

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210080

# 基于 VIBE 算法的室外泄漏气体检测<sup>\*</sup>

武杰<sup>1</sup> 蔺素珍<sup>1</sup> 李大威<sup>2</sup> 和葆华<sup>3</sup> 张琦<sup>3</sup>

(1. 中北大学大数据学院 太原 030051; 2. 中北大学电气与控制工程学院 太原 030051;  
3. 山西紫来测控技术有限公司 太原 030000)

**摘要:** 为解决危险气体泄漏检测问题,提出一种基于 VIBE 算法的室外泄漏气体检测算法。针对目前基线算法检测过程中存在的泄漏气体与邻域背景成像灰度对比度低、存在非气体运动前景干扰以及检测结果噪声严重等问题,首先通过多个级联增强算法对红外源图像进行气体增强和背景模糊以增强灰度对比度,然后将气体增强检测图与背景模糊检测图进行差分操作去除非气体运动前景干扰,最后通过连通域滤波消除剩余噪声,得到泄漏气体检测结果。本文对大量真实数据进行对比实验和鲁棒性检测实验,实验结果证明,本文相较基线算法具备更强的检测性能,其中检测率和误检率分别提高 13.21% 和降低 5.62%,算法耗时约 25 ms/frame,满足实时性需求。本文通过级联图像增强、气体检测及虚警滤除等多个模块实现对室外泄漏气体的鲁棒性检测,提高气体检测精确度的同时生成直观视觉信息以准确定位气体泄漏源头及逸散范围,解决户外危险气体泄漏检测难题。

**关键词:** 泄漏气体检测;红外图像;气体增强;VIBE 算法;虚警滤除

**中图分类号:** TP751.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4

## Outdoor leakage gas detection based on VIBE algorithm

Wu Jie<sup>1</sup> Lin Suzhen<sup>1</sup> Li Dawei<sup>2</sup> He Baohua<sup>3</sup> Zhang Qi<sup>3</sup>

(1. College of Data Science and Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;  
2. College of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;  
3. Shanxi Zilai Measurement and Control Technology Co., Ltd., Taiyuan 030000, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of dangerous gas leakage detection, this paper proposes an outdoor leakage gas detection algorithm based on VIBE algorithm. Aiming at the problems in the detection process of the current baseline algorithm, such as low gray contrast between the leaked gas and the surrounding background imaging, the existence of non-gas motion foreground interference, and the serious noise of the detection results, this paper uses the following methods to solve them. Firstly, the infrared source image is enhanced by gas enhancement and background blur to enhance gray contrast through multiple cascade enhancement algorithms. Then, the gas enhancement detection image and the background blur detection image are subjected to differential operation to remove the non-gas motion foreground interference. Finally, the connected domain filtering is performed. Eliminate residual noise and obtain leak gas detection results. This paper conducts comparative experiments and robust detection experiments on a large number of real data. The experimental results show that this paper has stronger detection performance than the baseline algorithm, in which the detection rate and false detection rate are increased by 13.21% and decreased by 5.62%, respectively. The algorithm is time-consuming About 25 ms/frame, meeting real-time requirements. In this paper, the robust detection of outdoor gas leakage is realized by multiple modules such as cascade image enhancement, gas detection and false alarm filtering, which improves the gas detection accuracy and generates intuitive visual information to accurately locate the gas leakage source and escape range, and solves the problem of outdoor dangerous gas leak detection.

**Keywords:** leak gas detection;infrared image;gas enhancement;VIBE algorithm>false alarm removal

## 0 引言

随着电子技术及工业化的迅速发展,各种危险气体(甲

烷、丙烷等)在工业制造和人们的日常应用中愈加频繁<sup>[1-2]</sup>,这些危险气体如果发生泄漏会导致较大人员伤亡、经济损失和社会恶劣影响,因此及时检测到危险气体的泄漏具备

收稿日期:2022-05-23

<sup>\*</sup> 基金项目:山西省自然科学基金(201901D111151)、山西省研究生创新项目(2021Y622)资助

重大安全和经济意义。

目前针对室外危险泄漏气体的检测方案主要有两种,分别为物理传感器检测<sup>[3-4]</sup>和红外成像视觉检测<sup>[5-6]</sup>。其中物理传感器使用最为广泛,利用泄漏气体的物理性质、化学性质或者电化学性质与传感器反应进行检测,如日本 Figaro CH4 检测器、元特泵吸式六氟化硫检测仪等。物理传感器安装简易、特定条件下检测灵敏,方便日常使用。但物理传感器同样存在较大问题<sup>[7]</sup>:必须接触气体,只能针对小范围区域进行定点检测;气体容易向四周扩散,没有直观的视觉信息,难以快速定位气体的泄露位置;大量有机气体无色无味且易燃易爆,严重威胁到工作人员的安全。因此,针对上述物理传感器存在的缺陷,基于红外成像的视觉检测更符合现代工程检测需要。

