

文章编号:1007-2780(2026)02-0294-09

遮挡场景下基于烟雾特征的火灾源点定位

陈凯¹, 肖文君¹, 项颖^{1*}, 周云飞², 朱岩³, 李林³, 井红珍⁴, 张怀平⁵

(1. 广东工业大学信息工程学院, 广东广州 510006;

2. 广东交通职业技术学院信息学院, 广东清远 511510;

3. 青鸟消防股份有限公司, 北京 100871;

4. 先导科技集团有限公司, 广东广州 510510;

5. 精电(河源)显示技术有限公司, 广东河源 517000)

摘要:在火灾监测中,火源常因建筑物或设备遮挡而不可直接观测,传统依赖明火亮度或纹理的定位方法在此情况下难以发挥作用。为解决这一问题,本文提出一种基于烟雾特征的火灾源点估计方法。首先,利用轻量化TANet网络对视频帧进行像素级烟雾浓度预测,构建连续稳定的浓度场,为后续运动分析提供基础信息。随后,采用Farneback稠密光流提取烟雾运动特征,结合烟雾在连续帧中方向一致性和空间平滑性的特点,获得全局稠密速度场。针对烟雾形态复杂、光照变化大以及光流噪声干扰问题,本文对RANSAC算法进行了改进,引入多重一致性筛选和密度聚类,将烟雾反向运动的收敛点作为潜在火源位置进行估计。同时,为应对高遮挡导致底部烟雾运动结构缺失的情况,提出多行光流联合反推策略,通过采集不同层次的光流信息,进一步增强源点反推的稳定性与鲁棒性。实验结果表明,该方法在低至中等遮挡条件下的归一化误差低于2%,在高遮挡条件下经优化后仍可稳定控制在约3%,能够在复杂可见性环境中实现可靠的火源定位。

关键词:烟雾浓度识别;稠密光流;改进RANSAC;火灾源点定位;遮挡场景

中图分类号:TP391.41 文献标识码:A doi:10.37188/CJLCD.2025-0243 CSTR:32172.14.CJLCD.2025-0243

Fire source localization under occlusion based on smoke features

CHEN Kai¹, XIAO Wenjun¹, XIANG Ying^{1*}, ZHOU Yunfei², ZHU Yan³,

LI Lin³, JING Hongzhen⁴, ZHANG Huaiping⁵

(1. School of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. School of Information, Guangdong Communication Polytechnic, Qingyuan 511510, China;

3. Jade Bird Fire Co. Ltd., Beijing 100871, China;

4. LeadTech Group Co. Ltd., Guangzhou 510510, China;

5. Jingdian (Heyuan) Display Technology Co., Ltd., Heyuan 517000, China)

Abstract: In fire monitoring, fire sources are often occluded by buildings or equipment, making traditional

收稿日期:2025-12-02;修订日期:2026-12-26.

基金项目:国家自然科学基金区域创新发展联合基金(No.U24A2078);广东省科技专项(No.2025A041);2024年度普通高校认定类科研项目(No.2024KTSCX379)

Supported by Joint Fund for Regional Innovation and Development of National Natural Science Foundation of China (No.U24A2078); Guangdong Provincial Science and Technology Special Project (No.2025A041); 2024 Identified Scientific Research Project for Regular Higher Education Institutions (No.2024KTSCX379)

*通信联系人, E-mail:xiangy@gdut.edu.cn

methods based on flame brightness or texture features ineffective. To address this challenge, this paper proposes a smoke-based fire source estimation method. A lightweight TANet is first used to predict pixel-level smoke concentration in video frames, generating a continuous and stable concentration field for subsequent motion analysis. Farneback dense optical flow is then applied to extract smoke motion features, leveraging the directional consistency and spatial smoothness of smoke across consecutive frames to obtain a global dense velocity field. To cope with complex smoke morphology, varying illumination, and optical flow noise, the traditional RANSAC algorithm is improved with multi-level consistency filtering and density-based clustering, using the convergence point of reversed smoke motion as the estimated fire source. Moreover, to handle high occlusion scenarios where lower smoke motion structures may be missing, a multi-line optical flow joint backtracking strategy is introduced to collect flow information at multiple levels, enhancing the stability and robustness of source estimation. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves a normalized error below 2% under low to moderate occlusion and remains stable around 3% under high occlusion after optimization, indicating reliable fire source localization in complex visibility environment.

