

# 基于 Vibe Gases 算法的气体羽流红外成像技术研究

杨 振<sup>1,2</sup>, 丁士航<sup>1,2</sup>, 刘世界<sup>1,2\*</sup>, 陈 丽<sup>1,2</sup>, 赵帮健<sup>1,2</sup>, 王朋宇<sup>3,2</sup>, 王策源<sup>1,2</sup>, 徐宇晖<sup>1,2</sup>

(1. 国科大杭州高等研究院 物理与光电工程学院, 浙江 杭州 310024;

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, 在红外图像中呈现近似“静止”的区域。这一特性常导致运动物体检测算法在这些区域的准确率降低, 且难以获取气体的空间浓度分布。为解决这一问题, 本文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, 随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, 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 m 处对乙烯的探测准确率为 91.0%, 交并比为 89.4%; 在 5 m 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, 并有效提取了气体空间浓度分布。

**关键词:** 气体泄漏检测; 红外热成像; 前景检测; 自适应阈值; 频率分析

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<sup>1,2</sup>, DING Shi-Hang<sup>1,2</sup>, LIU Shi-Jie<sup>1,2\*</sup>, CHEN Li<sup>1,2</sup>, ZHAO Bang-Jian<sup>1,2</sup>,

WANG Peng-Yu<sup>3,2</sup>, WANG Ce-Yuan<sup>1,2</sup>, XU Yu-Hui<sup>1,2</sup>

(1. School of Physics and Optoelectronic Engineering, Hangzhou Institute for Advanced Study, University of Chinese Academy of Sciences, Hangzhou 310024, 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 leak occurs, it propagates through space in the form of diffusion, typically forming a gas plume with dynamically stable concentration near the leakage source, which appears as a quasi-static region in infrared images. This characteristic often causes reduced detection accuracy of conventional moving object detection algorithms in these regions and makes it difficult to obtain the spatial concentration distribution of the gas. To address this issue, a Vibe Gases adaptive threshold detection algorithm based on the background subtraction method is proposed, which introduces improvements in two critical phases of gas plume imaging. During the foreground extraction phase, a foreground difference matrix is first constructed through gas detection logic and subjected to two-dimensional frequency mapping. Subsequently, the optimal threshold for separating the foreground and background is calculated by fitting a difference distribution function using the least squares method. In the background updating phase, a signal matrix of the foreground gas is established and processed with two-dimensional frequency mapping. The primary signal range is then extracted through frequency-based high-pass filtering, followed by delayed updates for pixels located within both the gas region and this primary signal range. The experimental results of infrared detection imaging under stable gas leakage conditions demonstrate that at a distance of 20 meters, the detection accuracy for ethylene reaches 91.0% with an Intersection over

收稿日期: 2024-09-10, 修回日期: 2024-12-11

Received date: 2024-09-10, Revised date: 2024-12-11

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

**Foundation items:** Supported by the 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, 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

Union (IoU) metric of 89.4%, while at 5 meters, the accuracy for detecting small leaks of sulfur hexafluoride is 81.3% with an IoU of 80.7%. The algorithm significantly improves the imaging quality of gas plumes, enhances adaptive detection capabilities across diverse gases and scenarios, and effectively extracts spatial concentration distributions of gases.

**Key words:** gas leakage detection, infrared thermal imaging, foreground detection, adaptive threshold, frequency analysis

## 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<sup>[1]</sup>和可调谐半导体激光吸收光谱技术(Tunable Diode Laser Absorption Spectroscopy, 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,无需外部光源且不干扰目标区域;二是覆盖更宽的光谱范围,可检测多种气体,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<sup>[2]</sup>结合帧间差分法,提出了一种基于尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的泄漏气体云团热成像检测算法,该算法在10~150 m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<sup>[3]</sup>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<sup>[4]</sup>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,其测试场景较为单一,且缺乏直观的可视化方法来展示算法性能。

2018年,陈琪等<sup>[5]</sup>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,研究重点分析了无风条件下甲烷气体的扩散规律。模拟结果表明,甲烷质量浓度在空间内呈距离泄漏源越远浓度越低的分布特征,且危险区域面积随时间呈指数增长。徐景德等<sup>[6]</sup>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的动态变化。研究发现,甲烷浓度从泄漏中心向外逐渐衰减;初期,时间对环境中甲烷浓度分布影响显著,但约5分钟后,泄漏区域内20 m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通常趋于稳定,导致帧间差异接近于零,从而产生大量空洞或不连续区域。此外,高斯混合模型在建模过程中倾向于处理气体尾部的较大区域,难以准确捕捉泄漏源的气体信息。传统的背景减除法需设定前景与背景分离阈值,若设置不当,往往导致检测准确率大幅下降。为解决这一问题,本研究提出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,显著提升气体成像质量及浓度分布的可视化效果。处理后的图像更加直观清晰,能够满足工业园区静态场景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:过高的阈值会遗漏气体,而过低的阈值则可能引入环境噪声。此外,与具有规则形状的物体运动不同,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改进。