危险气体的红外辐射波段一般在  $3 \sim 5 \mu\text{m}$  的中波段<sup>[8]</sup>,因此红外成像视觉检测技术使用中波相机采集目标场景内中波段辐射信息进行泄漏气体成像,通过对泄漏气体的扩散方向及范围进行检测确定泄漏源,解决危险气体泄漏问题。由于泄漏气体成像波段范围窄、流动速度快且扩散浓度变化剧烈,因此红外成像中气体具备流动性、无规则性、无颜色纹理及无明显轮廓等特性,再加上现实环境中不确定因素干扰,给室外泄漏气体的检测带来较大挑战。基于视觉的泄漏气体检测方法主要分为基于数据驱动的深度学习方法<sup>[9-10]</sup>和基于模型驱动的数学建模方法<sup>[11-12]</sup>。其中深度学习方法鲁棒性较好,但其训练所需的庞大数据量一般无法满足,且标签需要人工手动标注,耗时费力难以推广。而基于数学建模的方法利用泄漏气体的物理特性及视觉特性建立数学模型对气体进行检测,主要分为如下几类方法:帧间差分法<sup>[13]</sup>:将图像序列中相邻两帧作差分运算来获得运动目标轮廓,该方法检测速度快、对光线等场景变化不敏感、能够适应各类动态场景,但缺点在于只能获得运

动目标边界,且帧间时间间隔难以手动设定;光流法<sup>[14]</sup>:利用图像序列中像素在时间域上的变化及相邻帧间的相关性计算相邻帧之间泄漏气体的运动信息,该方法检测气体位置较为准确,但限制条件较为苛刻:要求场景亮度需恒定不变且帧间目标只存在小位移,现实场景一般不满足;背景减除法<sup>[15]</sup>:利用背景的参数模型来近似背景图像的像素值,将当前帧与背景模型进行差分比较实现对运动区域的检测,其中区别较大的像素区域被认为是运动区域,而区别较小的像素区域被认为是背景区域。该方法随着环境变化更新背景模型,计算量较光流法更小,检测效果更好且满足实时性要求。因此,为满足对泄漏气体检测效果和实时性的需求,本文选择背景减除法作为基于红外成像视觉检测的主要方法。

本文选用背景减除法中的基于非参数统计分布的背景模型<sup>[16]</sup>(visual background extractor, VIBE)算法作为红外成像视觉检测的基础算法,针对检测过程中存在的泄漏气体成像模糊、与背景邻域对比度低、运动前景干扰以及检测结果噪声严重等问题,本文提出一种基于 VIBE 算法的室外泄漏气体检测算法来解决上述问题,实现危险泄漏气体的有效检测。

## 1 本文算法

针对危险泄漏气体成像中气体与邻域背景像素灰度对比度低、成像范围内存在行人等移动物体干扰以及 VIBE 算法检测结果噪声严重等问题,本文设计以下的检测算法完成对室外泄漏气体的检测,算法流程如图 1 所示。其中,气体增强与背景模糊模块通过增强/降低泄漏气体与邻域背景的对比度来分别突出气体和运动前景;VIBE 算法运动前景检测模块结合成像数据的空时信息检测泄漏气体;虚警滤除模块消除剩余噪声,使工作人员更加注意于泄漏气体的流动方向及范围。

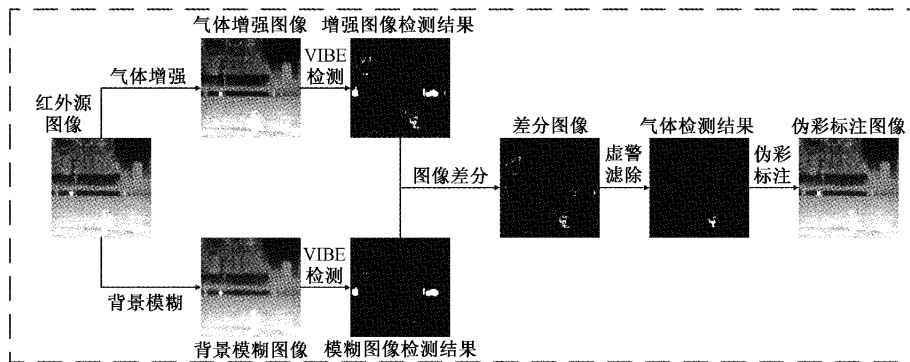


图 1 泄漏气体检测算法流程

### 1.1 问题描述

对泄漏气体进行红外成像,图像数据具体表示为式(1)所示:

$$I(x, y) = G(x, y) + B(x, y) + F(x, y) + N(x, y) \quad (1)$$

其中,  $I(x, y)$  为整体红外图像,  $G(x, y)$  为泄漏气体图像,  $B(x, y)$  为静态背景图像,  $F(x, y)$  为动态前景(除气体外的目标)图像,  $N(x, y)$  为噪声图像。本文工作为从  $I(x, y)$  中通过视觉方法进行数学建模得到  $G(x, y)$ , 即检测到当前红外图像中的泄漏气体区域。

## 1.2 图像气体增强与背景模糊

### 1) 图像气体增强

在泄漏气体红外图像中,由于不同气体的辐射波段不同,为使得红外相机可以更好地捕捉到泄漏气体的运动轨迹,本文实验中在红外相机中添加相应波段滤光片以采集更丰富的气体信息。但现实情况中,由于危险气体泄漏量小或者泄漏气体周围环境影响仍会导致气体成像模糊、与背景灰度对比度低等问题,使得检测准确率低下。因此,本节采用 16 位直方图均衡化、Gamma 变换和同态滤波对气体图像  $I(x, y)$  进行增强,扩大泄漏气体与邻域背景的灰度对比度并增强源图像纹理细节。

