



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2021
02
VOL.26

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



深度神经网络结构搜索 P245



第26卷第2期（总第298期）

2021年2月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 吴一戎
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
通信地址 北京市海淀区北四环西路19号
邮 编 100190
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-58887035
网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China
Zip code 100190
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-58887035
Website www.cjig.cn

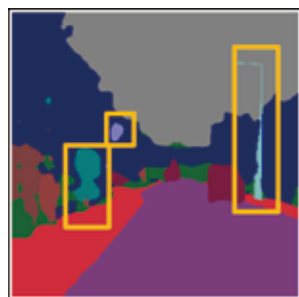
Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



单幅图像刚体目标姿态估计方法综述(第0334页)



DeepLabv3plus-IRCNet: 小目标特征提取的图像语义分割(第0391页)



融合视觉风格和标签约束的少数民族服装图像解析(第0402页)

前沿进展

NeurIPS 2020观察与分析

林宙辰, 王奕森 0229

学者观点

深度神经网络结构搜索综述

唐浪, 李慧霞, 颜晨倩, 郑侠武, 纪荣嵘 0245

无参考图像质量评价研究进展

方玉明, 睦相杰, 鄢杰斌, 刘学林, 黄丽萍 0265

轨道病害视觉检测: 背景、方法与趋势

王建柱, 李清勇, 张靖, 甘津瑞 0287

RMFS-CNN: 遥感图像分类深度学习新框架

赵雪梅, 吴军, 陈睿星 0297

综述

深度学习在医学影像智能处理中的应用与挑战

左艳, 黄钢, 聂生东 0305

视频车辆黑烟检测算法研究进展

张天琪, 杨伟东, 张姣姣, 彭凯 0316

单幅图像刚体目标姿态估计方法综述

杨步一, 杜小平, 方宇强, 李佩阳, 王阳 0334

流体运动估计光流算法研究综述

邵绪强, 杨艳, 刘艺林 0355

图像处理和编码

帧内块复制中的位移矢量参数编码算法

赵利平, 林涛, 杨玉芬, 胡珂立, 彭华 0368

图像分析和识别

遮挡判定下多层次重定位跟踪算法

姜文涛, 金岩, 刘万军 0378

DeepLabv3plus-IRCNet: 小目标特征提取的图像语义分割

刘文, 王海荣, 周北京 0391

融合视觉风格和标签约束的少数民族服装图像解析

张茜, 刘骊, 甘霖, 付晓东, 刘利军, 黄青松 0402

孪生导向锚框RPN网络实时目标跟踪

尚欣茹, 温尧乐, 奚雪峰, 胡伏原 0415

融合密度和精细分数的行人检测

甄烨, 王子磊, 吴枫 0425

图像理解和计算机视觉

融合边缘保持与改进代价聚合的立体匹配算法

程德强, 李海翔, 寇旗旗, 于泽宽, 庄焕东, 吕晨 0438

医学图像处理

Seg-CapNet: 心脏MRI图像分割神经网络模型

刘畅, 林楠, 曹仰杰, 杨聪 0452

遥感图像处理

自适应感受野机制遥感图像分割模型

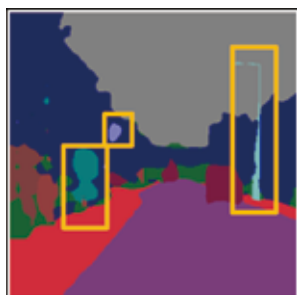
刘航, 汪西莉 0464

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Review of rigid object pose estimation from a single image (P0334)



DeepLabv3plus-IRCNet: an image semantic segmentation method for small target feature extraction (P0391)



Clothing parsing of Chinese minorities via the fusion of visual style and label constraints (P0402)

Frontier

Report of NeurIPS 2020

Lin Zhouchen, Wang Yisen 0229

Scholar View

Survey on neural architecture search

Tang Lang, Li Huixia, Yan Chenqian, Zheng Xiawu, Ji Rongrong 0245

Progress in no-reference image quality assessment

Fang Yuming, Sui Xiangjie, Yan Jiebin, Liu Xuelin, Huang Liping 0265

Visual inspection of rail defects: background, methodologies, and trends

Wang Jianzhu, Li Qingyong, Zhang Jing, Gan Jinrui 0287

RMFS-CNN: new deep learning framework for remote sensing image classification

Zhao Xuemei, Wu Jun, Chen Ruixing 0297

Review

Application and challenges of deep learning in the intelligent processing of medical images

Zuo Yan, Huang Gang, Nie Shengdong 0305

Video black smoke detection methods for vehicles: a survey

Zhang Tianqi, Yang Weidong, Zhang Jiaojiao, Peng Kai 0316

Review of rigid object pose estimation from a single image

Yang Buyi, Du Xiaoping, Fang Yuqiang, Li Peiyang, Wang Yang 0334

Review of optical flow algorithms in fluid motion estimation

Shao Xuqiang, Yang Yan, Liu Yilin 0355

Image Processing and Coding

Displacement vector coding algorithm for intra block copy

Zhao Liping, Lin Tao, Yang Yufen, Hu Keli, Peng Hua 0368

Image Analysis and Recognition

Multilevel relocation tracking algorithm under occlusion decision

Jiang Wentao, Jin Yan, Liu Wanjun 0378

DeepLabv3plus-IRCNet: an image semantic segmentation method for small target feature extraction

Liu Wen, Wang Hairong, Zhou Beijing 0391

Clothing parsing of Chinese minorities via the fusion of visual style and label constraints

Zhang Qian, Liu Li, Gan Lin, Fu Xiaodong, Liu Lijun, Huang Qingsong 0402

Target tracking system based on the Siamese guided anchor region proposal network

Shang Xinru, Wen Yaole, Xi Xuefeng, Hu Fuyuan 0415

Pedestrian detection method based on density and score refinement

Zhen Ye, Wang Zilei, Wu Feng 0425

Image Understanding and Computer Vision

Stereo matching algorithm based on edge preservation and improved cost aggregation

Cheng Deqiang, Li Haixiang, Kou Qiqi, Yu Zekuan, Zhuang Huandong, Lyu Chen 0438

Medical Image Processing

Seg-CapNet: neural network model for the cardiac MRI segmentation

Liu Chang, Lin Nan, Cao Yangjie, Yang Cong 0452

Remote Sensing Image Processing

Remote sensing image segmentation model based on an adaptive receptive field mechanism

Liu Hang, Wang Xili 0464

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2021)02-0316-18

论文引用格式: Zhang T Q, Yang W D, Zhang J J and Peng K. 2021. Video black smoke detection methods for vehicles: a survey. Journal of Image and Graphics, 26(02):0316-0333 (张天琪, 杨伟东, 张姣姣, 彭凯. 2021. 视频车辆黑烟检测算法研究进展. 中国图象图形学报, 26(02):0316-0333)
[DOI:10.11834/jig.190668]

视频车辆黑烟检测算法研究进展

张天琪¹, 杨伟东¹, 张姣姣², 彭凯¹

1. 河北工业大学机械工程学院, 天津 300130; 2. 天津市圣威科技发展有限公司, 天津 300112

摘要: 黑烟车辆逐渐成为城市的主要污染源之一, 针对黑烟的视频车辆检测方法具有效果好、成本低、应用面广和不妨碍交通等优点, 但是仍存在误检率高、新方法可解释性差的缺陷。为了总结归纳视频黑烟检测算法的研究进展, 本文对 2016—2019 年公开发表的文献进行总结。视频黑烟检测框架按顺序可以分为监控视频预处理、疑似黑烟区域选取、黑烟特征选取、分类识别和算法性能分析几部分, 而且此顺序可以根据实际情况微调。本文介绍了视频黑烟检测框架, 从层次的角度分析了疑似黑烟区域提取和黑烟特征选取。疑似黑烟区域提取方法由低到高依次分为图像级提取、目标级提取、像素级提取和纯黑烟重构等 4 个层次, 提取方法的精细度与稳定性逐步上升, 而且高层次方法一般可以应用在低层次方法的结果上。黑烟特征按基于学习的非线性映射次数划分为底层特征、中层特征和高层特征等 3 个层次, 分界点是 1 次和 3 次。随着层次的提高, 特征表达力就会越强, 但二者之间并不是严格的线性关系。然后从可解释性的角度重点介绍了高层特征。另外, 本文从有、无深度学习的角度归纳了特征提取算法, 之后从传统方法与深度方法两方面归纳了常见的分类识别方法。最后介绍了主流算法评价指标。针对视频黑烟检测算法的几个特点, 对其未来发展方向进行了总结归纳。

关键词: 黑烟车辆检测; 特征提取; 烟雾识别; 深度学习可解释性; 综述

Video black smoke detection methods for vehicles: a survey

Zhang Tianqi¹, Yang Weidong¹, Zhang Jiaojiao², Peng Kai¹

1. School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

2. Tianjin Shengwei Development of Science Co. Ltd., Tianjin 300112, China

Abstract: Smoke-emitting vehicles have gradually become one of the major pollution sources in cities. Algorithms that detect smoke-emitting vehicles from videos have good effects, low cost, and extensive applications. They also do not obstruct traffic. However, they still suffer from high false detection rates and poor interpretability. To fully reflect the research progress of these algorithms, this paper provides a comprehensive summary of articles published from 2016 to 2019. A video black smoke detection framework can be divided into surveillance video preprocessing, suspected smoke area extraction, smoke feature selection, classification, and analysis of algorithm performance. This order can be fine-tuned in accordance with the actual situation. This paper introduces and summarizes video smoke detection frameworks and analyzes the extraction of suspected smoky areas and the selection of smoke features from a hierarchical perspective. The method for extracting suspected smoky areas can be divided into four levels (from low to high): image-level extraction, object-level extraction, pixel-level extraction, and pure smoke reconstruction. The accuracy and stability of an extraction method gradually increa-

收稿日期: 2019-12-24; 修回日期: 2020-05-17; 预印本日期: 2020-05-23

基金项目: 天津市科技计划项目 (18YFCZCC00150)

Supported by: Tianjin Science and Technology Plan Project (18YFCZCC00150)

ses, and high-level methods can generally be applied to the results of low-level methods. Smoke features can be divided into three levels: bottom-, middle-, and high-level features. They are divided in accordance with the number of times of learning-based nonlinear projection, and demarcation points are once and three times. The expression of features becomes stronger and the false detection rate of black smoke decreases as level increases; however, the first two are not strictly linear. Then, the high-level features are generalized from the perspective of interpretability. In addition, this paper summarizes feature extraction methods from the perspective of the presence or absence of deep learning, and then classifies methods into traditional and deep learning. Lastly, the evaluation indexes of algorithms are introduced. At present, video smoke detection algorithms face three challenges: extracting features with increased expressiveness, improving generalization and interpretability, and estimating black smoke concentration. Considering these challenges, this paper provides suggestions on the future development direction of video smoke detection algorithms. First, the level of features should be rationally increased while ensuring expression and computational efficiency to improve feature fusion methods. Second, a deep neural network structure that considers generalization and interpretability should be designed in accordance with the space and motion characteristics of smoke. Further research should be conducted on how to fully alleviate the problems of insufficient number of smoky image training samples and uneven distribution. Third, an adaptive calibration algorithm should be designed to compare the extracted smoky gray level with the Lingerman standard black level.