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检测算法。该算法主要包括六个关键部分:背景建模、前景检测、气体识别、前景差分模型、前景信号模型及背景更新。具体检测步骤如图 2 所示。

**背景建模:**利用单帧或双帧图像初始化背景模型。对于每个像素点,基于相邻像素灰度值相近的空间分布特性,随机选取邻域内若干像素值初始化该像素的背景模型。

**前景检测:**设置默认邻域半径  $R$  和更新因子  $\phi$  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,则判定该像素为背景,否则为前景。

**气体识别:**实时统计每帧前景像素数量,进行形态学操作(膨胀、腐蚀、中值滤波),并根据前景区域面积与轮廓判断是否存在干扰物(如行人、车辆);若前景像素数超过预设阈值,则触发差分模型与信号模型的构建。

**前景差分模型:**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

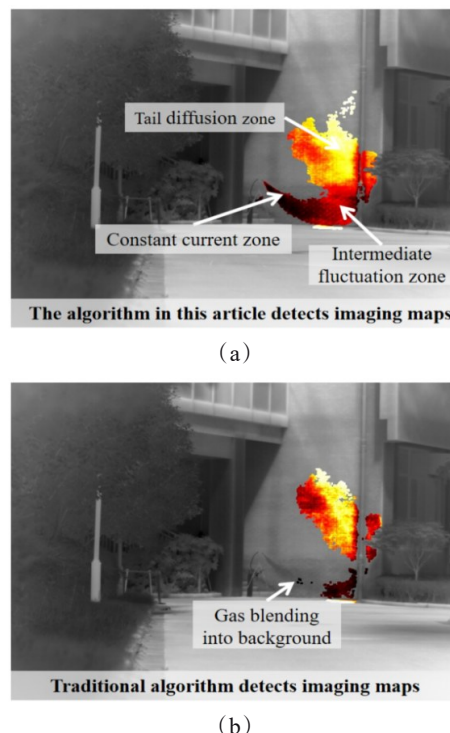


图 1 伪彩后的气体红外成像:(a)气体泄漏的不同浓度区域;(b)气体区域被 Vibe 算法错误判定为背景

Fig. 1 Pseudo-color processed gas infrared imaging: (a) different concentration regions of gas leakage; (b) gas regions erroneously identified as background by the Vibe algorithm

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:**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;随后,对该平均灰度矩阵进行二维频率分析,并使用高通滤波器筛除

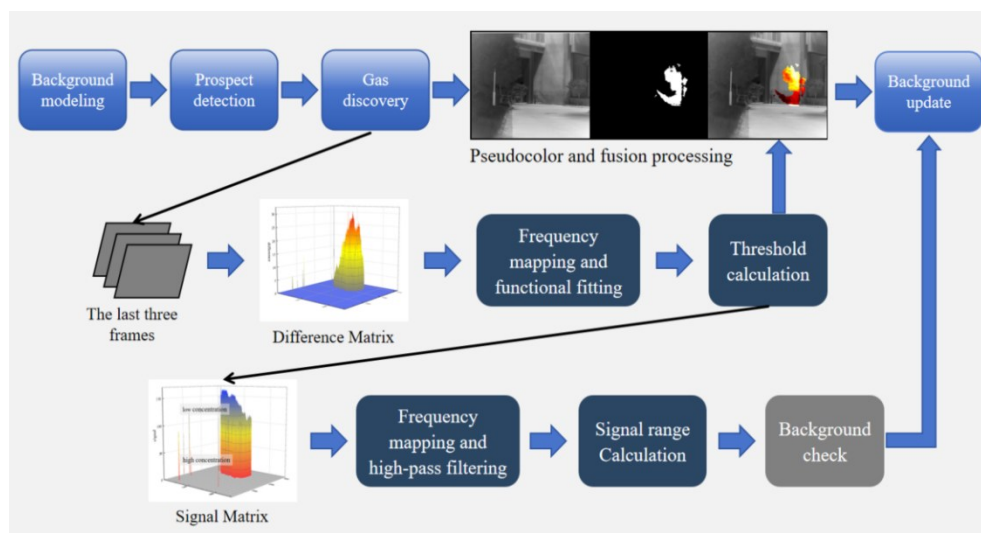


图 2 气体探测与成像整体流程

Fig. 2 The overall process of gas detection and imaging

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:按预设更新速率和概率更新检测后的像素及其邻域样本集;若像素位于气体区域且处于目标灰度范围内,则延迟更新以维持气体羽流的完整性。

