

基于 Vibe Gases 算法的气体羽流红外成像技术研究

杨振^{1,2}, 丁士航^{1,2}, 刘世界^{1,2*}, 陈丽^{1,2}, 赵帮健^{1,2}, 王朋宇^{3,2}, 王策源^{1,2},
徐宇晖^{1,2}

(1. 国科大杭州高等研究院, 浙江 杭州 310000;
2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083)

摘要: 气体泄漏在空间中以扩散的方式传播, 泄漏源附近通常会形成浓度动态稳定的羽流, 在红外图像中呈现出近似“静止”的区域。这一特性往往导致常用的运动物体检测算法在这些区域的检测准确性降低, 且难以获取气体的空间浓度分布。为解决这一问题, 提出了基于背景差分法的 Vibe Gases 自适应阈值检测算法, 对气体羽流成像的两个关键阶段进行了改进。在前景提取阶段, 首先通过气体检测逻辑构建前景差分矩阵并进行二维频率映射, 然后利用最小二乘法拟合差分分布函数, 以计算前景与背景分离的最佳阈值。在背景更新阶段, 构建前景气体的信号矩阵并进行二维频率映射, 通过高通滤波提取主要信号范围, 并对位于气体区域且在主要信号范围内的像素进行延迟更新。气体稳定泄漏时的红外探测成像实验表明, 在 20 米处对乙烯的探测准确率为 91.0%, 交并比为 89.4%; 在 5 米处对小泄漏量六氟化硫的探测准确率为 81.3%, 交并比为 80.7%。该算法显著提高了气体羽流的成像质量, 增强了对不同气体和场景的探测自适应性, 并有效提取了气体浓度分布。

关键词: 气体红外成像; 背景差分法; 前景检测; 最小二乘法; 动态阈值

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Research on infrared imaging technology of gas plumes based on the vibe gases algorithm

YANG Zhen^{1,2}, DING Shi-Hang^{1,2}, LIU Shi-Jie^{1,2*}, CHEN Li^{1,2}, ZHAO Bang-Jian^{1,2}, WANG Peng-Yu^{3,2}, WANG Ce-Yuan^{1,2}, XU Yu-Hui^{1,2}

(1. Hangzhou Institute for Advanced Study, UCAS, Hangzhou 310000, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

Abstract: When a gas leaks, it spreads in space by diffusion, and a dynamically stable plume of concentration usually forms near the leak source, presenting an approximate "static" region in the infrared image. This characteristic often leads to the accuracy of the commonly used moving object detection algorithm in these regions is reduced, and it is difficult to obtain the spatial concentration distribution of gas. To solve this problem, an adaptive threshold detection algorithm of Vibe Gases based on background subtraction method is proposed in this paper, and two key phases of gas plume imaging are improved. In the foreground extraction stage, the foreground difference matrix is constructed by gas detection logic and two-dimensional frequency mapping is carried out. Then the difference distribution function is fitted by least square method to calculate the optimal threshold of foreground and background separation. In the background update stage, the signal matrix of the foreground gas is constructed and two-dimensional frequency mapping is carried out. The main signal range is extracted by high-pass filtering, and the pixels located in the gas region and within the main signal range are delayed updated. The infrared detection imaging experiment shows that the detection accuracy index of ethylene at 20 meters is 91.0% and the intersection ratio index is 89.4% when the gas leakage reaches stability.

收稿日期: 2024-09-10, Received date: 2024-09-10,

基金项目: “尖兵领雁+X”研发攻关计划 (2024C01126, 2024C03032, 2023C03012)

Foundation items: Zhejiang Provincial “Jianbing Lingyan” Research and Development Program of China (2024C01126, 2024C03032, 2023C03012)

作者简介 (Biography): 杨振 (1994—), 男, 陕西西安人, 软件设计师, 硕士研究生, 主要研究领域为红外光电探测技术 E-mail: 642893926@qq.com

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: liushijie@ucas.ac.cn

The detection accuracy index of small leakage sulfur hexafluoride at 5 meters is 81.3%, and the intersection ratio index is 80.7%. The algorithm significantly improves the imaging quality of the gas plume, enhances the adaptability of detection to different gases and scenes, and effectively extracts the gas concentration distribution.

Key words: gas infrared imaging, background subtraction, foreground detection, least squares method, dynamic threshold

PACS:

引言

气体光学探测成像技术通过分析气体分子对特定红外波段的吸收特性来检测气体,广泛应用于工业安全监测、环境污染物检测和医疗健康诊断等领域。目前,常见的非接触式气体泄漏检测技术包括红外探测成像^[1]和可调谐半导体激光吸收光谱技术(TDLAS)。相比之下,被动式红外探测成像具有显著优势:一是能够远距离检测气体泄漏,依赖自然红外辐射,无需外部光源,不干扰目标区域;二是覆盖更宽的光谱范围,能够检测多种气体,适用于复杂环境。

