

基于支持向量机的泄漏气体云团热成像检测方法

翁静¹, 袁盼¹, 王铭赫¹, 李力^{1*}, 金伟其^{1,2}, 曹伟², 孙秉才³¹北京理工大学光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081;²北京智慧共享技术服务有限公司, 北京 100125;³中国石油集团安全环保技术研究院有限公司, 北京 102206

摘要 基于热成像的气体泄漏检测技术以其检测效率高、直观可视等优点,已成为石油天然气泄漏检测的重要手段,但常规的气体泄漏热成像检测方法需要检测人员从视频图像中主观地判断泄漏气体痕迹,容易发生漏检、误检。研究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,采用帧间差分法从红外图像序列中筛选目标区域;分别提取泄漏气体和干扰物的 SIFT 特征;使用 SVM 对候选区域进行目标判别,提取泄漏气体云团目标。针对真实复杂场景中包含乙烯、甲烷等的气体泄漏图像和运动人员、飘动树木、野草等干扰图像,建立了 1000 个典型目标图像数据库,通过图像检测仿真,可得所提算法对距 10~150 m 处的泄漏气体云团的分类准确率可达 92.5%。结果表明,采用该检测方法可自动排除其他运动物体的干扰,有效检测出泄漏气体云团。

关键词 成像系统; 热成像; 气体泄漏检测; 气体云团; 尺度不变特征变换; 支持向量机

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.0911002

Thermal Imaging Detection Method of Leak Gas Clouds Based on Support Vector Machine

Weng Jing¹, Yuan Pan¹, Wang Minghe¹, Li Li^{1*}, Jin Weiqi^{1,2}, Cao Wei², Sun Bingcai³¹MoE Key Lab of Photoelectronic Imaging Technology and System, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;²Beijing Wisdom Sharing Technical Co., Ltd., Beijing 100125, China;³CNPC Research Institute of Safety & Environment Technology, Beijing 102206, China

Abstract Gas leak detection technology based on thermal imaging has become an important means of oil and gas leakage detection because of its high detection efficiency and visibility. The conventional methods need personnel's subjective judge to trace gases from the video, so it is easy to lead miss and false detection. Therefore, this paper studies a thermal imaging detection algorithm of leaking gas clouds based on scale invariant feature transform (SIFT) and support vector machine (SVM), and uses the inter-frame difference method to screen the target region from the infrared image sequence. SIFT features of leaking gas and disturbance were extracted, respectively. SVM is used to identify the target in the candidate region and extract the leaking gas cloud. A database of 1000 typical target images was established for real complex scenes, including ethylene, methane, and other gas leakage images and disturbing images such as moving person, trees, and weeds. Through detection experiment, the classification accuracy of the proposed method for leaking gas clouds at 10–150 m can reach 92.5%. The results show that this detection method can automatically eliminate the interference of other moving objects and effectively detect the leaking gas cloud.

收稿日期: 2021-09-13; 修回日期: 2021-10-21; 录用日期: 2021-11-15

基金项目: 首都科技平台科学仪器开发培育项目(Z171100002817011)、中石油集团公司基础科学研究和战略储备技术研究基金(2017D-5008)

通信作者: *lili@bit.edu.cn

Key words imaging systems; thermal imaging; gas leak detection; gas cloud; scale invariant feature transform; support vector machine

1 引言

石油天然气是当今人们生活和生产过程中不可缺少的重要能源,其在储运、使用和石化产品生产中均存在泄漏隐患。工业气体泄漏是当前工业生产和交通运输等领域的重大灾害之一,不仅会造成环境污染,对其处理不及时还会引发火灾、爆炸,造成生命财产的重大损失。甲烷是由人类活动造成的仅次于二氧化碳的第二大温室气体,故控制甲烷排放对减缓升温以及改善空气质量十分重要。因此,石油天然气等工业气体泄漏的检测技术成为国内外研究的重要方向。目前,被动式泄漏气体探测主要有基于单点探测器和红外焦平面探测器(IRFPA)的探测两大类^[1]。传统的单点探测技术主要依靠气敏元件,当探测器附近的气体浓度达到阈值时,探测器发出警报。另一类基于 IRFPA 的热成像探测技术则根据甲烷等气体分子在红外波段的特征吸收进行检测,不仅可对大面积场所进行大视场成像^[2],经过图像增强、滤波和融合处理,还可获得泄漏气体的类型、泄漏点和浓度等信息。虽然热成像检测灵敏度往往低于单点探测,但对于泄漏点未知的各类炼油厂、油库、化工厂、液化气站等管道密集场所,热成像系统具有大范围搜索成像、泄漏源直接定位、响应速度相对稳定^[3]等优势。