## 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产生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引发系统灵敏度波动、热噪声增大以及非均匀性变化,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非均匀性校正技术。它通过构建探测器响应与温度之间的关联模型,有效补偿温度变化对探测器性能的影响。这种方法能够提升系统的检测精度与稳定性,确保在复杂多变的环境条件下仍能获得可靠的成像结果。具体计算过程可参见公式(1)~(3)。

增益和偏置的计算公式:

$$a(i,j) = \frac{V_H(i,j) - V_L(i,j)}{V_H - V_L}, \quad (1)$$

$$b(i,j) = V_L - a(i,j) \cdot V_L(i,j) \quad (2)$$

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:

$$\hat{V}(i,j) = a(i,j) \cdot V(i,j) + b(i,j) \quad (3)$$

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

气体识别逻辑用于判断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与区域面积,当这两个值超过设定阈值时,首先通过轮廓判断是否由行人或车辆引起。若非行人或车辆,则触发差分模型的建立。为避免因图像抖动或遮挡造成误判,需进一步判断提取的前景像素数是否超过探测器总像素数的一半;若超过,则当前周期

$$D(x,y) = \begin{cases} \frac{M_a(x,y) + M_b(x,y) + M_c(x,y) - 3M(x,y)}{3} & , \frac{M_a(x,y) + M_b(x,y) + M_c(x,y) - 3M(x,y)}{3} > R' \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $M_a(x,y)$ 、 $M_b(x,y)$ 、 $M_c(x,y)$  为最近的三帧图像,  $M(x,y)$  为背景蒙版。

不触发模型建立。

### 1.2.3 差分矩阵与映射

高斯拉普拉斯(Laplacian of Gaussian, LoG)算法是一种基于图像二阶导数的边缘检测方法,通过结合高斯滤波和拉普拉斯微分算子来检测图像边缘。该算法对噪声具有较强的鲁棒性,能够有效检测物体边缘并实现图像分割。差分模型基于LoG算法思想,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操作,对气体区域与背景进行分割,最终确定前景与背景的最佳分离阈值。该方法的原理如图3所示。

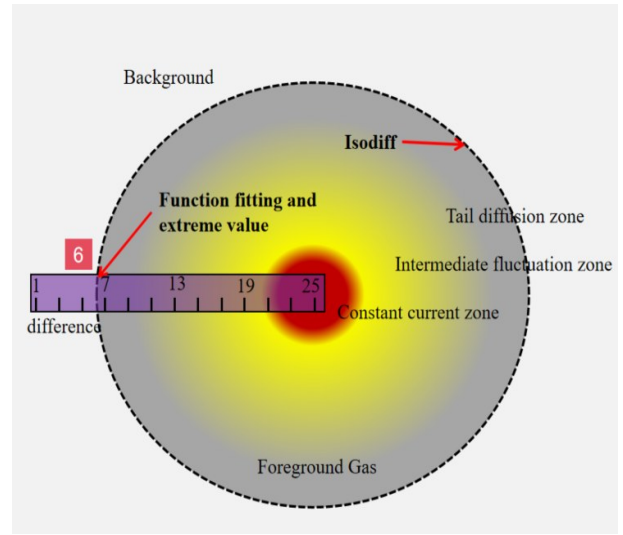


图3 差分模型原理示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the principle of the difference model

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暂态阈值  $R'$  (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(4)所示。此时,前景和背景差分大于等于  $R'$  的信号点将被提取,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  $P(k)$ ,映射关系如公式(5)和图4(b)所示。

$$P(k) = \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \delta(D(x,y) - k) \quad (5)$$

其中,  $X$  和  $Y$  分别代表矩阵  $D(x, y)$  的行数和列数,  $k$  为差值数。

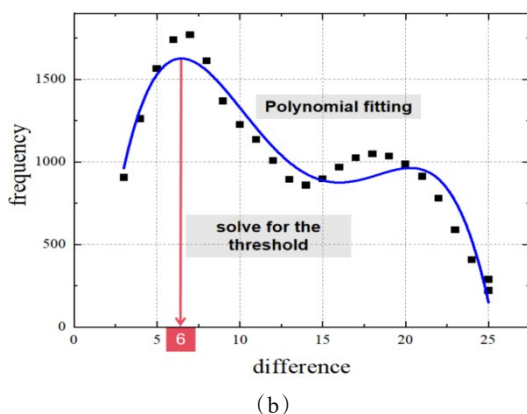
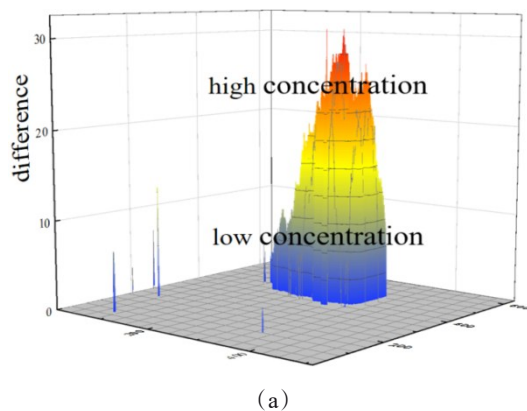