(1) 16 位直方图均衡化。由于红外相机所采集到的数字信号  $I(x, y)$  采用 16 位二进制数据存储,但数字图像处理一般在 8 位十进制数据上进行处理,因此首先将采集到的数据进行直方图均衡化并线性映射到 8 位数据。直方图均衡化和线性映射具体操作如式(2)~(4)所示。

$$I_{16,10}(x, y) = \text{Int}(I_{16,2}(x, y)) \quad (2)$$

$$I_{E_{16,10}}(x, y) = \text{EqualizeHist}(I_{16,10}(x, y)) \quad (3)$$

$$I_{L_{8,10}}(x, y) = \text{LinearMap}(I_{E_{16,10}}(x, y)) = \frac{I_{E_{16,10}}(x, y) - \min(I_{E_{16,10}}(x, y))}{\max(I_{E_{16,10}}(x, y)) - \min(I_{E_{16,10}}(x, y))} \quad (4)$$

其中,  $\text{Int}(\cdot)$ 、 $\text{EqualizeHist}(\cdot)$ 、 $\text{LinearMap}(\cdot)$  分别表示二进制转换十进制、直方图均衡化、线性映射操作;式(2)~(4)中下标分别表示图像数据位数与进制数;  $I(x, y)$  和  $I_{16,2}(x, y)$  均表示红外相机采集到的同一数据;  $I_{E_{16,10}}(x, y)$ 、 $I_{L_{8,10}}(x, y)$  分别表示直方图均衡化图像和线性映射图像。由于 16 位图像数据信息更加丰富,因此在 16 位数据中较在 8 位数据执行直方图均衡化操作效果更加显著,将源图像的分布变为近似均匀分布以增强图像对比度,使得泄漏气体成像更加清晰。

(2) Gamma 变换。危险气体发生泄漏时,泄漏处气体喷射速度快、压强高、温度较环境温度稍低,因此红外图像中气体灰度值比邻域背景灰度值小,因此采用 Gamma 变换扩大这种差距以增强灰度对比度。Gamma 变换具体操作如式(5)所示。

$$I_G(x, y) = \left( \frac{I_{L_{8,10}}(x, y)}{255} \right)^\lambda \times 255 \quad (5)$$

其中,  $I_G(x, y)$  表示 Gamma 增强图像;  $\lambda$  为拉伸参数,大于 1 时将图像暗部进行压缩、亮部进行拉伸,本文取 3。

(3) 同态滤波<sup>[17]</sup>操作。由于泄漏气体随空气逸散导致气体浓度变化剧烈,导致气团边缘浓度较低、红外成像细节不清晰,因此需要对红外图像高频信息进行增强。本文采用同态滤波对图像灰度范围进行调整,消除图像亮度不均匀的问题以增强图像细节。同态滤波具体操作如式(6)~(11)所示。

$$I_G(x, y) = i(x, y) \times r(x, y) \quad (6)$$

$$S(u, v) = H(u, v)(\text{FFT}(\ln i(x, y))) + =$$

$$H(u, v)(\text{FFT}(\ln r(x, y))) \quad (7)$$

$$I_H(x, y) = \exp(\text{FFT}^{-1}(S(u, v))) \quad (8)$$

其中,  $I_G(x, y)$  表示为亮度分量  $i(x, y)$  和反射分量  $r(x, y)$  的乘积(式(6)),分别进行取对数和傅里叶变换,将图像从空间域转换至频域,使用频域滤波器  $H(u, v)$  压缩  $i(x, y)$  分量、增加  $r(x, y)$  分量,增强图像阴影区细节(式(7));最后进行反傅里叶和指数变化,将图像从频域转回至空间域(式(8))。  $I_H(x, y)$  为同态滤波增强图像。本文根据红外气体成像特点,利用级联的增强算法对红外源图像进行增强,扩大泄漏气体与其邻域环境的灰度对比度及气体像素点灰度变化范围,提高对气体的检测精确度。

### 2) 图像背景模糊

利用视觉检测方法对泄漏气体红外图像进行运动前景检测时,由于当前视野中可能存在非气体的运动前景,如行驶路过的车辆、行人、动物或者随风飘动的树枝、垃圾等,这些运动前景可能造成对泄漏气体的误检。因此,需要在源图像的检测结果中将非气体前景进行滤除。本文采取引导滤波<sup>[18]</sup>对源图像进行平滑操作,旨在去除气体、保留较大的运动目标。引导滤波具体操作如式(9)所示。

$$Q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k,i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (9)$$

其中,  $Q_i = I_{GU}(x, y)$  表示引导滤波输出图像,  $I_i = P_i = I_{L_{8,10}}(x, y)$  表示输入图像和引导图像,  $\bar{a}_i, \bar{b}_i$  为上述线性函数的系数。使用自身图像为引导图像对自身图像进行引导滤波,可以有效保留运动目标边缘并平滑噪声和气体,在视觉检测中非气体运动目标得到有效检测。