Key words: smoky vehicle detection; feature extraction; smoke classification; interpretability of deep learning; review

0 引言

黑烟车辆指高污染车辆,其排气管会排出清晰可见且含有各种化学污染物的黑烟(尾气),如图1所示。同时在很多大型城市,机动车尾气已成为大气中最主要的污染源(黄志辉等,2017)。



图1 黑烟车辆照片

Fig.1 Photo of smoky vehicles

目前已有许多检测黑烟车辆的方法,包括群众举报或者执法人员在道路上设卡检查。上述方法均属于人工监控,会消耗大量劳动力并且效率较低。还出现了给车辆安装尾气分析装置(Nakagawa和Watanabe,2015)或者在道路上设置烟雾传感器(Guenther等,1995;Ropkins等,2017)的检测方法,虽然识别效果较好,但是尾气分析装置与传感器都非常昂贵,很难在普通车辆或道路上广泛安装。开发新的黑烟车辆探测方法迫在眉睫。

随着数字图像处理技术的发展,视频黑烟车辆检测相对于其他方法的优势日益凸显,然而目前对视频黑烟车辆检测方法的研究较少。由于针对黑烟车辆和火灾烟雾的检测方法具有相似的特征表示与分类识别方案,同时Tao和Lu(2019)直接利用视频火灾烟雾检测算法来检测黑烟车辆时取得了不错效果,所以二者可以统一在同一套视频黑烟检测方法中。为了介绍汇总视频黑烟检测算法的基本处理方法,史劲亭等人(2018)对视频黑烟检测进行了综述,但是未能阐述清楚黑烟特征之间的联系,同时对最新检测算法的分析总结不足。夏雪等人(2019)重点针对黑烟检测、分割,从任务细粒度的角度对2017—2019年公开发表的文献进行了综述,但是没有关注深度方法的单步细节。本文将探讨以下3个问题:1)由于路面、车辆和光线等环境因素的影响,视频黑烟检测算法的误检率依然很高。2)基于深度学习的视频黑烟检测方法大多过于关注检测模型而忽视了与黑烟本身的联系,导致了可解释性差的问题。而且现有数据集也限制了算法的泛化性。3)检测黑烟浓度时,存在着标定困难等问题。

为了深入研究视频黑烟检测算法,本文总结了2016—2019年公开发表的国内外文献,对其进行全面的综述及梳理,发现大部分文献都采用了类似的检测框架,基于传统方法和基于深度学习的检测黑烟方法均可以融入其中,包括监控视频预处理、疑似黑烟区域提取、黑烟特征选取、黑烟分类识别与算法

性能分析。本文将对以上内容进行分析总结,梳理其整体与细节之间的逻辑关系,并针对上述3个问题,展望视频黑烟检测方法的发展方向。

1 监控视频预处理

用于黑烟检测的视频一般由监控摄像机采集,在采集过程中,容易受到环境光照条件、采集设备之间色彩差异的干扰,同时由于目前国内沥青路面的颜色与尾气黑烟颜色十分接近,因此大部分预处理方法都是从色彩角度进行的。

Cruz 等人(2016)对 RGB 3 通道进行标准化操作,获得了更好的光照不变性,具体为

$$\begin{cases} r = \frac{R}{R+G+B} \\ g = \frac{G}{R+G+B} \\ b = \frac{B}{R+G+B} \end{cases} \quad (1)$$

式中, r, g, b 分别为标准化后的3通道值。

Jia 等人(2016)用 Lab 颜色模型来表征黑烟图像,发现黑烟亮度值一般在 80~220 之间。为了更好地获取疑似黑烟区域,对亮度值进行色彩非线性增强,具体为

$$g(x, y) = \begin{cases} 255 & f(x, y) > 220 \\ 255 \times \left(\frac{f(x, y) - 80}{220 - 80} \right)^\gamma & 80 \leq f(x, y) \leq 220 \\ 0 & f(x, y) < 80 \end{cases} \quad (2)$$

式中, $f(x, y)$ 是在 (x, y) 处像素的初始亮度值, $g(x, y)$ 是增强以后的亮度值, γ 是确定亮度值分布的参数。

上述两种方法只考虑了颜色信息,算法稳定性不高,为了弥补这个缺陷,Matlani 和 Shrivastava (2019)和 Ye 等人(2017)先获得光照不变性,再利用离散小波变换提高了检测算法的性能并降低了误检率。

据本文调查,大部分文献提出的视频黑烟检测算法中并没有预处理这一步,说明该步骤对提高黑烟检测率的作用不明显,而且后续的步骤可能会产生与预处理相同的效果。但是在实际应用中,视频

预处理是保障检测率与算法鲁棒性非常重要的一步,不可以忽略,加入更多元的黑烟空间与运动信息可能会改善其对检测结果的作用。

2 疑似黑烟区域提取

在大部分视频黑烟检测方法中,需要先将视频图像中的疑似黑烟提取出来,再进行特征提取与分类识别,这样能提高特征提取的效率,降低特征冗余度。由于道路上运动目标非常多,路面颜色与黑烟相似,单纯应用背景差分法或帧间差分法等基于黑烟运动的方法很难准确提取疑似黑烟区域,所以本文不从黑烟本身特质的角度对疑似黑烟区域提取方法进行分类,而是从提取结果的精细度方面将其分为图像级提取、目标级提取、像素级提取和纯黑烟重构等4个层次,具体分析如表1所示。

表1 疑似黑烟区域提取方法的层次分析

Table 1 Hierarchical analysis of suspected smoke extraction methods

层次	方法名称	精细度	去除的干扰	所需计算量
1	图像级提取	最低	无黑烟帧	大
2	目标级提取	低	无黑烟区域	中
3	像素级提取	中	非黑烟像素	大
4	纯黑烟重构	高	非黑烟背景分量	最大

注:层次1—4是由低到高,1代表最低,4代表最高。

图像级提取是层次最低的疑似黑烟区域提取方法,要确定视频每一帧中是否可能存在黑烟,但是考虑到视频黑烟检测大多以帧为基本单位进行特征提取与分类识别,该方法只是去除了严格无黑烟帧的干扰,意义不是很大,而且层次更高的提取方法可以代替图像级提取,因此本文未提及图像级提取方法。

目标级提取方法是要确定视频图像中某个区域(一般为矩形等规则形状)内是否可能含有黑烟,提取出的疑似黑烟区域由重叠或者不重叠的规则形状框组成。在判定为可能有黑烟的规则形状框中会有一定比例的非黑烟像素,这会影响最终识别效果。

像素级提取是要确定视频图像中各个像素是否可能属于黑烟,提取出的疑似黑烟区域无规则形状,比区域级提取更加精细。但是此疑似黑烟区域中的背景分量会影响黑烟识别效果。

纯黑烟重构是要将疑似黑烟区域中的背景分量剥离出去,只留下纯黑烟分量,来消除背景分量对识别效果的影响。一般的纯黑烟重构方法是应用在目标级或像素级提取结果上的,这样处理能有更大概率提取到真实的纯黑烟分量。

2.1 目标级提取

目标级提取方法是一种常用的目标检测方法,由于黑烟的飘动趋势、颜色形状和通过各类提取算法后的结果是非常多样和多变的,所以对传统目标级提取算法做了许多改进。

Tao 和 Lu(2019)在提取黑烟区域时,将传统码本算法(codebook)与局部二值模式(local binary pattern, LBP)结合,提出了 R-Codebook 模型,先将原图分割为许多小尺寸的矩形块,再对每个矩形块进行背景建模,提取黑烟区域。该方法对场景中的照明变化以及相机晃动或树叶晃动具有鲁棒性。

为了更好地排除光线、路面和设备噪声的干扰, Sun 等人(2018)将自适应学习率引入高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)中以提取疑似黑烟区域,然后利用线性拟合模型得出显著图,改善提取效果。Dimitropoulos 等人(2017)应用自适应中值算法和色彩分析方法在每帧中提取疑似黑烟图像块。

黑烟扩散后,视频相邻帧的黑烟区域内的灰度值变化很小,出现了空洞现象。为了弥补此缺陷, Luo 等人(2017)提出一种自动更新疑似黑烟区域的提取方法,同时考虑下一帧和当前帧,并且将初始帧添加为更新参考。

综上所述,目标级提取方法的改进思路大多是将经典方法与鲁棒性强的黑烟特征相结合,取得了一定的效果。但是从总体来说,仍有特征冗余的问题,另外对于黑烟这类颜色、纹理、形状和飘动趋势非常多样,可能被其他物体覆盖且边缘不清晰的目标,难以用矩形框完美标记出(汪梓艺等, 2019),因此出现了黑烟检测率偏低的问题。

2.2 像素级提取

为了进一步提高提取结果的精细度与稳定性,在疑似黑烟提取任务中采用了像素级提取方法。

Matlani 和 Shrivastava(2019)应用大津法提取疑似黑烟区域,此方法提取速率很快,然而提取精度有限。为了提升精度,胡燕等人(2016)将 GMM 与大津法结合,自适应地选择阈值。张娜等人(2017)认为每一种浓度的黑烟都会产生对应颜色,首先将上

