

文章编号:1001-5078(2024)07-1090-07

· 红外技术及应用 ·

# VOC 危险化学品泄漏光谱视频识别算法研究

王雅杰<sup>1</sup>, 孙秉才<sup>1</sup>, 尤宝硕<sup>2</sup>, 王建筑<sup>3</sup>, 许斌<sup>4</sup>

(1. 中国石油安全环保技术研究院有限公司, 北京 102206; 2. 长庆油田分公司第十二采油厂, 甘肃 庆阳 745400;  
3. 质安科技检测集团有限公司, 甘肃 庆阳 745400; 4. 长庆油田分公司数字和智能化事业部, 陕西 西安 710018)

**摘要:**针对挥发性有机物(Volatile Organic Compounds, VOCs)气体特征微弱、视觉显著性差、形态多变等难题,本文基于时-空-频联合去噪、多模态视差匹配模型,提出了一种高精度气体泄漏光谱视频识别算法。通过挖掘时-空-谱高维数据的本征信息来实现VOC气体的高精度识别,并利用多模块级联联合优化将传统方法的可解释性与深度学习的强大表征能力有机结合。最后,通过与国际先进气体监测设备森西亚和锐百凌进行同等条件的对比,可知所提出的气体泄漏成像方法对于低浓度的甲烷气体识别准确率提升了46.25%,误报降低至原来的1/3,验证了所提算法的有效性和可行性,为石化行业危险化学品泄漏监测提供了有力保障。

**关键词:**泄漏监测;识别算法;深度学习;危险化学品;石油化工

中图分类号:X851;TH74 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2024.07.014

## Research on spectral video recognition algorithm for leakage of VOC hazardous chemicals

WANG Ya-jie<sup>1</sup>, SUN Bing-cai<sup>1</sup>, YOU Bao-shuo<sup>2</sup>, WANG Jian-zhu<sup>3</sup>, XU Bin<sup>4</sup>

(1. CNPC Safety and Environmental Protection Technology Research Institute Co. Ltd., Beijing 102260, China;  
2. The Twelfth Oil Production Plant of Changqing Oilfield Company, Qingyang 745400, China;  
3. Zhian Technology Testing Group Co., Ltd., Qingyang 745400, China;  
4. Digital and Intelligent Business Unit, Petro China Changqing Oilfield Branch, Xi'an 710018, China)

**Abstract:** In response to the challenges of weak features, poor visual saliency, and variable morphology of Volatile Organic Compounds (VOCs), a high-precision gas leakage spectral video recognition algorithm based on time-space-frequency joint denoising and multimodal disparity matching model is proposed in this paper. Firstly, the high-precision identification of VOCs is achieved by mining the intrinsic information of high-dimensional time-space-spectrum data, and then the interpretability of traditional methods is organically combined with the powerful representation ability of deep learning through multi-module cascading joint optimization. Finally, by comparing the proposed gas leakage imaging method with international advanced gas monitoring equipment Sencia and Rebellion under the same conditions, it can be seen that the proposed gas leakage imaging method improves the accuracy of methane gas identification by 46.25% for low concentration, and reduces the false alarms to 1/3 of the original one, which verifies the validity and feasibility of the proposed algorithm, providing strong support for monitoring hazardous chemical leakage in the petrochemical industry.

