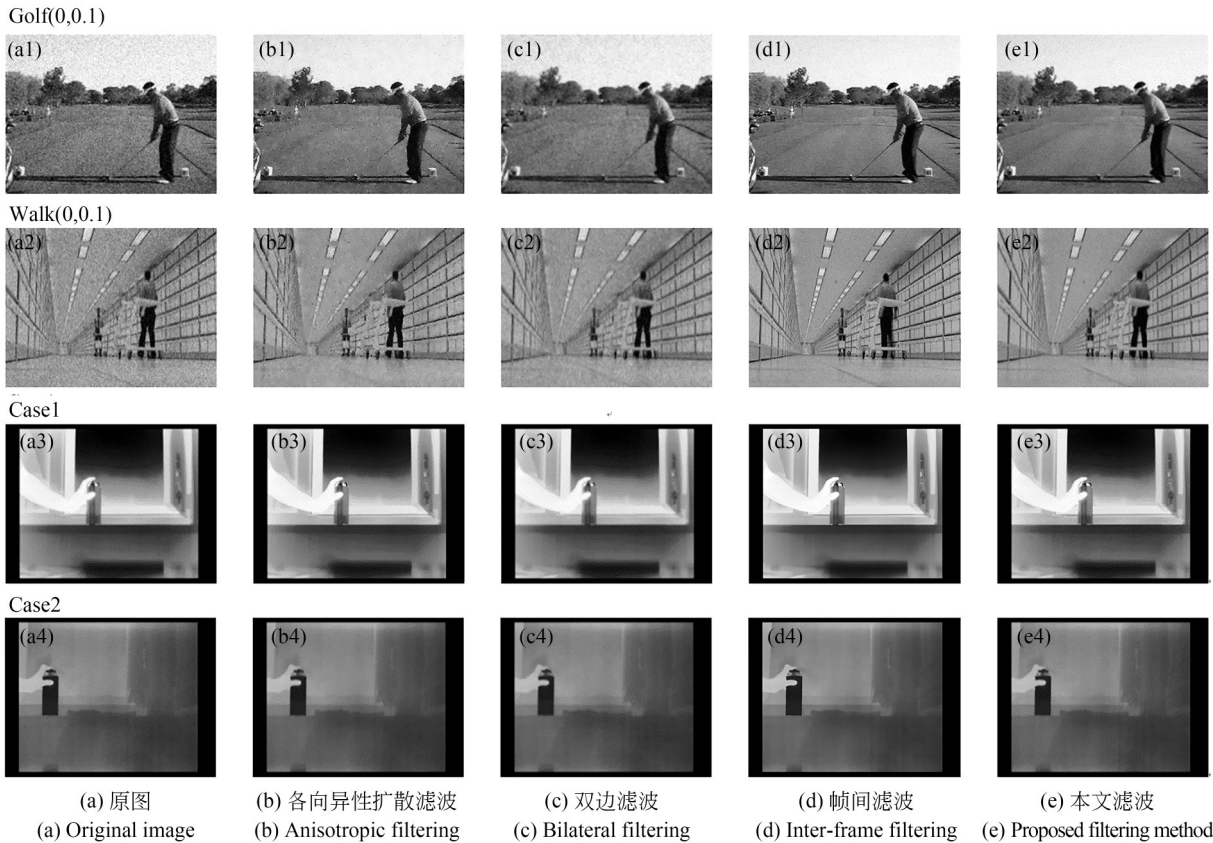


图 4 不同方法滤波结果

Fig. 4 Filter results for different methods

现象。另一方面,随着图像中噪声含量的增加,另外三种方法不能有效地滤除噪声,而现有的方法可以较好地滤除噪声。

表 2 和表 3 用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性指数(SSIM)评估了本文滤波算法的有效性。表 2 为被均值为零($u=0$)和标准差为 0.1 和 0.05($\sigma=0.1/0.05$)高斯白噪声损坏的 HMDB51 数据集的定量滤波结果,可发现在不同加