传统的气体泄漏热成像检测主要靠工作人员直接观察判断,检测人员的经验对检测准确率有着重要影响,加之红外图像缺乏颜色信息、不符合人眼习惯,即便经验丰富的检测员在长时间工作的疲劳状态下也容易出现误判或漏判^[4]。为此,通过智能图像处理方法实现泄漏气体的辅助判断成为人们研究的重要方向。

2020 年 Wang 等^[5]采用制冷型气体热像仪 FLIR GF320 在 5 个成像距离下采集了透空背景下 7 种泄漏速度的甲烷泄漏图像,制作了用于气体检测的甲烷泄漏视频数据集——GasVid;研究了固定背景差分法、移动平均背景差分法和高斯混合模型差分法对泄漏气体的提取效果;使用卷积神经网络(CNN)对 GasVid 进行训练,测试了三个变种 CNN 模型(GasNet)在不同成像距离下的泄漏气体检测精度。结果表明:4.6~15.6 m 距离内三个 GasNet 的平均准确率分别为 93%、94%和 95%。同时作者

指出:由于 GasVid 数据集来自同一个测试环境,且研究中未考虑泄漏位置与环境条件的影响,未来需对其他测试环境进行补充。

2021 年 Fahimipirehgalin 等^[6]主要针对管道线路中的小型泄漏进行了研究,将搭建的类似工业使用环境的管道循环系统作为泄漏背景(背景相对均匀简单),使用 Micro-Epsilon TIM640 非制冷型红外摄像机采集两个不同格式(MP4 和 RAVI)的视频数据集,研究了基于图像分割和主成分分析的检测方法,并在 64 GB RAM、2.90 GHz CPU 的计算机上使用 MATLAB 平台进行分析,发现:所研究方法针对 MP4 格式视频的检测准确率为 96.50%,泄漏检测平均用时为 15 s;所研究方法针对 RAVI 格式视频的检测准确率为 99.37%,泄漏检测平均用时为 9 s。

与可见光图像的目标检测不同,实际应用场景中的泄漏气体热成像检测主要有以下几个难点:1)红外图像分辨率低,且为灰度图像,没有可利用的光谱信息;2)泄漏气体的检测受环境和背景的影响较大,导致图像形状不稳且边缘模糊,难以提取轮廓信息;3)一些工业危险气体往往无味无色,在可见光波段呈透明状态,在对应吸收带的红外吸收波段的的不同气体浓度下呈不同透明度的漂浮状态,直接提取气体图像容易受背景物体的影响。

基于红外成像的泄漏气体检测方法需要以下 3 个步骤:1)对红外图像进行预处理,进行图像的非均匀校正等;2)提取图像序列中的运动区域,通常可用光流法、高斯混合背景建模^[7]或背景差分^[8]等方法;3)提取目标特征,训练分类器判断是否为气体目标。本文将研究基于气体尺度不变特征变换(SIFT)和支持向量机(SVM)的气体泄漏检测算法,希望该研究能够排除实际环境中的景物、行人、机器等对泄漏气体云团痕迹探测的干扰,为泄漏气体的红外成像检测提供有效的方法。

2 算法模型分析

与可见光下的目标识别相比,气体泄漏红外检测图像虽然具有局部特征稳定的优点^[9],但实际场景往往背景比较复杂,环境较为恶劣,使得非制冷红外成像检测设备的成像质量较差,需要结合气体自身的特点对微弱的气体泄漏痕迹进行提取和增

强^[10]。此外,泄漏气体的红外图像不具有高对比特性,无法像人、车辆等传统热目标一样完全根据灰度对比度直接进行分割提取,同时其形状随着环境漂浮不定,轮廓和纹理信息不明显,故主要考虑其形状特征。常见的形状特征包括 SIFT^[11]、HOG^[12]、Haar 等。本文通过这两类特征进行分类实验,发现 SIFT 特征更能表述气体痕迹形状特点,分类效果更好。

