

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205973

光流增强的红外成像气体泄漏检测方法^{*}

李泉成¹ 曹江涛¹ 姬晓飞²

(1. 辽宁石油化工大学信息与控制工程学院 抚顺 113001; 2. 沈阳航空航天大学自动化学院 沈阳 110136)

摘要:危险气体检测技术是石化等企业安全生产的必要保障之一,在工业生产中有着重要的作用。为了弥补现阶段基于红外成像技术的气体泄漏检测算法单帧检测的不足,提高检测精度,本文提出了光流增强的红外成像气体泄漏检测方法。首先使用光流网络提取视频中的运动特征,然后将运动特征与原图融合生成光流增强的气体泄漏图像送入 YOLO 网络进行检测,最终确定视频中是否存在气体泄漏并获取其位置信息。经过同增强前数据的对比测试,该方法将召回率保持在可接受范围内的同时,虚警率由 17.87% 降低至 0.60%、精确率由 77.21% 提升至 99.99%;检测速度约为 13 fps,可实现实时检测。

关键词:光流法;气体泄漏检测;红外成像;计算机视觉

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Infrared imaging gas leak detection method with optical flow enhancement

Li Quancheng¹ Cao Jiangtao¹ Ji Xiaofei²

(1. School of Information and Control Engineering, Liaoning Petrochemical University, Fushun 113001, China;

2. School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: Hazardous gas detection technology is one of the necessary guarantees of safety in many industries such as petrochemical enterprises, and plays an important role in industrial production. To make up for the shortage of single-frame gas leak detection algorithm which based on infrared imaging technology and improve the detection accuracy, a method of optical flow enhanced infrared imaging gas leak detection was proposed in this paper. The motion features in the video are extracted with the optical flow network in the first step. Then the motion features are fused with the original image to generate an optical flow enhanced gas leak image to be sent to the YOLO network for detection. Finally, whether there is a leakage in the video was determined and its location was obtained. After a comparison with the data before enhancement, the method keeps the recall rate in an acceptable range while the false alarm rate is reduced from 17.87% to 0.60%, and precision is improved from 77.21% to 99.99%. The detection speed is about 13 fps, which satisfies the needs of real-time detection.

Keywords: optical flow; gas leak detection; infrared imaging; computer vision

0 引言

《中国制造 2025》指出,我国仍处于工业化进程中,与先进国家相比还有较大差距。制造强国战略需要钢铁、石化、轻工等产业向高价值方向发展;推进先进储能装置、智能电网用输变电等重要设备的制造及应用技术;推进钢铁、有色、化工等传统制造业的绿色改造。以上行

业中不可避免地使用到工业气体,其中一氧化碳(CO)、甲烷(CH₄)、乙烯(C₂H₄)等气体易燃易爆;氯气(Cl₂)、氨气(NH₃)等剧毒气体能引起中毒甚至死亡等事故;六氟化硫(SF₆)等气体浓度过大会造成窒息风险。因而对使用到工业气体的环境进行泄漏监测是十分必要的。

在各种气体检测方法中,使用传统传感器检测的精度往往依赖于传感器的数量和位置,且维护操作繁琐;而基于分子吸收光谱的红外成像技术具有不会发生化学反

应、探测距离远等优点,能够在不接近泄漏点的情况下识别出气体的类别和浓度信息^[1],适用于化工园区、长距离输送管线等场所的泄漏检测和气体浓度分析。目前基于红外成像技术的气体泄漏检测已有较为成熟的产品,得到了广泛的应用^[2-3]。但现阶段用于泄漏检测的红外成像产品仅能做到将红外图像可视化,对是否出现气体泄漏需要进行主观判断,自动化程度低,无法应用于自动监测场景。