Key words: smoke density estimation; dense optical flow; improved RANSAC; fire source localization; occluded scenes

1 引言

火灾监测与预防是保障人民生命财产安全的重要研究方向,火灾的形成过程复杂,实现中早期发现与快速响应是抑制火灾损失的关键。在火灾初期,往往尚无明火,而烟雾会首先在材料表面生成并成为最早且最可靠的火灾前兆^[1]。此外,汽油等易燃助燃剂的参与会显著改变燃烧与烟雾的生成特性^[2-3],会增加火灾早期识别与溯源分析的复杂性,因此烟雾检测是视觉火灾监测中的核心,对降低灾害风险具有重要意义^[4]。

随着计算机视觉技术的迅速发展,基于视觉传感器的烟雾检测已成为火灾早期预警的重要手段^[5]。近年来,深度学习驱动的烟雾分割与特征提取方法取得了显著进展,例如Chen等人^[6]提出的静态特征融合网络在复杂视频场景中的实时烟雾检测表现良好,Zheng等人^[7]提出的Smoke-U-Net通过多尺度残差注意与全局融合模块实现了对不同尺度烟雾的精确分割。尽管如此,仅能检测到烟雾并不能满足应急响应的需求,准确推断烟源位置对于快速定位火点及分析火势蔓延方向均具有关键价值。已有工作尝试通过光流、温度传感或红外成像等手段进行反推,如基于光流与颜色滤波结合格林定理的反推方法^[8],以及利用分布式温度传感结合动态特征分析的研究^[9],

但在摄像头视野受遮挡的场景下,这些方法面临可靠性下降的问题。对于在遮挡条件下的视觉目标定位研究中,Jafari等人^[10]提出一种实例感知的6D位姿估计,通过分步处理局部可见信息并结合几何优化,有效应对部分遮挡目标的定位问题。

为此,本文提出一种面向遮挡场景的烟雾驱动源点反推方法。首先,采用轻量化TANet对视频帧进行烟雾浓度预测。与传统语义分割方法不同,TANet不仅能够识别烟雾区域,还能够提供像素级烟雾浓度分布信息,为后续光流筛选与源点反推过程提供更具判别性的特征支持。其次,基于Farneback稠密光流提取烟雾速度场,用以刻画其瞬时运动方向与速度幅值。在源点被遮挡时,利用可视烟雾区域边界处的光流方向构建指向潜在火灾源点的反向射线,形成几何反演约束。最后,引入整体式的改进RANSAC框架,包含多级鲁棒筛选、随机交点采样、密度聚类以及多帧时序融合,从而得到稳定可靠的源点估计。

2 基于烟雾特征的火灾源点定位原理

2.1 烟雾浓度识别

烟雾由大量悬浮微小颗粒组成,会对光线产生散射和吸收作用^[11]。像素的成像结果由背景光透射与烟雾散射共同决定^[12],可通过烟雾半透

明度 $\alpha(x)$ 表示浓度。基于此,像素的最终成像可简化为线性模型^[13]:

$$i(x) = b(x)(1 - \alpha(x)) + s(x)\alpha(x), \quad (1)$$

其中: $\alpha(x)$ 表示烟雾浓度, $s(x)$ 为烟雾颜色, $b(x)$ 为背景颜色。该模型能够直观地反映烟雾浓度对成像的影响,为烟雾特征提取提供理论依据。

本文以 $\alpha(x)$ 作为烟雾浓度标签构建训练数据,并利用轻量化 TANet^[14] 进行端到端像素级预测。通过处理视频帧的 RGB 图像,网络可输出与原图同尺寸的浓度图,从而获得烟雾浓度分布,有助于后续烟雾运动分析与烟源定位。图 1 展示了 TANet 网络结构。