泄漏气体检测可抽象为一个二分类问题,即判定是否是气体。SVM 作为一种成熟的机器学习算法,已广泛应用于各类分类问题,其主要的优点如下:1) 计算量较小,可避免维数灾难,解决高维问题;2) 仅使用支持向量进行决策,不依赖所有数据;3) 通过核函数实现特征空间映射,可选择不同的核函数灵活解决非线性问题;4) 泛化能力强,样本较少时也能取得良好的分类效果。

2.1 帧间差分法

泄漏气体在红外图像中呈半透明,难以被直接识别,所以首先需要提取场景中的运动目标以初步定位泄漏区域。常见的运动目标检测算法有帧间差分法、背景差分法和光流法。帧间差分法将相邻的两帧或多帧图像相减,通过减掉静止物体像素点得到运动物体像素点。背景差分法则是将当前帧和事先建立的背景帧相减,常见的背景建模方法包括多帧图像平均法、背景统计法、混合高斯模型法等,建模计算量较大,故实际应用较少。光流法认为可将有相同光流向量的区域看作一个目标,通过计算光流场可提取运动目标,但该方法要求目标亮度恒定不变,且计算量很大。近年来,研究者通过改进传统的运动目标算法,提出了多种计算量更小、检测准确率更高的运动目标检测算法,如结合哈希算法和图像二维信息熵的改进 ViBe 算法^[13]、引入图像金字塔的改进 TLD 算法^[14]、将帧间差分法和光流法结合的序列帧目标检测算法^[15]等。考虑到气体泄漏检测实际应用对计算时间的高要求,本文方法采用帧间差分法。

帧间差分法是将相邻两帧或多帧图像的相应坐标像素点的灰度值作差,如果得到的差值高于预先设定的阈值,则认为该像素点属于前景目标的像素点,反之,则看作背景像素点。阈值的选取十分重要,关系到检测效果的好坏,具体计算公式如下:

$$\begin{aligned} D_i(x, y) &= |I_{i+k}(x, y) - I_i(x, y)|, \quad (1) \\ T_i(x, y) &= \begin{cases} D_i(x, y), & |D_i(x, y)| \geq T \\ 0, & |D_i(x, y)| < T \end{cases}, \quad (2) \end{aligned}$$

式中: $D_i(x, y)$ 、 $I_{i+k}(x, y)$ 和 $I_i(x, y)$ 分别为差分

图像、第 $i+k$ 帧图像和第 i 帧图像; k 为帧间差分法中两帧图像序数之差, k 值的选择和帧率有关,帧率越高则 k 值越大; $T_i(x, y)$ 为阈值化的差分图像; T 为预先设定的阈值。

2.2 SIFT 特征

SIFT 特征对旋转、尺度缩放、亮度变化等保持不变性,是一种非常稳定的局部特征,在目标检测和跟踪等方面已经有了广泛的应用。其计算过程包括尺度空间的极值点检测、特征点定位、特征点方向确定和生成特征点描述子。

图像的尺度空间定义为变尺度的高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 与图像 $I(x, y)$ 的卷积:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y), \quad (3)$$

式中: $*$ 为卷积操作; σ 为尺度空间因子。

采用高斯差分(DoG)函数检测尺度空间中稳定的关键点,即利用不同尺度的 DoG 核和图像卷积计算图像的尺度极值:

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= [G(x, y, k'\sigma) - G(x, y, \sigma)] * \\ I(x, y) &= L(x, y, k'\sigma) - L(x, y, \sigma), \quad (4) \end{aligned}$$

式中: k' 为尺度倍数; $k'\sigma$ 为可变的尺度空间因子。

实际计算中,通过将高斯金字塔中上下两层图像相减,得到 DoG 图像,再进行极值检测。将每一个像素点和相邻点进行比较,以确定该像素点是否为图像域和尺度域真正的极值。此时得到的极值点并不都是稳定的特征点,需要进一步删除低对比度的特征点和不稳定的边缘响应点。

对于低对比度的特征点,将 DoG 函数进行曲线拟合,设 x 为候选特征点,则 $D(x)$ 在尺度空间的 Taylor 展开的前三项为

$$D(x) \approx D + \frac{\partial D}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x, \quad (5)$$