性高斯噪声的影响下,本文算法均展示了较好的 PSNR 和 SSIM。表 3 表示的是对气体泄漏数据(Case1-Case4)的定量滤波结果,噪声含量明显低于被高斯白噪声损坏的 HMDB51 数据集,致使几种算法的 SSIM 变化不大,但本文算法具有较好的 PSNR。以上图像和定量分析结果证明了本文提出的滤波算法具有较好的滤波效果。

表 2 不同方法对 HMDB51 数据集滤波效果对比

Tab. 2 Comparison of filtering effects of different methods on HMDB51 dataset

Method	Golf (0,0.1)		Walk (0,0.1)		Golf (0,0.05)		Walk (0,0.05)	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Anisotropic filtering	22.301	0.478	21.080	0.479	26.829	0.5297	25.315	0.5487
Bilateral filtering	21.921	0.488	20.480	0.523	26.167	0.594	24.777	0.6194
Inter-frame filtering	21.989	0.607	21.656	0.732	26.402	0.664	27.021	0.825
Proposed filtering	23.580	0.696	23.420	0.745	28.612	0.7846	29.056	0.834

表 3 不同方法对实测数据滤波效果对比

Tab. 3 Comparison of filtering effects of different methods on measured data

Method	Case1		Case2		Case3		Case4	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Anisotropic filtering	44.219	0.968	49.777	0.917	46.368	0.909	48.406	0.919
Bilateral filtering	39.083	0.958	41.855	0.925	42.474	0.929	40.137	0.919
Inter-frame filtering	48.875	0.989	55.635	0.993	44.456	0.998	57.4971	0.981
Proposed filtering	51.428	0.991	57.624	0.997	49.741	0.996	59.029	0.993

4.3 气体泄漏检测效果与分析

根据 4.1 节中的测试结果,本研究对测试序列均采用时域自适应帧间滤波方法进行滤波,选择 BGS Library^[24]中的 LBAdaptive^[25]作为本次测试序列的基线算法,它利用基于人工神经网络的自组织方法,通过学习运动模式,使图像的前景/背景分离,降低了对照明等无关事件引起的动态场景变化的敏感性。

图 5 展示了 Case5~Case8 的 4 组泄漏气体目标检测结果,方框中为各结果图中的气体目标,本文提出的气体泄漏目标检测方法,由基于时域高斯背景模型的气体目标检测及基于气体特征

的 FRFCM 分割算法组成。第一列是利用相邻帧之间的变化检测气体目标的帧间差分法的结果图,检测到的气体目标较分散,受光照及其他运动干扰的影响较大。第二列是传统的基于时域信息实现背景建模的 GMM 方法,本研究在此基础上添加像素空间邻域信息及梯度信息的约束,提升背景模型的鲁棒性。对比图 5(b),本文研究方法获取的气体目标更加完整如图 5(f)所示,表明了该算法的有效性,同时有效去除了图像中其他运动目标的干扰。与 GMM 方法相反,第三列的 Vibe 算法采用空间邻域像素创建背景模型,值得注意的是虽然可以基本获取泄漏气体