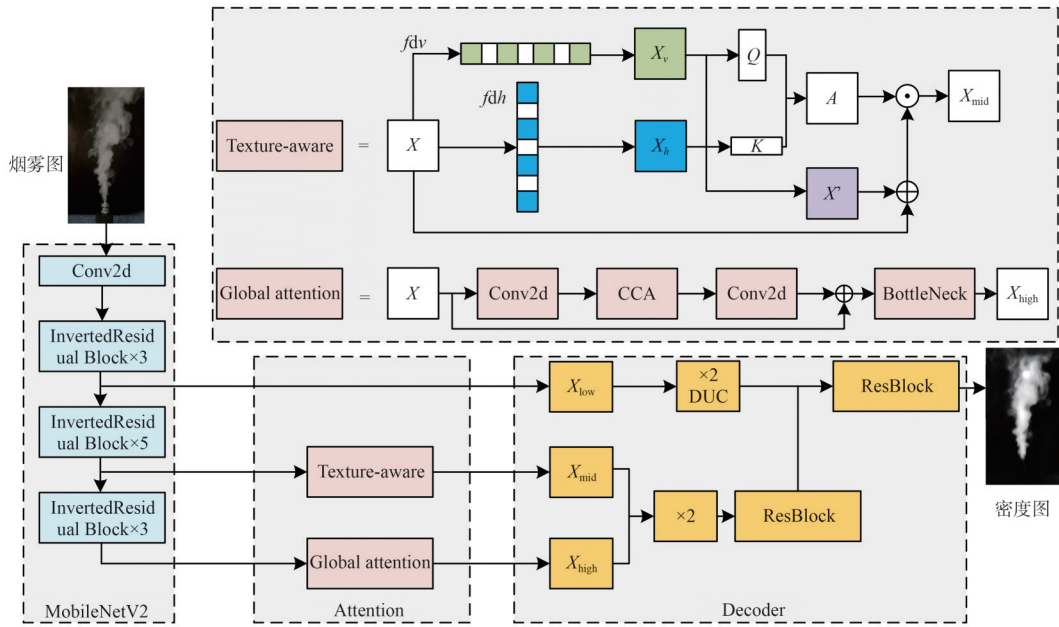


图 1 TANet 网络结构图

Fig. 1 Network structure diagram of TANet

TANet 采用编码器解码器结构,结合全局注意力与纹理感知模块,以提升烟雾结构恢复与浓度估计能力。模型以 MobileNetV2 为主干,提取浅层、中层和深层特征,其中,中层通过方向卷积与自注意力建立烟雾的方向依赖关系。解码器将多层特征逐级上采样和融合,最终生成连续、结构化的烟雾浓度图。

2.2 烟雾光流估计

在获得连续烟雾浓度图后,需要估计烟雾运动信息以分析其扩散方向与速度变化。本文采用光流法对相邻帧像素运动进行估计^[15-16]。光流法基于亮度恒定与局部平滑两项基本假设,设 $I(x, y, z)$ 表示像素在位置 (x, y) 和时间 t 处的亮度, u 、 v 分别表示像素在 x 、 y 方向的瞬时速度, I_x 、 I_y 、 I_t 分别表示图像在时间和空间的偏导数:

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t). \quad (2)$$

对右边进行泰勒展开,忽略高阶项则可得到

光流约束方程:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0. \quad (3)$$

该方程描述了在烟雾运动过程中像素亮度梯度与其运动速度之间的关系,为烟雾运动分析提供基础。

传统 Lucas-Kanade 方法^[16] 依赖明显的纹理特征,难以适用于形态连续变化、边界模糊的烟雾。因此,本文采用 Farneback 稠密光流^[17],在局部邻域内在 t 时间上对亮度函数 $I(x, y)$ 二次多项式展开:

$$I(x, y) \approx \mathbf{X}^T \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{B}^T \mathbf{X} + C, \quad (4)$$

其中: $\mathbf{X} = (x, y)^T$, $\mathbf{A}$ 为对称矩阵, $\mathbf{B}$ 为线性项系数向量, C 为常数项。通过比较前后帧的多项式系数变化,最终获得全局连续的稠密速度场。

2.3 基于改进 RANSAC 的源点估计方法

在获得光流场及烟雾浓度信息后,为反演潜在源点位置,本文采用 RANSAC 思想进行随机采样。

考虑到实际场景中烟雾形态复杂、光照变化大且光流噪声显著,本文对传统RANSAC算法进行了改进,引入多重物理一致性筛选、随机交点采样与密度聚类等步骤,使得在干扰较多的遮挡条件下仍能稳定聚合有效信息,实现可靠的源点反演。

在烟雾扩散过程中,来自同一源点的烟雾粒子在连续帧中具有方向一致的运动特性。基于此,通过计算光流并对其方向取反,即可沿粒子运动轨迹的反向追踪潜在烟源位置。首先利用Farneback稠密光流提取刚进入可视区域的烟雾运动向量,并将其反向作为源点指向信息,为后续采样提供基础方向约束。