**Keywords:** leakage monitoring; recognition algorithm; deep learning; hazardous chemicals; petrochemical industry

基金项目:国家重点研发油气勘探开发重大风险预防与控制研究项目(No. 2021DJ6501)资助。

作者简介:王雅杰,女,博士后,从事油气类危险化学品检测技术研究。E-mail:648809025@qq.com

通讯作者:孙秉才,男,博士,主要从事油气井泄露监测及检测技术研究。E-mail:944812680@qq.com

收稿日期:2023-09-27;修订日期:2023-10-16

### 1 引言

危险化学品主要是指具有毒害、腐蚀、爆炸、燃烧、助燃等性质的化学品,该类物质的泄漏能够引发多种严重后果,如爆炸、火灾、环境污染等,对人们的生命财产造成巨大威胁<sup>[1-2]</sup>。据国家安全生产监督部门统计,因泄漏引发的事故占企业生产安全事故的60%以上。以中国石油为例,现有炼化装置1100多套,加油站2万多座,各类油品储罐6万多座,国内油气管道8万多公里,燃气管道3万余公里,一旦这些场所、装置、设施发生泄漏事故,将造成无法挽回的负面影响和颠覆性事件。近年来,发生的庆阳石化“7.26”火灾、大连石化“8.17”火灾、大连管道“6.30”泄漏着火、哈尔滨石化“6.5”爆炸等事故均是油气泄漏引发。2019年底发生的抚顺石化“12.11”油罐区管沟火灾事故,所幸应急处置及时有效,否则将可能导致2010年大连“7.16”事故重演<sup>[3]</sup>。

目前,石油化工行业针对VOCs的监测多以点式直接接触式传感设备以及声波特性监测<sup>[4]</sup>为主,每个探测器依据设计需求可标定为对某种特定气体(如甲烷)监测。然而这些方法对可燃、有毒气体的监测易受环境干扰,且报警信息采集离散滞后、监测数据单一,无法实现大面积扫描成像,不能满足现场实际需求<sup>[5]</sup>。近年来,基于光谱视频成像的危险气体监测技术成为国际最新趋势,拥有高灵敏、大视场、宽光谱等特点,可实现远距离监控、大范围可视化、实时智能预警等突出优势<sup>[6-10]</sup>。该方法目前被广泛应用于石油石化行业勘探、开采、炼化等各个生产环节,有效预防重大安全事故的发生,为石油化工安全生产泄漏事故的早发现、早预警、早应急提供了技术支撑与系统保障<sup>[11]</sup>。然而,基于光谱视频成像的危险化学品监测技术对于VOC危险化学品泄漏或远距离气体监测产生的信号较低,受外界干扰较大。因此,如何提升系统的监测效率及抗干扰能力是本文需解决的关键技术问题。

### 2 高精度气体泄漏光谱视频识别算法

针对VOC气体特征信号弱、视觉显著性差、形态多变的特点,设计了时-空-频联合去噪及多模态视差匹配方法,通过对时空谱的冗余信息进行剔除与归并,并对其在时空域与谱域的规律与变化进行有效探索与挖掘,降低算法的时间复杂度,加强时空谱多域联结的共同表征能力,从而提高多波段光谱视频分析的目标识别精度与效率。

#### 2.1 算法设计

以危险气体泄漏光谱特征数据库为基础,结合光谱视频成像设备,设计智能光谱分析算法,如图1所示。对于输入的图像序列首先在时空域上,通过时序特征提取算法对目标物前景与背景特征分布进行区分建模,并通过危险气体泄漏光谱特征数据库中的历史长时特征依赖信息记忆库来有效鉴别前景与背景的特征差异,以一种先估计后建模的隐变量学习方式在时-空-域进行迭代策略处理,从而对时空形态变化特征进行显式建模与挖掘;在谱域进行场景本征信息提取以获得其光谱特性,高维简化去冗余提取主成分信息,从多个谱段主成分信息与关联性与差异性寻求目标物的有效特征信息。当目标物的有效特征信息完全被提出后,即可使用深度学习学习到危险气体泄漏大数据间的可迁移特征(域不变特征—即普适适应规律),当目标域特征与源域特征很好地对齐时,即可应用于化工园区未标记区域,从而实现新型空间气体泄漏预警能力,提高模型的普适性。

利用深度神经网络对光谱特征大数据进行拟合,加强时-空-谱多域联结的共同表征能力,以提高光谱视频分析的目标识别精度与效率,从而实现气体泄漏自动报警、泄漏位置精准定位,提供气体浓度分布等多元信息。为了建模卷积神经网络中的时空形态变化特征,首先说明单高斯模型的建立,其核心思想是为深度卷积网络每个空间位置的像素点用单高斯模型也即均值、方差两个参数进行表示。