由于红外气体成像中气体信号通常较弱,且图像对比度较低,导致气体与背景之间的区分度不高,进而难以清晰识别气体的存在和空间分布。此外,微弱的气体信号在成像过程中容易丢失细节信息,尤其是在复杂背景环境下,气体泄漏点周围的纹理和形状可能会被模糊或掩盖,从而影响对泄漏位置和程度的准确判断。目前,从红外图像中检测和提取气体的图像处理算法包括高斯混合模型、背景差分、帧差法、光流法以及深度学习算法等。翁静等^[2]结合帧间差分法,提出了一种基于尺度不变特征变换(SIFT)和支持向量机(SVM)的泄漏气体云团热成像检测算法,该算法在10至150米范围内的泄漏气体云团分类准确率可达92.5%。然而,由于训练数据集有限且难以覆盖各种实际场景,这将直接影响算法的泛化能力。庄宏等^[3]在YOLO模型基础上提出了一种名为GRNet的红外非接触式气体泄漏检测网络模型,该模型融合了结构重参数化变换。实验结果表明,该模型对氨气泄漏的平均检测精度达到94.90%。然而,文中未提及数据集的多样性和规模,以及模型在不同环境条件下的测试对比。左金辉等^[4]等提出了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。该算法能有效提高准确率,解决气体区域空洞问题,并减少其他运动物体的干扰。然而,测试场景较为单一,且缺乏直观的可视化方法来展示算法性能。

2018年,陈琪等^[5]利用CFD模拟技术研究了室

内天然气管道泄漏气体的扩散特性。研究分析了在无风条件下甲烷气体的扩散特性。模拟结果显示,甲烷质量浓度在空间内的分布呈现出距离泄漏源越远质量浓度越低的特征,且危险区域面积随时间呈指数增长。徐景德等^[6]基于FLUENT对天然气管道微量泄漏进行了数值模拟,揭示了气体泄漏过程中浓度分布随时间的变化。研究发现,甲烷浓度从泄漏中心向外逐渐减小。初期,时间对环境中的甲烷浓度分布的影响较大。但约5分钟后,泄漏区域内20米高度以下的甲烷浓度趋于平稳,此后不再显著变化。

由于气体扩散运动的特性,使用帧差法检测稳定的气体泄漏时,泄漏源附近的气体浓度常常趋于稳定,导致帧间差异接近于零,进而产生大量空洞或不连续区域。此外,高斯混合模型在提取过程中倾向于处理气体尾部的较大区域,从而难以准确捕捉泄漏源的气体信息。传统的背景减除法需要设定前后景分离阈值,如果设置不当,往往会导致检测准确率大幅下降。为解决这一问题,本研究提出了一种基于自适应阈值的气体检测成像算法,通过对前景检测和背景更新两个阶段的优化,显著提升了气体成像质量和浓度分布的可视化效果。处理后的图像更加直观清晰,能满足工业园区静态视场下对目标设备和气体存储仓库的全天候检测需求。

1 算法模型

1.1 整体流程

气体在不同环境下的探测效果差异显著。在背景差分法中,前景与背景的分割阈值设定对检测成像至关重要,不当的阈值设定可能导致探测效果不佳:过高的阈值可能会遗漏气体,而过低的阈值则可能引入环境扰动噪声。此外,与具有规则边界的物体运动不同,气体泄漏在泄漏源附近往往形成持续的羽流云团,如图1(a)所示。在红外图像中,气体区域通常可以分为泄漏源处的恒流区域、中间波动区域和尾部扩散区域。在稳定泄漏的情况下,恒流区和波动区的浓度通常不会发生突变。经典背景差分算法在处理稳定泄漏时,可能会将泄漏源

附近近似“静止”的气云误判为背景,从而导致探测效果下降,如图 1(b)所示。因此,本文将对背景差分算法中的前景检测和背景更新逻辑进行针对性修正。

本文提出的 Vibe Gases 气体成像算法是一种基于背景差分法的像素级目标检测算法。该算法主要包括六个关键部分:背景信号建模、前景检测、气体识别、前景差分模型、前景信号模型以及背景更新。具体的检测步骤如图 2 所示。

背景模型建立:利用单帧或双帧视频序列初始化背景模型。对于每一个像素点,基于相邻像素点信号值相近的空间分布特性,随机选取邻域内一定数量的像素值来初始化该像素点的背景模型。

前景检测:设置默认邻域半径 R 和更新因子 ϕ 等参数,然后在当前像素值的半径 R 邻域和样本集

对应位置的范围内进行匹配,若匹配个数大于或等于最小匹配数,则假设该像素为背景,否则为前景。

气体识别:在连续检测过程中,实时统计每帧提取的前景像素点数,并对其进行初步的形态学操作,包括膨胀、腐蚀和中值滤波。根据前景区域的面积和轮廓,判断是否存在行人或车辆。如果前景像素点数达到预设的阈值,则触发建立差分模型和信号模型。

前景差分模型建立:算法会立即提取最近三帧的图像数据,并设置一个临时阈值 R' 。在基于这三帧图像计算得到的平均差分矩阵上,通过二维频率分析、多项式拟合和极值点求解的方法,寻找合适范围内的阈值并更新 R' 。