使用红外图像检测气体泄漏的研究主要分为传统方法和深度学习方法两大类。其中传统方法需要进行预处理、前景提取、特征筛选等操作^[4-5],受天气、光照、时间等影响因素大,分类器阈值的选取多依赖于个人经验,使得方法的抗干扰能力较差。深度学习方法则能够直接对输入图像或视频进行检测,无需手动设计特征,预处理操作也更加简单,近年来发展迅速,但网络的性能受训练数据影响很大,使用场景发生变化时输出结果不稳定,因而投入使用前需要使用充足的数据进行训练。Wang 等^[6]提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的气体泄漏检测网络 GasNet,在自制的甲烷泄漏数据集上总体准确率可达 95%。Huang 等^[7]使用 YOLOv4 网络对 SF₆ 气体泄漏图像进行检测,能够在 1.5~5.5 m 的距离上有效排除热干扰及动态水蒸气干扰,检测精度可达 88%。以上方法测试的场景相对单一,帧间信息没能得到充分利用,算法的适应性不高。

彭敏等^[8]比较了多种运动目标检测方法,确定了自适应帧间差分法在单通道可见光气体泄漏检测方向的优势。Wang 等^[9]开发了以 3D CNN 为核心的用于气体泄漏视频检测的 VideoGasNet,可实现对视频中小、中、大型气体泄漏的自动分类,准确率可达 78.2%。以上方法能

够提取气云的运动特征用于泄漏检测,但相关研究仅限于判定图像中是否存在泄漏,没有对泄漏气体位置进行标注,无法将检测结果用于设备的故障排查及维修。

在手持式红外成像仪的使用过程中,人们通常无法在静止的照片中将泄漏气体的微小气羽同图像中的阴影区分开,但能直接在运动的视频中观察到气羽的运动。这表明低压泄漏气体的运动信息相较于静态信息更加显著,易于同背景区分开。气体泄漏视频中包含十分丰富的时序信息,其中气云呈现出的运动和扩散特性可以作为检测的重要依据。上述气体泄漏检测网络未能兼顾气体定位和气体运动信息有效利用,针对以上问题,为了使红外视频中的运动信息得到充分利用,本文提出了光流增强的红外成像气体泄漏检测方法:使用光流网络获取的光流信息对气体泄漏视频图像进行增强,构造多种图像增强方式,然后送入 YOLOv5 网络进行检测,最终得到视频中气体泄漏检测结果与定位信息。该方法充分利用了红外视频中的运动信息,弥补了单帧检测虚警率高的问题,提高了检测的准确率。

1 算法框架

本文提出基于光流增强的红外成像气体泄漏检测方法,框架如图 1 所示。首先将视频数据中相邻 n 帧的图像送入光流网络,以可视化图像的形式得到视频中的运动特征;接下来用不同方式将运动特征图同前一帧的灰度图像融合,得到光流增强的气体泄漏图像;最后将融合图像送入单阶段目标检测网络 YOLOv5 进行检测,得到检测结果,确定视频中是否存在气体泄漏并获取位置信息。

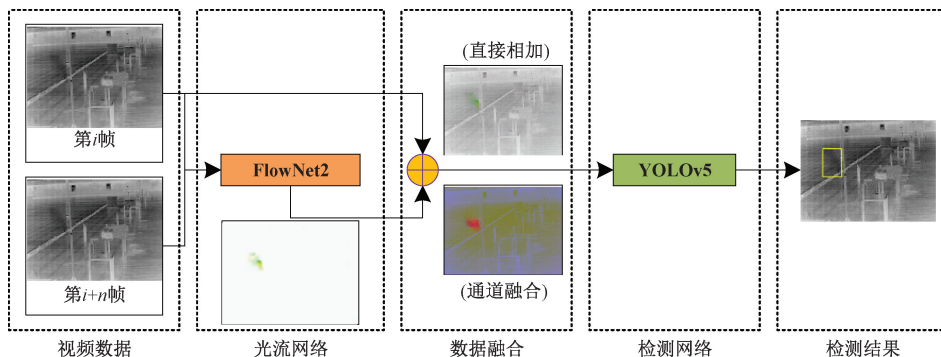


图 1 气体泄漏检测算法框架图

Fig. 1 Framework diagram of gas leak detection algorithm

2 算法简介

2.1 YOLO 检测网络

目标检测算法用于在图片中找到特定的物体,并要

求在识别物体种类的同时标出其位置。基于深度学习的算法主要有:以 R-CNN、SPP-Net、R-FCN 等为代表的两阶段方法,先通过计算机视觉(或者深度学习)找出输入图片中若干个可能存在物体的候选区域,再将这些区域分别送入图片分类器中进行分类,在准确度上具有优势;以