实际视频中光流易受噪声、光照和湍流扰动影响。为提高反演的稳定性,本文提出三重一致性筛选策略。首先,引入方向一致性约束:

$$\theta(v_i, v_{\text{median}}) < \theta_{\text{th}}. \quad (5)$$

计算所有采样点反向光流的方向中位数 v_{median} ,并剔除与其夹角过大的向量,以滤除由局部扰

动、噪声或光流误差引起的离群方向。其次引入幅值下限约束:

$$|v_i| > v_{\text{th}}. \quad (6)$$

通过滤除幅度过小的光流,可以有效排除由背景纹理、光照变化或静止区域引起的伪流动。同时利用烟雾浓度图 $\alpha(x_i)$ 去除低浓度区域,使反演仅依赖稳定、可信的烟雾信息。

$$\alpha(x_i) > \alpha_{\text{th}}. \quad (7)$$

薄烟区域受湍流影响大、方向不稳定,直接用于反推容易产生偏差。通过剔除低浓度区域,可避免稀薄烟雾的干扰,从源头减少不可靠信息参与反演,从而提升源点估计的稳定性与准确性。随后,从筛选后的射线中随机选择两条,求解其在图像平面上的交点。由于正确的反向光流应收敛于烟源,因此每次采样得到的交点都可视为一个单次假设估计。经过数次随机采样后可得到一组稠密交点候选集,其空间分布呈现出明显的中心聚集特性。整体过程如图2所示。

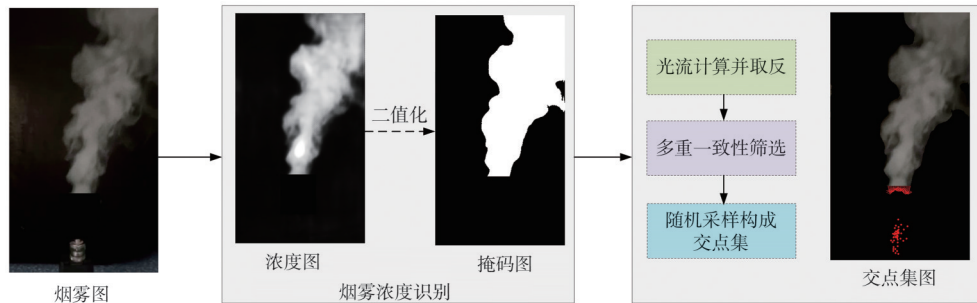


图2 光流筛选与射线交点随机采样流程图

Fig. 2 Flowchart of optical-flow screening and random-ray intersection sampling

考虑到候选点的空间分布通常呈现非规则形状,且尽管经过3层筛选仍可能包含离散噪声,本文不再采用RANSAC依赖重投影误差进行内点计数的方式,而是引入基于核密度估计(Kernel Density Estimation, KDE)的MeanShift进行模式搜索。MeanShift通过对候选点集合进行核密度建模,并在该密度分布上执行峰值寻优,从而得到最具代表性的高密度区域。在KDE框架下,当前位置 p 的核密度估计可表示为:

$$f(p) = \frac{1}{Nh^2} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{p - p_i}{h}\right), \quad (8)$$

其中: p_i 为候选交点, h 为核带宽参数。通过不断迭代上述更新,最终收敛位置即为候选交点的密

度峰值,该峰值被视为每帧的初步源点。图3展示了迭代的过程。

在完成每帧的局部源点反演后,系统可获得

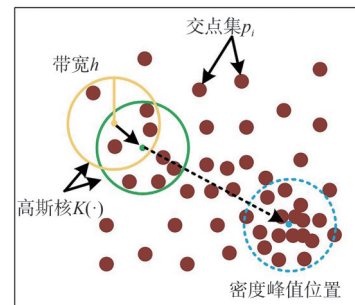


图3 MeanShift迭代过程

Fig. 3 MeanShift iterative procedure

一系列稳定的估计位置 (x_i, y_i) 。为了进一步提升整体估计的稳健性,本文采用平均融合策略:

$$x_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, y_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i, \quad (9)$$