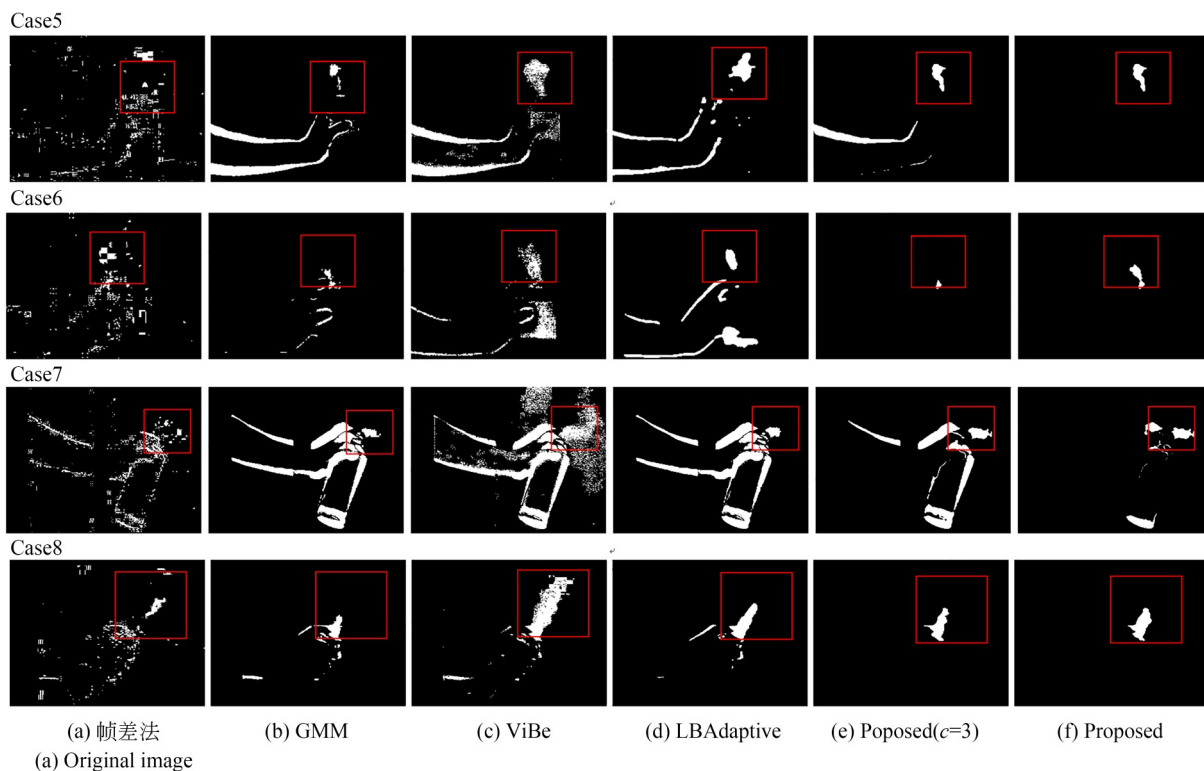


图 5 不同气体泄漏检测算法结果

Fig. 5 Results of different gas leak detection algorithms

区域的轮廓,但存在较多的空洞。与前面的三种方法相比,第四列的基线方法检测结果中气体区域空洞现象和干扰目标都有所降低,气体区域较完整。本节中所有检测算法均是基于运动目标检测的原理,虽然基线方法在背景建模中已经降低了干扰动态目标的影响,从图 5 中发现干扰动态目标(移动的手臂、移动的气瓶)的影响依旧明显,会导致最终气体目标定位错误,必须进一步进行分割。第五列和第六列结果图中,首先均采用本文提出的时空高斯混合模型的气体目标检测算法获取疑似气体区域,其次,第五列利用 FRFCM(固定聚类中心, $c=3$)聚类方法获取最终气体区域,图(e1)和(e3)表现为欠分割存在部分干扰信号,图(e2)表现为过分割丢失部分气体信息。相比之下,第六列利用提出的 FRF-CM&GC 聚类方法可较好的分割泄漏气体区域。因此,本文检测算法具有较好地分割和抗干扰能力,可有效检测气体泄漏区域,准确定位泄漏源。

为验证本文算法的有效性,除上述主观的比较之外,本文进行了气体泄漏检测算法的定量比较。为更好的标记泄漏区域,规定当检测的泄漏区域的空洞占比大于 40% 或过于零散时也视为检测无效,此刻无法正确区分泄漏气体目标区域,该情况记为 TD :

$$Accuracy(Acc)=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}=\frac{TP}{TP+FN},\quad (23)$$

$$Invalid\ probability(Ip)=\frac{TD}{TP+FN},\quad (24)$$

$$Error(Err)=\frac{FN}{TP+FN},\quad (25)$$

式中: $Accuracy$ 为准确率, $Invalid\ probability$ 为无效识别率, $Error$ 是误识别率, TP 是正样本(气体泄漏)检测正确的个数, FP 是负样本(无泄漏)检测错误个数, TN 是负样本检测正确个数, FN 是正样本检测错误的个数。本文实验数据均为泄漏场景,负样本个数为零。