YOLO、SSD 等为代表的单阶段方法可以直接通过卷积神经网络预测物体的类别和位置,预测时能够利用全图信息并具有更快的运行速度^[10]。

YOLO(you only look once)是一种典型的单阶段检测算法,其运行速度快、泛化能力强,被广泛用于自动化处理任务。YOLOv5 在 YOLOv4 基础上缩小了模型尺寸、提

高了推理速度,其主要结构包括 Backbone(包括 Focus 模块、卷积层、B_CSP 模块和 SPP 模块,是检测网络的主干)、Neck(包含 FPN^[11]和 PAN^[12]模块,将各级特征进行融合并提高其鲁棒性)、Head(用于在特征图上生成锚框,并实现输出类别、包围框及置信度)3 部分,如图 2 所示。

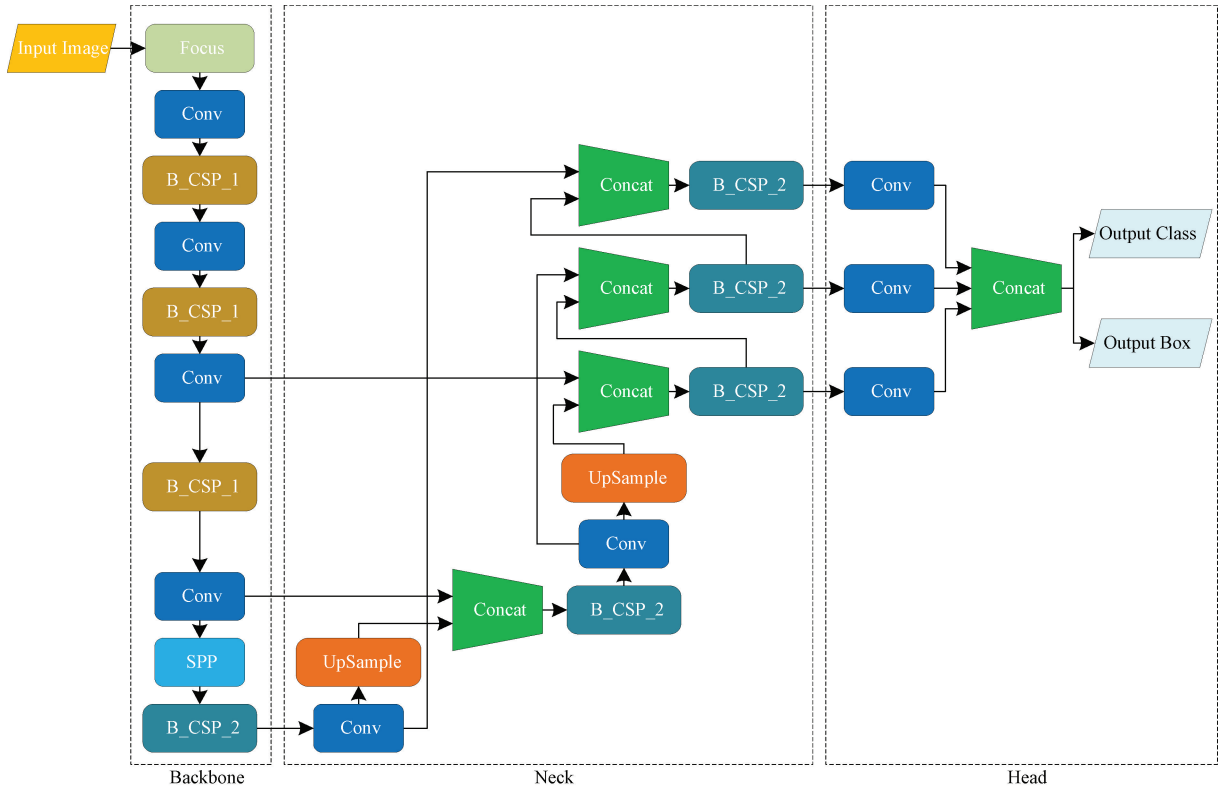


图 2 YOLOv5 网络结构
Fig. 2 Sketch of YOLOv5 network structure

在对彩色目标如行人、火灾、烟雾的检测方面, YOLOv5 网络具有良好的检测精度和速度。但红外图像仅有一个通道,色彩特征的缺失使得网络的特征提取能力受限;而气云的形状与纹理特征较弱,极易受到复杂背景图像中的阴影、噪声等因素干扰。因此使用 YOLO 网络对红外图像的直接检测效果无法保证。