图4 差分模型:(a) 差分矩阵;(b) 频率映射与多项式拟合

Fig. 4 Difference model: (a) difference matrix; (b) frequency mapping and polynomial fitting

在图4(b)的差分离散分布关系图中,当平均差值处于3~5范围时,分布着较多小波动信号点,这些点主要由环境噪声和气体扩散区尾部的低浓度气体构成。当平均差值处于5~20范围时,随着差值增大,信号频率逐渐下降,这部分对应气体羽流的波动区域和部分恒流区域,其气体浓度呈现递增特征。当平均差值处于20~30范围时,对应泄漏源附近的恒流区,该区域气体信号在红外图像中占比最小,但具有最高浓度和最大背景差值,因而最易被直接观测。

分析表明,气体尾部扩散区的信号与背景噪声之间存在临界分离点。LoG算法通过计算灰度图像的二阶导数实现边缘精确分割;同理,在3~30差值范围内,首个有效极值点的横坐标可作为气体前景与背景分离的合理阈值。

最小二乘法作为经典多项式拟合方法,通过最小化数据点与拟合曲线间的平方差寻求最优解。将其应用于二维离散差分数据集,可建立差分值与频率的函数关系。为避免过拟合并考虑不同区域气体浓度分布特性,建议将多项式最高阶数限定为四阶。具体计算步骤如下:

定义多项式:

$$P(x) = a_4x^4 + a_3x^3 + a_2x^2 + a_1x + a_0, \quad (6)$$

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:

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

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:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

构建正规方程:

最小二乘法的目标是最小化误差平方和,可以通过求解下面的正规方程来实现:

$$X^T X \cdot a = X^T Y, \quad (7)$$

其中,  $X^T$  是  $X$  的转置,  $a$  是包含待定系数的列向量:

$$a = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \end{bmatrix}$$

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  $a$ :

$$a = (X^T X)^{-1} X^T Y, \quad (8)$$

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  $P(x)$ 。

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3~30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

$$D(x,y) = \begin{cases} \frac{M_a(x,y) + M_b(x,y) + M_c(x,y) - 3M(x,y)}{3} & , \frac{M_a(x,y) + M_b(x,y) + M_c(x,y) - 3M(x,y)}{3} > R \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

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

$$g(k) = \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \delta(S(x,y) - k), \quad (11)$$

其中, $X$ 和 $Y$ 分别代表矩阵的行数和列数, $k$ 为灰度值。

最后,使用高通滤波器滤除低频信号,保留高频部分。如图5(b)所示,处理后的高频信号对应81~159的信号值区间,对应前景气体的灰度分布范围。在背景更新阶段,若某像素位于差分模型所界定的气体区域内,同时其灰度值处于81~159区间内,则该像素本次的背景更新将暂缓执行。

#### 1.3.2 背景检查

前景信号模型可以有效防止气体泄漏区域被误判为背景,但在未发生气体泄漏时,非气体物体(如设备)的移动仍可能引发“鬼影”现象。为解决这一问题,可在检测周期末引入三帧差分法与中值滤波进行背景复核。当帧间差分检测到的信号数量低于预设阈值时,即判定视野内不存在气体泄漏或物体运动。此时,背景更新将直接采用经典背景减除法策略,无需对气体区域和灰度信号进行特殊处理,从而实现背景蒙版的更新。

## 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对比:首先,比较改进后的Vibe Gases算法与原Vibe算法在乙烯气体探测成像中的性能;其次,评估算法在六氟化硫气体小泄漏探测中的能力,以验证其不同气体及场景下的适用性;最后,与其

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(9)和公式(10)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 $g(k)$ ,映射关系如公式(11)和图5(b)所示。