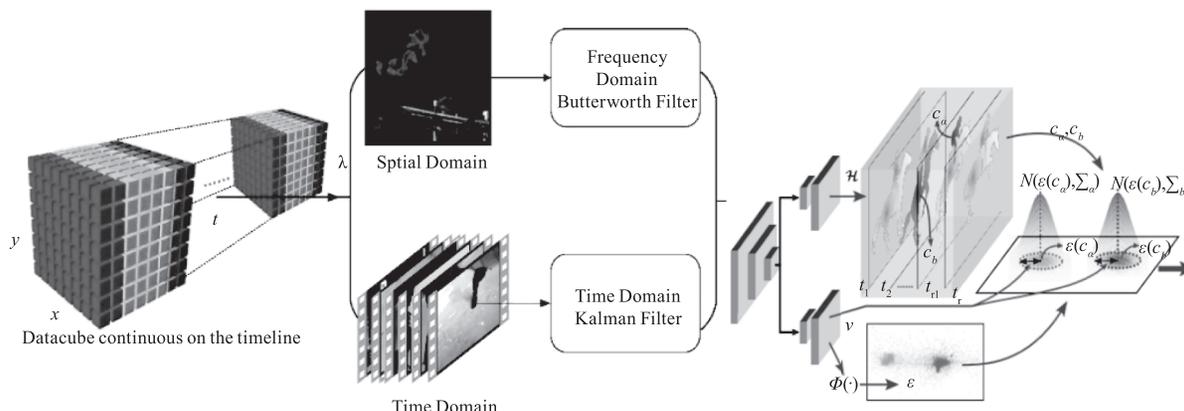


图1 “时-空-谱”协同表征算法框架

Fig.1 "Time-space-spectrum" collaborative representation algorithm framework

## 2.2 利用深度卷积网络提取序列图像的特征

选择任意深度学习经典骨干网络,令输入的视频序列图像  $I$  总共有  $T$  帧,取值为  $7 \sim 12$  帧。利用骨干网络从视频序列图像  $(I_1, I_2, I_3, \dots, I_T)$  经过下采样提取相应的深度网络特征图  $(F_1, F_2, F_3, \dots, F_T)$ ,为了保留一定的空间信息,通常将深度网络下采样的步长设置为 4,则当输入图像大小为  $H \times W$  时,深度卷积神经网络获取的特征图  $F_N$  维度为  $(C, \frac{H}{4}, \frac{W}{4})$ ,其中,  $C$  为骨干网络输出层特征图的通道数<sup>[12-13]</sup>。

## 2.3 单高斯模型的建立

单高斯模型将图像中每一个空间位置的像素点的特征值看成是一个随机过程,并假设该点的像素值出现的概率服从高斯分布。设第  $t$  帧深度网络特征图  $F_T$  在  $(x, y)$  处像素的均值为  $F_\mu(x, y, t)$ 。由于随着视频图像序列的输入,单高斯模型参数  $G$  不断更新,所以不同时刻模型参数  $G$  有不同的值,故可将深度网络特征图的单高斯模型参数  $G$  表示为三个变量  $x, y, t$  的函数:均值  $G_\mu(x, y, t)$ 、方差  $G_{\sigma^2}(x, y, t)$ 、标准差  $G_\sigma(x, y, t)$ 。在深度网络特征图中用单高斯模型建模时空形态变化特征的基本过程包括:单高斯模型初始化、获取动态更新的掩膜 mask、新单高斯模型参数三个步骤。

### 2.3.1 单高斯模型初始化

单高斯模型  $G$  的初始化即对深度卷积网络中每个像素位置上对应的高斯模型参数进行初始化,如公式(1)所示:

$$\begin{cases} G_\mu(x, y, 0) = F_\mu(x, y, 0) \\ G_{\sigma^2}(x, y, 0) = \sigma_{\text{ini}}^2 \\ G_\sigma(x, y, 0) = \sigma_{\text{ini}} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $F_\mu(x, y, 0)$  表示视频图像序列中的第一张图像利用深度卷积网络提取特征后在  $(x, y)$  位置处的特征向量的值,  $\sigma_{\text{ini}}^2$  为常数,设初始值  $\sigma_{\text{ini}} = 0.1$ 。