其中, N 为参与估计的总帧数。将所有帧的结果进行全局平均,获得更准确、更稳定的最终源点位置。

3 遮挡源点定位实验与分析

3.1 实验设置

硬件环境包括 Intel Xeon Silver 4120R 处理器、NVIDIA RTX A5000 GPU 以及 128 GB RAM。软件环境基于 Windows 操作系统,采用 CUDA 11.3、Python 3.8 以及 PyTorch 1.11.0 框架。

由于缺少遮挡火灾源点估计的数据集,本文的实验数据来自真实拍摄的烟雾视频,帧率为 30 fps,分辨率为 320 px×568 px。真实源点 (x_s, y_s) 坐标为(155, 480)。预测源点坐标为 (x_p, y_p) ,并且在部分区域叠加与背景一致的颜色,以构造不同程度的遮挡条件。

为了全面衡量烟源定位方法的性能,本文采用像素误差(Pixel Error, PE)与归一化距离误差(Normalized Distance Error, NDE)作为评价指标:

$$PE = \sqrt{(x_p - x_s)^2 + (y_p - y_s)^2}, \quad (10)$$

$$NDE = \frac{PE}{\sqrt{W^2 + H^2}} \times 100\%, \quad (11)$$

其中, W 与 H 分别为图像的宽度和高度。像素误差反映定位偏移的绝对程度,误差率则提供归一化的相对评价,两者结合可以有效评估方法的精度与稳健性,并展示在不同遮挡条件下定位性能的变化趋势。

3.2 烟雾浓度识别实验

烟雾浓度识别训练数据基于文献[18]的数据集构建,包括 5 989 张 RGB 背景图像和 8 161 张纯烟雾 RGBA 图像。通过公式(1)进行图像处理,生成

具有真实浓度标签的合成样本。后续对样本进行了随机增强操作,最终共得到 2 万余张训练图像。

训练阶段采用 256×256 输入,使用 SGD 优化器, batch=8, epoch=200, 初始学习率为 0.01。训练后在真实视频序列上进行测试,结果如图 4 所示。模型在低、中、高浓度区域均保持稳定识别能力,为后续的烟源定位提供了可靠基础。

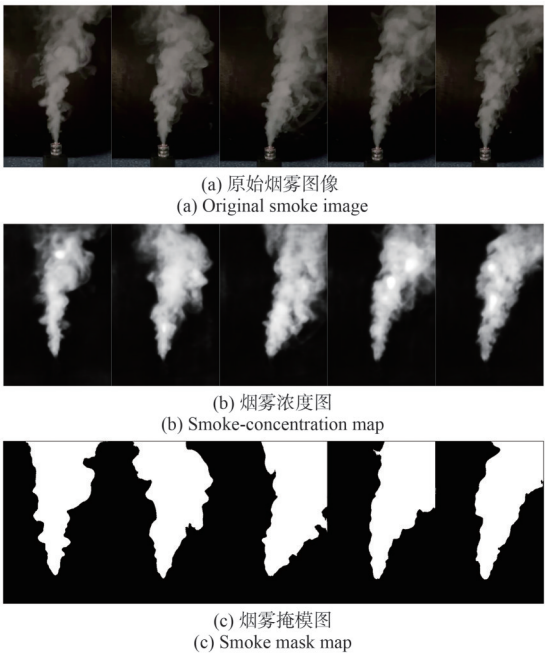


图 4 烟雾原图、浓度图与掩模图。
Fig. 4 Smoke image, concentration map and mask map.

3.3 基于改进 RANSAC 的源点估计对比实验

为定量评估本文的烟源定位方法,本节对 3 种策略进行了对比。方法 A 为基础几何反演框架:利用 Farneback 光流生成反向射线,并通过 RANSAC 求取交点。方法 B 在此基础上加入三重一致性筛选,用于剔除错误射线。方法 C 则在方法 B 的筛选结果上采用 MeanShift 密度聚类,并结合多帧平均,实现更稳健的源点估计。结果如表 1 所示。

表 1 不同算法模型的实验结果对比

Tab. 1 Comparison of experimental results among different algorithm models

方法	预测源点坐标 (x_p, y_p)	PE/px	NDE/%
A: 光流+RANSAC	(160, 454)	26.49	4.07
B: 光流+三重一致性筛选+RANSAC	(142, 469)	17.03	2.42
C: 光流+三重一致性筛选+MeanShift(本文)	(147, 485)	9.43	1.45