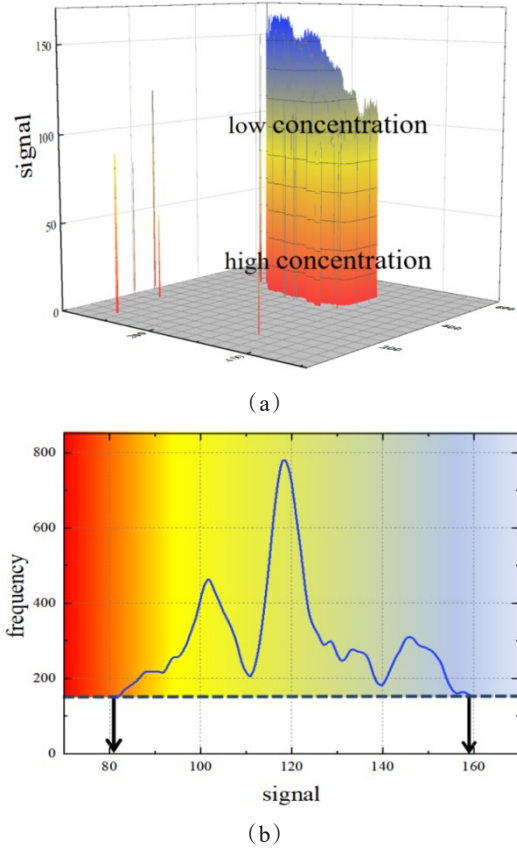


图5 前景信号模型:(a) 前景信号矩阵;(b) 频率映射与高通滤波

Fig. 5 Foreground signal model: (a) foreground signal matrix; (b) frequency mapping and high-pass filtering

他主流算法进行成像效果对比。实验平台采用配备64位Windows 11操作系统和8 GB内存的个人计算机,开发环境基于Visual Studio 2022,结合C++语言和OpenCV 4.6工具库实现。实验数据通过中长波红外相机采集获取,具体参数详见图6与表1。

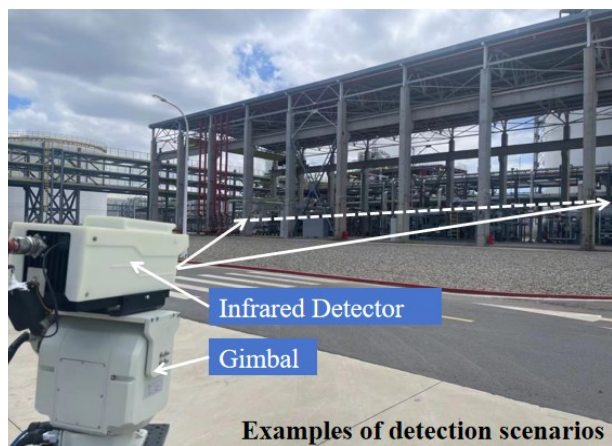


图6 中长波非制冷红外探测器样机

Fig. 6 Medium long wave uncooled infrared detector prototype

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  | 氧化钒非制冷红外探测器            | 气体名称  | 乙烯、六氟化硫                                |
| 分辨率  | 640×512                | 气瓶压力  | 10 MPa                                 |
| 场频   | 50 Hz                  | 纯度(%) | 99.95%                                 |
| 波长范围 | 宽波段 3~14 $\mu\text{m}$ | 分子式   | $\text{C}_2\text{H}_4$ 、 $\text{SF}_6$ |

第一组实验对比了本文算法与经典 Vibe 算法在乙烯气体检测成像能力上的差异,实验设定探测距离为 20 m。评估聚焦于两个方面:首先,算法能否自适应调整探测阈值以提取更丰富的气体细节;其次,在长时间运行后能否有效避免气体信号融入背景模型。由于前景气体信号强度较弱,为清晰呈现气体浓度分布特征,算法对气体前景进行了伪彩色增强处理。

成像结果如图 7 所示。第一行呈现了第 75 帧

时两种算法的检测成像效果。经典 Vibe 算法因采用固定阈值 12,未能完整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,成功捕获到更多气体细节,同时保持较低噪声水平。第二行展示了第 100 帧的检测成像,此时气体恒流区与波动区的羽流进入短暂动态稳定状态。经典 Vibe 算法误将气体区域更新为背景,致使两区域气体轮廓严重失真。相较之下,本文算法有效避免了气体误判现象,进一步验证了算法的成像稳定性。

第二组实验旨在验证本文算法在不同场景下对少量六氟化硫气体泄漏的检测与成像能力,探测距离设为 5 m。实验评估主要从以下两方面展开: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,即算法能否有效避免气体成像部分被误判为背景。

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,其中断层由窗户钢柱引起。尽管在室内测试中气体排放量较小,本文提出的算法仍能成功检测到气体,验证了其在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及伪彩成像图,气体成像依然保持清晰,证实该算法较好地抑制了背景更新对气体区域的影响。