### 2.3.2 获取动态更新的掩膜 mask

利用深度卷积网络提取新读入图像的深度网络特征图  $F_T$ ,根据该点像素深度网络特征图  $F_T$  是否在高斯模型描述的范围中,生成单高斯模型动态更新的掩膜 mask,如果该点处掩膜 mask 的值为 True,则对该单高斯模型背景进行更新。掩膜 mask 的获得通过将当前帧的深度卷积特征  $F_\mu(x, y, t)$  与单高

斯模型均值  $G_\mu(x, y, t - 1)$  进行相减,得到一个并用  $1 \times 1$  平均池化提取差分表征,将其结果与单高斯模型方差  $G_{\sigma^2}(x, y, t - 1)$  进行比较从而判断掩膜 mask。假设掩膜 mask 在  $t$  时刻  $(x, y)$  位置处的像素值表示为  $\text{mask}(x, y, t)$ ,则计算公式为:

$$\text{mask}(x, y, t) = \begin{cases} \text{True}, \text{Average}_{1 \times 1}(F_\mu(x, y, t) - G_\mu(x, y, t - 1)) \\ < \lambda \times G_{\sigma^2}(x, y, t - 1) \\ \text{False}, \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $\text{Average}_{1 \times 1}$  代表在通道层面的  $1 \times 1$  平均池化,  $\lambda = 2.5$ 。

### 2.3.3 更新单高斯模型参数

单高斯模型的更新采用如下公式:

$$\begin{cases} G_\mu(x, y, t) = (1 - \alpha) \times G_\mu(x, y, t - 1) + \\ \alpha \times F_\mu(x, y, 0) \\ G_{\sigma^2}(x, y, t) = (1 - \alpha) \times G_{\sigma^2}(x, y, t - 1) + \\ \alpha \times [F_\mu(x, y, t) - G_\mu(x, y, t)]^2 \\ G_\sigma(x, y, t) = \sqrt{G_{\sigma^2}(x, y, t)} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\alpha$  表示单高斯模型的更新率,  $\alpha = 0.1$ 。

## 2.4 混合高斯模型的建立

混合高斯模型的基本思想是用多个高斯模型作为一个深度网络特征图  $F_T$  像素位置的模型,使得模型在多模态背景中具有鲁棒性。混合高斯模型算法的基本步骤如下:

### 2.4.1 混合高斯模型的定义

深度网络特征图每个像素均由多个单模型描述,即:

$$P(p) = \{ [G_w(s, y, t)_i, G_\mu(x, y, t)_i, G_{\sigma^2}(x, y, t)_i] \}, i = 1, 2, \dots, K \quad (4)$$

其中,  $K$  表示混合高斯模型中包含单模型的个数,一般在  $3 \sim 5$  之间,  $G_w(x, y, t)_i$  表示每个单高斯模型的权重,满足  $\sum_{i=1}^K G_w(x, y, t)_i = 1$ ,可通过权值  $G_w(x, y, t)_i$ 、均值  $G_\mu(x, y, t)_i$ 、方差  $G_{\sigma^2}(x, y, t)_i$  确定一个单高斯模型。

### 2.4.2 更新参数并确定动态更新的掩膜 mask

Step1:如果新读入的视频图像序列中的图片深度网络特征图在  $(x, y)$  处对于满足  $\text{Average}_{1 \times 1}(F_\mu(x, y, t) - G_\mu(x, y, t - 1)) < \lambda \times G_{\sigma^2}(x, y, t - 1)$ ,则新像素与该单模型匹配,动态更

新的掩膜 mask 在该点位置设置为 True, 进入 Step2; 否则设置为 False, 进入 Step3。

Step2: 修正与新像素匹配的单模型的权值, 其值为:  $G_w(x, y, t-1)_i + \alpha(1 - G_w(x, y, t-1))$ , 权值增量为  $dw = \alpha \cdot (1 - G_w(x, y, t-1))$ 。转入 Step 4。