2.2 FlowNet 光流网络

光流(optical flow)亦即在前后两帧时间间隔很小时目标像素点的位移,其中包含目标运动的信息,可以表达图像的变化。光流法是利用图像序列中相邻帧时间域上像素亮度的移动计算出相邻帧之间物体运动信息的方法,常用于场景中的运动估计,其理想输出是两帧图像中每个像素的位移矢量。

目前常用的传统光流法有以 Lucas-Kanade 为代表的稀疏光流和以 Farneback 代表的稠密光流,但均存在条件多、受光照影响大等缺点。随着 CNN 被越来越广泛地应用

在图像分割、深度预测和边缘预测等方面,2015 年 Dosovitskiy 等^[13]提出了 FlowNet 网络,其分为 FlowNetS 和 FlowNetC 两种结构,均采用 U 型网络,包含不同的编码器和相同的解码器。与传统算法相比,FlowNet 的精度仍有差距,在小位移和真实场景表现不佳,但验证了基于 CNN 的光流检测算法的可行性。两年后,该团队提出改进版本 FlowNet2^[14],优化了训练策略并开发了新的堆叠架构,同时增加了对小位移的训练,在精度追平传统算法的同时,实现了速度的领先,其结构如图 3 所示。

由于 FlowNet2 通过学习数据集特征来预测光流,算法性能与网络结构和训练数据的质量密切相关,无需任何假设,因而具有良好的鲁棒性和泛化能力。

泄漏气体可根据其具有扩散性从而与常见干扰区分开,而扩散现象表现为封闭空间表面有物质进入部分的面积远小于有物质输出部分的面积、物质进入的速度大于物质离去的速度,在红外图像中体现为像素集合在向

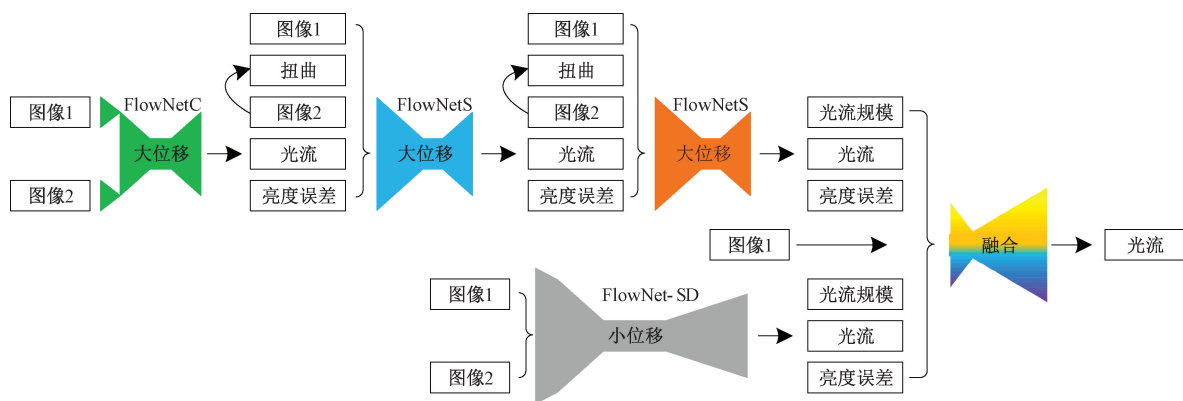


图3 FlowNet2 结构图

Fig. 3 Sketch of FlowNet2 structure

某一方向的移动过程中,速度减慢并逐渐获得向其他方向移动的速度,形成羽流。在光流网络的输出中,像素运动的方向和距离分别以颜色和深浅程度表示。因而使用 FlowNet2 对气体泄漏视频进行处理,可以得到视频中各像素点的运动信息,结合检测网络可以从气体运动特征的角度对视频中是否存在气体泄漏进行判断。