本文对上述 8 组视频流 Case 利用准确率(Acc)、误报率(Err)、无效率(Ip)对上述几种方法进行定量比较,如表 4 所示。可发现本文算法可较好地降低误报率及填充空洞现象,算法检测的准确率是 92.3%~96.3%,无效识别率为 1.6%~3.2%。与其他算法相比,误识别率和无效识别率均有所降低,其中无效识别情况明显改善,如图 6 所示。但值得注意的是,虽然本文方法缓解了空洞现象,对比图(d1)(e1)和(f1)及图(d4)(e4)和(f4),以时域建模为主导的本文算法获取的气体目标面积偏小,下一步可采取以空域背景建模为主导的气体泄漏检测的研究。Case8 中的检测结果相差不大,主要原因是该序列中其他干扰动态目标较少(实际场景并非如此)。文中提出一个新的定义—无效识别率,当获取的泄漏区域过于零散或空洞较多时,即使检测到泄漏区域但利用基于气体特征的 FRFCM 方法也无

表 4 不同算法的识别效果比较

Tab. 4 Comparison of detection performance of different algorithms (%)

Case	Case 1			Case 2			Case 3			Case 4		
	Acc	Ip	Err	Acc	Ip	Err	Acc	Ip	Err	Acc	Ip	Err
FD	81.9	10.3	7.8	86.8	8.7	4.5	84.6	8.3	7.1	81.4	7.8	10.8
GMM	85.7	6.8	7.5	91.1	5.6	3.3	89.6	5.2	5.2	88.2	5.6	6.2
ViBe	84.8	8.4	6.8	90.2	6.9	2.9	89	5.6	5.4	85.6	6.8	7.6
LBAadaptive	90.2	4.7	5.1	94.8	2.6	2.6	93.6	3.3	3.1	90.6	4.6	4.8
Proposed	93.1	3.1	3.8	96.3	2.3	1.4	95.2	2.2	2.6	92.3	2.5	5.2
Case	Case 5			Case 6			Case 7			Case 8		
	Acc	Ip	Err	Acc	Ip	Err	Acc	Ip	Err	Acc	Ip	Err
FD	84.4	7.1	8.5	81.7	8.6	9.7	83.7	9.1	7.2	91.8	3.7	4.5
GMM	88.1	5.3	6.6	87.6	6.9	5.5	90.2	4.7	5.1	94.2	2.6	3.2
ViBe	89.8	5.6	4.6	88.5	6.3	5.2	87.6	6.8	5.6	94.6	3.1	2.3
LBAadaptive	92.6	2.2	5.2	90.6	4.2	5.2	93.4	2.6	4	95.4	1.9	2.7
Proposed	93.2	2.6	4.2	92.3	2.9	4.8	93.6	3.2	3.2	94.8	1.6	3.6

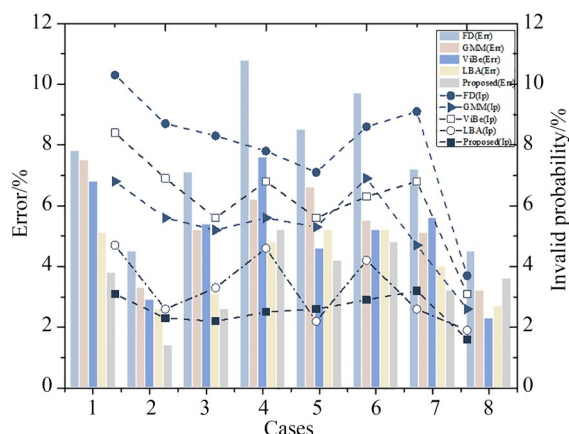


图6 不同算法下的无效识别率和误识别率比较

Fig. 6 Comparison of Invalid probability and Error under different algorithms

法有效的分割干扰目标,无法准确定位泄漏源的位置。在本次测试集中,该问题的占比影响较大,本文算法可较好地降低该问题的影响。

5 结 论

针对可能发生或已经发生泄漏的设备,快速检测泄漏气体、准确定位泄漏源是现在工程应用的迫切要求。本研究利用自研的非制冷红外成像系统采集不同泄漏量的气体泄漏视频,提出一种适用于低对比度气体红外图像泄漏检测的方法。通过时域自适应帧间滤波和时空高斯混合模型的气体泄漏目标检测方法获取初步气体区域,利用基于气体特征的FRFCM方法分割初步气体区域去除干扰信息,本文算法检测结果的准确率为92.3%~96.3%,无效识别率