前景信号模型建立:根据新的阈值,重新计算最近三帧提取的前景平均灰度矩阵。然后,对该平

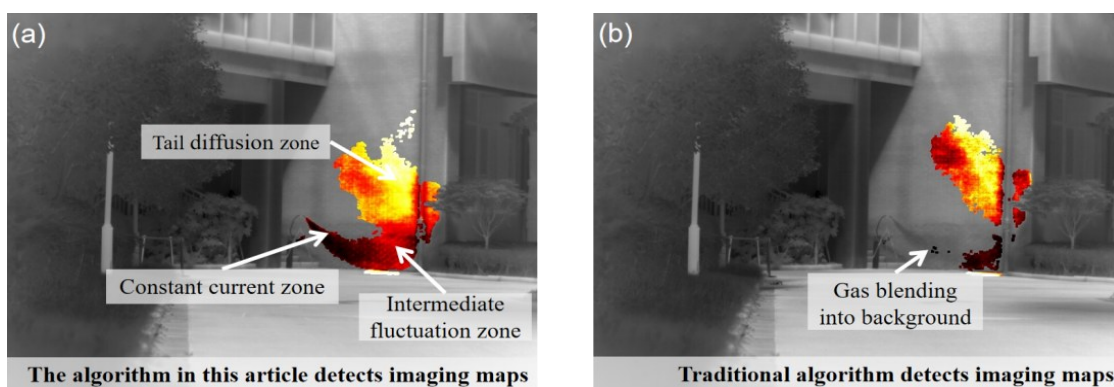


图 1 伪彩后的气体红外成像(a)气体泄漏的不同浓度区域;(b)气体区域被 Vibe 算法错误判定为背景:(b) Gas region incorrectly identified as background by Vibe algorithm

Fig. 1 Pseudo colored gas infrared imaging (a) Different concentration areas of gas leakage;

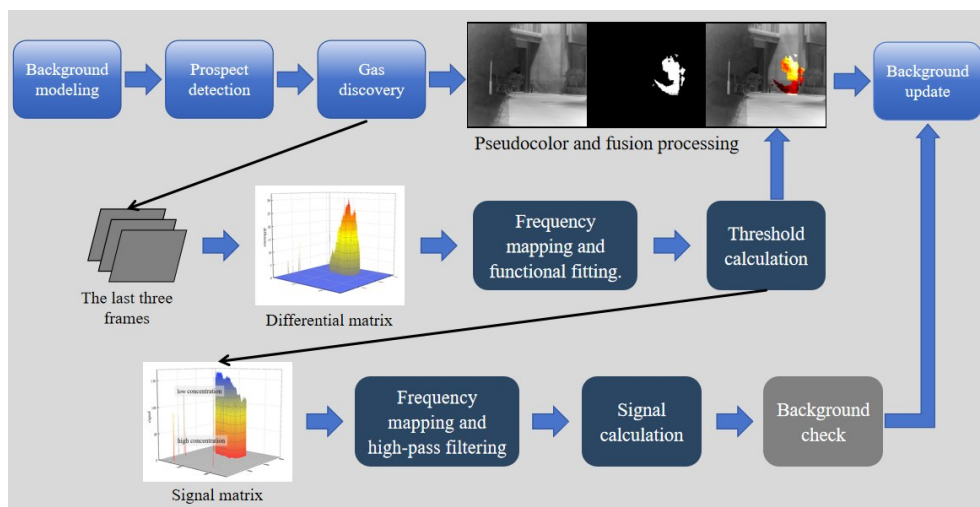


图 2 气体探测与成像整体流程

Fig. 2 Overall process of gas detection and imaging

均灰度矩阵进行二维频率分析,并使用高通滤波器筛除低频灰度值,保留高频灰度值。高频灰度值对应的范围代表了气体信号的主要变化区域。

背景更新:根据预设的更新速率和特定概率,对检测后的每个信号及其对应的邻域样本集进行更新。在更新过程中,需要判断信号像素是否位于气体范围内,并且是否在所求的灰度范围之内。如果条件符合,则暂时不更新该像素,以保持气体羽流成像的完整性。

1.2 前景差分模型

1.2.1 图像的校正

气体红外成像依赖于气体吸收或辐射能量所导致的背景温差来实现目标的检测与分割。探测器温度的变化可能导致系统灵敏度波动、热噪声增大及非均匀性变化,进而导致气体信号探测失真。在气体红外成像系统中,两点校正是一种重要的校正技术。它通过构建探测器响应与温度之间的关联模型,有效地应对温度变化对探测器性能带来的不利影响。这种方法能够提升系统的精确度与稳定性,确保在复杂多变的环境条件下,依然能够获得可靠的成像结果。具体的计算过程可参见公式(1)和(2)。

增益和偏置的计算公式: (1)

$$a(i,j) = \frac{V_H(i,j) - V_L(i,j)}{V_H - V_L}$$

$$b(i,j) = V_L - a(i,j) \cdot V_L(i,j)$$

其中, $V_H(i,j)$ 和 $V_L(i,j)$ 分别是高温和低温下像元的响应值, V_H 和 V_L 是高温和低温下像元的平均响应

值, $a(i,j)$ 是增益校正系数, $b(i,j)$ 是偏置校正系数。

校正后的像元输出响应公式 (2)

$$\hat{V}(i,j) = a(i,j) \cdot V(i,j) + b(i,j)$$

其中, $\hat{V}(i,j)$ 是校正后的像元输出响应, $V(i,j)$ 是原始的像元输出响应。

1.2.2 气体识别

气体识别逻辑用于决定是否建立前景差分模型。通过实时计算每帧图像中的前景像素数和区域面积,当这两个值超过设定的阈值时,首先通过轮廓判断是否由行人或车辆造成。如果不是行人或车辆,则触发差分模型建立。为了避免因图像抖动或遮挡造成的误判,还需判断提取的前景像素数是否超过探测器像素总数的一半;若超过,则本周期内不触发模型建立。