近似设置为原图的 Red(R) 分量直方图,下近似设置为 Histon 直方图,并求出粗糙直方图(蔡式东和杨芳,2011)。然后利用其波峰分布自适应地选择阈值提取初始疑似黑烟区域。最后随机选择种子点应用区域生长法(Wu 等,2008)提取完整黑烟区域。一幅 $M \times N$ 帧的上近似直方图具体为

$$\underline{H}_i(g) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \delta(I(m,n,R) - g) \quad (3)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 是狄拉克函数, $I(m,n,R)$ 是 (m,n) 处的红色通道值, $0 \leq g \leq 255$ 。若 $d_{P \times Q}(m,n)$ 是 (m,n) 的 $P \times Q$ 邻域各像素的欧氏距离之和, T 为阈值,则此邻域在 R 分量上的同质性(Wu 等, 2008)为

$$H(m,n) = \begin{cases} 1 & d_{P \times Q}(m,n) < T \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

此时, Histon 直方图定义为

$$\bar{H}_i(g) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (1 + H(m,n)) \delta(I(m,n,R) - g) \quad (5)$$

然后可以分别求不同灰度级的粗糙度,得到粗糙度直方图,其计算式为

$$\rho_i(g) = 1 - \frac{|\underline{H}_i(g)|}{|\bar{H}_i(g)|} \quad (6)$$

上述方法都是基于阈值来进行提取,没有紧密结合黑烟本身的特征。为了提升精度,将黑烟特征引入到提取算法中。Filonenko 等人(2018)检测出前景区域后,利用其颜色特征和边缘粗糙度提升其精细度,最后通过对比前后帧减少类烟物体的干扰。Jian 等人(2018)也是通过两步分割并结合黑烟飘动特征提取疑似黑烟区域。Jia 等人(2016)则将黑烟飘动与颜色显著图一起应用来提取疑似黑烟块。

这些方法使用了很多黑烟特征,提升了提取结果的精细度,但是由于黑烟的多样性,很难提取稳定的特征,提取结果的稳定性较难保障。

为了弥补以上缺陷,Zhou 等人(2016)利用主成分分析法(principal component analysis, PCA)精简备选黑烟区域,保证了疑似黑烟区域的稳定性,但是引入了过多人工干预的阈值。另外,王晨霞和于明(2020)改进了梯度矢量流模型(gradient vector flow, GVF),利用这种主动轮廓模型方法也可以很好地提取出黑烟区域。

上述方法将多种黑烟特征一起使用,但结合比

例、选取半径和图像深度等超参数的选取需要很强的先验知识(Appana 等,2017)。深度方法可以通过自动更新参数来解决这些问题,合理设计其结构可缓解其可解释性差的问题。Xu 等人(2019b)使用区域生成网络(region proposal network, PRN)(Ren 等,2017)生成目标级黑烟显著图,再与利用 VGG-16 (visual geometry group 16-layer net)(Simonyan 和 Zisserman,2015)、循环卷积层和反卷积层提取的像素级黑烟显著图结合成最终显著图。

为了改善深度方法的解释性,Li 等人(2020)

提出了基于金字塔模块的 3D 全卷积网络来分割疑似黑烟区域。考虑到黑烟在不同场景下有多种姿态、颜色形状和运动趋势,使用 3D CNN(3D convolutional neural network)(Tran 等,2015)来提取黑烟的空间与飘动特征。由于黑烟的运动速度随着距离增加而减慢,Li 等人(2020)设置了不同大小的卷积核,以增加 3D CNN 对黑烟运动的敏感程度。采用金字塔神经网络是为了更容易区别灰色物体与黑烟,降低误检率。3D-PFCN(3D parallel fully convolutional network)的内部组成如图 2 所示(Li 等,2020)。

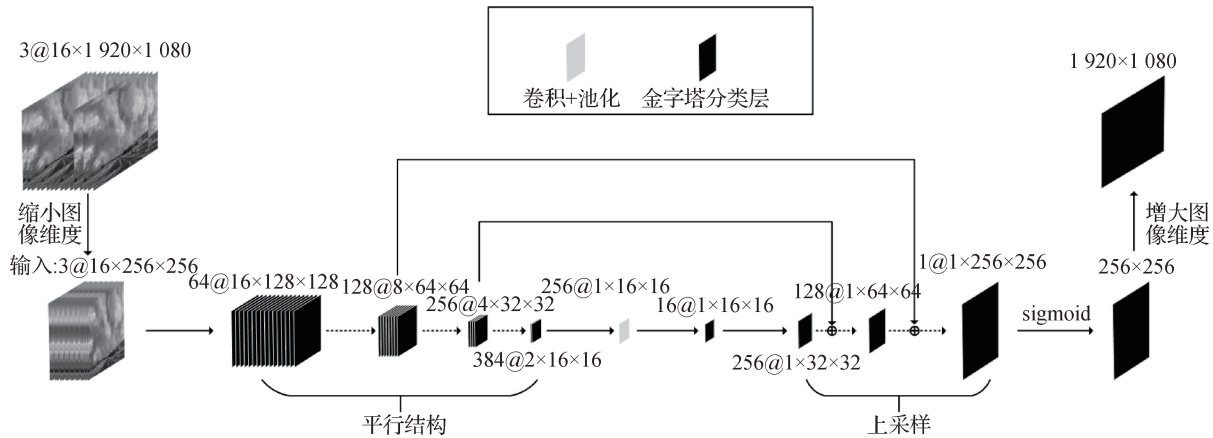


图 2 3D-PFCN 结构(Li 等,2020)

Fig. 2 Structure of the 3D-PFCN(Li et al., 2020)

总体而言,无论是区域级还是像素级疑似黑烟提取方法在环境因素、图像质量等干扰下,提取精度都不是很高。具体来说,这些方法对光照和图像质量有着较低适应性,容易错过浓度较低的黑烟,或易于误检测到一些类烟物体。

2.3 重构纯黑烟区域

低层次的提取方法仅仅能在原视频中将疑似黑烟的部分区域提取出来,但是在这些疑似黑烟区域内,黑烟覆盖的背景可能包含在要提取的特征中,因此直接提取的特征表达力不强,需要进一步将纯黑烟分量从背景分量中提取出来。

Narasimhan 和 Nayar(2002)根据大气散射原理建立了前景背景模型。之后 Tian 等人(2018)对该模型做了改进,可以将像素 y 处观察到的黑烟强度表示为

$$\mathbf{X}(y) = \mathbf{B}(y)\boldsymbol{\Omega}(y, \Delta z) + \mathbf{S}(y, z)(1 - \boldsymbol{\Omega}(y, \Delta z)) \quad (7)$$

式中, $\mathbf{X}(y)$, $\mathbf{B}(y)$, $\mathbf{S}(y, z)$ 依次代表输入视频帧、背景分量和纯黑烟分量。纯黑烟分量与摄像设备之

间的距离 z 、纯黑烟分量的浓度 Δz 有关, $\boldsymbol{\Omega}$ 称做混合系数,会随着像素纵坐标值与纯黑烟分量的浓度的改变而改变。Tian 等人(2018)将问题简化为重构成这些黑烟块中的纯黑烟分量,用矩阵 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^m$ 表示每个黑烟块的强度值,具体为

$$\mathbf{x} = \omega \mathbf{s} + (1 - \omega) \mathbf{b} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad \text{s. t.} \quad \omega \in [0, 1] \quad (8)$$

式中, $\boldsymbol{\varepsilon} \in \mathbf{R}^m$ 表示视频中的背景及设备噪声, $\mathbf{s} \in \mathbf{R}^m$ 代表在 $\mathbf{x}$ 中的纯黑烟分量, $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^m$ 代表在 $\mathbf{x}$ 中的背景分量, ω 表示混合系数。每个不同黑烟块的混合系数将会随着黑烟的透明度或浓度变化而变化。进而在给定 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{b}$ 的情况下, ω 和 $\mathbf{s}$ 的估计值可以通过最小化噪声来获得,具体为

$$(\omega, \mathbf{s}) = \arg \min_{\omega, \mathbf{s}} \|\mathbf{x} - \omega \mathbf{s} - (1 - \omega) \mathbf{b}\|_2^2 \quad \text{s. t.} \quad \omega \in [0, 1] \quad (9)$$

由于自然图像可以作为稀疏表示的线性组合在字典中表示(Wright 等,2010),因此只要收集足够多的黑烟图像样本并求出纯黑烟分量分布,就可以

使用稀疏编码来表示任何黑烟图像,进而重构出原图像中的纯黑烟分量。考虑到稀疏表示的判别能力,Tian 等人(2018)将黑烟与背景字典融合起来。若 $D_s \in \mathbf{R}^{m \times L} (m \ll L)$ 代表过完备的纯黑烟字典, $D_b \in \mathbf{R}^{m \times L} (m \ll L)$ 代表过完备的背景词典, α_s 代表纯黑烟分量稀疏系数向量,则纯黑烟分量 $s = D_s \alpha_s$, α_b 代表背景分量稀疏系数向量,背景分量 $b = D_b \alpha_b$ 。式(9)可以改为

$$\min_{\omega, \alpha_s} \|x - \omega D_s \alpha_s - (1 - \omega) D_b \alpha_b\|_2^2 + \lambda_1 \|\omega \alpha_s\|_1 + \lambda_2 \|(1 - \omega) \alpha_b\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \omega \in [0, 1] \quad (10)$$

字典提前使用纯黑烟和背景数据集学习得到, $\omega \alpha_s$ 和 $(1 - \omega) \alpha_b$ 可以通过特征符号搜索算法迭代求解。为了改善提取精度,Wu 等人(2019)将模型扩展为

$$\min_{\omega, \alpha_s} \|x - \omega D_s \alpha_s - (1 - \omega) b\|_2^2 + \|D_b \alpha_s\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha_s\|_1 + \lambda_2 \|\alpha_s\|_2^2 \quad \text{s. t.} \quad \omega \in [0, 1] \quad (11)$$