Step3: 如果深度网络特征图新像素不与混合高斯模型中任何一个单高斯模型匹配, 则分为两种情况考虑: ①当前单模型的数目达到允许的最大数目, 则去除当前多个单高斯模型集合中重要性最小的单模型, 每个单高斯模型重要性值为  $Sort\_key$ ,

$$Sort\_key = \frac{G_w(x, y, t)}{G_\sigma(x, y, t)_i}$$
, 并对  $Sort\_key$  进行排序。

若前  $N$  个单模型的权重满足  $\sum_{i=1}^N G_w(x, y, t)_i > T_w$ , 则保留这  $N$  个单高斯模型, 并设  $T_w = 0.7$ ; ②加一个新的单高斯模型, 新模型的权重设为 0.001, 均值为新图像深度卷积特征的值, 方差为给定的较大的值。同样, 依据重要性对单高斯模型进行排序, 并及时删除其中的重要性较小的模型。

Step 4: 权重归一化, 提取时空形态变化特征:

$$G_w(x, y, t)_i = \frac{G_w(x, y, t)_i}{\sum_{i=1}^K G_w(x, y, t)_i}$$
, 通过  $1 \times 1$  卷积对深

度卷积特征的高阶方差表征进行提取, 得到空间 (Spatial) 的注意力图  $S_{attention}$ , 并与原始深度卷积特征图  $F_T$  在空间维度进行相乘, 得到空域增强后的深度卷积特征图  $F_T^{update}$ , 从而计算损失函数:

$$\begin{cases} S_{attention} = \text{Conv}_{1 \times 1}([\mathbf{F}_\mu(x, y, t) - G_\mu(x, y, t-1)]^2), \\ F_T^{update} = S_{attention} * F_T \end{cases} \quad (5)$$

### 3 算法性能评估

#### 3.1 评估目的及要求

针对传统气体识别算法, 在各个场景下监测性能不足、不稳定的问题, 开展基于深度学习的高精度气体泄漏光谱视频识别算法研究。通过联合时-空-谱信息, 融入去噪、对齐、识别模块, 在空间约束条件较弱的气体下, 实现高精度监测, 突破传统算法极限, 实现智能化监测识别, 并与国际先进设备森西亚和锐百凌进行同等条件对比, 以探究本算法的优劣。

#### 3.2 评估方法及步骤

本次测试将配置 1000 ppm·m、5000 ppm·m、10000 ppm·m、20000 ppm·m 等多个不同浓度的甲烷标准气体。同时储备一组标气, 用于现场释放。其中, 单位 ppm·m 的定义为:  $I = L \times q$ , 式中  $I$  为气体标准值,  $L$  为气室厚度,  $q$  为 ppm 浓度。将气云成像探测器安装于站场内 4 m 立杆上, 光路之间保持畅通无阻挡。

##### 3.2.1 探测距离、响应时间、示值误差测试

在距离探测器安装立杆水平距离的 10 m、30 m、50 m 依次放 1000 ppm·m、5000 ppm·m、10000 ppm·m、20000 ppm·m 浓度的甲烷标准气体, 进行测试。每次测量分别记录其距离、示值、响应时间, 并按照式(6)计算示值误差:

$$\Delta X = \frac{\bar{X} - X_0}{X_0} \times 100 \% \quad (6)$$

式中,  $\bar{X}$  为仪器示值;  $X_0$  为标气浓度值。

##### 3.2.2 流速极限能力测试

在站外 30 m 位置放置甲烷的纯气标准气进行测试, 不停降低流速, 记录其示值、误差、响应时间。

##### 3.2.3 抗干扰能力测试

采用镜面日光反射(或强光手电照射)、喷壶喷洒等方式, 以模拟强光照射、雨雾等条件下设备的抗干扰能力。

1) 强光照射: 考虑晴天太阳光直射时, 强光照射接收端的场景。测试前各产品仪器按照说明书安装调试, 在通电完成预热并稳定后, 确认仪器示值归零。将 20000 ppm·m 的标准气体放置在距离安装立杆水平距离 30 m 处, 测试人员使用玻璃反射阳光或强光手电直射照射探测器, 每次测量分别记录其示值、响应时间、误差。