1.2.3 差分矩阵与映射

LoG(Laplacian of Gaussian)算法是一种基于图像二阶导数的边缘检测方法,它结合了高斯滤波和拉普拉斯微分算子来识别图像轮廓。该算法对噪声具有较强的鲁棒性,能够有效地检测物体边缘或进行图像分割。差分模型结合了LoG算法的思想,通过在前景和背景的平均差分矩阵上应用高斯滤波和二阶导数,来对气体区域与背景进行分割,从而确定前景和背景的最佳分离阈值,其原理如图3所示。

当气体识别逻辑触发差分模型的建立时,为了捕捉尽可能多的气体目标,模型会设置一个较小的动态阈值 R' (例如3),并计算背景蒙版与最近三帧图像的平均差分矩阵 $D(x,y)$,计算过程如公式(3)

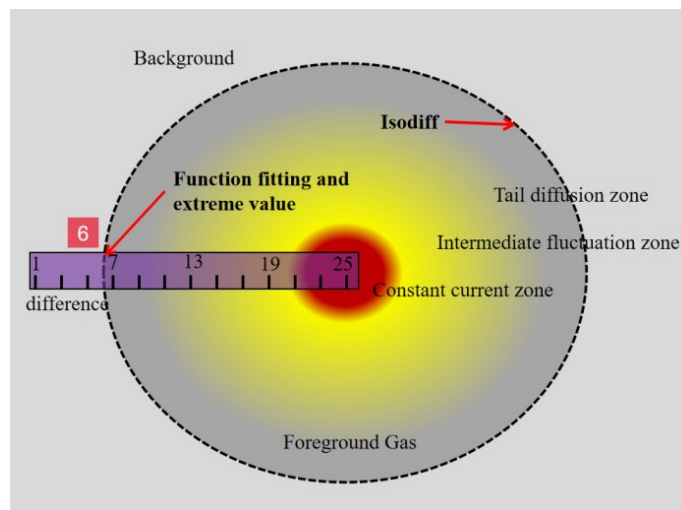


图3 差分模型原理示意图

Fig. 3 Schematic Diagram of the Difference Model Principle

所示。此时前景和背景差分大于等于 R' 的信号点将被 $D(x, y)$ 提取,如图 4(a)矩阵所示。高斯滤波用于减少噪声和平滑图像,对差分矩阵进行二维频率

$$D(x, y) = \begin{cases} \frac{M_a(x, y) + M_b(x, y) + M_c(x, y) - 3M(x, y)}{3}, & \frac{M_a(x, y) + M_b(x, y) + M_c(x, y) - 3M(x, y)}{3} > R' \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中, M_a 、 M_b 、 M_c , 为最近的三帧图像, M 为背景蒙版

$$P(k) = \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \delta(D(x, y) - k) \quad (4)$$

其中 X 和 Y 分别代表矩阵 D 的行数和列数。

在图 4(b)的差分离散分布关系图中,当平均差值处于(3~5)的范围内时,存在较多小波动信号点,这些点主要由环境噪声和气体扩散区尾部的低浓度气体组成。当平均差值处于(5~20)的范围内时,随着差值的增大,频率逐渐下降。这部分信号主要来源于气体羽流的波动区域和部分恒流区域,气体浓度逐渐增高。当平均差值处于(20~30)的范围内时,对应泄漏源附近的恒流区,该区域的气体信号在红外图像中占比最少,但浓度最高,且与背景的差值最大,因此最易被直接观察到。

分析发现,气体尾部扩散区的信号与背景噪声之间存在一个临界分离点。LoG 算法通过计算灰度图像的二阶导数来实现边缘的精确分割。类似地,在差值范围(3~30)内,第一个有效极值点的位置(横坐标)可以作为气体前景与背景分离的合理阈值。

最小二乘法是一种常用的多项式函数拟合方法,通过最小化数据点与拟合曲线之间的平方差来找到最佳拟合多项式。将最小二乘法应用于离散

映射后应用高斯滤波,从而得到差值(difference)与频率(frequency)的离散分布关系 $P(k)$,如公式(4)和图 4(b)所示。

的二维差分数据集,可以得到差分值与频率之间的关系函数。为防止过拟合并考虑到气体浓度在不同区域可能有不同的分布特性,应将多项式的最高阶数限制为四阶。具体计算如下:

最后,通过求解四阶函数 $P(x)$ 的一阶导数 $P'(x)$ 和二阶导数 $P''(x)$,找到 3 至 20 范围内的第一个极大值点 $P(x_i)$ 。若求解成功,将该极大值点对应的差分值 x_i 赋给分离阈值 R ;如果求解失败,则保留上次的阈值。

1.3 前景信号模型

1.3.1 信号矩阵与映射

前景信号模型通过计算前景气体的浓度信号分布,在背景更新过程中避免错误地将气体信号归入背景,从而确保气体羽流的完整性。首先,利用差分模型计算的最新阈值 R ,重新计算最近三帧图像的前景差分矩阵 $D(x, y)$ 和前景的平均灰度信号矩阵 $S(x, y)$,如公式(10)和公式(11)所示。图 5(a)展示了某检测周期内气体区域平均灰度信号 $S(x, y)$ 的分布。随后,对矩阵 $S(x, y)$ 进行二维频率映射和高斯滤波,得到气体信号灰度值(signal)与频率(frequency)之间的二维离散对应关系 $g(k)$,如公式(12)和图 5(b)信号矩阵所示。