第三组实验旨在通过比较本文算法与其他算法在成像检测能力上的差异。实验通过模拟乙烯和六氟化硫两种气体泄漏场景,评估不同探测算法在气体轮廓重建与羽流完整性保持方面的性能表现。

如图 9 所示,展示了高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)、帧差法(Frame Differencing ,

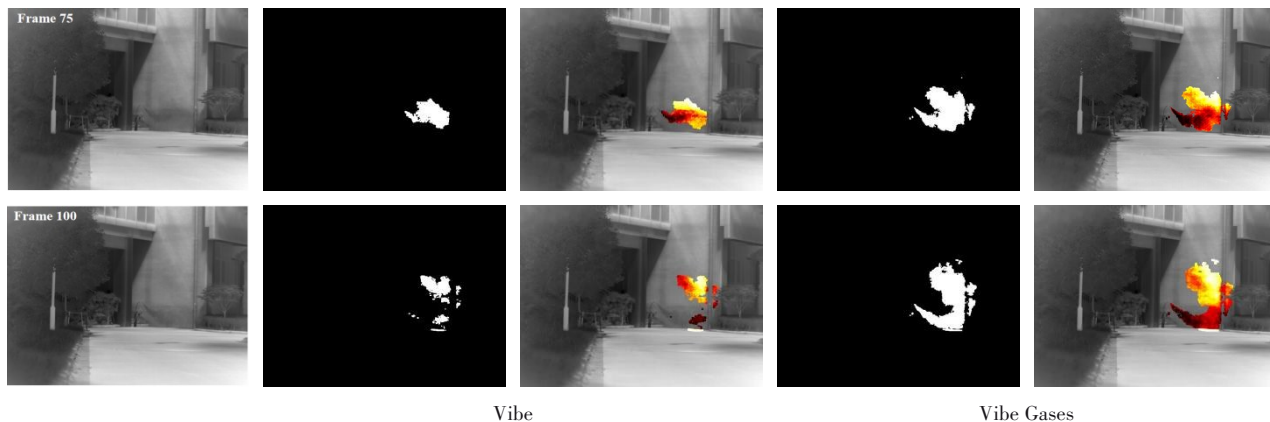


图7 本文算法与 Vibe 算法在乙烯气体红外探测成像方面的对比

Fig. 7 Comparison between the proposed algorithm and Vibe algorithm in infrared detection imaging of ethylene gas