2) 雨雾天气: 考虑雨雾天气下气体探测器工作的场景。测试前各产品仪器按照说明书安装调试, 在通电完成预热并稳定后, 确认仪器示值归零。将 20000 ppm·m 的标准气体放置在距离安装立杆水平距离 30 m 处, 测得初始示值后, 在距离标准气体探测器端一侧 1.5 m 位置, 采用喷壶对光路进行喷洒, 模拟雨天极端工况对设备性能的影响。

3) 振动: 考虑增压机振动、重车经过等地面振动情况下气体探测器工作的场景。测试前各产品仪器按照说明书安装调试, 在通电完成预热并稳定后,

确认仪器示值归零。将 20000 ppm·m 的标准气体放置在距离安装立杆水平距离 30 m 处,测得初始示值后,人为以一定频率晃动安装立杆制造,模拟振动对设备性能的影响。

4) 遮挡:考虑化工厂内管道交错复杂,泄漏位置可能被管道、人员等遮挡下气体探测器工作的场景。测试前各产品仪器按照说明书安装调试,在通电完成预热并稳定后,确认仪器示值归零。将 20000 ppm·m 的标准气体放置在距离安装立

杆水平距离 30 m 处,测得初始示值后,人为以一定频率在气体泄漏点行走,模拟遮挡对设备性能的影响。

### 3.3 评估结果

表 1、表 2 及图 2、图 3 分别为基于本文设计的高精度气体泄漏光谱视频识别算法研制的监测装置,在不同气体浓度、低流速、雨雾干扰、遮挡干扰等情况下识别气体结果,与国际先进设备森西亚和锐百凌进行了同等条件的对比。

表 1 气云成像气体探测器测试记录表(探测距离)

Tab.1 Gas cloud imaging gas detector test record(detection distance)

浓度/ppm	距离/m	设计装置			森西亚				锐百凌		
		示值	误差/%	示值	误差/%	响应/s	响应/s	示值/(g·s <sup>-1</sup> )	误差/%	响应/s	
1000	10	1000	0	/	/	/	0.5	/	/	/	
	30	1000	0	/	/	/	5	/	/	/	
	50	/	/	/	/	/	/	/	/	/	
12500	10	11000	12	5900	53	0.5	0.5	/	/	/	
	30	9000	28	/	/	/	2	/	/	/	
	50	/	/	/	/	/	/	/	/	/	
25000	10	22000	12	15000	40	0.5	0.5	/	/	/	
	30	8000	36	1000	92	5	2	/	/	/	
	50	13000	48	/	/	/	6	0	-	1	
	70	/	/	/	/	/	/	/	/	/	

表 2 气云成像气体探测器测试记录表(检出限)

Tab.2 Gas cloud imaging gas detector test record(detection limit)

流速/(L·min <sup>-1</sup> )	设计装置		森西亚		锐百凌	
	是否标记	响应/s	是否标记	响应/s	是否标记	响应/s
0.1	是	0.5	/	/	否	否
0.2	是	0.5	/	/	否	否
0.5	是	0.5	否	否	否	否

表 3 气云成像气体探测器测试记录表(抗干扰)

Tab.3 Gas cloud imaging gas detector test record(anti-interference)

干扰种类	设计装置		森西亚		锐百凌	
	是否标记	响应/s	是否标记	响应/s	是否标记	响应/s
强光	是	0.5	是	0.5	否	否
雨雾	是	0.5	误报	否	否	否
振动	否	否	误报	否	否	否
遮挡	是	0.5	误报	否	否	否