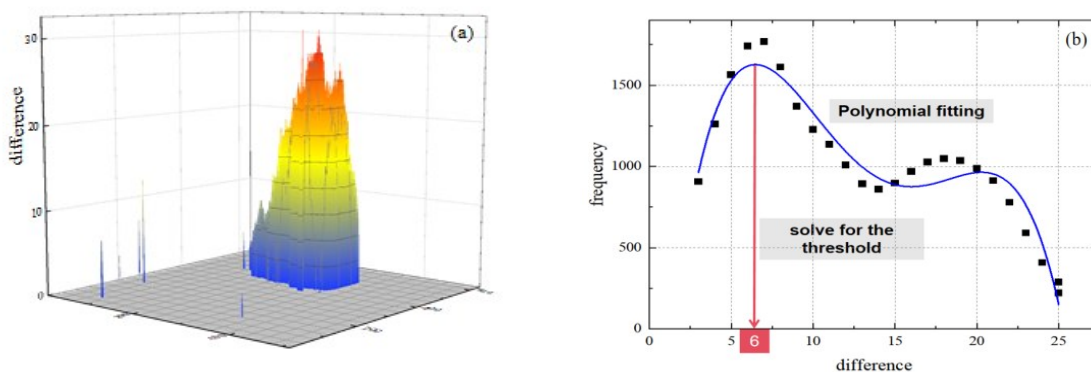


图4 差分模型(a)差分矩阵;(b)频率映射与多项式拟合

Fig.4 Difference model (a) Interpolation matrix; (b) Frequency mapping and polynomial fitting

定义多项式:

$$P(x) = a_4x^4 + a_3x^3 + a_2x^2 + a_1x + a_0 \quad (5)$$

其中, a_0, a_1, a_2, a_3, a_4 是待定系数。

收集数据点:

假设离散的差分数据点为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 。

设计矩阵 X:

设计矩阵 X 由数据点的幂组成, 每一行对应一个数据点, 每一列对应多项式中的一个项。对于四阶多项式, 设计矩阵如下:

$$X = \begin{bmatrix} x_1^4 & x_1^3 & x_1^2 & x_1 & 1 \\ x_2^4 & x_2^3 & x_2^2 & x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^4 & x_n^3 & x_n^2 & x_n & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

构建响应向量 Y:

响应向量 Y 是一个列向量, 包含所有观测到的 y 值:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

构建正规方程:

最小二乘法的目标是最小化误差平方和, 这可以通过求解下面的正规方程来实现:

$$X^T X \cdot a = X^T Y$$

其中, X^T 是 X 的转置, a 是包含待定系数的列向量:

$$a = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \end{bmatrix} \quad (8)$$

求解系数向量:

如果 $X^T X$ 是非奇异的 (即行列式不为零), 则可以通过矩阵求逆来求解 a :

$$a = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (9)$$

将所求得的系数 a 带入多项式 $P(x)$ 中, 即可得到关于差值与频率的多项式函数 $P(x)$

$$D(x, y) = \begin{cases} \frac{M_a(x, y) + M_b(x, y) + M_c(x, y) - 3M(x, y)}{3}, & \frac{M_a(x, y) + M_b(x, y) + M_c(x, y) - 3M(x, y)}{3} > R \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$S(x, y) =$$

$$\begin{cases} \frac{M_a(x, y) + M_b(x, y) + M_c(x, y)}{3}, & D(x, y) > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$g(k) = \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \delta(S(x, y) - k) \quad (12)$$

其中 X 和 Y 分别代表矩阵的行数和列数。

最后, 使用高通滤波器去除低频信号, 仅保留高频部分。如图 5(b) 所示, 过滤后的高频信号对应于 (81~159) 的信号值区间, 反映了前景气体的灰度分布范围。在背景更新阶段, 如果信号像素位于差分模型确定的气体区域内且其灰度值在 (81~159) 之间, 则该像素本次的背景更新将被暂缓。

1.3.2 背景检查

前景信号模型可以防止气体泄漏部分被误判为背景, 但在没有发生气体泄漏的情况下, 非气体物体 (如设备) 的移动仍可能导致“鬼影”现象。为解决这一问题, 可以在检测周期末尾结合三帧差分法和中值滤波进行背景复核。如果帧间差分检测到的信号数量低于预设阈值, 则判断视野内未发生气体泄漏或物体运动。在这种情况下, 背景更新时将采用经典的背景减除法策略, 而不对气体区域和灰度信号进行特定判断, 从而完成背景蒙版的更新。

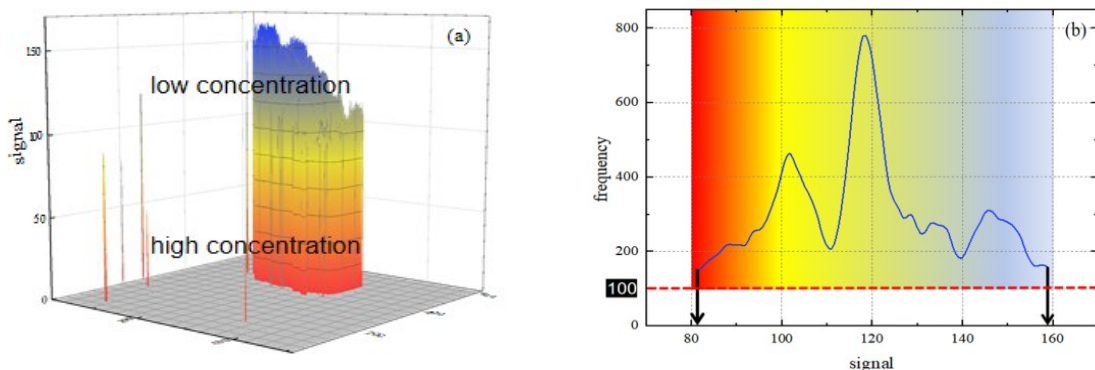


图5 前景信号模型(a)前景信号矩阵;(b)频率映射与低频过滤

Fig. 5 Foreground signal model.(a) Foreground signal matrix; (b) Frequency mapping and low-frequency filtering