式中,用弹性网络正则化取代 L1 正则化,以解决过完备字典造成的特征选择效果不好的问题,使用统一的稀疏系数,意味着黑烟字典 D_s 对纯黑烟图像具有较强的表示能力,而非黑烟字典 D_b 对其具有较弱的表示能力。这种机制可确保 α_s 对应的原子(atom)对黑烟和非黑烟分量的贡献比例不同。

3 黑烟特征选取

在视频黑烟检测框架中,无论用哪种层次的方法将疑似黑烟区域提取出来,下一步都要在疑似黑烟区域中提取特征。黑烟具有高多样性与高多样性的特征,想要获得稳定有效的特征来表征黑烟非常困难,因此如何选取稳定有效的特征成为视频黑烟

车辆黑烟检测的中心任务。

本文将黑烟特征分为3个层次,即底层特征、中层特征和高层特征,各层次特征的具体分析如表2所示。目前还没有文献对底层、中层和高层特征给出明确的定义。本文区分不同层次特征的标准是基于学习的非线性映射的次数,选择1次和3次作为分类节点。因为这种分类方法更能体现3种层次特征的不同特点。总的趋势是非线性映射次数越多,特征层次越高,表达力越强,进而黑烟检测率就越高,但是非线性映射次数与表达力之间不是严格的线性关系。

底层特征是层次最低的黑烟特征,其提取方法最简单,所需的分类识别模型最复杂,与其结合起来最生硬,特征表达力最弱,与能直接理解的语义特征之间的差距最大。然而底层特征一般是完全根据黑烟特点选取的,所以理论可解释性最好。

中层特征本质上是底层特征被调低了冗余度的结果。底层特征利用几种基于学习的非线性映射方法对特征进行降维与选择,有效提升了特征表达力,降低了特征冗余度。中层特征相比于底层特征,与能直接理解的语义特征差距更小,所需分类识别模型更简单,检测黑烟效果更好。

高层特征是层次最高的特征,其与语义特征的差距最小,检测黑烟效果最好。高层特征其实是一个比较宽泛的概念,底层特征经过3次以上基于学习的非线性映射得到的特征都可以是高层特征。高层特征与中层特征的区别是底层特征满足误检率最低的前提下,在多种维度特征空间之间进行多次映射,相当于被打乱、重组了多次,不仅可以达到降低特征冗余度的效果,还可以自动寻找出最合适的黑烟表征方法。提取高层特征时,特征表示部分一般与分类部分是一个整体,可以同时被优化参数,所以高层特征的模型结合力最好。

表2 黑烟特征层次分析

Table 2 Smoke feature hierarchy analysis

名称	定义	模型结合力	特征表达力	提取方法	可解释性
底层特征	可直接从计算机图像数据中提取的特征	弱	弱	直接提取	好
中层特征	底层特征经过3次及以下基于学习的非线性映射得到的特征	中	中	特征学习	较差
高层特征	底层特征经过3次以上基于学习的非线性映射得到的特征	强	强	深度学习	差

3.1 底层特征

近几年涌现出了许多对底层特征进行改进的方

法,最主流的方法是加入时间和空间信息。本文将底层特征分为空间特征、时间特征和时空融合的特征。

3. 1. 1 空间特征

黑烟的空间特征可以分为色彩、纹理、梯度和频率域特征等,同时特征融合是大趋势。

Tao 和 Lu(2018a)提取了黑烟的多尺度 tamura 纹理特征。Peng 和 Wang(2019)选择疑似黑烟区域的纵横比特征和矩形特征,其计算简单且具有代表性。许多研究对 LBP 特征进行改进和融合(Ojala 等,2002),具体如表 3 所示。Yuan 等人(2019c)将

Curvelet 变换与完备 LBP (complete-LBP) 结合为底层特征。另外,还从尺度不变性(Yuan 等,2019b)和鲁棒性(Yuan 等,2019a)角度对 LBP 进行了改进。

Gabor 小波具有很好的光照不变性与多尺度特性,非常适合表征黑烟。为了降低 Gabor 变换的计算成本,袁非牛等人(2019a)在聚合过的 Gabor 特征图中提取 LBP 特征。实验结果表明其识别效果略胜于深度方法。

表 3 LBP 特征的改进总结
Table 3 Summary of improvements in LBP features

改进方向	措施
增强鲁棒性	加入相似度匹配(Yuan 等,2019a)
改善尺度不变性	加入汉明距离(Yuan 等,2019b)、Gabor 小波(袁非牛 等,2019a)
改善光照不变性	Gabor 小波(袁非牛 等,2019a)、加权局部阈值(Tao 和 Lu,2019)
提高计算效率	降低特征维度(Liu 等,2019)
补偿噪声	梯度补偿信息(Liu 等,2019)、加权局部阈值(Tao 和 Lu,2019)
提高表达力	Curvelet 变换(Yuan 等,2019c)

除了局部二值模式,局部三元模式(local triple pattern,LTP)也是常用的黑烟空间特征。Yuan 等人(2016)首先在疑似黑烟区域中提取 LTP,计算直方图,之后将直方图串联成高阶局部三元模式(high-order local ternary patterns,HLTP),具备了比传统 LBP 更好的抗噪性。

3. 1. 2 运动特征

黑烟的运动很难预测,与源头和所处环境的风速、风向都有关,是一种无序运动。同时这也是一种黑烟的独特特征,很多研究据此提取黑烟的运动特征。

Ye 等人(2017)应用光流法表征黑烟的飘动。为了使特征更有表达力,许多研究将多种信息融入传统运动特征中,得到了更好的识别效果。

Dimitropoulos 等人(2017)提出了一种用于动态纹理分析的高阶线性动力系统(higher order linear dynamical systems,h-LDS)描述子,将 HSV 模型中的 3 通道数据和梯度方向直方图特征融合进一个 4 维的张量,再用 h-LDS 分析得到描述子。

对于黑烟车辆尾气检测来说,道路上运动目标极多,而且黑烟受排气孔位置、背景颜色和风速风向等环境因素干扰非常严重,所以单纯应用运动特征极难准确地描述黑烟,需要将空间特征加入进来改善其表达力,从而降低黑烟误检率。

3. 1. 3 时空结合的特征

时空特征是空间和运动特征一起应用的最终输出。对于黑烟这种在空间和时间上都有独特的剧烈变化的识别目标来说,时空特征是最适合的。

颜色信息、纹理信息是黑烟最基本的底层特征,很多研究将黑烟运动信息引入这些特征得到时空特征。Wang 等人(2017)依次利用黑烟运动、颜色和纹理信息来检测黑烟,但是严重依赖经验阈值的选取,导致算法泛化能力不强。Appana 等人(2017)将时空能量分量与从 Gabor 滤波器组提取的方向信息结合起来,形成特征。Tao 和 Lu(2018b)先计算色矩特征,然后将黑烟运动方向直方图与基于 3 个正交平面的范围滤波特征组合到一个特征向量,以获取黑烟的时空特征。

时空化改进也在 LBP 特征上应用。Lin 等人(2017)提取动态纹理描述子(volume local binary patterns,VLBP)作为底层特征,应用时空特征提取局部阈值体积直方图,但特征维度较高,对噪声比较敏感。针对这些缺陷,Tao 和 Lu(2019)设计了 R-VLBC(robust-visual local binary count),相比于 LBP,局部二值计数模式(local binary count,LBC)(Zhao 等,2018)可以从层次更高的角度代表底层特征,使用加权局部阈值作为阈值,对噪声和光照具有

更强的鲁棒性。由于距摄像机不同距离的黑烟会呈现不同的尺度,通过使用一组半径和采样点各不相同的滤波器来提取多尺度信息以识别黑烟序列。对每个疑似黑烟区域,Tao 和 Lu(2019)沿时间轴在连续帧中提取前 N 个区域和后 N 个区域,以形成区域序列,再分别从 3 个正交平面中提取 RLBP 和 CLBP,并绘制直方图。最终检测效果见图 3(Tao 和 Lu,2019),红色框内为检测到的黑烟。

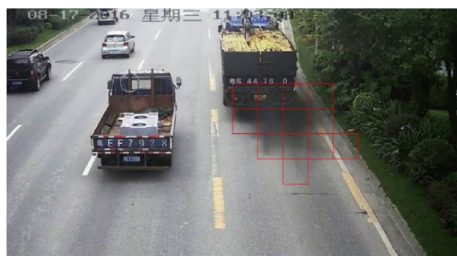


图3 最终检测效果(Tao 和 Lu,2019)

Fig. 3 Final detection result(Tao and Lu,2019)

研究者对底层特征进行了长时间研究,发现其与能理解的黑烟之间有“语义鸿沟”,表达力有限,而且由于黑烟颜色形状、纹理频率和运动轨迹的巨大差异,提出一种对黑烟识别任务具有稳定性和有效性的底层特征非常困难(Yuan 等,2018)。同时底层特征之间一般是未经过筛选直接排列的,与分类器的连接比较生硬,造成了特征冗余,降低了特征使用效率。因此研究者提出了许多中高层特征来提高

底层特征的结合力与表达能力。

3.2 中层特征

黑烟的中层特征是由底层特征经过 3 次及以下基于学习的非线性映射得到的,更加贴近能理解的黑烟,可以转换成分类器可识别的形式,可以提高模型之间的结合力,但是其一般是从数据角度遴选出的特征,可解释性较差。中层特征的提取思路依次是特征降维和特征选择。

3.2.1 特征降维

特征降维是通过融合的方式使特征冗余度更低,从而使中层特征更有代表性,特征使用效率更高。代表方法为 PCA 及其改进方法。此外,视觉词袋模型(bag of visual word,BOVW)也可以完成特征降维的任务。

Yuan 等人(2019d)首先用局部差分的方式提取黑烟底层特征,应用 PCA 去除特征之间的线性相关关系。然后计算特征图,再对其进行编码以形成中层特征。为了增强中层特征的稳定性,在提取中层特征后,对每个特征和每 8 个特征分别提取其 LBP 特征,再将二者线性组合成为最终特征(Yuan 等,2018)。特征提取过程如图 4(Yuan 等,2018)所示。其中, R 代表滑动采样块, D_{vec} 代表采样向量, D_{all} 代表差分向量。 W 代表映射矩阵, M_i 代表特征图, h 代表最后的中层特征输出, LBP_i 代表正交符号特征图, LBP_{mag} 代表正交幅度特征图。