式中: $x = (x, y, \sigma)^T$ 为该点的偏移量。

将式(5)对 x 求导并令导数为0,得到极值点的偏移量:

$$\hat{x} = - \left[\frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \right]^{-1} \frac{\partial D}{\partial x}, \quad (6)$$

式中: $\left[\frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \right]^{-1}$ 为 $\frac{\partial^2 D}{\partial x^2}$ 的逆矩阵。

极值点的函数值 $D(\hat{x})$ 可用于排除低对比度的不稳定极值,将式(6)代入式(5)得

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial D}{\partial x} \hat{x}. \quad (7)$$

设对比度阈值为 T (文献[11]中为0.03)。如果 $|D(\hat{x})| \geq T$,则保留该极值点,否则认为该极值

点是对比度较低的点,需要舍弃。

对于不稳定的特征点,候选特征点的 $D(x)$ 的主曲率与 Hessian 矩阵 H 的特征值成正比,有

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中: D_{xx} 、 D_{xy} 、 D_{yy} 为候选点邻域对应位置的差分。

设 α 为 H 的最大特征值, β 为 H 的最小特征值,则

$$\text{tr}(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta, \quad (9)$$

$$\det(H) = D_{xx} D_{yy} - D_{xy}^2 = \alpha\beta, \quad (10)$$

式中: $\text{tr}(H)$ 和 $\det(H)$ 分别为 H 的迹和行列式。

设 $\alpha = \gamma\beta$, 则有

$$\frac{[\text{tr}(H)]^2}{\det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma}. \quad (11)$$

在 $\alpha = \beta$ (即 $\gamma = 1$) 时, 式(11)的值最小, 并随着 γ 的增大而增大。为了检测主曲率是否在某个阈值 T_γ 以下, 只需判断 $\frac{[\text{tr}(H)]^2}{\det(H)} < \frac{(T_\gamma + 1)^2}{T_\gamma}$ 是否成立。若成立, 则保留该特征点; 否则剔除(文献[11]中 $T_\gamma = 10$)。

特征点确定后, 再给方向赋值。根据邻域像素梯度确定方向参数, 再由图像的梯度直方图得到关键点局部结构的方向。最后将 SIFT 特征点的位置、尺度、方向信息生成关键点的描述子。Lowe 指出采用 128 维向量表示描述子时, 不变性和独特性最佳。

2.3 SVM

SVM 是一种二分类模型, 其基本模型是特征空间上间隔最大的线性分类器。SVM 还包括核技巧, 进而可以扩展为非线性分类器。线性 SVM 是 SVM 方法的核心内容, 因为非线性 SVM 也是转换为线性 SVM 进行学习和分类。

线性 SVM 的原理如图 1 所示, 样本空间中超平面可用线性方程 $\omega^T x + b = 0$ 表示, 其中 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d)$ 为法向量, d 为该样本空间维数, b 为位移项。样本集包括 1 类和 -1 类, 即 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n, x_i \in \mathbf{R}^d, y_i \in (1, -1)$ 。二维情况下, 分离面是一条直线, 对于所有 (x_i, y_i) , 满足

$$y_i [(\omega^T x_i) + b] \geq 1. \quad (12)$$

超平面 $H_1(\omega x_i + b = 1)$ 与 $H_2(\omega x_i + b = -1)$ 平行, 将正好落在 H_1 和 H_2 上的样本称为支持向量。将两个超平面之间的最小距离称为间隔 γ , 并有 $\gamma = 2 / \|\omega\|$ 。

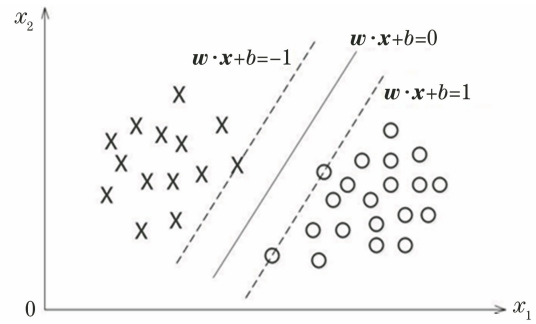


图 1 SVM 原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of SVM

最优分离面就是使得两类样本间隔最大的分离面, 也就是使得 $\|\omega\|^2$ 最小, 即

$$\begin{aligned} & \min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ \text{s. t. } & y_i (\omega^T x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, m. \end{aligned} \quad (13)$$