2 实验分析

2.1 成像实验结果

为了验证算法的有效性,本文从以下三个方面进行了实验与对比:首先,比较修正后的 Vibe Gases 算法与原 Vibe 算法在乙烯气体探测成像中的性能;其次,测试算法在探测六氟化硫气体小泄漏方面的能力,以评估其在不同气体和场景下的表现;最后,与其他算法的成像效果进行对比。实验平台为配备 64 位 Windows 11 操作系统和 8GB 内存的个人电脑,开发环境为 Visual Studio 2022,使用 C++ 语言和 OpenCV 4.6 工具库。实验数据集由中长波红外相机拍摄,具体参数见图 6 和表 1。

第一组实验对比了优化前后本文算法与经典 Vibe 算法在乙烯气体检测成像能力上的差异,探测距离为 20 米。评估从两个方面进行:一是算法是否能自适应地调整探测阈值,以提取更多气体细节;二是算法在长时间运行后是否能有效防止气体信

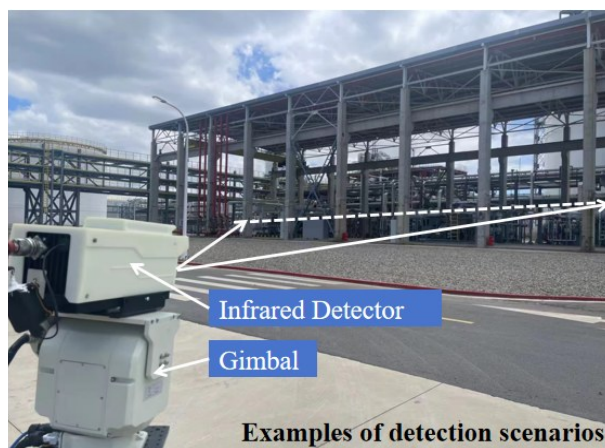


图6 中长波非制冷红外探测器样机

Fig. 6 Mid-wave infrared detector prototype

号融入背景。由于前景气体信号较弱,为了更清晰地分辨和观察气体浓度分布,算法对气体前景进行了伪彩色处理。

成像结果如图 7 所示。第一行展示了第 75 帧

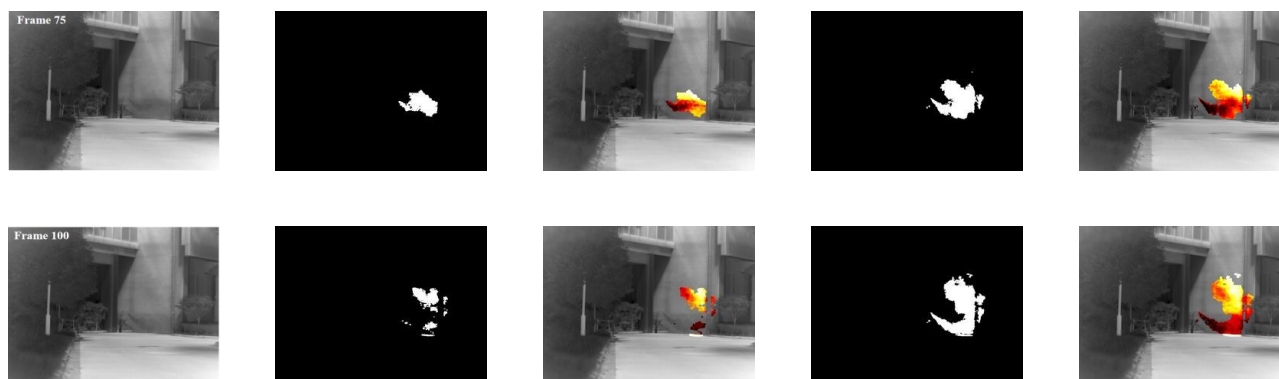


图7 Vibe算法与本文算法对于乙烯气体的红外探测成像对比:Vibe Vibe Gases

Fig. 7 Comparison between Vibe algorithm and this algorithm for infrared detection imaging of ethylene gas

表 1 实验器材参数详情

Table 1 Details of experimental equipment parameters

参数名称	参数值	参数名称	参数值
探测器	氧化钒非制冷红外焦平面探测器	气体名称	乙烯、六氟化硫
分辨率	640×512	气瓶压力	10MPa(兆帕)
场频	50Hz	纯度(%)	99.95%
波长范围	宽波段 3~14 μm	分子式	C ₂ H ₄ 、SF ₆

时两种算法的探测成像效果。经典 Vibe 算法由于采用固定阈值 12, 未能完全检测出图像中的气体。相比之下, 本文算法通过动态调整阈值, 成功探测到了更多气体细节, 并保持了较低的噪声水平。第二行展示了第 100 帧时的探测成像, 此时气体恒流区和波动区的气体羽流形成了短暂的动态稳定状态。经典 Vibe 算法误将这些气体更新为背景, 导致恒流区和波动区的气体轮廓几乎完全失真。相对而言, 本文算法有效避免了将气体误更新为背景, 验证了其成像的稳定性。