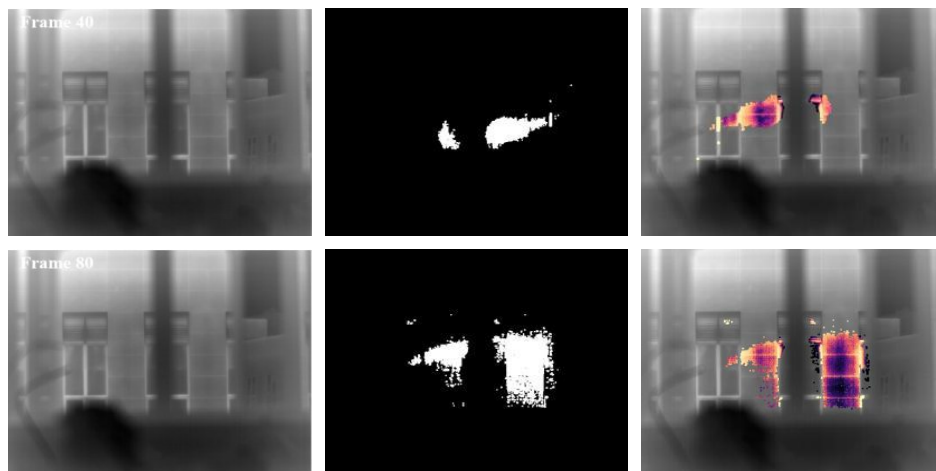


图8 小泄漏量的六氟化硫红外探测成像

Fig. 8 Small leakage of sulfur hexafluoride infrared detection imaging

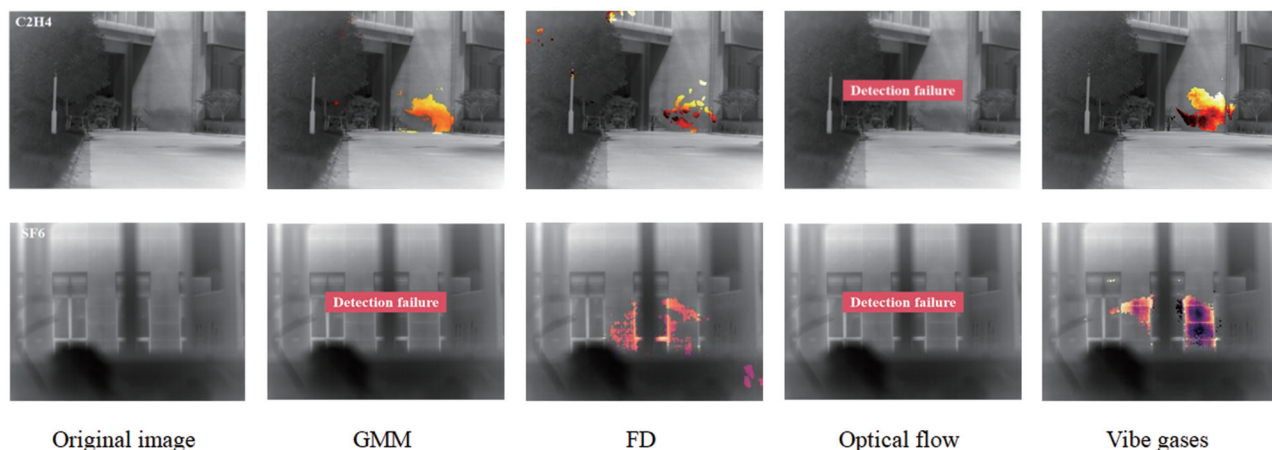


图9 本文算法与其他算法的成像结果对比

Fig. 9 The imaging results of the proposed algorithm are compared with those of other algorithms

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 m处使用非制冷红外相机成像,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 $200 \pm 50$  ppm,六氟化硫的最低可探测浓度为 $150 \pm 50$  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,除主观比较外,本文还进行了定量对比分析。通过准确率( $P_r$ )、召回率( $R_e$ )和 $F_1$ 值对乙烯和六氟化硫的探测视频帧数据进行了评估,计算过程如公式(12)所示。

$$\begin{aligned} P_r &= \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \\ R_e &= \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \\ F_1 &= 2 \times \frac{P_r \cdot R_e}{P_r + R_e} \end{aligned} \quad (12)$$



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

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的交集与并集的比值来衡量预测结果的准确性。具体计算过程如公式(13)所示。

$$\text{IoU}(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (13)$$

通常,  $P_r$ 、 $R_e$ 、 $F_1$  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,在稳定泄漏时,部分区域相邻帧的灰度变化较小,导致有效数据提取受限,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,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+ 算法在气体检测中的表现未见显著提升,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 s,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,气体泄漏红外探测领域的研究主要集中在泄漏存在性的检测,而针对气体羽流形态成像与浓度分布特征的研究相对较少。鉴于气体的运动特性,本文在背景减除法的基础上提出了一种改进型气体红外探测成像算法。该算法基于气体信号频域变化特性,通过在前景提取和背景更新阶段构建动态修正模型,实现成像参数的自适应调节,从而有效适配不同气体类型及环境特征,最终获得更高精度的气体成像结果。

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%。经过伪彩色处理的气体红外图像

表2 不同算法的成像指标对比

Table 2 Comparison of imaging indexes of different algorithms

| Parameter    | $\text{C}_2\text{H}_4$ detection |       |       |      | $\text{SF}_6$ detection |       |       |      |
|--------------|----------------------------------|-------|-------|------|-------------------------|-------|-------|------|
|              | $P_r$                            | $R_e$ | $F_1$ | IoU  | $P_r$                   | $R_e$ | $F_1$ | 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 |

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 m 距离处,乙烯和六氟化硫的最低可探测浓度范围为 100~300 ppm,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,通过分析前景目标的面积和轮廓来区分行人与车辆,以减少误检。引入注意力机制和机器学习算法虽可提升探测成像的准确性,但可能会增加时间开销和系统复杂度,因此需在后续工作中进一步验证。