结果显示,在相同的遮挡条件下,方法 A 的定位误差最大,像素误差为 26.49 px,表明在可见区域受限时,RANSAC 对噪声交点较为敏感。方法 B 通过引入多级约束,有效剔除了干扰,像素误差降至 17.03 px。方法 C 进一步利用密度聚类对筛选后的交点进行全局峰值估计,获得最优定位效果。

3.4 遮挡比例实验

为系统评估算法在不同遮挡程度下的鲁棒性,本文设置了不同程度的遮挡面积测试场景。图 5 直观反映了算法在遮挡条件变化下的定位精

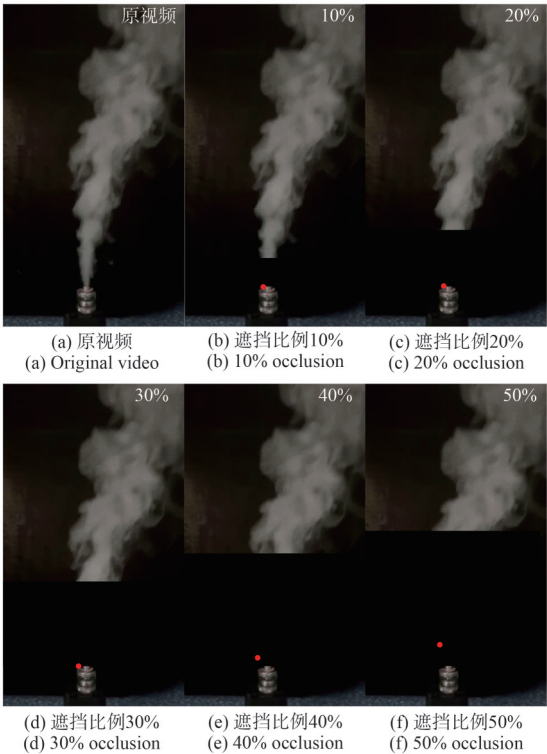


图 5 不同遮挡比例源点预测结果图
Fig. 5 Images of source-point prediction results under different occlusion ratios

度和稳定性。
如表 2 所示,随着遮挡比例的增加,烟源定位误差呈现上升趋势。在低至中等遮挡条件下,算法的归一化误差率低于 2%,实现了稳定、准确的定位。随着遮挡比例进一步扩大,归一化误差率升至 2.86%~5.45%,光流干扰增多,用于反推的有效信息减少,定位精度下降。

表 2 不同遮挡比例下的源点预测结果
Tab. 2 Source-point prediction results under different occlusion ratios

遮挡程度/%	预测源点坐标 (x_p, y_p)	PE/px	NDE/%
10	(149,482)	6.32	0.97
20	(145,483)	10.44	1.60
30	(143,479)	12.04	1.85
40	(140,469)	18.60	2.86
50	(142,447)	35.48	5.45

3.5 高遮挡定位误差优化策略

为解决高遮挡条件下定位误差显著增大的问题,本文提出了一种面向高遮挡场景的优化策略。首先对选取的每一行光流向量分别执行前述三重一致性筛选,并计算其反向延长线的交集集合;然后将所有行的交集合并为统一候选集,并对其进行密度聚类。联合反推能够有效弥补底部遮挡导致流动信息缺失。

结果如表 3 所示,多行光流策略能够有效缓解高遮挡带来的信息缺失。当遮挡程度为 30% 时,多行光流策略比使用单行光流反推的误差率降低 0.76%;在 50% 高遮挡条件下,优化后的像素误差仍控制在 19.42 px,误差率 2.98%,误差率降低幅度达 2.47%。实验结果表明,多行光流策略显著提升了在高遮挡条件下烟源定位的稳定性与整体精度。

表 3 高遮挡定位误差优化结果
Tab. 3 Localization-error optimization results under high occlusion

遮挡程度/%	优化后预测坐标 (x_p, y_p)	优化后 PE/px	优化后 NDE/%	降低程度/%
30	(148,481)	7.07	1.09	0.76
40	(144,479)	11.05	1.70	1.16
50	(144,464)	19.42	2.98	2.47