这是一个凸二次规划问题, 使用拉格朗日乘子法可得到其对偶问题。对原问题的约束条件添加拉格朗日乘子 $\alpha_i \geq 0$, 得到拉格朗日函数:

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^m \alpha_i [y_i (\omega^T x_i + b) - 1]. \quad (14)$$

令 $L(\omega, b, \alpha)$ 对 ω 和 b 的偏导为 0, 通过计算得到式(13)的对偶问题:

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m. \end{aligned} \quad (15)$$

对于非线性问题, 需要将样本从原始空间映射到更高维的特征空间, 使得样本在该空间线性可分。用 ϕ 表示映射后的特征向量, 则对偶问题为

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi(x_i)^T \phi(x_j) \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m. \end{aligned} \quad (16)$$

由于 $\phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 的计算比较困难, 于是设想这样一个核函数:

$$\kappa(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle = \phi(x_i)^T \phi(x_j). \quad (17)$$

通过选择合适的核函数, 可以将数据映射到高维空间以解决原始空间中线性不可分的问题。常见的核函数有线性核、多项式核、高斯核、拉普拉斯核

和 Sigmoid 核等。得到最优超平面,就确定了 ω^T 与 b 的值,对于未知类别的样本,可通过计算该样本点到最优超平面的距离进行判断。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

实验数据来自自研的气体泄漏宽波段红外成像检测原理样机(图 2),该样机使用非制冷宽波段 IRFPA,响应波段为 $3\sim 14\ \mu\text{m}$,探测器阵列规模为 640×512 ,像元尺寸为 $17\ \mu\text{m}$,噪声等效温差 (NETD) $<60\ \text{mK}$,帧频为 $50\ \text{frame/s}$ 。采集的红外图像序列包含了若干气体种类 (CH_4 、 C_2H_4 、 $\text{C}_2\text{H}_4\text{F}_2$ 等)、不同探测距离(以 10, 15, 20, 40, 150 m)和不同实验场景条件下共 21 段视频。

使用帧间差分法提取场景变化区域图像,构建



图 2 宽波段气体红外成像系统

Fig. 2 Wide band gas infrared imaging system

用于训练与测试的数据集,具体的差分结果示例如图 3 所示。数据集样本分为正样本和负样本,其中正样本即气体 500 个,负样本 500 个。从图 4 中可以看出,图像数据集包含行人、飘动树木、抽油机等常见干扰源的自然场景目标。

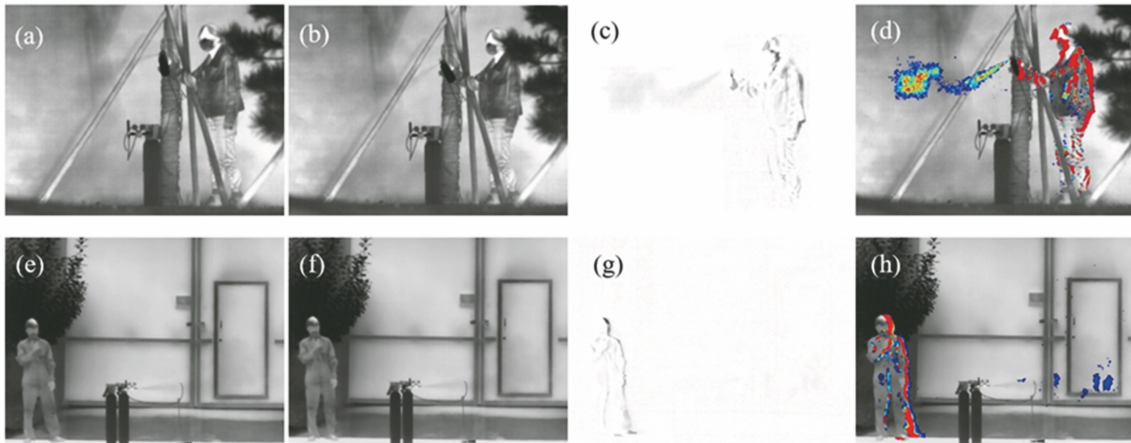


图 3 不同红外视频的原始图像、差分图像及其在原图的渲染。(a)(e)第 i 帧图像;(b)(f)第 $i+5$ 帧图像;(c)(g)第 i 帧与第 $i+5$ 帧图像的差分图像;(d)(h)差分图像在原始图像上的彩色渲染