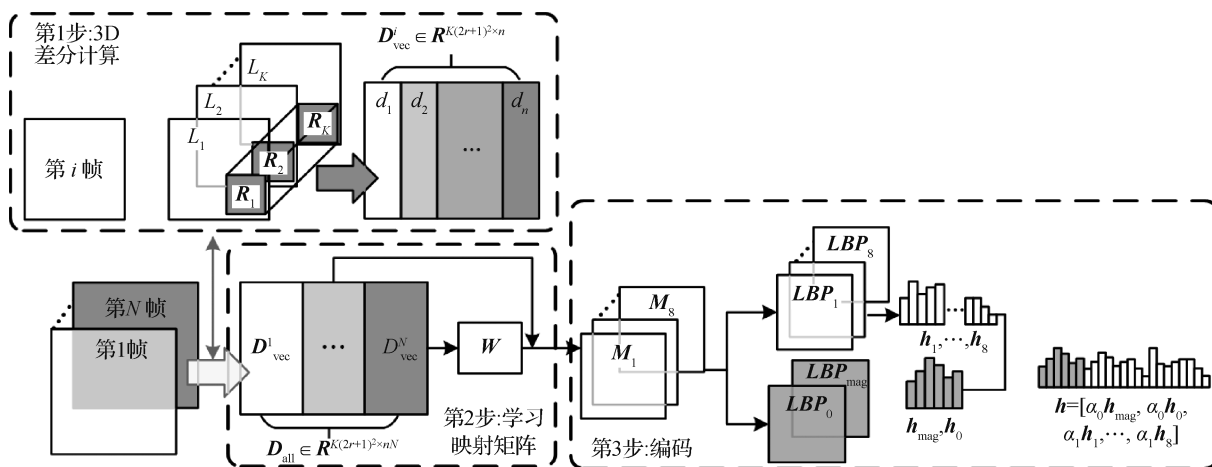


图4 特征提取流程图(Yuan 等,2018)

Fig. 4 Flowchart of feature extraction(Yuan et al.,2018)

黑烟特征之间也会有非线性相关关系,直接使用 PCA 会使误检率升高。因此 Yuan 等人(2017)先将非线性相关性转为线性相关性,再应用 PCA 去除

特征之间的线性相关。Dimitropoulos 等人(2017)为了模拟黑烟运动,首先将方向梯度直方图(histogram of oriented gradient,HOG)与定向光流直方图(histo-

grams of oriented optical flow, HOF) 串联成一个描述子,再利用 BOVW 将描述子与运动信息融合成词频直方图,这是一种中层特征。该方法既考虑了黑烟的外观与运动信息,又将描述子转变为直方图,降低了特征维度,提高了特征表达力。

3.2.2 特征选择

特征选择的目标是计算表达力更强的特征。提取纯黑烟区域的字典学习方法 (Tian 等, 2018; Wu 等, 2019) 在求解字典以后,解出了对应纯黑烟的稀疏系数,可以作为一种中层特征。通过学习训练稀疏系数模型可以判断其对应的小尺寸黑烟块中是否有黑烟。

3.3 高层特征

多次非线性映射方法应用最广泛的是深度神经网络,其每一层都可以看成一次非线性映射。深度神经网络进一步增加了底层特征的层次性,缩短了

底层特征与能理解的黑烟之间的鸿沟。同时深度神经网络的特征提取部分与分类识别部分一般是一个整体,自动优化所有参数,其结合力更佳。Pundir 和 Raman (2019) 使用 AlexNet (Krizhevsky 等, 2017) 提取黑烟特征, Frizzi (2016) 使用 LeNet (LeCun 等, 1998) 提取黑烟的高层特征时不需要人工干预, Yin 等人 (2017) 设计了深度归一化卷积神经网络 (deep normalization and convolutional neural network, DNCNN), 其内部构成如图 5 (Yin 等, 2017) 所示,包括预处理、特征提取和分类识别 3 部分。

上述研究更注重深度神经网络模型的改进,却忽视了黑烟本身的特性,针对深度方法可解释性的改进做了许多工作,具体总结如表 4 所示。大部分研究都只是粗略说明自己的网络结构提取了黑烟的哪些信息,而针对某种具体黑烟特征提出的深度结构仍然存在难以解释说明的问题。

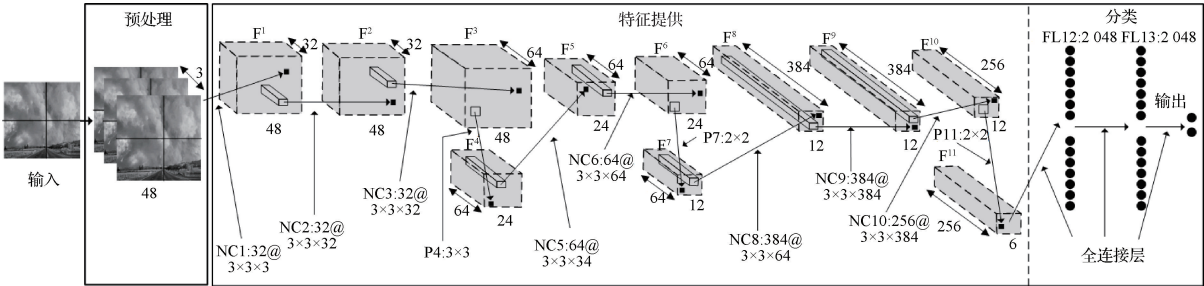


图5 DNCNN 的网络结构 (Yin 等, 2017)

Fig. 5 Structure of the DNCNN (Yin et al. , 2017)

表4 针对深度方法可解释性的改进总结

Table 4 Summary of improvements in interpretability for deep methods

改进方向	文献	利用的黑烟特征	对应黑烟特征的结构
从数据角度分配黑烟特征权重	袁飞等人 (2020)	无	注意力机制
	Gu 等人 (2020)	纹理、轮廓信息	-
	Lin 等人 (2019); 陈俊周等人 (2016)	时空特征	3D CNN、时空域 CNN
	罗胜等人 (2019)	运动特征	RNN
	Hu 等人 (2020); Yin 等人 (2018)	空间特征、运动特征	CNN + 光流
将深度结构与黑烟特征对应	汪梓艺等人 (2019)	运动特征	可变形卷积、注意力解码器
	Zhao 等人 (2018)	色彩、纹理、梯度特征	Color-CNN、Texture-CNN、Gradient-CNN
	Li 等人 (2020)	时空特征、区别类烟物体	3D CNN、金字塔结构
	袁非牛等人 (2019b)	Gabor 纹理特征	Gabor 滤波器网络

注:“-”表示对应文献未解释。

学者将注意力机制 (Hu 等, 2020) 引入 Inception-V3 和 3D CNN 中,对黑烟特征进行重新分配,

使其具有更强的表达力,同时大幅提高了计算效率。这种方法只能从数据的角度为黑烟特征加权,难以

说明该方法的先进性,导致较难预测其进一步改进方向。可解释性差是深度学习方法的共性问题,为了解决此问题,很多研究从黑烟的颜色、形状和运动形式等方面出发,提出了许多新颖的深度结构。这些深度模型对应的高层特征是高层颜色、高层纹理和高层梯度信息的深度结合。

Gu 等人(2020)设计了一个新的深度双通道神经网络(deep dual-channel neural network, DCNN),一部分擅长提取高层纹理信息;另一部分可以捕获黑烟轮廓特征。然后将两个深度子网络提取的高层特征以串联的方式连在一起。

以上方法提取的高层特征只涉及空间特征,为了加入运动特征增加模型的可解释性, Lin 等人(2019)通过 Faster-RCNN(Ren 等,2017)生成疑似黑烟区域,再利用 3D CNN 提取其时空特征。Tao 等人(2017)提出了一种融合多种特征的专用卷积神经网络(P-CNN),设计了 3 个基于 CNN 的模型在 3 个正交平面独立提取不同种类的特征,然后将它们融合以获得高鲁棒性的高层特征。由于提取特征的模型与分类模型不是一个整体,最终输出特征的维度可以人为干预,结合力不佳,可能会影响识别效果。

区别于上述级联结构, Yin 等人(2018)独立地提取了空间特征与运动特征,然后用全连接层进行特征融合得到最终特征,不过在分类器处做特征融合导致了计算效率低,容易产生过拟合的问题。Hu 等人(2018)应用一种结合了特殊方法的神经网络来弥补以上缺陷。

同样为了增强深度方法的可解释性,袁非牛等人(2019b)首先应用 Gabor 滤波器对黑烟视频进行处理;然后通过空间最大值池化和量化编码使之分别具有方向与尺度不变性、光照不变性与旋转不变性;最后由统计方法获得的最终结果可作为一层中层特征。如果多次堆叠以上步骤,中层特征将进化为高层特征。但是简单的堆叠将会使特征维度成指数增长,后续应降低特征的冗余度。

如何选取表达力强、可解释性好的高层特征是一个迫切需要解决的问题。尽管以上方法不尽完美,但是指出了一个兼顾模型结合力、可解释性和特征层次高度的研究方向。

3.4 各层次特征的提取方法总结

3.4.1 传统方法

传统方法可以分为直接提取方法和特征学习方法。一般来说,直接提取出的特征为底层特征,特征

学习方法得出的特征为中层特征。

直接提取黑烟特征的方法主要分为统计方法、编码、变换域以及将它们融合得到的方法。在实际应用中,上述黑烟特征表示方法展示了优良效果,但引入了过多的人工干预。点数、半径、采样方向和采样间隔都是人工指定的(Lu 等,2015),而且由于黑烟在颜色、形状和纹理上有巨大差异,直接提取的底层特征无法应用于所有场景,导致黑烟误检率比较高。

用特征学习的方法可以优化这些超参数,得到稳定性高、表达能力强的特征(夏雪,2018)。特征学习方法一般包括主成分分析和词袋模型。为了提取中层特征, Yuan 等人(2017,2018,2019d)和 Wu 等人(2019)应用了 PCA 和字典学习等方法。