2.3 数据融合

鉴于一般目标检测网络存在无法充分利用红外视频中帧间信息的问题,本文使用 FlowNet2 提取视频中的光流信息,结合 YOLOv5 网络用于检测气体泄漏。直接使用光流信息进行泄漏检测能够充分利用帧间运动信息进行判断,但也有一些不足之处。在输入的两帧时间间隔过短或气体泄漏状态达到稳定等情况下,图像的帧间变化很小,预测的光流信息不完整,会导致检测到的泄漏气体出现区域缺失情况。此外,光流可视化过程进行了均衡化操作,以确保在不同场景下对不同移动速度的物体均能较准确地输出运动信息,但当视野内出现鸟、车等快速移动的干扰物时,泄漏气体的弱运动信息将被掩盖,造成漏检。

由上可见,仅使用光流数据进行检测只能达到有限的效果。针对这一不足,本文分别使用直接相加与通道融合两种方式将光流信息与静态图像结合并对比检测效果,具体方法如下:直接相加法将 FlowNet2 输出的彩色光流信息与原始图像相加;通道融合法先将光流信息转换为具有水平、竖直分量的双通道图像,接下来将运动信息图像与输入帧灰度图的单通道合并,得到融合图像。两种融合方式的效果如图 1 数据融合模块的演示结果所示。

2.4 数据集

目前气体泄漏检测领域没有公开视频数据集用于算法测试,本文实验部分采用均一背景下气体释放图像与复杂背景叠加的方式生成场景数据。

根据朗伯-比尔定律(Lambert-Beer law),对于均质气体,频率为 ν 的光束入射原始光强 I_0 与被气体吸收后的光强 I 近似满足式(1)^[15]:

$$I = I_0 e^{-kL} \quad (1)$$

其中, k 为光谱吸收系数,与分子吸收截面和被测物浓度有关, cm^{-1} ; L 为总的气体吸收光程长, cm 。令透过率 $\tau = e^{-kL}$, 可得:

$$I = I_0 \tau \quad (2)$$

设均一背景的光强为 I_1 , 被气体吸收后的光强为 I_2 , 可计算出该处气体透过率 $\tau = I_2/I_1$ 。相应地,如果在复杂背景下拍摄相同气体,则吸收前来自背景的光强 I_3 与吸收后光强 I_4 满足式(3):

$$I_4 = I_3 \times \frac{I_2}{I_1} \quad (3)$$

由上可见,使用气体释放图像与背景的乘积作为实验数据能够比较好地模拟复杂背景下气体泄漏图像。

本文数据集制作过程使用的背景数据为红外光谱摄像头拍摄的背景图像(图 4(a));泄漏数据为使用同一摄像头拍摄的以 25 °C 黑体为背景的等温乙烯释放图像(图 4(b))。乙烯气体释放视频的帧率为 11 fps)。为模拟真实情况,将乙烯图像进行 0.25~0.5 的随机比例缩小,同时在背景图像中的位置随机放置(图 4(c)),框出部分为气云)。

3 实验

3.1 实验环境与实验过程

本文实验平台如表 1 所示。

本文以合成数据集为基础,分别使用间隔 1 帧帧差(相邻帧)、间隔 2 帧帧差和间隔 3 帧帧差图像预测光流信息;接下来使用通道融合和直接相加两种方式将对应的光流信息与灰度信息融合,共得到 3 组光流图像和两