3.6 不同烟雾运动形态下的源点定位性能

在实际火灾场景中,烟雾的形态会表现出不
同的整体运动方向和结构特征。为分析本文方法在不同烟雾条件下的适用性与稳定性,本文对实

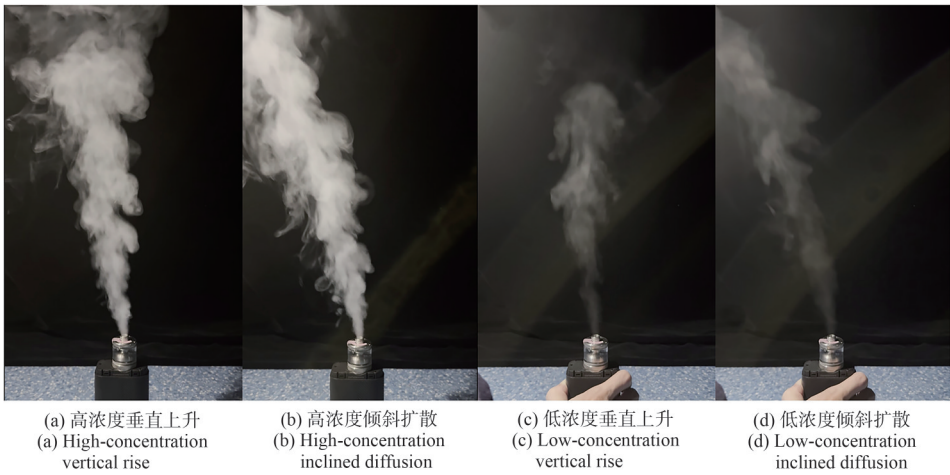


图 6 不同烟雾形态图

Fig. 6 Different smoke propagation patterns

验场景中的烟雾形态进行划分(图 6),主要包括两种情况:(1)以浮力为主,烟雾整体呈现近似竖直向上;(2)在存在明显侧向气流条件下,烟雾整体呈现明显的倾斜扩散状态。此外,烟雾的浓度也会由于燃烧强度不同而发生变化。因此,实验进一步结合不同烟雾浓度条件,对源点定位性能进行分析。在烟雾浓度较低时,单帧有效光流数量减少。为了解决这个问题,本文采用多帧光流交点融合聚类的方法,将多帧形成的交点汇聚成统一交点集并对其进行密度聚类,预估源点位置。

实验结果如表 4 所示,在垂直上升型烟雾形态下,稠密光流场在空间上呈现出较强的一致性,反向光流射线的交点分布具有良好的空间收敛性。在烟雾浓度较高的情况下,烟雾结构清晰,光流方向稳定,源点定位误差相对较小;而在烟雾浓度较低时,通过多帧光流融合,源点估计结果仍能够保持较好的误差结果。在斜向扩散型烟雾形态下,由于烟雾整体运动方向受到侧向气流的影响,烟雾一致性有所降低,交点分布更

加分散。当烟雾浓度较低时,上述影响更为明显,定位误差相应增大。实验结果表明,本文方法对烟雾扩散方向的一致性以及烟雾可观测性具有一定依赖性,在烟雾结构连续、扩散方向相对稳定且浓度条件较充足的场景中效果最佳;对于受气流扰动或低浓度的烟雾场景,其定位精度仍有进一步提升空间。

4 结 论

本文围绕遮挡场景下火灾源点难以直接观测的问题,提出了一种利用烟雾特征进行定位的视觉反推方法。本文方法从烟雾特征出发,通过构建烟雾浓度场并结合稠密光流反向几何约束,实现了在火源不可见条件下的源点估计。实验结果表明,该方法在低至中等遮挡条件下能够保持较高的定位精度,其归一化误差在 2% 以下,在复杂遮挡场景中具有一定鲁棒性;同时,通过引入多行光流联合反推策略,可在一定程度上缓解高遮挡条件下有效特征不足的问题,将高遮挡下的误差控制在 3%。并且在烟雾结构较为连续且光流估计质量较高的条件下表现更为稳定,对于烟雾结构具有一定的依赖性。本文方法为火源被遮挡场景提供了一种可行的视觉定位思路,对智能消防监测与应急响应具有一定参考价值。未来将进一步探索与热成像及环境传感器等多模态信息的融合,以增强在极端遮挡和复杂气流下的源点定位性能。

表 4 不同烟雾形态与浓度条件下源点预测结果
Tab. 4 Source-point prediction results under different smoke motion patterns and concentration levels