将直方图均衡化图像  $I_{E_{16,10}}(x, y)$ 、Gamma 增强图像  $I_G(x, y)$ 、同态滤波增强图像  $I_H(x, y)$  以及引导滤波图像  $I_{GU}(x, y)$  进行对比显示,展示气体增强和背景模糊效果,气体部分由红框标注并将其放大至图像右下角,对比图像如图 2 所示。

## 1.3 运动前景检测

本文选择 VIBE 算法作为运动前景检测算法,与帧差法和光流法相比,VIBE 算法具备更好的检测性能和更小的计算量。VIBE 算法无参数依赖,背景建模简单高效,算法效率较高。VIBE 算法的运行流程如下:

背景模型建立:选取图像序列第一帧中每个像素点  $V_{1,i}$  的 8 邻域任一像素点灰度值  $N_i$  作为背景模型中对应位置像素的灰度值  $B_i$ ,得到一个背景样本。利用上述方法初始化  $N$ (本文设定为 20)次,即可得到具备  $N$  个背景样本的背景模型  $B_N$ 。

前景目标检测:指定检测半径  $R$ (本文设定为 8)和最小满足次数  $f_{\min}$ (本文设定  $f_{\min} = \frac{N}{2}$ ),第  $k(k > 1)$  帧图像



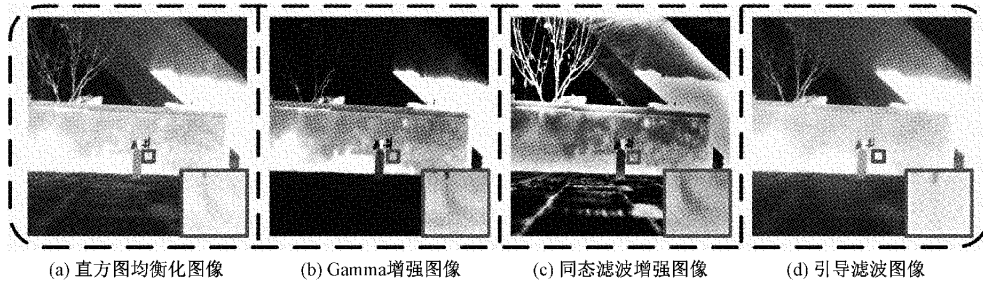


图2 图像气体增强和背景模糊结果

中第  $i$  个像素点是否为前景点的判断条件如式(10)所示:

$$\begin{cases} F\{|V_{k,i} - B_{n,i}| \geq R\} \geq f_{\min}, & \text{前景像素点} \\ F\{|V_{k,i} - B_{n,i}| \geq R\} < f_{\min}, & \text{背景像素点} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $F(\cdot)$  表示满足条件表达式的次数,  $V_{k,i}$  表示第  $k$  帧图像中第  $i$  个像素点的灰度值,  $B_{n,i}$  表示第  $n$  ( $n = 1, \dots, N$ ) 个背景样本的第  $i$  个像素点的灰度值。

背景模型更新:采用随机策略和邻域传播机制对背景模型的像素点进行更新。若判断当前帧第  $i$  个像素点为前景点,则以一定的概率替换背景模型中随机抽取的某一背景样本的对应位置的像素值,且随机更新背景模型对应像素点的 8 邻域的某一个像素值;若判断当前帧第  $i$  个像素点为前景点,则背景模型对应位置像素点及 8 邻域像素点不发生更新。

连续前景点更新:若第  $i$  个像素点连续  $S$  (本文设定为 50) 帧都被定义为前景点,则将其定义为背景点,参与背景模型更新。

上述即为 VIBE 算法对连续多帧数据进行运动前景检测和背景模型更新的步骤及规则,通过设定各个超参数值可影响 VIBE 算法的检测性能,可根据不同的工程检测要求及实际检测任务手动更改以达到最优检测效果。

#### 1.4 虚警滤除与结果可视化

##### 1) 虚警滤除

利用 VIBE 算法对气体增强序列图像和背景模糊序列图像分别进行运动前景检测和背景模型更新,可分别得到静态背景图像  $B(x, y)$ 、动态前景图像  $F_H(x, y)$  和  $F(x, y)$  (分别为图像  $I_H(x, y)$  和  $I_{GU}(x, y)$  的检测结果)。将  $F_H(x, y)$  与  $F(x, y)$  进行差分,即可得到携带噪声的泄漏气体图像  $GN(x, y)$ , 具体表示为式(11)所示。

$$GN(x, y) = G(x, y) + N(x, y) =$$

$$\begin{cases} 1, & F_H(x, y) - F(x, y) > 0 \\ 0, & F_H(x, y) - F(x, y) \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

为得到气体泄漏图像  $G(x, y)$ , 需要对  $GN(x, y)$  进行去噪操作。在  $GN(x, y)$  图像中,噪声一般由环境温度变化(太阳照射偏移、空气急速流动等)和极小物体运动(树叶飘动、雨滴落地等)造成,这些噪声没有明显的前景运动,因此  $F(x, y)$  图像并未检测到这些噪声。对比泄漏气体与噪声之间的成像差异,本文对  $GN(x, y)$  图像进行连通域滤波操作并结合式(12)~(14)完成对泄漏气体的检测。

$$G_1(x, y) = \begin{cases} 1, & 200 \leq \text{num}_{\text{gray}}(\text{Con}(GN(x, y))) \leq 10\,000 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

$$G_2(x, y) = \begin{cases} 1, & \mu_{\text{gray}}(\text{Con}(GN(x, y))) \leq 150 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

$$G_3(x, y) = \begin{cases} 1, & 30 \leq \sigma_{\text{gray}}(\text{Con}(GN(x, y))) \leq 50 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