Fig. 3 Original images and difference images of different infrared video and their rendering pictures. (a)(e) i th frame; (b)(f) $(i+5)$ th frame; (c)(g) difference images of i th frame and $(i+5)$ th frame; (d)(h) color rendering of difference results on original image

3.2 实验流程分析

选取训练集和测试集的样本比例为 4:1,使用 VLFeat 软件包提取样本的 SIFT 特征,利用每个样本得到 $128\times N$ 的特征矩阵(N 为 SIFT 特征数目,实验中 N 的取值范围为 $5\sim 61$)。每个 128 维的向量对应一个特征点,在数据集中共提取 29053 个特征点。

根据词袋模型,每个 128 维的特征向量都可看作一个视觉单词,将所有的视觉单词集合在一起,使用 K -means 聚类算法构造词汇表,进而根据视觉词汇在图像中出现的频率对该图像进行分类。本文选择 K -means 算法的 K 值为 9,根据聚类结果使用 SVM 对样本进行分类训练。

一般而言,RBF 核函数是合理首选。首先,RBF 核可将样本非线性地映射到高维空间,处理线性核无法解决的非线性问题;其次,超参数的数量会影响模型复杂度,而相较于多项式核,RBF 核的超参数更少;最后,RBF 核数值复杂度更低,不像多项式核包含大量高阶运算。径向基(RBF)核函数的表达式为

$$\kappa(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0.$$

(18)

RBF 核包含误差项的惩罚系数 C 和自由参数 γ 两个可变参数,其中 $C > 0$,通用于所有 SVM 内核; γ 与高斯核的 δ 有关。为了确定参数的最佳取值,使分类器对于未知分类样本的分类结果更准确,

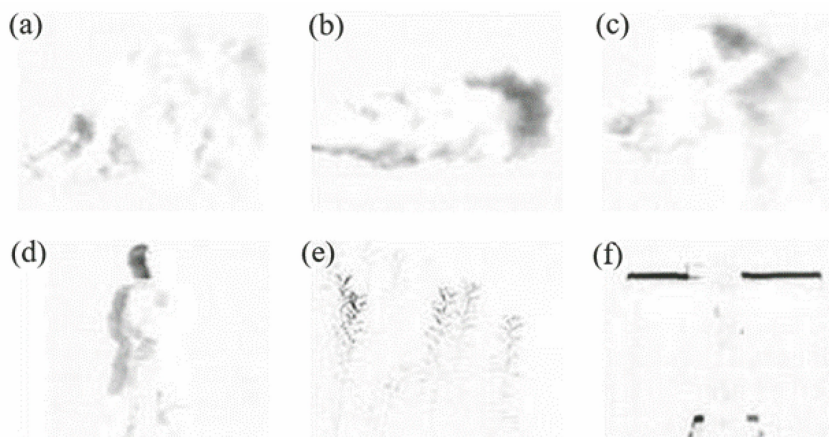


图 4 数据集正负样本示例。(a)~(c)正样本图像;(d)~(f)负样本图像,分别为人、树木、抽油机
Fig. 4 Samples of positive and negative datasets. (a)~(c) Positive sample images; (d)~(f) negative sample images, which are people, trees, and pumping units

通常需要进行参数搜索。采用网格搜索法寻找 SVM 的最佳参数 C 和 γ , 优化结果如图 5 所示。

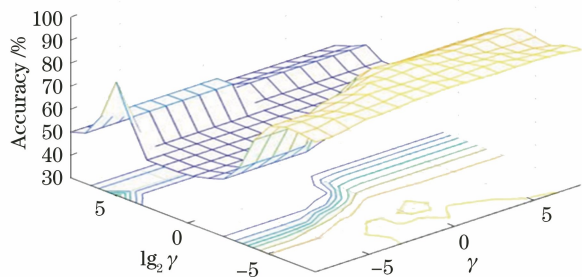


图 5 网格搜索法优化 SVM 参数 C 和 γ 的结果
Fig. 5 Optimization results for parameters C and γ by grid search method

测试样本包含 100 个正样本和 100 个负样本, 使用 SVM 最佳参数对其进行分类, 共对 91 个正样本和 95 个负样本分类成功。计算得到该算法的测试效果如表 1 所示, 部分测试集的检测结果如图 6 所示。