为1.6%~3.2%,相比其他检测算法可较好地降低误报率及降低空洞现象,该方法也适用于六氟化硫(SF_6)等其他具有红外吸收特征的气体。

但是本研究所应用的数据集没有定量的控制气体泄漏量,测试场景和距离也比较单一。在接下来的研究中,将进一步研究不同距离、泄漏量、浓度及场景下的泄漏气体的检测情况,进一步提高气体目标的检测精度。

在实验研究中,系统接收到的辐射值也会受到大气中二氧化碳、水蒸气等因素的影响。尤其是水蒸气,对红外辐射传输的影响较大。本研究中非制冷红外探测器的响应波段是7~14 μm ,在7.41~16.67 μm 波段范围不仅包含大量气体吸收峰,还可以最大程度避免大气的影响^[26]。因此,为降低水汽对环境的干扰,接下来对滤波片的响应波段范围进行改进优化,在保证接收辐射量的情况下尽可能降低大气环境的影响。同时不同气体目标的吸收强度和可检测性与背景温度、气体温度、气体浓度及气体路径长度等因素相关。二氧化碳、二氧化氮等在7~8 μm 波段范围内均存在吸收峰,相比于泄漏气体,大气中它们的含量很低,背景和气体温差忽略不计,暂不考虑其影响。当泄漏的气体中含有它们且达到系统的可检测的阈值时,此刻无法进行气体种类的区分。若实现不同气体的选择性识别,需要设计窄带滤波片的响应波长包含目标气体的吸收峰,不包含其他气体的吸收峰,但也会导致信号信噪比的降低,增加检测难度,此时一般采用灵敏度较高的制冷型探测器。

参考文献:

- [1] CHEN X L, LIN W D, LIU C X, *et al.* An integrated EDIB model for probabilistic risk analysis of natural gas pipeline leakage accidents[J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2023, 83: 105027.
- [2] DENG Q, WANG K, WU J H, *et al.* An integrated model for evaluating the leakage risk of urban gas pipe: a case study based on Chinese real accident data[J]. *Natural Hazards*, 2023, 116(1): 319-340.
- [3] 魏琪, 李杰, 邱选兵, 等. 基于近红外图像处理的便携式干眼诊断仪研究[J]. *红外技术*, 2023, 45(2): 217-222.
- [4] WEI Q, LI J, QIU X B, *et al.* Portable dry eye diagnosis instrument using near-infrared image processing[J]. *Infrared Technology*, 2023, 45(2): 217-222. (in Chinese)
- [5] WANG J F, TCHAPMI L P, RAVIKUMARA A P, *et al.* Machine Vision for Natural Gas Methane Emissions Detection Using an Infrared Camera[EB/OL]. 2019: *arXiv*: 1904.08500. <http://arxiv.org/abs/1904.08500>
- [5] DAI D D, WANG X P, ZHANG Y, *et al.* Leak-