其中,  $\text{Con}(\cdot)$  表示连通域滤波,  $\text{num}_{\text{gray}}(\cdot)$ 、 $\mu_{\text{gray}}(\cdot)$ 、 $\sigma_{\text{gray}}(\cdot)$  分别表示某一连通域的像素点个数、像素点灰度均值以及像素点灰度方差,公式内各个阈值均为多次实验(实验中红外源图像大小  $640 \times 512$ )取得的最佳阈值,其中  $\text{num}_{\text{gray}}(\cdot)$  约束去除极小运动物体噪声,如落叶、雨滴等;  $\mu_{\text{gray}}(\cdot)$  约束去除红外辐射较强物体噪声,如飞鸟、猫狗等;  $\sigma_{\text{gray}}(\cdot)$  约束去除红外辐射不均匀物体噪声,如水泥地面、玻璃窗户等。因此,泄漏气体图像为式(15)所示。

$$G(x, y) = G_1(x, y) \cap G_2(x, y) \cap G_3(x, y) \quad (15)$$

##### 2) 结果可视化

为直观显示当前帧气体泄漏情况,将  $G(x, y)$  叠加至红外源图像  $I(x, y)$  并根据不同浓度泄漏气体标注不同程度的伪彩。VIBE 算法检测结果、去噪结果及伪彩标注结果如图 3 所示。

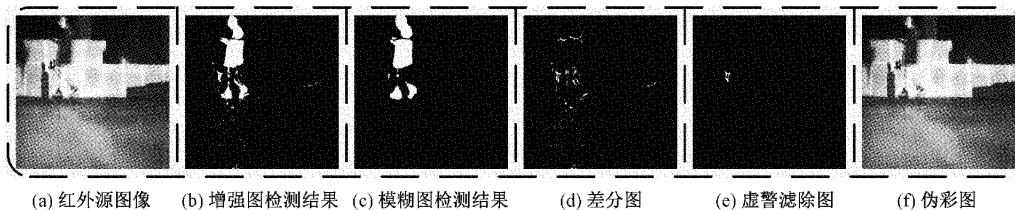


图3 虚警滤除与可视化结果

## 2 实验结果与分析

### 2.1 实验设计

#### 1) 数据集建立

本文测试数据皆为真实泄漏气体图像,其中数据拍摄设备为 xenic 红外中波相机(可采集辐射波段为  $3\sim 5\ \mu\text{m}$

的危险气体数据),气体泄漏装置为甲烷气瓶(自带阀门可控制单位时间泄漏量),数据采集卡为定制网口板(可将红外相机收集到的辐射信息转换为 16 位 2 进制数字信号)。为验证本文所提算法的有效性,本文采集了不同环境情况下的数据来综合评判算法性能,测试数据分类如表 1 所示。

表 1 红外危险泄漏气体数据分类

采集条件	条件描述	数据量/帧	图像大小
拍摄时间	上午、下午、晚上	20 000	640×512
拍摄环境	无风、有风、下雨、晴天	20 000	640×512
干扰物体	行人、车辆、动物、植物	20 000	640×512
气体泄漏距离/m	10、15、20、25	20 000	640×512
气体泄漏量/(L·min <sup>-1</sup> )	2、3、4、5	20 000	640×512

#### 2) 评估指标

考虑到实际工程中对泄漏气体检测的要求,本文选择检测率、误检率以及平均检测消耗时间作为算法的评估指标,定义如式(16)~(18)所示。

$$Dr = \frac{NUM_D}{NUM_T} \quad (16)$$

$$Nf = \frac{NUM_N}{NUM_T} \quad (17)$$

$$At = \frac{Time(NUM_T)}{NUM_T} \quad (18)$$

其中,  $Dr$ 、 $Nf$ 、 $At$  分别表示检测率、误检率、单帧数据检测时间,  $NUM_D$ 、 $NUM_N$ 、 $NUM_T$  分别表示检测到泄漏气体的数据帧数、误检到泄漏气体的数据帧数、总的的数据帧数,  $Time(\cdot)$  表示检测数据消耗总时间(单位 ms/frame)。

#### 3) 具体实验细节

本节具体介绍算法流程及实验细节,如算法 1 所示。

算法 1 基于 VIBE 算法的室外泄漏气体检测

输入: 红外源图像

输出: 泄漏气体检测结果伪彩图像

1: for  $i$  to  $N$ : (假定共检测  $N$  帧数据,  $i$  表示当前检测第  $i$  帧)

2: if  $i = 1, 2$ :

3: 保存当前帧数据  $I_i$ , 结束本次循环;

4: else:

5: 将本帧数据与前两帧数据合并计算均值数据  $I_{mean}$ , 平滑图像并去除相机自带噪声;

6: 对均值数据  $I_{mean}$  进行位和进制转化操作, 得到转换数据  $I_{8,10}$ , 如式(2)~(4)所示;