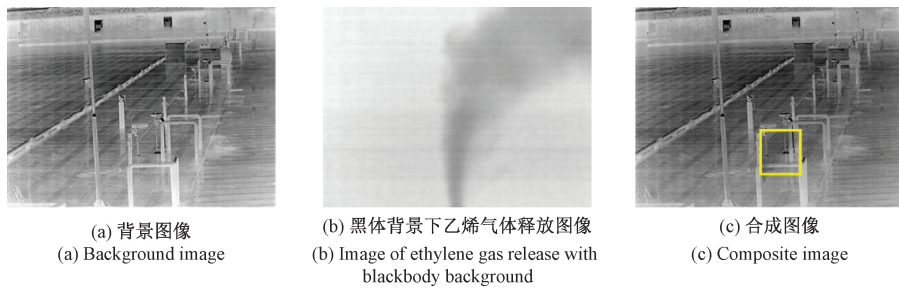


图 4 数据集样例

Fig. 4 Samples of dataset

表 1 实验平台配置

Table 1 Configuration of Experiment platform

类别	配置信息
硬件	AMD R5-5600G@3.90 GHz DDR4 Dual 3600 MHz 16 G NVIDIA GeForce RTX 3060 12 G Windows 10 21H2
软件	CUDA 11.3 Pytorch 1.10.1

种 6 组融合图像;最后使用 YOLOv5 检测网络分别对以上 9 组数据以及原始灰度图像进行训练。每类数据的训练过程均使用了随机生成的两种场景共 4 560 张图片

表 2 不同数据进行训练的检测结果对比

Table 2 Comparison of detection results with different training data

训练数据	准确率/%	精确率/%	召回率/%	虚警率/%	IoU	mAP@0.5
原始灰度图像	84.95	77.21	89.06	17.87	0.811	0.904
光流图像 1	60.16	96.05	1.60	0.04	0.454	0
光流图像 2	60.02	94.92	1.23	0.04	0.550	0.003
光流图像 3	60.62	94.78	2.38	0.10	0.472	0.062
直接相加 1	61.12	93.29	3.68	0.38	0.480	0.096
直接相加 2	61.62	91.90	4.90	0.36	0.549	0.039
直接相加 3	64.24	84.95	11.39	1.50	0.492	0.039
通道融合 1	92.75	99.78	82.18	0.12	0.776	0.874
通道融合 2	93.31	99.76	83.59	0.13	0.779	0.872
通道融合 3	94.13	98.99	86.28	0.59	0.783	0.907

由表 2 可以看出,使用原始灰度图像进行检测能够取得较好的召回率,但虚警率高、精确率低,会持续将复杂环境中的阴影误检为泄漏气体(如图 5(a)),使用时会出现频繁误报的问题。光流信息不完整使得仅用光流图像训练无法让网络对泄漏部分进行准确判断,召回率极低(如图 5(b),对于较明显的气体也会出现漏检);但另一方面对于不存在运动信息或运动信息很弱的图像几乎不会产生误报,符合其虚警率最低的结果。直接相加进行融合的方法在所有通道中进行操作,图像整体亮度偏高,减弱了原始灰度图中气云部分的特征,导致漏检到或检测不完全(如图 5(c)),召回率很低。使用通道融合方

(其中 840 张含有行人、车辆等快速运动物体),其中训练集与验证集数量按 8:2 随机分配。测试过程中,每组均使用重新随机生成的两种场景共 4 560 张图片(其中 840 张含有行人、车辆等快速运动物体)和 6 767 张空图片(使用背景图片和黑体图片合成,模拟正常状态来测试算法的虚警率)。上述各组数据使用 YOLOv5s 网络训练 200 轮后各项损失、精确率和召回率均收敛,证明已充分训练。

3.2 实验结果

经过测试,分别得到了各组数据的训练模型在测试集的检测效果,如表 2 所示。其中,置信度阈值为 0.20、NMS 操作的 IoU 阈值为 0.60。

法得到的图像中静态信息占比较少,仅对一些阴影附近的气云有漏检现象(如图 5(d)),召回率有少许损失,但光流信息的引入使得网络对弱运动的图像的虚警大幅降低,具有更好的应用价值。由此可见,通道融合方式因分别不同通道存储静态信息与动态信息,得以较好地结合二者的优点,提高检测的准确率。

在光流网络的输入图像方面,间隔 3 帧帧差比相邻帧帧差和间隔 2 帧帧差具有更大的运动幅度,运动信息对静态特征的补充更加充分,具有更高的召回率。对于虚警率随帧差数量增长,分析原因如下:由于光流网络中均衡化操作的存在,间隔 3 帧光流的运动较大(图 6