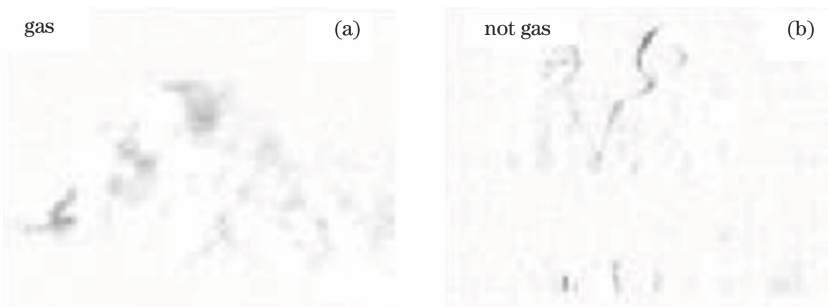


图 6 测试集的检测效果。(a)正样本;(b)负样本
Fig. 6 Detection results of test set. (a) Positive sample; (b) negative sample

综合表 1 和表 2 中基于 SVM 的泄漏气体热成像检测算法效果可见, 使用 SIFT 特征训练的准确率高

表 1 SIFT-SVM 算法测试结果

Table 1 Test results of SIFT-SVM algorithm

Parameter	Accuracy / %	Error rate / %	Precision / %	Recall / %
Value	92.50	7.50	91.00	93.81

3.3 与 HOG 特征实验对比

方向梯度直方图(HOG)利用图像的梯度分布对图像中局部物体的外观和形状进行描述。首先将图像划分成若干同样大小的区域, 记为单元。然后针对单元内所有像素分别计算梯度, 利用直方图对所有的梯度方向进行统计, 对梯度方向直方图进行组合, 进而对目标进行描述。为了令特征对光照的变化有一定的不变性, 计算过程中需要对每个局部的梯度方向直方图都进行归一化处理。采用相同的数据集, 提取样本 HOG 特征并进行 K -means 聚类 and SVM 分类器训练, 该方法成功对测试样本中 86 个正样本和 79 个负样本进行了分类。该算法的测试效果如表 2 所示, 其与 SIFT-SVM 算法在性能上的对比如表 3 所示。

于使用 HOG 特征训练的准确率。由表 3 中两种算法的性能对比可知, 同一幅图像提取到的 SIFT 特征

数据大小约为 HOG 特征数据的 1/10,这意味着前者在特征提取中所需的存储空间更小。同时,基于 SIFT 特征的 SVM 算法达到收敛所需的迭代次数更少、训练时长更短。SVM 中支持向量确定了最优超平面,并在分类决策中起决定性作用。由于 SIFT 特征训练得到的支持向量数目远少于后者,故其检测模型更简单、过拟合和维数灾难的风险更低、支持向量占用的存储空间更小,对未知场景的预测速度更快。

表 3 两种算法的性能对比

Table 3 Performance comparison of two algorithms

Algorithm	Single data size /kB	Iterations	Training time /s	Number of support vectors
SIFT-SVM	2-6	176	3.6165	326
HOG-SVM	41-63	824	137.7023	502

由于本文数据集的采集环境更接近真实化工场地的复杂背景,各类干扰因素更多,故本文所得准确率相较于文献[5]和文献[6]中较低。文献[5]中选择的泄漏气体观察背景为天空,且无运动干扰物;文献[6]以室内简单场景为观察背景,并将在固定距离处的采集图像作为数据集,虽然目标面积不大,但无运动物体干扰;本文数据集包含了室内、室外多个场景,且成像距离为 10~150 m,红外图像中气体形状受风向、风速、泄漏部位形状、气体泄漏速度等多个因素的影响,并包含了环境中的多类运动物体对泄漏气体检测的干扰。

4 结 论

提取泄漏气体痕迹并从中获取泄漏气体位置和浓度等信息是工业气体泄漏红外成像检测的核心,快速有效的检测方法是工程应用的急需。采用自研气体泄漏红外成像检测系统采集了距泄漏气体 10~150 m 处接近真实复杂环境下的泄漏气体红外图像序列;通过帧间差分建立常见检测场景中泄漏气体、行人和飘动树叶等 1000 幅典型动态目标场景图像构成的数据集,提出了基于 SIFT 特征和 SVM 的气体泄漏痕迹检测算法,该算法使用网格寻优得到较好的泄漏气体识别效果,对气体云团的检测准确率可达 92.5%,通过实验对比发现基于 SIFT 特征的分类器较基于 HOG 特征的分类器的训练成本更低、分类效果更好,该算法也在实际红外成像检测系统中获得较好的应用。