7: 对转化数据  $I_{8,10}$  进行图像气体增强及背景模糊操作, 得到气体增强图像  $I_H$  和背景模糊图像  $I_{GU}$ , 如式(5)~(14)所示;

8: 利用 VIBE 算法对气体增强图像  $I_H$  和背景模糊图像  $I_{GU}$  分别进行运动前景检测, 得到动态前景图像  $F_H$  和  $F$ , 如式(15)所示;

9: 对检测结果  $F_H$  去除非气体运动前景及噪声, 得到泄漏气体图像  $G$ , 如式(16)~(20)所示;

10: 将泄漏气体检测结果  $G$  叠加至源图像并进行伪彩标注, 得到伪彩标注图像;

11: 将伪彩图像进行输出, 结束本次循环。

本文实验环境为处理器型号 11th Gen Inter(R) Core (TM) i9-11900H@2.50 GHz、内存(RAM)32 GB 的个人电脑,所使用的测试软件为 VisualStudio 2017,实现语言为 C++17,算法测试数据为真实泄漏气体采集数据,接下来的对比实验及鲁棒性检测实验均在本环境和数据集上运行。

### 2.2 对比实验及结果分析

为验证本文算法的有效性,本文选择帧间差分法(帧间距离选 10 帧)、光流法、混合高斯模型法<sup>[19]</sup>、无气体增强 VIBE 算法(VIBE\_1)及无虚警滤除 VIBE 算法(VIBE\_2)作为对比算法,在不同采集条件下的数据集上进行实验。其中,算法气体检测区域占源图像真实泄漏气体区域的

1/2 即认定为检测到泄漏气体,算法误检区域占源图像除气体泄漏区域外的 1/10 即认定为出现误检。5 种对比算法与本文算法对不同采集背景下的泄漏气体检测结果及指标对比结果如图 4 和表 2 所示,其中图 4 中气体检测结果由矩形框选中放大至右下角。

分析图 4 及表 2 数据可知,与基线对比算法相比本文算法具备较高的检测率和较低的误检率,且对于气体泄漏源位置和单位时间泄漏量本文算法检测更加准确,且时间消耗虽然不是最少但已经满足实时性要求。其中,帧间差分法计算简单耗时最少,但气体帧间位移小时检测效果较差,如表 2 无风条件下该算法检测率下降,且帧间距离需要根据实际情况手动设置,不具备太强的智能性;光流算法根据相邻帧的像素运动判断运动目标,但红外源图像中气体较弱或者相邻帧间气体运动位移较大时,检测率较低,如表 2 有风条件下该算法检测率下降;混合高斯模型算法面对红外源图像气体与邻域背景灰度对比度低或者存在非气体运动前景干扰时,会将气体建模为背景或将非气体目标建模为前景,导致较低检测率和较高的误检率,如表 2 行人干扰条件下该算法误检率较高。针对上述算法的缺陷,本文通过对气体增强以提高泄漏气体与邻域的灰度对比度,并通过差分操作去除运动背景,最后通过虚警滤除操作去除剩余噪声。对比 VIBE\_1、VIBE\_2 和本文算法的检测结果和评价指标可以看出,气体增强和虚警滤除操作对提高检测率和降低误检率具有重大作用,同时也证明本文算法具备最好的检测性能。