图2 探测距离识别效果@ 1000 ppm

Fig.2 Detection range recognition effect of 1000 ppm

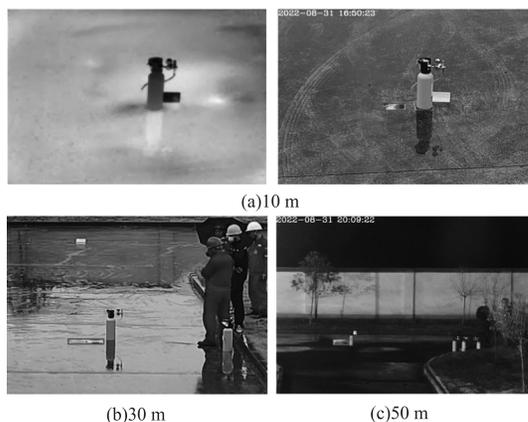


图3 探测距离识别效果@ 12500 ppm

Fig.3 Detection range recognition effect of 12500 ppm

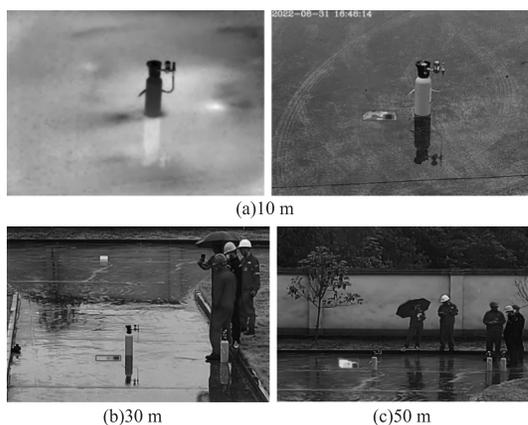


图4 探测距离识别效果@ 25000ppm

Fig.4 Detection range recognition effect of 25000ppm

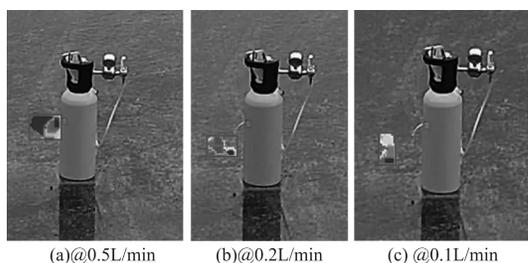


图5 流速极限能力测试识别效果

Fig.5 Velocity limit capacity test recognition effect

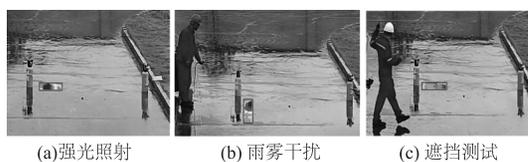


图6 抗干扰能力测试

Fig.6 Anti-interference test

### 3.4 评估分析

针对评估结果可知,采用高精度气体光谱视频识别算法能够在低浓度下对泄漏气体进行监测。从抗干扰评估结果可知,在强光、雨雾、遮挡这三项具有一定抗干扰能力,但是对于振动环境无法实现识别,猜测原因可能是由于时空谱信息无法对上下帧进行联系,导致算法失效。在后续改进中,应当重点研究在强振动条件下,即上下帧空间信息匹配度较小的时候实现气体识别功能。

## 4 结论

本文提出的高精度气体泄漏光谱视频识别算法,结合光谱视频成像设备能有效的对 VOC 气体实现高精度识别,并通过了低浓度、低流速、雨雾干扰、遮挡干扰等多种环境的测试。通过与国际先进的森西亚和锐百凌两种气体监测设备的测试结果对比,本文提出的识别算法相比于传统算法的鲁棒性有较大的提升,在识别性能与稳定性方面具有绝对优势。但该算法仍需改进空间信息匹配度的计算方式,从而实现振动环境下气体泄漏的监测,更好地为企业安全运行及应急管理提供有力保障。