3.4.2 深度学习方法

深度学习方法可以自动获得表达力强、鲁棒性好的特征。高层特征都是由深度学习方法从底层特征中获取的。深度学习具有策略自动指定、参数自动选择、端到端学习等特点,使其可以与分类识别的方法有机结合。

Xu 等人(2017)和 Tao 等人(2017)使用 AlexNet 的特征提取层来提取高层特征。Muhammad 等人(2018a,b)对提取特征的 CNN 结构进行了微调(fine-tuning)以适应不同环境下的黑烟检测,提升计算效率。张娜等人(2017)将 Faster-RCNN 用于特征表示,同时使用两种方法来获取足够的、多样性好的数据。王洋等人(2019)采用将 VGG-16 网络与 Res-Net50 网络(He 等,2016)的处理结果放在一起的方法获得高层特征。

黑烟在时间轴上的变化非常剧烈,同时易受光线、路面和风向等外界因素影响。传统方法需要引入人工设计过程,不够智能,且泛化性能差。同时,深度学习方法又缺乏可解释性与灵活性。现在亟需将二者结合起来,提出一种鲁棒性高、可解释性好且表达力强的模型。Gu 等人(2020)、Tao 等人(2017)和袁非牛等人(2019b)都做了一些工作,但是更像是对一种方法的改进。

4 黑烟分类识别

黑烟的分类识别方法直接影响着黑烟检测的精度,是黑烟检测研究的重要一环。近几年的研究大部分都采用基于监督学习的方法。

4.1 基于传统机器学习方法

4.1.1 判别模型

为了应用判别模型来识别黑烟,赵亮等人(2017)将黑烟颜色特征、纹理特征和梯度特征线性组合后,再通过K阶最近邻分类器(K-nearest neighbors, K-NN)进行分类识别。这种分类方式效果不稳定,在一些数据集上表现不好。Wu等人(2018)提出了一种鲁棒的提升树黑烟识别模型,以提高训练和分类的效率和精度。

判别模型中应用最多的是支持向量机(support vector machine, SVM), Appana等人(2017)都使用SVM对黑烟进行分类识别,由于性能优秀,许多研究仍在使用SVM,但是对于识别黑烟来说,并没有什么改进。

4.1.2 生成模型

生成模型中比较重要的模型是高斯回归过程,Yuan等人(2017)为了提高泛化性能,利用高斯过程对黑烟特征与分类标签之间的关系进行建模,再利用高斯回归过程对黑烟特征进行分类识别。这种方法生成了黑烟与标签的概率分布。

此外,有研究建模预测了黑烟的位置分布。不同于传统的黑烟检测算法,Gao和Cheng(2019)没有提取任何黑烟特征,而是利用了黑烟一定会有源头(boot)的特点。

对于这些传统算法,要在不降低检测率的情况下实现较低的误报率非常困难。另外,黑烟会模糊视频中的各种场景,导致检测率忽高忽低。而且以

上用于黑烟检测的分类识别方法都需要大量的样本,因此这些方法一般非常复杂且昂贵。

4.2 基于深度学习方法

广义上说,深层神经网络是一种包含多重非线性映射的复杂结构,依然属于机器学习方法范畴。

早期将深度学习方法应用于分类识别黑烟时,都直接应用其他领域非常成熟的深度结构,Filonenko等人(2017)总结了 AlexNet、Inception-V3、Inception-V4、ResNet、VGG 和 Xception 用于黑烟识别任务的效果,其中数据集来自 Yuan 等人(2016)的研究成果。结果表明,加入残差连接和并联结构的网络分类效果更好。近几年,开始尝试对更多的深度结构展开研究。

为了更好地识别黑烟,区别类烟物体,Tao和Lu(2018b)采用修剪径向基函数神经网络(prune-radial basis function nerual network, P-RBFNN)对黑烟进行识别。Pundir和Raman(2017)、Kaabi等人(2018)将提取出的黑烟RGB与纹理特征输入深度信念网络(deep belief network, DBN)(Hinton和Salakhutdinov, 2006)进行分类识别。Cheng等人(2019)用生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)(Goodfellow等, 2014)预测黑烟运动趋势。

基于深度学习的识别方法有可解释性差、训练样本数量少、质量不高和场景不统一的缺陷(杨龙箴等,2019)。为了解决在有限数据集上训练网络导致的过拟合问题,提出了许多解决方法,如表5所示。

表5 解决数据集数量少和分布不均问题的方法总结
Table 5 Summary of methods for solving small number and uneven distribution of datasets

方法	文献	具体措施
传统数据增强	王文朋等人(2017);李诚等人(2018) 李诚等人(2018)	随机旋转、剪切、翻转 针对常见干扰因素扩充了数据集
迁移学习	卫鑫等人(2019);王洋等人(2019); Pundir和Raman(2019); 王文朋等人(2017)	在 ImageNet 数据集上预训练好的神经网络, 然后进行基于同构数据的特征迁移
合成黑烟样本	Zhang 等人(2018) Wu 等人(2019);Xu 等人(2019b); Xu 等人(2017)	软件合成 根据大气散射模型合成黑烟图像
GAN	Namozov 和 Cho(2018);袁飞等人(2020)	传统数据增强 + GAN 生成黑烟图像

5 算法评价指标

视频黑烟车辆尾气检测算法的评价指标可以与视频火灾烟雾检测算法一致。Tao 和 Lu (2019) 制作了由 5 937 幅存在黑烟车辆和 151 613 幅不存在黑烟车辆图像组成的数据集, 并在此数据集上对 Appana 等人 (2017)、Yuan 等人 (2016, 2017, 2019b, e) 提出的算法做了复现, 并应用评价指标对比研究了这些算法的性能, 具体结果如表 6 (Tao 和 Lu, 2019) 所示。由于没有单独使用疑似黑烟区域提取算法的指标来衡量算法性能并作出对比的研究, 表 6 只列出使用识别算法指标的数据。

表 6 不同算法在相同数据集下的性能对比 (Tao 和 Lu, 2019)

Table 6 Performance comparison of different algorithms on the same datasets (Tao and Lu, 2019)

算法	检测率	误报率
Appana 等人 (2017)	0.870 1	0.125 6
Yuan 等人 (2016)	0.860 2	0.161 0
Yuan 等人 (2017)	0.855 0	0.201 0
Yuan 等人 (2019e)	0.902 2	0.175 5
Yuan 等人 (2019b)	0.887 1	0.183 4
Wang 等人 (2017)	0.885 4	0.133 1
Filonenko 等人 (2017)	0.895 8	0.171 6
Tao 和 Lu (2019)	0.925 3	0.089 3

注: 加粗字体表示各列最优结果。

5.1 疑似黑烟区域提取算法评价指标

对疑似黑烟区域提取算法的评价指标主要有两个层次。低层次指标是衡量每帧的提取精度或者误差, 高层次指标是衡量整段视频的提取精度或者误差。一般高层次指标是使用统计低层次的方法指标获得的。

交并比 (intersection over union, IoU) 和均方误差 (mean-square error, MSE) 属于低层次指标。IoU 的值越大, MSE 的值越小, 说明提取精度越高。IoU 的计算式为

$$IoU = \frac{PR_i \cap GT_i}{PR_i \cup GT_i} \quad (12)$$

式中, PR_i 为第 i 帧的疑似黑烟区域提取结果, GT_i

为真实黑烟区域。 MSE_i (Yuan 等, 2019f) 表示第 i 帧的 PR (prediction) 与其 GT (ground truth) 之间的均方误差, 其计算式为

$$MSE_i = \frac{\sum_{k=1}^{h_i \times w_i} (PR(x_k) - GT(x_k))^2}{h_i \times w_i} \quad (13)$$

式中, h_i 是第 i 帧的高度, w_i 是第 i 帧的宽度, x_k 是第 i 帧中的第 k 个像素的坐标。得到低层次指标后, 很容易得到高层次误差以衡量整段视频的提取精度。

平均交并比 (mean-intersection over union, mIoU) (Yuan 等, 2019f) 的计算式为

$$mIoU = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{PR_i \cap GT_i}{PR_i \cup GT_i} \quad (14)$$

式中, N 代表总帧数。平均 MSE (mean-MSE, mMSE) 的计算式为

$$mMSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N MSE_i \quad (15)$$

在应用方面, IoU 与 mIoU 一般用于评估目标级提取算法, MSE 和 mMSE 一般用于评估像素级提取算法。

5.2 黑烟识别算法评价指标

衡量黑烟识别算法, 通常只利用高层次指标, 也可以利用以下几种低层次指标, 但使用时需将帧改为像素。

Gu 等人 (2020) 的评价体系包括准确率 (accuracy rate, AR)、检测率 (detection rate, DR) 和误报率 (false alarm rate, FAR) 等典型评估指标。各指标的具体计算式为

$$AR = \frac{TP + FN}{T + F} \times 100\% \quad (16)$$

$$DR = \frac{TP}{T} \times 100\% \quad (17)$$

$$FAR = \frac{FP}{F} \times 100\% \quad (18)$$

式中, T 和 F 分别表示真实存在黑烟车的帧和不存在黑烟车的帧的数目, TP 表示存在黑烟车并且判定正确的帧数, FP 表示不存在黑烟车但被判定为存在的帧数, TN 表示存在黑烟车但被判定为不存在的帧数, FN 表示不存在黑烟车并且判定正确的帧数。 AR 表示存在或者不存在黑烟车都为正确的概率。 AR 和 DR 的值越高, FAR 的值越低, 表示识别效果越好。所以一般用 DR 和 FAR 绘制 ROC (receiver

operating characteristic) 曲线来衡量识别效果。

Tao 和 Lu (2018b) 在测试数据集不平衡时, 选择准确率—召回率 (precision-recall, PR) 曲线来判断识别算法的优劣。准确率和召回率的计算式分别为