第二组实验旨在验证本文算法在不同场景下对小量六氟化硫泄漏的检测与成像能力, 探测距离为 5 米。实验评估从以下两个方面进行: 一是成像效果, 即算法能否准确提取六氟化硫气体的轮廓; 二是前景信号模型的稳定性, 即算法能否有效防止气体成像部分被错误识别为背景。

成像结果如图 8 所示。第一行展示了第 40 帧的气体前景二值图和伪彩成像图(图像中的断层由窗户钢柱引起)。尽管室内测试中的气体排放量较小, 但本文提出的算法仍能成功检测到气体, 证明

其在不同气体检测中的有效性。第二行展示了第 80 帧的气体前景二值图和伪彩成像图, 气体成像依然清晰, 表明本文提出的算法有效抑制了背景更新对气体部分的影响。

第三组实验旨在比较本文算法与其他算法在检测成像能力上的差异。实验通过模拟乙烯和六氟化硫两种气体泄漏场景, 评估各探测算法在气体轮廓和羽流完整性方面的表现。

如图 9 所示, 展示了高斯混合模型(GMM)、帧差法(FD)、光流法(Optical Flow)和本文算法在乙烯及六氟化硫气体红外探测中的成像结果。以第 70 帧的检测效果为例进行对比分析: 由于六氟化硫气体的排放量较小, 其灰度信号与背景环境相近, 导致高斯混合模型未能成功检测到该气体。帧差法成功探测到了乙烯和六氟化硫气体, 但在气体羽流的恒流区域和波动区域的提取效果较差, 存在大量空洞和不连续部分。光流法在气体稳定泄漏情况下, 未能有效检测到两种气体的泄漏。本文提出的算法通过动态调整模型参数, 不仅有效抑制了噪声, 还能更精确地提取气体的细节和浓度空间分布, 从而使乙烯和六氟化硫气体的成像更加完整。

算法能检测到的最低气体浓度是衡量其灵敏度的重要参数, 气体的最低可探测浓度与红外相机性能、气体种类及探测距离等因素紧密相关。为验证算法的灵敏度, 本文在现有设备条件下, 使用充有乙烯和六氟化硫的气袋进行放气测试。在室温条件下, 距气体源 2 米处使用非制冷红外相机成像,