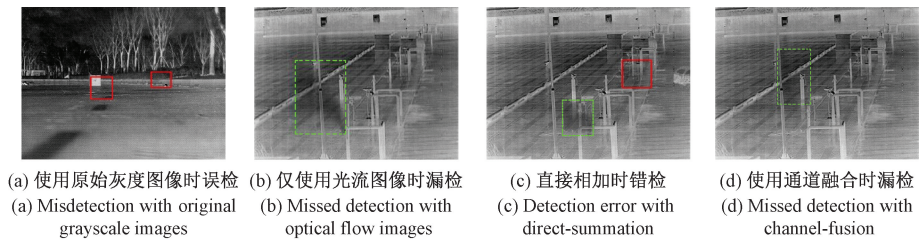


图 5 错误检测样例(实线框为标签框,虚线框为检测框)

Fig. 5 Samples of detection error (Solid wire frame represents label boxes, when Dotted box represents detection boxes)

(b), 相对于相邻帧光流(图 6(a))具有更加纯净的背景, 导致检测网络对静态图像的光流图(图 6(c))具有的较复杂背景检测效果不佳。在网络运行速度方面, 本平

台上 YOLO 检测网络的速度约为 7 ms/帧、FlowNet2 预测光流约为 100 ms/帧、直接相加融合方式约 100 ms/帧、通道融合方式约 67 ms/帧。

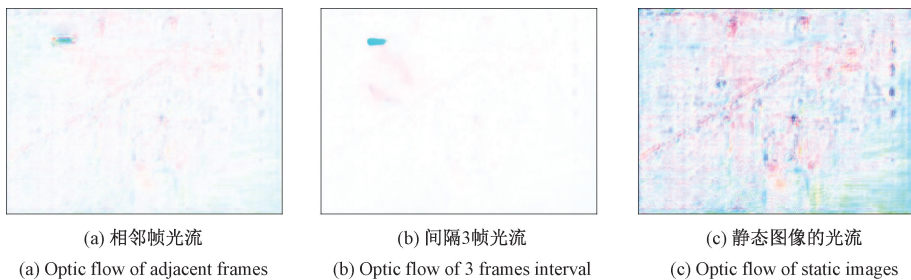


图 6 第 1 帧相同时, 相邻帧光流、3 帧光流与静态图像的光流对比

Fig. 6 Comparison of optic flow of adjacent frames, 3-frames interval and static images when the first frame is the same

综上所述, 在 YOLOv5 网络中引入光流信息能够有效降低气体泄漏检测的虚警率, 提高总体准确率, 其中以间隔 3 帧帧差光流(约 270 ms 间隔帧差)的结果最优, 精确率达到了 99.40%; 检测速度约为 74 ms/帧, 能够满足实时运行需要。

4 结 论

本文针对目前基于深度学习的红外气体泄漏检测方法多存在数据场景单一、帧间信息没有得到充分利用的问题, 提出了一种基于光流增强的红外气体泄漏检测算法: 使用光流网络预测运动信息并转换为双通道图像, 与输入帧灰度图进行通道融合后, 送入 YOLOv5 网络进行检测, 最终确定视频中是否存在气体泄漏并获取其位置信息。相比于基于 CNN 或使用原始灰度数据进行 YOLO 检测的气体泄漏检测算法, 该方法充分利用了红外视频中的运动信息, 弥补了单帧检测的不足, 有效减少了误报, 提高了检测的准确率。今后的工作将从增强图像信息、改进网络结构、减少模型参数入手, 进一步提高网络性能。

参考文献

[1] 门金龙, 胡炜杰, 蔡冲冲, 等. 可燃气体传感器研究

综述 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21 (15): 6123-6131.

MEN J L, HU W J, CAI CH CH, et al. Review of combustible gas sensors [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(15): 6123-6131.

[2] 迟晓铭, 肖安山, 朱亮, 等. 石化企业气体泄漏红外成像检测技术研究进展 [J]. 安全、健康和环境, 2021, 21(2): 1-5.

CHI X M, XIAO AN SH, ZHU L, et al. Research progress of infrared imaging detection technology for gas leakage in petrochemical enterprises [J]. Safety Health & Environment, 2021, 21(2): 1-5.