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP} \quad (19)$$

$$Re = \frac{TP}{TP + FN} \quad (20)$$

式中, Pre 代表的是在所有被判定为存在黑烟车的帧中, 判定准确的概率, Re 代表的是所有真实存在黑烟车的帧中, 判定准确的概率。

无论从公式还是具体意义上来看, Re 与 DR 的作用是一样的, 都用来衡量算法对真实存在黑烟车的帧的识别效果。

6 展 望

虽然黑烟检测算法在近些年获得了较好的效果, 具备了完整的实现框架, 但是在某些方面仍需要改进和进一步研究。

6.1 提取表达力更强的特征

黑烟的形状、纹理和位置分布受排气管位置、路面背景和气流等环境因素的影响, 在时间轴上变化非常剧烈, 很难提取稳定有效的各层次特征。无论应用传统识别方法还是深度识别方法, 提取的特征都有表达能力不强的缺陷。弥补以上缺陷主要有提高特征层次和改进特征融合方式两种方法。

1) 提高特征层次。一般来说, 特征层次越高, 表达力越强, 与语义特征之间的差距就越小。对于特征提取算法来说, 增加以识别误差尽量小为目标的非线性映射的次数, 可以有效增加其提取的特征层次, 然而非线性映射次数与特征表达力之间不是完全线性相关的, 而且盲目增加非线性映射次数也会导致计算量的大幅增加, 所以如何合理地提高特征层次是迫切需要解决的问题。

2) 改进特征融合的方式。通过研究发现, 近几年出现的新特征都是几种黑烟信息的融合体, 检测率比单一特征高一些, 比如黑烟的空间信息与运动信息融合、空间域与频率域信息融合等。然而这些特征之间的融合方法一般是机械的、随机的线性串联, 导致检测率不能进一步提升, 因此找到一种合理的、适用范围广的特征融合方式是值得进一步探讨

的问题。

6.2 改善深度方法的泛化性、可解释性

传统黑烟检测方法的解释性较好, 但是一般泛化性和鲁棒性较差, 深度方法虽然提高了泛化性, 但是牺牲了可解释性, 难以从理论的角度说明其优越性能。问题主要由以下两方面导致:

1) 结构设计的问题。很多深度方法没有将关注点集中于检测黑烟本身, 而是专注于网络结构的改进甚至直接套用在图像分类、分割等领域成熟的网络结构, 导致检测算法泛化性较弱、可解释性不好的问题。因此, 根据黑烟的空间、运动特性来设计兼顾泛化性和可解释性的深度神经网络结构是未来的一个重要方向。

2) 数据集的问题。夏雪等人 (2019) 全面列举了目前可以使用的数据集。但是在这些数据集中, 黑烟样本远少于非黑烟样本, 而且黑烟样本存在场景不统一、多样性差的特点。导致训练出来的深度神经网络的泛化性较弱。因此有必要进一步研究如何充分缓解黑烟图像训练样本数量不足、分布不均的问题。

6.3 黑烟浓度估计问题

我国许多城市已经陆续应用道路黑烟车辆识别系统, 一般将其嵌入道路监控系统中。在实际应用场合, 系统检测到黑烟车辆后, 需要分析黑烟浓度, 评估其危害, 判定该车辆是否违法。

目前的黑烟浓度估计方法一般是将提取的黑烟灰度与林格曼标准黑度进行比对 (梁荆璞等, 2019), 判断其浓度。但是受各种环境因素的干扰, 识别系统提取的黑烟灰度值与实际黑烟浓度并不严格线性相关, 同时与标准林格曼黑度值也并不完全匹配, 需要进行标定, 然而一旦环境发生变化, 就需要重新标定。这些问题给准确估计黑烟浓度带来了巨大挑战, 限制了误检率的降低。解决思路可以是设计一种自适应的标定算法。总之, 如何在瞬息万变的道路上进行准确标定是一个需要重视的问题。

黑烟浓度估计还有基于光学的方法, 思路是估计黑烟浓度相当于对黑烟区域进行逐像素软分割 (夏雪等, 2019), 在 Yuan 等人 (2019e) 的研究成果中也有阐述, 优点是它可以融入检测框架中, 但是需要大量的数据与计算能力, 估计效果也有待改进。

7 结 语

视频黑烟车辆检测算法具有效果好、成本低、应用面广和不妨碍交通等特点,与视频火灾烟雾检测算法可以通用一套检测框架,近几年涌现出一大批新方法,本文对视频黑烟检测算法做了充分的总结梳理。

视频黑烟检测框架按顺序可以分为监控视频预处理、疑似黑烟区域选取、黑烟特征选取、分类识别和算法性能分析几部分。通过总结分析,得出如下结论:1)视频预处理是保障检测率与算法鲁棒性的重要一步,需要结合场景进行研究;2)疑似黑烟区域提取方法可以分为4个层次,由低到高依次为图像级提取、目标级提取、像素级提取和纯黑烟重构,其精细度与稳定性逐步上升,结合黑烟特性的提取方法更能达到快速准确提取疑似黑烟区域的目的;3)黑烟特征可以分为3个层次:底层特征,中层特征和高层特征,表达能力依次增强。除了增加非线性映射的次数外,提高表达力的方法包括特征融合和构造能反映黑烟特性的算法。此外,本文总结了常见的分类识别方法与其评价指标。

目前,视频黑烟检测算法面临3项挑战,分别是难以提取表达力更好的特征、泛化性与可解释性难以改善和黑烟浓度估计困难。针对这3项挑战,本文对视频黑烟检测算法的未来发展方向给出了建议。

参考文献 (References)

- Appana D K, Islam R, Khan S A and Kim J M. 2017. A video-based smoke detection using smoke flow pattern and spatial-temporal energy analyses for alarm systems. *Information Sciences*, 418-419: 91-101 [DOI: 10.1016/j.ins.2017.08.001]
- Cai S D and Yang F. 2011. Color image segmentation based on HSV space and rough-set theory. *Optoelectronic Technology*, 31(1): 5-9 (蔡式东, 杨芳. 2011. 一种基于 HSV 空间和粗糙集的彩色图像分割方法. *光电子技术*, 31(1): 5-9) [DOI: 10.19453/j.cnki.1005-488x.2011.01.002]
- Chen J Z, Wang Z J, Chen H H and Zuo L Y. 2016. Dynamic smoke detection using cascaded convolutional neural network for surveillance videos. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 45(6): 992-996 (陈俊周, 汪子杰, 陈洪瀚, 左林翼. 2016. 基于级联卷积神经网络的视频动态烟雾检测. *电子科技大学学报*, 45(6): 992-996) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-0548.2016.06.020]
- Cheng S H, Ma J Y and Zhang S J. 2019. Smoke detection and trend prediction method based on Deeplabv3+ and generative adversarial network. *Journal of Electronic Imaging*, 28(3): #033006 [DOI: 10.1117/1.JEI.28.3.033006]
- Cruz H, Eckert M, Meneses J and Martínez JF. 2016. Efficient forest fire detection index for application in unmanned aerial systems (UASs). *Sensors*, 16(6): #893 [DOI: 10.3390/s16060893]
- Dimitropoulos K, Barmoutis P and Grammalidis N. 2017. Higher order linear dynamical systems for smoke detection in video surveillance applications. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 27(5): 1143-1154 [DOI: 10.1109/TCSVT.2016.2527340]
- Filonenko A, Hernández D C and Jo K H. 2018. Fast smoke detection for video surveillance using CUDA. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(2): 725-733 [DOI: 10.1109/TII.2017.2757457]
- Filonenko A, Kurnianggoro L and Jo K H. 2017. Comparative study of modern convolutional neural networks for smoke detection on image data//*Proceedings of the 10th International Conference on Human System Interactions (HSI)*. Ulsan, South Korea: IEEE: 64-68 [DOI: 10.1109/HSI.2017.8004998]
- Frizzi S, Kaabi R, Bouchouicha M, Ginoux J M, Moreau E and Fnaiech F. 2016. Convolutional neural network for video fire and smoke detection//*Proceedings of the 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. Florence, Italy: IEEE: 877-882 [DOI: 10.1109/IECON.2016.7793196]
- Gao Y and Cheng P L. 2019. Forest fire smoke detection based on visual smoke root and diffusion model. *Fire Technology*, 55(5): 1801-1826 [DOI: 10.1007/s10694-019-00831-x]
- Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville A and Bengio Y. 2014. Generative adversarial nets//*Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal, Canada: ACM: 2672-2680
- Gu K, Xia Z F, Qiao J F and Lin W S. 2020. Deep dual-channel neural network for image-based smoke detection. *IEEE Transactions on Multimedia*, 22(2): 311-323 [DOI: 10.1109/TMM.2019.2929009]
- Guenther P L, Stedman D H, Bishop G A, Beaton S P, Bean J H and Quine R W. 1995. A hydrocarbon detector for the remote sensing of vehicle exhaust emissions. *Review of Scientific Instruments*, 66(4): 3024-3029 [DOI: 10.1063/1.1146498]
- He K M, Zhang X Y, Ren S Q and Sun J. 2016. Deep residual learning for image recognition//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas, USA: IEEE: 770-778 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.90]
- Hinton G E and Salakhutdinov R R. 2006. Reducing the dimensionality