### 2.3 鲁棒性检测实验及结果分析

为验证本文算法的鲁棒性,本文对不同气体泄漏距离

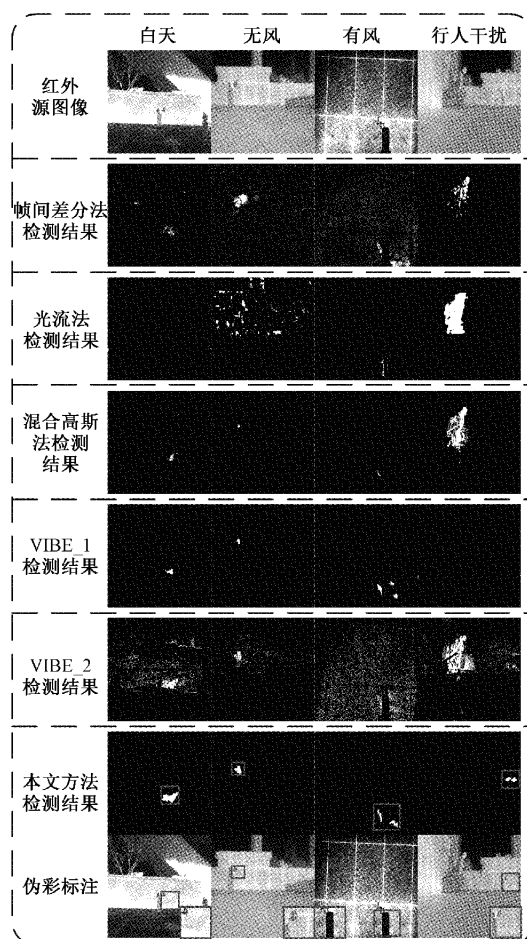


图 4 5 种对比算法与本文算法对不同背景下的泄漏气体检测结果

表 2 不同算法对不同背景下的泄漏气体检测结果指标对比

图像类型	评价指标	帧间差分	光流法	混合高斯模型	VIBE_1	VIBE_2	本文方法
白天	$Dr/\%$	78.83	62.53	72.5	79.20	<b>84.22</b>	<b>86.66</b>
	$Nf/\%$	10.83	8.08	3.31	<b>1.92</b>	8.98	<b>1.88</b>
	$At$	<b>3.32</b>	67.14	<b>7.31</b>	23.21	18.26	25.22
有风	$Dr/\%$	<b>88.77</b>	61.29	77.71	84.50	86.41	<b>90.20</b>
	$Nf/\%$	8.77	7.63	9.00	<b>4.25</b>	8.86	<b>3.88</b>
	$At$	<b>3.33</b>	67.08	<b>7.26</b>	23.42	18.32	25.51
无风	$Dr/\%$	69.83	67.68	82.25	75.50	<b>85.31</b>	<b>88.4</b>
	$Nf/\%$	13.66	11.23	4.14	<b>3.38</b>	9.40	<b>1.71</b>
	$At$	<b>3.18</b>	66.33	<b>7.45</b>	24.14	18.64	24.36
行人干扰	$Dr/\%$	41.15	36.45	42.18	32.50	<b>59.80</b>	<b>67.20</b>
	$Nf/\%$	40.08	31.42	32.66	<b>19.50</b>	28.65	<b>16.55</b>
	$At$	<b>3.27</b>	66.21	<b>7.67</b>	22.18	18.71	25.47

注:粗体为每行最优值,粗斜体为每行次优值

和不同单位时间气体泄漏量进行实验,从左至右单位时间气体泄漏量依次为 2~5 L/min,从上至下气体泄漏距离依次为 10~25 m。实验结果如图 5 所示,其中气体检测结果

利用伪彩标注,并用矩形框选放大至右下角。

由图 5 数据分析可知,本文算法在不同泄漏距离及不同单位泄漏量的采集条件下对泄漏气体均具备较好的检



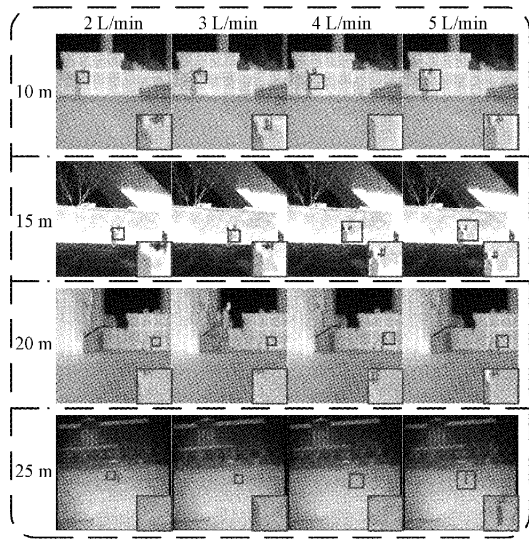


图 5 不同泄漏距离和不同单位时间泄漏量图像检测结果

测效果,其中泄漏距离越近、单位时间泄漏量越大气体检测效果越好,与算法检测性能成正相关关系。本文算法对泄漏距离和单位泄漏量具备一定限制,当泄露距离大于 30 m、单位泄漏量低于 1 L/min 时算法漏检率较高。

2.4 附加实验

为验证本文算法在实际工程中对泄漏气体的检测有效性,从网络收集 3 类不同背景下红外危险气体泄漏数据(如图 6 所示)并利用本文算法对其分别进行检测,检测结果指标计算如表 3 所示。

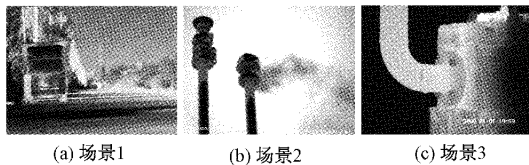


图 6 不同场景泄漏气体图像

表 3 本文算法对不同场景泄漏气体检测结果指标

场景分类	$Dr/\%$	$Nf/\%$	$At$
场景 1	83.21	1.41	22.31
场景 2	85.56	0.72	22.45
场景 3	84.22	0.36	21.47

由表 3 指标结果分析可知,本文所提算法面对实际场景中不同背景下的泄漏气体均具备较强的检测性能,具备较高的检测率和较低的误检率,算法适应性强且实时性高,符合工程检测性能要求。

2.5 检测系统构建

本节构建“非制冷型气体泄漏智能检测系统”对红外源图像进行危险泄漏气体检测以满足工程需要,要求界面简洁、功能完善、可精确定位到不同复杂背景下的气体目标,系统构建如图 7 所示。

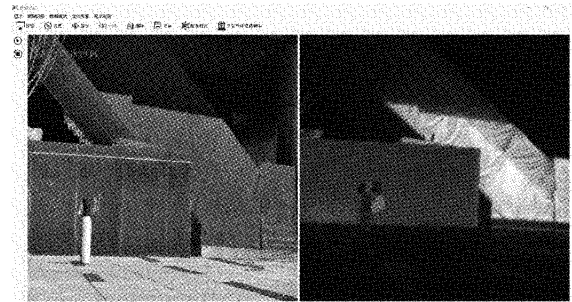


图 7 非制冷型气体泄漏智能检测系统界面

由图 7 可知,本文设计的“非制冷型气体泄漏智能检测系统”可同时收集可见光信号和红外中波信号,其中红外中波信号经过算法处理后进行伪彩标注输出,本系统的红外、可见光配准融合功能可将红外图像与可见光图像配准后将伪彩效果融合至可见光图像中,更符合工作人员使用。除此之外,本系统还具备图像数据保存、人工智能语音报警、图像框选等功能,满足实际工程使用需求。