[3] 洗敏元, 薛晨亮, 王飞, 等. 气云成像泄漏监测技术在海上钻井平台的应用 [J]. 设备管理与维修, 2022(3): 90-92.

XIAN M Y, XUE CH L, WANG F, et al. Application of gas cloud imaging leakage monitoring technology on offshore rigs [J]. Plant Maintenance Engineering, 2022(3): 90-92.

[4] 刘路民根, 张耀宗, 栾琳, 等. 一种基于形状的红外图像泄漏气体检测方法 [J]. 应用光学, 2019, 40(3): 468-472.

LIU L M G, ZHANG Y Z, LUAN L, et al. Shape-based

- infrared image leakage gas detection method[J]. Journal of Applied Optics, 2019, 40(3): 468-472.
- [5] 洪少壮, 胡英, 于宏伟. 基于多特征的红外成像 VOCs 气体检测[J]. 计算机仿真, 2021, 38(3): 374-379.
HONG SH ZH, HU Y, YU H W. Infrared imaging VOCs gas detection based on multi-feature [J]. Computer Simulation, 2021, 38(3): 374-379.
- [6] WANG J, 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(C): 113998.
- [7] HUANG J, CHEN B, CHEN S, et al. Research on intelligent detection of sulfur hexafluoride gas leakage in confined spaces [C]. 2022 6th International Conference on Electric Power Equipment-Switching Technology (ICEPE-ST), 2022: 18-22.
- [8] 彭敏, 马宁, 王少军, 等. 基于可见光图像的工业过程气体泄漏检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6): 1-8.
PENG M, MA N, WANG SH J, et al. Gas leakage detection of industrial process based on visible image[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(6): 1-8.
- [9] WANG J, JI J, RAVIKUMAR A P, et al. VideoGasNet: Deep learning for natural gas methane leak classification using an infrared camera [J]. Energy, 2022, 238(B): 121516.
- [10] 王恒慧, 曹东, 赵杨, 等. 基于深度学习的红外弱小目标检测算法研究综述[J]. 激光与红外, 2022, 52(9): 1274-1279.
WANG H H, CAO D, ZHAO Y, et al. Survey of infrared dim small target detection algorithm based on deep learning [J]. Laser & Infrared, 2022, 52(9): 1274-1279.
- [11] LIN T, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 936-944.
- [12] LIU S, QIN H, SHI J, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]. 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018: 8759-8768.
- [13] DOSOVITSKIY A, FISCHER P, ILG E, et al. FlowNet: Learning optical flow with convolutional networks [C]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 2758-2766.
- [14] ILG E, MAYER N, SAIKIA T, et al. FlowNet 2.0: Evolution of optical flow estimation with deep networks [C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 1647-1655.
- [15] 鲁一冰, 刘文清, 张玉钧, 等. 中红外激光吸收光谱 CO 检测系统软件设计[J]. 电子测量技术, 2018, 41(14): 102-107.
LU Y B, LIU W Q, ZHANG Y J, et al. Software design of infrared laser absorption spectroscopy CO detection system [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(14): 102-107.

作者简介



李泉成, 2018 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 现为辽宁石油化工大学硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: 2296912672@qq.com

Li Quancheng received his B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 2018.

Now he is a M. Sc. candidate in Liaoning Petrochemical University. His main research interest includes computer vision.



曹江涛, 2009 年于英国普茨茅斯大学获得博士学位, 现为辽宁石油化工大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为智能方法及其应用。

E-mail: cigroup@126.com

Cao Jiangtao received his Ph. D. degree from University of Portsmouth in 2009. Now he is a professor and M. Sc. supervisor at Liaoning Petrochemical University. His main research interests include intelligent methods and their applications.



姬晓飞, 博士, 副教授, 2009 年于英国普茨茅斯大学获得博士学位, 现为沈阳航空航天大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为视频分析与处理、模式识别理论等。

E-mail: jixiaofei7804@126.com

Ji Xiaofei received her Ph. D. degree from University of Portsmouth in 2009. Now she is an associate professor and M. Sc. supervisor at Shenyang Aerospace University. Her main research interests include video analysis and pattern recognition theory.