基于红外成像的泄漏气体检测技术还处于发展阶段,本文方法针对气体泄漏的红外成像特点,为气体泄漏检测的实际应用提供了一种切实可行的方法。下一步将进一步拓展训练库的图像类型,并针

综上,相较于 HOG 特征,SIFT 特征更适用于泄漏气体形状特征的表述,在基于 SVM 的泄漏气体检测算法中所需的时间成本和空间成本更低,预测结果更准确。

表 2 HOG-SVM 算法的测试结果

Table 2 Test results of HOG-SVM algorithm

Parameter	Accuracy / %	Error rate / %	Precision / %	Recall / %
Value	82.50	17.50	86.00	80.37

对提高气体泄漏检测算法精度、完善浓度定量检测算法开展深入研究。

参 考 文 献

- [1] 张旭,金伟其,李力,等. 天然气泄漏被动式红外成像检测技术及系统性能评价研究进展[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(S2): S204001.
Zhang X, Jin W Q, Li L, et al. Research progress on passive infrared imaging detection technology and system performance evaluation of natural gas leakage [J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(S2): S204001.
- [2] 李家琨,金伟其,王霞,等. 气体泄漏红外成像检测技术发展综述[J]. 红外技术, 2014, 36(7): 513-520.
Li J K, Jin W Q, Wang X, et al. Review of gas leak infrared imaging detection technology [J]. Infrared Technology, 2014, 36(7): 513-520.
- [3] 谭雨婷,李家琨,金伟其,等. 气体泄漏的单点探测器与红外成像检测的灵敏度模拟分析[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(8): 2489-2495.
Tan Y T, Li J K, Jin W Q, et al. Model analysis of the sensitivity of single-point sensor and IRFPA detectors used in gas leakage detection [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(8): 2489-2495.
- [4] 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.
- [5] Wang J F, Tchapmi L P, Ravikumar A P, et al. Machine vision for natural gas methane emissions detection using an infrared camera [J]. Applied Energy, 2020, 257: 113998.
- [6] 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]. *Engineering*, 2021, 7(6): 758-776.
- [7] Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004, August 26, 2004, Cambridge, UK. New York: IEEE Press, 2004: 28-31.
- [8] Piccardi M. Background subtraction techniques: a review[C]//2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, October 10-13, 2004, The Hague, Netherlands. New York: IEEE Press, 2004: 3099-3104.
- [9] 王周春, 崔文楠, 张涛. 基于支持向量机的长波红外目标分类识别算法 [J]. *红外技术*, 2021, 43(2): 153-161.
Wang Z C, Cui W N, Zhang T. Classification and recognition algorithm for long-wave infrared targets based on support vector machine [J]. *Infrared Technology*, 2021, 43(2): 153-161.
- [10] 李家琨, 金伟其, 张旭, 等. 气体泄漏红外图像动态压缩及增强方法 [J]. *光学学报*, 2017, 37(1): 0111003.
Li J K, Jin W Q, Zhang X, et al. Gas leak infrared image dynamic compression and enhancement method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(1): 0111003.
- [11] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [12] Dalai N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 886-893.
- [13] 汤旻安, 王晨雨. 基于改进 ViBe 算法的静态场景运动目标检测 [J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(14): 1410011.
Tang M A, Wang C Y. Moving object detection in static scene based on improved ViBe algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(14): 1410011.
- [14] 樊萌, 樊永生, 任福汉. 基于改进 TLD 的运动目标跟踪算法研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): 121021.
Fan M, Fan Y S, Ren F H. Moving target tracking algorithm based on improved TLD [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): 121021.
- [15] 罗寰, 王芳, 陈中起, 等. 基于对称差分 and 光流估计的红外弱小目标检测 [J]. *光学学报*, 2010, 30(6): 1715-1720.
Luo H, Wang F, Chen Z Q, et al. Infrared target detecting based on symmetrical displaced frame difference and optical flow estimation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(6): 1715-1720.