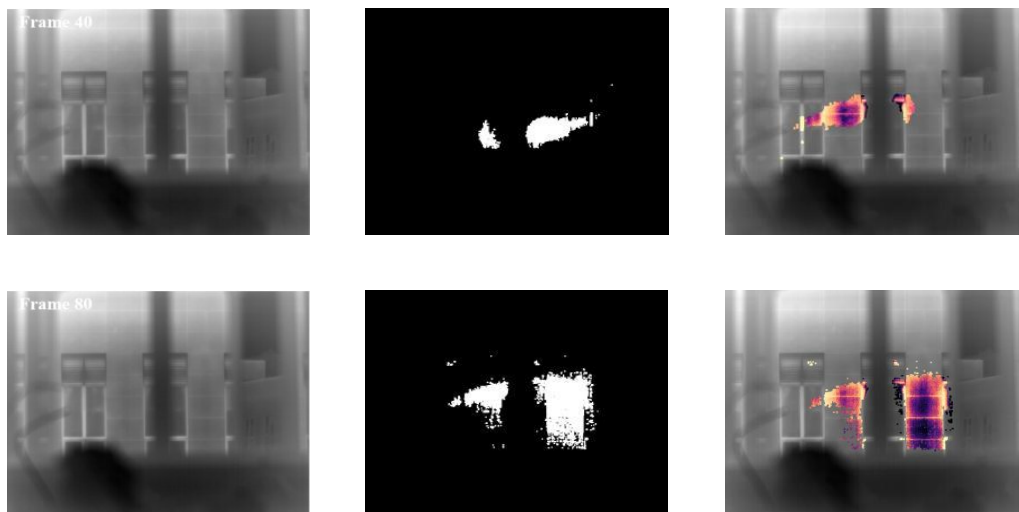


图 8 小泄漏量的六氟化硫红外探测成像

Fig. 8 Infrared detection imaging of small leaks of sulfur hexafluoride

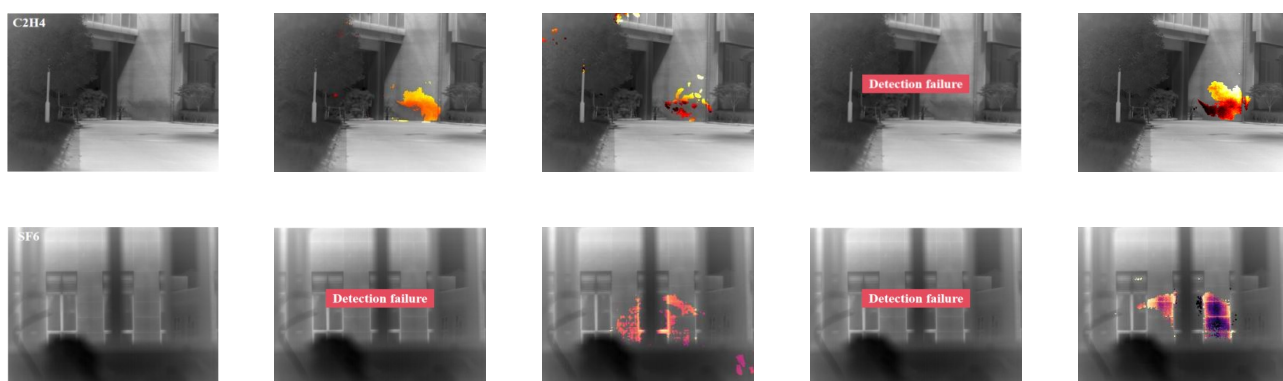


图9 不同算法的成像结果对比:Original Image GMM FD Optical Flow Vibe Gases

Fig. 9 Comparison of Imaging Results from Different Algorithms

成像效果如图 10 所示。实验结果显示,乙烯的最低可探测浓度为 $200 \pm 50 \text{ ppm}$, 六氟化硫的最低可探测浓度为 $150 \pm 50 \text{ ppm}$, 这些结果证明了算法具有良好的灵敏度。

2.2 评价指标

为验证算法的有效性,除了主观比较外,本文还进行了定量对比分析。通过准确率(Pr)、召回率(Re)和 F1 值对乙烯和六氟化硫的探测视频帧数据进行了评估,计算见公式(13)。

$$P_r = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}}$$

$$R_c = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (13)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P_r \cdot R_c}{P_r + R_c}$$

交并比(IoU)是目标检测和图像分割中重要的评价指标,通过计算预测区域与真实目标区域交集与并集的比值来衡量预测结果的准确性。具体计算见公式(14)。

$$IoU(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (14)$$



图 10 乙烯气体最低检测浓度成像实验

Fig. 10 Imaging experiment of the lowest detection concentration of ethylene gas

通常,Pr、Re、F1 和 IoU 的值越高,说明检测效果越好。此外,本文算法的实验数据均基于模拟泄漏场景,未包含负样本(即非泄漏场景)的评估。具体的评价数据见表 2。

根据表 2 的评价结果,在乙烯和六氟化硫气体的红外探测成像中,帧差法通过检测相邻帧图像中像素的灰度变化来识别微小信号。由于气体扩散运动的特殊性,稳定泄漏时,在部分区域,相邻帧的灰度变化较小,导致有效数据的提取受限,交并比在 20%~30% 之间,准确率在 30%~40% 之间。GMM 算法在乙烯气体检测中表现略优,交并比为 37%,但主要提取了气体羽流的中部和尾部,泄漏源处的气体几乎无法被检测到。对于小泄漏量的六氟化硫,由于其与背景的差异较小,导致检测几乎失败。光流法在两种气体的检测中均未能正确识别,表明该方法不适用于本实验的气体检测成像。在设定固定阈值 R 为 12 的情况下,经典 Vibe 算法对乙烯气体的提取效果较好,准确率和交并比均超过 60%。然而,对于小泄漏量的六氟化硫,由于信号较弱,交并比仅为 30.2%。结合大津法(OTSU)的 Vibe+ 算法

表 2 不同算法的成像指标对比

Table 2 Comparison of Imaging Metrics of Different Algorithms

Parameter	C2H4 detection				SF6 detection				
	Pr	Re	F1	IoU	Pr	Re	F1	IoU	
FD	31.4	58.0	40.7	25.6	38.6	51.6	44.2	28.3	
GMM	46.9	63.6	54.0	37.0	-	-	-	-	
Optical Flow	-	-	-	-	-	-	-	-	
Vibe	64.1	97.1	77.2	64.1	30.2	98.9	46.3	30.2	
Vibe Gases	91.0	98.2	93.9	89.4	81.3	99.2	89.3	80.7	

在气体检测中的表现未见显著提高,因此不再详细讨论。最后,指标数据显示,经过两阶段优化的本文算法在探测成像中实现了超过 80% 的准确率和交并比,能够较为完整地提取气体图像,且表现优于其他算法。此外,实验测得,每帧图像的平均计算耗时约为 0.015~0.020 秒,具体耗时因设备性能不同而略有差异,能够满足大多数终端设备的实时处理需求。

3 结论

目前,气体泄露红外探测相关的研究主要集中在检测有无发生气体泄漏,而对气体羽流成像和浓度分布的研究相对较少。考虑到气体的运动特性,本文在背景减除法的基础上提出了一种改进的气体红外探测成像算法。该算法从气体信号值变化的频域角度出发,通过在前景提取和背景更新两个阶段建立修正模型,自适应调整探测成像参数,以适应不同气体和场景,从而实现更高质量的成像效果。

对乙烯和六氟化硫两种气体的探测成像结果表明,该算法在检测性能和成像质量上均表现优异。在气体稳定泄漏条件下,探测成像的交并比指标均超过 80%。经过伪彩处理的气体红外图像色彩鲜明、直观,能够满足工业生产环境中静态视场下的全天候泄漏监测需求。此外,本文还对被动式气体红外探测的最低可探测浓度进行了实验,结果表明,在 2 米处,对乙烯和六氟化硫的最低可探测浓度范围为 100~300ppm,显示出该算法具有较高的灵敏度。

此外,本文提出的算法侧重于气体羽流的红外探测成像。在气体检测阶段,通过分析前景的面积和轮廓来区分行人和车辆,从而减少误检。引入注意力机制和机器学习算法可能提高探测成像的准确性,但也可能增加时间成本和复杂度,因此在后续的工作中需要进一步验证。

References