## References

- [1] Wang J Y, Li C L, Ji H Z, et al. Status and prospect of thermal infrared hyperspectral imaging technology [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves (王建宇,李春来,姬弘桢,等.热红外高光谱成像技术的研究现状与展望[J].红外与毫米波学报),2015,34(01): 51-59.
- [2] 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 (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(09): 104-111.
- [3] Zhuang H, Zhang Y H, He Z F, et al. Infrared Detection of Gas Leaks Incorporating Structural Reparametric Transformations [J]. Acta Photonica Sinica (庄宏,张印辉,何自芬,等.融合结构重参数化变换的气体泄漏红外检测[J].光子学报),2024,53(01): 194-208.
- [4] Zuo J H, Xu W B, Zhou S J, et al. Gas leakage detection based on spatiotemporal information of low contrast infrared images [J]. Optics and Precision Engineering (左金辉,徐文斌,周世杰,等.基于低对比度红外图像时空信息的气体泄漏检测[J].光学精密工程),2024,32(08): 1186-1198.
- [5] Chen Q, Chen C X, Wu T T, et al. On the CFD simulation of the methane gas leakage and dispersion from the indoor gas pipeline [J]. Journal of Safety and Environment (陈琪,陈彩霞,吴亭亭,等.室内天然气管道微量泄漏气体扩散特性的CFD模拟[J].安全与环境学报),2018,18(06): 2224-2229.
- [6] Xu J D, Wu L Y. Numerical Simulation of Micro-leakage of Natural Gas Pipeline Based on FLUENT [J]. (Journal of North China Institute of Science and Technology (徐景德,吴璐瑶.基于FLUENT的天然气管道微量泄漏数值模拟[J].华北科技学院学报)),2018,15(05): 60-64.
- [7] Wang J, 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 (1): 113998.1-113998.10.
- [8] Fahimipirehgalin M, Trunzer E, Odenweller M, et al. Automatic Visual Leakage Detection and Localization from Pipelines in Chemical Process Plants Using Machine Vision Techniques [J]. 工程(英文), 2021, 7(6): 19.
- [9] Qin C, Zhang X, Yuan P, et al. Multi-index Test Evaluation System for Performance of Gas Leak Thermal Imaging Systems [J]. Infrared Technique (秦超,张旭,袁盼,等.气体泄漏热成像检测系统性能的多指标测试评价系统[J].红外技术),2020,42(12): 1134-1140.
- [10] Li Z, Wu H, Yan M, et al. A smoke information enhancement technique based on improved ViBe algorithm and improved CLAHE algorithm [J]. Laser Journal (李洲,吴晗,闫满,等.基于改进ViBe算法以及改进CLAHE算法的烟雾信息增强技术[J].激光杂志),2024,45(01): 121-128..
- [11] Wang J, Ji J, Ravikumar A P, et al. VideoGasNet: Deep Learning for Natural Gas Methane Leak Classification Using an Infrared Camera [J]. Energy, 2021(11): 121516.
- [12] He Z F, Cao H Z, Zhang Y H, et al. Infrared Image Segmentation of Methane Leaks Incorporating Attentional Branching Features [J]. Infrared Technology (何自芬,曹辉柱,张印辉,等.融合注意力分支特征的甲烷泄漏红外图像分割[J].红外技术),2023,45(04): 417-426.
- [13] Chen W, Liu Y, Li H T, et al. Improved ViBe algorithm based on adaptive threshold and dynamic update factor [J]. applied optics (陈伟,刘宇,李宏涛,等.基于自适应阈值和动态更新因子的ViBe改进算法[J].应用光学),2022,43(03): 444-452.
- [14] Li P, Zhang Y. Video Smoke Detection Based on Gaussian Mixture Model and Convolutional Neural Network [J]. (Laser & Optoelectronics Progress (李鹏,张炎.基于高斯混合模型和卷积神经网络的视频烟雾检测[J].激光与光电子学进展)),2019,56(21): 140-146.
- [15] Shi J, Chang Y, Xu C, et al. Real-time leak detection using an infrared camera and Faster R-CNN technique [J]. Computers & Chemical Engineering, 2020, 135: 106780.
- [16] Li J, Jin W, Wang X, et al. MRGC performance evaluation model of gas leak infrared imaging detection system [J]. Optics Express, 2014, 22(S7): A1701.
- [17] Zhuang X D, Xie J L, Hou J X, et al. Numerical Study on Diffusion of Heavy Gaseous CO<sub>2</sub> in Stagnant Free Space [J]. Journal of Engineering Thermophysics (庄晓东,谢军龙,侯佳鑫,等.静风条件下CO<sub>2</sub>重气扩散数值模拟研究[J].工程热物理学报),2022,43(06): 1512-1518.
- [18] Han M, Liu J, Sun Y. A Background Modeling Algorithm Based on Improved Adaptive Mixture Gaussian [J]. Journal of Computers, 2013, 8(9): 2239-2244.
- [19] Fute E E T, Deffo L L S, Tonye E. EFF-ViBE: An Efficient and Improved Background Subtraction Approach based on ViBE [J]. International Journal of Image, Graphics and Signal Processing, 2019, 11(2): 1-14.
- [20] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: A Universal Background Subtraction Algorithm for Video Sequences [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2011, 20(6): 1709-1724.
- [21] Zhang Y B, Wang S Y. Research on target detection and extraction algorithm in dynamic background [J]. (Laser Journal (张雅博,王淑彦.一种动态背景下目标检测与提取算法研究[J].激光杂志)),2023,44(02): 210-214.