### 参考文献:

- [1] Xia Jianxin. Risk prevention and control in handling hazardous chemical leakage accidents [J]. *Cleaning World*, 2021, 37(6): 113 - 116. (in Chinese)  
夏剑鑫. 浅谈处置危险化学品泄漏事故中的风险防控 [J]. *清洗世界*, 2021, 37(6): 113 - 116.
- [2] Wang Cheng, Qian Chengeng, Zhang Wenyao, et al. Development and application of large-scale and high order accurate simulation software for hazardous chemical explosion [J]. *China Safety Science Journal*, 2022, 32(9): 20 - 28. (in Chinese)  
王成, 钱琛庚, 张文耀, 等. 危化品爆炸大规模高精度仿真软件研发与应用 [J]. *中国安全科学学报*, 2022, 32(9): 20 - 28.
- [3] Sun Bingcai, Zhang Jingyu, Huang Wei, et al. Research and application of FTIR imaging safety monitoring technology for leakage of oil and gas hazardous chemicals [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2022, 22(4): 2086 - 2090. (in Chinese)  
孙秉才, 张静宇, 黄伟, 等. 油气类危险化学品泄漏 FT-IR 成像安全监测技术研究与应用 [J]. *安全与环境学*

- 报,2022,22(4):2086-2090.
- [4] Miao Wencheng, Sun Bingcai, Wang Haining, et al. Study on application of infrared spectrum telemetry technology [J]. Petroleum Refinery Engineering, 2022, 52(6):59-63. (in Chinese)  
苗文成, 孙秉才, 王海宁, 等. 红外光谱遥感技术应用研究[J]. 炼油技术与工程, 2022, 52(6):59-63.
- [5] Qian Jiren, Zhang Fucheng, Ding Yanjun, et al. Research on space dynamic distribution monitoring technology and application of natural gas leak based on TDLAS [J]. Laser & Infrared, 2022, 52(3):360-367. (in Chinese)  
钱济人, 张富诚, 丁艳军, 等. 基于 TDLAS 的天然气泄漏空间动态分布监测技术及应用研究[J]. 激光与红外, 2022, 52(3):360-367.
- [6] Li Jiakun, Jin Weiqi, Wang Xia, et al. Review of gas leak infrared detection technology [J]. Infrared Technology, 2014, 36(7):513-520.
- [7] Liu Huan, Hu Panning, Wei Lai. Gas-cloud imaging cameras to monitor gas leakage [J]. Natural Gas Technology and Economy, 2019, 13(1):53-56. (in Chinese)  
刘欢, 胡畔宁, 魏莱. 气云成像摄像机气体泄漏监测技术研究及应用[J]. 天然气技术与经济, 2019, 13(1):53-56.
- [8] Rebellion Photonics. Rebellion's Gas Cloud Imaging (GCI) System [R]. US: Rebellion Photonics, 2018.
- [9] Jia Junwei, Li Wei, Chai Hao, et al. Gas detection technology algorithm based on TDLAS [J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(5):202-208. (in Chinese)  
贾军伟, 李伟, 柴昊, 等. 基于 TDLAS 的气体检测技术算法[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(5):202-208.
- [10] Yuan Youxiang, Liu Jia, Yao Jiandong. The design of the C8051F021 SCM-based multi-channel gas monitoring instrument [J]. China Petroleum Machinery, 2011, 39(9):41-49. (in Chinese)  
袁友祥, 刘佳, 姚建东. 基于 C8051F021 单片机的多通道气体监测仪设计 [J]. 石油机械, 2011, 39(9):41-49.
- [11] Shen Ying, Shao Kunming. Optical gas detection: key technologies and applications review [J]. Opto-Electronic Engineering, 2020, 47(4):5-17. (in Chinese)  
沈英, 邵昆明. 气体光学检测技术及其应用研究进展 [J]. 光电工程, 2020, 47(4):5-17.
- [12] Xu Jianuo. Deep convolutional neural networks based video action recognition [D]. Suzhou: Soochow University, 2022, 06. (in Chinese)  
徐佳诺. 基于深度卷积神经网络的视频行为识别 [D]. 苏州: 苏州大学, 2022, 06.
- [13] Wu Rong, Wang Jianwei, Xie Fengyun. Defect recognition of laser shearographic nondestructive testing based on deep learning [J]. Laser & Infrared, 2023, 53(8):1156-1162. (in Chinese)  
吴荣, 汪剑伟, 谢锋云. 基于深度学习的激光剪切散斑干涉无损检测缺陷识别 [J]. 激光与红外, 2023, 53(8):1156-1162.