3 结 论

本文针对室外不同背景下的泄漏气体检测难题,提出了基于 VIBE 算法的室外泄漏气体检测算法。针对气体红外图像中存在的泄漏气体与邻域背景灰度对比度低、成像区域存在非气体运动前景干扰以及 VIBE 检测算法结果噪声严重等问题,本文使用级联图像增强和虚警滤除算法来解决上述问题。通过大量对比和鲁棒性实验证明,本文算法具备较高的检测率、较低的误检率及较高的实时性,可以有效解决危险气体泄漏检测部分难题,并可运用于实际工程检测中。

参考文献

[1] LI Y, YU L, ZHENG C. Development and field deployment of a mid-infrared CO and CO<sub>2</sub> dual-gas sensor system for early fire detection and location[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2022, DOI: 10.1016/j.saa.2021.120834.

[2] 马晨瑄. 厨房有害气体的泄露报警器设计[J]. 电子技术, 2021, 50(11):12-13.

[3] 谭光韬, 张文文, 王磊. 气体传感器阵列混合气体检测算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 235(7): 95-102.

[4] 孟凡利, 祝学斌, 张华, 等. SnO<sub>2</sub> 气体传感器对挥发性有机物的温度调制及信号处理方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(12):85-94.

[5] LIN Y, CAO D. Adaptive infrared and visible image fusion method by using rolling guidance filter and saliency detection[J]. Optik, 2022, DOI: 10.1016/j.ijleo.2022.169218.

- [6] WANG J, JI J, RAVIKUMAR A P. VideoGasNet: Deep learning for natural gas methane leak classification using an infrared camera [J]. *Energy*, 2022, DOI: 10.1016/j.energy.2021.121516.
- [7] HUANG X, GONG Z, LV Y. Advances in metal-organic frameworks-based gas sensors for hazardous substances [J]. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 2022, DOI: 10.1016/j.trac.2022.116644.
- [8] WEI H, HU X, HUANG B. The effect of CO<sub>2</sub> on the lower flammability limit of C<sub>3</sub>H<sub>8</sub> in O<sub>2</sub>/CO<sub>2</sub> atmosphere at high temperature and pressure [J]. *Fuel*, 2022, DOI: 10.1016/j.fuel.2021.122023.
- [9] BAI M, YANG X, LIU J. Convolutional neural network-based deep transfer learning for fault detection of gas turbine combustion chambers [J]. *Applied Energy*, 2021, DOI: 10.1016/j.apenergy.2021.117509.
- [10] BHANVNAGARWALA I, BHANVNAGARWALA A. A novel approach to toxic gas detection using an iot device and deep neural networks [C]. 2020 IEEE MIT Undergraduate Research Technology Conference (URTC), IEEE, 2020: 1-4.
- [11] HUANCHANG N, HONGBING Z, CHUANSHENG C. Research on the real-time leak monitoring model of the long distance natural gas pipeline [C]. 2012 Fourth International Conference on Computational and Information Sciences, IEEE, 2012: 1368-1371.
- [12] 明勇,甘晓敏,杨帆. 基于时空域及高阶矩的红外弱目标检测算法 [J]. *国外电子测量技术*, 2021, 325(12): 1-6.
- [13] BAKAS J, NASKAR R, BAKSHI S. Detection and localization of inter-frame forgeries in videos based on macroblock variation and motion vector analysis [J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2021, DOI: 10.1016/j.compeleceng.2020.106929.
- [14] ZHANG C, FENG C, CHEN Z. Parallel multiscale context-based edge-preserving optical flow estimation with occlusion detection [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2022, DOI: 10.1016/j.image.2021.116560.
- [15] WANG Y, LU H, GAO R. V-Vibe: A robust ROI extraction method based on background subtraction for vein images collected by infrared device [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2022, DOI: 10.1016/j.infrared.2022.104175.
- [16] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: A powerful random technique to estimate the background in video sequences [C]. 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE, 2009: 945-948.
- [17] YUGANDER P, TEJASWINI C H, MEENAKSHI J. MR image enhancement using adaptive weighted mean filtering and homomorphic filtering [J]. *Procedia Computer Science*, 2020, 167: 677-685.
- [18] GUO Z, YU X, DU Q. Infrared and visible image fusion based on saliency and fast guided filtering [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2022, DOI: 10.1016/j.infrared.2022.104178.
- [19] XIE X, HUANG W, WANG H H. Image de-noising algorithm based on Gaussian mixture model and adaptive threshold modeling [C]. 2017 International Conference on Inventive Computing and Informatics (ICICI), IEEE, 2017: 226-229.

### 作者简介

武杰, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、红外弱小目标检测。

E-mail: 1454193779@qq.com

蔺素珍(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为计算机视觉、图像融合、目标检测。

E-mail: lsz@nuc.edu.cn