- age region detection of gas insulated equipment by applying infrared image processing technique [C]. 2017 9th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMT-MA). Changsha, China. IEEE, 2017: 94-98.
- [6] TU Z Z, LUO B, SHI Y J, *et al.* A new method for SF₆ gas leakage detection[C]. 2010 5th International Conference on Computer Science & Education. Hefei, China. IEEE, 2010: 31-34.
- [7] LIU B L, MA H C, ZHENG X P, *et al.* Monitoring and detection of combustible gas leakage by using infrared imaging [C]. 2018 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST). Krakow, Poland. IEEE, 2018: 1-6.
- [8] LU Q, LI Q, HU L K, *et al.* An effective low-contrast SF₆ gas leakage detection method for infrared imaging[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 5009009.
- [9] 蔺丽华, 吴冬梅, 李杰, 等. 基于混合高斯背景模型的SF₆泄漏自动检测[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2014, 44(3): 379-382.
- LIN L H, WU D M, LI J, *et al.* Automatic SF₆ leakage detection based on Gaussian mixture background model[J]. *Journal of Northwest University (Natural Science Edition)*, 2014, 44(3): 379-382. (in Chinese)
- [10] 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)
- [11] 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 (CVPR'05). San Diego, CA, USA. IEEE, 2005: 60-65.
- [12] WANG H Q, SHI J S, ZHANG H P, *et al.* Research on infrared sequence image denoising based on multi-frame averaging and improved bilateral filtering[C]. 2021 International Conference on Optical Instruments and Technology: Optoelectronic Imaging/Spectroscopy and Signal Processing Technology. April 8-10, 2022. China. SPIE, 2022: 94-101.
- [13] YANG H T, TONG Y N, CAO Z Q, *et al.* Infrared image enhancement algorithm based on improved wavelet threshold function and weighted guided filtering[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2023, 2525(1): 012017.
- [14] LEE D S. Effective Gaussian mixture learning for video background subtraction [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(5): 827-832.
- [15] WU H, LIU G Z. A dynamic infrared object tracking algorithm by frame differencing [J]. *Infrared Physics and Technology*, 2022, 127: 104384.
- [16] ZUO J H, HU X L, XU L R, *et al.* CH₄ gas leakage detection method for low contrast infrared images [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2022, 127: 104473.
- [17] ZIMMERLE D, VAUGHN T, BELL C, *et al.* Detection limits of optical gas imaging for natural gas leak detection in realistic controlled conditions [J]. *Environmental Science & Technology*, 2020, 54(18): 11506-11514.
- [18] CHEN Q, BAI L F, ZHANG B M. Real-time adaptive noise processing in low light level images [C]. *Proceedings of Third International Conference on Signal Processing (ICSP'96)*. Beijing, China. IEEE, 1996: 606-609.
- [19] 朱文杰, 王广龙, 田杰, 等. 空时自适应混合高斯模型复杂背景运动目标检测[J]. 北京理工大学学报, 2018, 38(2): 165-172.
- ZHU W J, WANG G L, TIAN J, *et al.* Spatio-temporal adaptive mixture of Gaussians for moving objects detection in complex background scenes [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2018, 38(2): 165-172. (in Chinese)
- [20] ZHAO Q, NIE X X, LUO D, *et al.* An effective method for gas-leak area detection and gas identification with mid-infrared image [J]. *Photonics*, 2022, 9(12): 992.
- [21] BEZDEK J C, EHRLICH R, FULL W. FCM: the fuzzy c-means clustering algorithm [J]. *Computers and Geosciences*, 1984, 10(2/3): 191-203.
- [22] LEI T, JIA X H, ZHANG Y N, *et al.* Significantly fast and robust fuzzy C-means clustering algorithm based on morphological reconstruction and membership filtering [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2018, 26(5): 3027-3041.
- [23] ARBELAITZ O, GURRUTXAGA I, MUGUERZA J, *et al.* An extensive comparative

- study of cluster validity indices[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(1): 243-256.
- [24] SOBRAL A, BOUWMANS T. *BGS Library: a Library Framework for Algorithm's Evaluation in Foreground/Background Segmentation* [M]. Handbook on "Background Modeling and Foreground Detection for Video Surveillance", Chapter 23. Oxford: Taylor & Francis Group, 2014.
- [25] MADDALENA L, PETROSINO A. A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(7): 1168-1177.
- [26] 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.
- WANG Q, PAN X T, XING M W, *et al.* A survey of automatic gas leakage detection and quantification based on passive infrared imaging[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(8): 2265-2282. (in Chinese)

作者简介:



左金辉(1996—),女,山东德州人,博士研究生,2018年于北京信息科技大学获得硕士学位,主要研究方向为红外图像处理、目标识别方面。E-mail: zuojinhui21@mails.ucas.ac.cn

通讯作者:



李正强(1977—),男,北京人,博士,2004年于中国科学院安徽光学精密机械研究所获得博士学位,主要研究方向为大气遥感、环境遥感。E-mail: lizha@radi.ac.cn