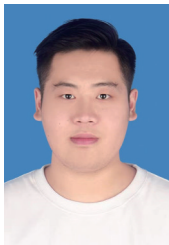
不同烟雾形态	预测源点坐标 (x_p, y_p)	PE/px	NDE/%
高浓度垂直上升	(152, 482)	3. 61	0. 55
低浓度垂直上升	(148, 486)	9. 22	1. 41
高浓度倾斜扩散	(173, 477)	18. 25	2. 80
低浓度倾斜扩散	(176, 472)	22. 47	3. 45

参 考 文 献:

- [1] FINNEY M A. The wildland fire system and challenges for engineering [J]. *Fire Safety Journal*, 2021, 120: 103085.
- [2] 张茜茜,臧政哲,金静,等. 火场汽油检验鉴定基质干扰官能团的溯源研究[J]. *分析化学*, 2024, 52(3): 389-397.
ZHANG Q Q, ZANG Z Z, JIN J, *et al.* Study on functional groups of matrix interference to gasoline identification for fire investigation [J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2024, 52(3): 389-397. (in Chinese)
- [3] 蒋宇杭,刘瑶,王雨,等. 聚合物物证袋封存火场残留物性能研究[J]. *分析化学*, 2025, 53(5): 765-773.
JIANG Y H, LIU Y, WANG Y, *et al.* Research on preservation performance of polymer evidence bags for sealing fire debris [J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2025, 53(5): 765-773. (in Chinese)
- [4] GRAGNANIELLO D, GRECO A, SANSONE C, *et al.* Fire and smoke detection from videos: a literature review under a novel taxonomy [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 255: 124783.
- [5] 罗胜,JIANG Y Z. 视频检测烟雾的研究现状[J]. *中国图象图形学报*, 2013, 18(10): 1225-1236.
LUO S, JIANG Y Z. State-of-art of video based smoke detection algorithms [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(10): 1225-1236. (in Chinese)
- [6] 陈俊周,汪子杰,陈洪瀚,等. 基于级联卷积神经网络的视频动态烟雾检测[J]. *电子科技大学学报*, 2016, 45(6): 992-996.
CHEN J Z, WANG Z J, CHEN H H, *et al.* Dynamic smoke detection using cascaded convolutional neural network for surveillance videos [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2016, 45(6): 992-996. (in Chinese)
- [7] ZHENG Y P, WANG Z Y, XU B Y, *et al.* Multi-scale semantic segmentation for fire smoke image based on global information and U-Net [J]. *Electronics*, 2022, 11(17): 2718.
- [8] ALTUN M, CELENK M. Smoke detection in video surveillance using optical flow and Green's theorem [J]. *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, 2013, 5(5): 520-524.
- [9] SUN M, TANG Y Q, YANG S, *et al.* Fire source localization based on distributed temperature sensing by a dual-line optical fiber system [J]. *Sensors*, 2016, 16(6): 829.
- [10] JAFARI O H, MUSTIKOVELA S K, PERTSCH K, *et al.* iPose: instance-aware 6D pose estimation of partly occluded objects [C]. 14th Asian Conference on Computer Vision. Perth: Springer, 2018: 477-492.
- [11] KAJIYA J T, VON HERZEN B P. Ray tracing volume densities [C]//*Proceedings of the 11th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. Minneapolis: Association for Computing Machinery, 1984: 165-174.
- [12] MAX N. Optical models for direct volume rendering [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1995, 1(2): 99-108.
- [13] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, *et al.* Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [14] XIA X, ZHAN K, PENG Y J, *et al.* Texture-aware network for smoke density estimation [C]. 2022 IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing. Suzhou: IEEE, 2022: 1-5.
- [15] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow [J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1/3): 185-203.
- [16] LUCAS B D, KANADE T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [C]//*Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Vancouver: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1981: 674-679.
- [17] FARNEBÄCK G. Two-frame motion estimation based on polynomial expansion [C]//*Proceedings of the 13th Scandinavian Conference on Image Analysis*. Halmstad: Springer, 2003: 363-368.

- [18] YUAN F N, ZHANG L, XIA X, *et al.* A wave-shaped deep neural network for smoke density estimation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 2301-2313.

作者简介:



陈 凯,男,硕士研究生,2023年于五邑大学获得学士学位,主要从事机器视觉及图像处理方面的研究。E-mail: 1310354763@qq.com



项 颖,男,博士,教授,2000年于中山大学获得博士学位,主要从事液晶非线性光学和流体效应方面的研究。E-mail:xiangy@gdut.edu.cn