- of data with neural networks. *Science*, 313 (5786): 504-507 [DOI: 10.1126/science.1127647]
- Hu J, Shen L, Albanie S, Sun G and Wu E. Squeeze-and-Excitation Networks. 2020. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(8): 2011-2023 [DOI: 10.1109/TPAMI.2019.2913372]
- Hu Y, Wang H Q and Ma Z F. 2016. Adaptive smoke image segmentation algorithm based on improved Gaussian mixture model. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 28 (7): 1138-1145 (胡燕, 王慧琴, 马宗方. 2016. 改进混合高斯模型的自适应烟雾图像分割算法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 28(7): 1138-1145) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-9775.2016.07.013]
- Huang Z H, Hao C X, Wang J F and Xie Q. 2017. Analysis of vehicle contaminants emission in China. *Environmental Protection*, 45(13): 42-47 (黄志辉, 郝春晓, 王军方, 谢琼. 2017. 机动车污染物排放量分析——《中国机动车环境管理年报(2017)》第II部分. *环境保护*, 45(13): 42-47) [DOI: 10.14026/j.cnki.0253-9705.2017.13.009]
- Jia Y, Yuan J, Wang J J, Fang J, Zhang Q X and Zhang Y M. 2016. A saliency-based method for early smoke detection in video sequences. *Fire Technology*, 52(5): 1271-1292 [DOI: 10.1007/s10694-014-0453-y]
- Jian W L, Wu K Z, Yu Z R and Chen L J. 2018. Smoke regions extraction based on two steps segmentation and motion detection in early fire//*Proceedings of the SPIE 10609, MIPPR 2017: Pattern Recognition and Computer Vision*. Xiangyang, China: SPIE: #1060919 [DOI: 10.1117/12.2285697]
- Kaabi R, Sayadi M, Bouchouicha M, Fnaiech F, Moreau E and Ginoux J M. 2018. Early smoke detection of forest wildfire video using deep belief network//*Proceedings of the 4th International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP)*. Sousse, Tunisia: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/ATSIP.2018.8364446]
- Krizhevsky A, Sutskever I and Hinton G E. 2017. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6): 84-90 [DOI: 10.1145/3065386]
- LeCun Y, Bottou L, Bengio Y and Haffner P. 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11): 2278-2324 [DOI: 10.1109/5.726791]
- Li C, Tang L Y and Pan L W. 2018. Video smoke detection algorithm for wildland-urban Interface. *Computer Engineering*. 44(1): 258-262. (李诚, 唐李洋, 潘李伟, 2018. 城镇森林交界域视频烟雾检测算法. *计算机工程*, 44(1): 258-262) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2018.01.043]
- Li X Q, Chen Z X, Wu Q M J and Liu C Y. 2020. 3D parallel fully convolutional networks for real-time video wildfire smoke detection. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 30(1): 89-103 [DOI: 10.1109/TCSVT.2018.2889193]
- Liang J P, Wen G J, Gan L, Wu D and Wang Y D. 2019. Measuring method for smoke emission of in-use diesel vehicles based on machine vision. *Computer Measurement and Control*, 27(4): 32-35, 45 (梁荆璞, 文国军, 甘露, 吴丹, 王玉丹. 2019. 基于机器视觉的在用柴油车烟度测量方法. *计算机测量与控制*, 27(4): 32-35, 45) [DOI: 10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2019.04.008]
- Lin G H, Zhang Y M, Xu G and Zhang Q X. 2019. Smoke detection on video sequences using 3D convolutional neural networks. *Fire Technology*, 55(5): 1827-1847 [DOI: 10.1007/s10694-019-00832-w]
- Lin G H, Zhang Y M, Zhang Q X, Jia Y, Xu G and Wang J J. 2017. Smoke detection in video sequences based on dynamic texture using volume local binary patterns. *KSH Transactions on Internet and Information Systems*, 11(11): 5522-5536 [DOI: 10.3837/tiis.2017.11.019]
- Liu Z, Yang X P, Liu Y and Qian Z H. 2019. Smoke-detection framework for high-definition video using fused spatial-and frequency-domain features. *IEEE Access*, 7: 89687-89701 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2926571]
- Lu J W, Liong V E, Zhou X Z and Zhou J. 2015. Learning compact binary face descriptor for face recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 37(10): 2041-2056 [DOI: 10.1109/TPAMI.2015.2408359]
- Luo S, Zhang X, Hu J, Wang M C and Zhang X Q. 2019. Smoke detection by trajectories in condensed images for early fire warning. *Journal of Image and Graphics*, 24(10): 1648-1657 (罗胜, 张翔, 胡杰, 王慕抽, 张笑钦. 2019. 时间压缩轨迹特征识别的火灾烟雾检测. *中国图象图形学报*, 24(10): 1648-1657) [DOI: 10.11834/jig.190217]
- Luo Y M, Zhao L, Liu P Z and Huang D T. 2017. Fire smoke detection algorithm based on motion characteristic and convolutional neural networks. *Multimedia Tools and Applications*, 77(12): 15075-15092 [DOI: 10.1007/s11042-017-5090-2]
- Matlani P and Shrivastava M. 2019. Hybrid deep VGG-NET convolutional classifier for video smoke detection. *CMES-Computer Modeling in Engineering and Sciences*, 119(3): 427-458 [DOI: 10.32604/cmcs.2019.04985]
- Muhammad K, Ahmad J and Baik S W. 2018a. Early fire detection using convolutional neural networks during surveillance for effective disaster management. *Neurocomputing*, 288: 30-42 [DOI: 10.1016/j.neucom.2017.04.083]
- Muhammad K, Ahmad J, Mehmood I, Rho S and Baik S W. 2018b. Convolutional neural networks based fire detection in surveillance videos. *IEEE Access*, 6: 18174-18183 [DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2812835]
- Nakagawa H and Watanabe K. 2015. Exhaust gas analyzing apparatus, exhaust gas analyzing system and method of operating the same. U. S., No. 9010171
- Namozov A and Cho Y I. 2018. An efficient deep learning algorithm for

- fire and smoke detection with limited data. *Advances in Electrical and Computer Engineering*, 18(4): 121-128 [DOI: 10.4316/AECE.2018.04015]
- Narasimhan S G and Nayar S K. 2002. Vision and the atmosphere. *International Journal of Computer Vision*, 48(3): 233-254 [DOI: 10.1023/a:1016328200723]
- Ojala T, Pietikainen M and Maenpaa T. 2002. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7): 971-987 [DOI: 10.1109/TPAMI.2002.1017623]
- Peng Y S and Wang Y. 2019. Real-time forest smoke detection using hand-designed features and deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 167: #105029 [DOI: 10.1016/j.compag.2019.105029]
- Pundir A S and Raman B. 2017. Deep belief network for smoke detection. *Fire Technology*, 53(6): 1943-1960 [DOI: 10.1007/s10694-017-0665-z]
- Pundir A S and Raman B. 2019. Dual deep learning model for image based smoke detection. *Fire Technology*, 55(6): 2419-2442 [DOI: 10.1007/s10694-019-00872-2]
- Ren S Q, He K M, Girshick R and Sun J. 2017. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6): 1137-1149 [DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2577031]
- Ropkins K, DeFries T H, Pope F, Green D C, Kemper J, Kishan S, Fuller G W, Li H, Sidebottom J, Crilley L R, Kramer L, Bloss W J and Stewart Hager J. 2017. Evaluation of EDAR vehicle emissions remote sensing technology. *Science of the Total Environment*, 609: 1464-1474 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2017.07.137]
- Shi J T, Yuan F N and Xia X. 2018. Video smoke detection: a literature survey. *Journal of Image and Graphics*, 23(3): 303-322 (史劲亭, 袁非牛, 夏雪. 2018. 视频烟雾检测研究进展. *中国图象图形学报*, 23(3): 303-322) [DOI: 10.11834/jig.170439]
- Simonyan K and Zisserman A. 2015. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [EB/OL]. [2019-12-19]. <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>
- Sun R, Chen X C and Chen B Y. 2018. Smoke detection for videos based on adaptive learning rate and linear fitting algorithm//*Proceedings of 2018 Chinese Automation Congress*. Xi'an, China; IEEE: 1948-1954 [DOI: 10.1109/CAC.2018.8623369]
- Tao C Y, Zhang J and Wang P. 2017. Smoke detection based on deep convolutional neural networks//*Proceedings of 2016 International Conference on Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII)*. Wuhan, China; IEEE: 150-153 [DOI: 10.1109/ICIICII.2016.0045]
- Tao H J and Lu X B. 2018a. Smoky vehicle detection based on multi-scale block Tamura features. *Signal, Image and Video Processing*, 12(6): 1061-1068 [DOI: 10.1007/s11760-018-1254-4]
- Tao H J and Lu X B. 2018b. Smoky vehicle detection based on range filtering on three orthogonal planes and motion orientation histogram. *IEEE Access*, 6: 57180-57190 [DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2873757]
- Tao H J and Lu X B. 2019. Smoke vehicle detection based on robust codebook model and robust volume local binary count patterns. *Image and Vision Computing*, 86: 17-27 [DOI: 10.1016/j.imavis.2019.03.008]
- Tian H D, Li W Q, Ogunbona P O and Wang L. 2018. Detection and separation of smoke from single image frames. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(3): 1164-1177 [DOI: 10.1109/TIP.2017.2771499]
- Tran D, Bourdev L, Fergus R, Torresani L and Paluri M. 2015. Learning spatiotemporal features with 3D convolutional networks//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Santiago, Chile; IEEE: 4489-4497 [DOI: 10.1109/ICCV.2015.510]
- Wang C X and Yu M. 2020. Research on image segmentation algorithm based on generalized gradient vector flow model. *Journal of Hebei University of Technology*, 49(1): 49-57 (王晨霞, 于明. 2020. 基于广义梯度矢量流模型图像分割算法的研究. *河北工业大学学报*, 49(1): 49-57) [DOI: 10.14081/j.cnki.hgdx.2020.01.007]
- Wang S D, He Y P, Yang H Y, Wang K X and Wang J. 2017. Video smoke detection using shape, color and dynamic features. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 33(1): 305-313 [DOI: 10.3233/JIFS-161605]
- Wang W P, Mao W T, He J L and Dou Z. 2017. Smoke recognition based on deep transfer learning. *Journal of Computer Applications*, 37(11): 3176-3181, 3193 (王文朋, 毛文涛, 何建樑, 窦智. 2017. 基于深度迁移学习的烟雾识别方法. *计算机应用*, 37(11): 3176-3181, 3193) [DOI: 10.11772/j.issn.1001-9081.2017.11.3176]
- Wang Y, Cheng J H, Liu T, Zhou Y Y and Xiong Y Y. 2019. A smoke detection method based on fusing multiple network models. *Computer Engineering and Science*, 41(10): 1771-1776 (王洋, 程江华, 刘通, 周岳勇, 熊艳晔. 2019. 一种多网络模型融合的烟雾检测方法. *计算机工程与科学*, 41(10): 1771-1776) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-130X.2019.10.008]
- Wang Z Y, Su Y T, Liu Y Y and Zhang W. 2019. Algorithm for segmentation of smoke using the improved DeeplabV3 network. *Journal of XiDian University*. 46(6): 52-59 (汪梓艺, 苏育挺, 刘艳艳, 张为. 2019. 一种改进 DeeplabV3 网络的烟雾分割算法. *西安电子科技大学学报*, 46(6): 52-59) [DOI: 10.19665/j.issn1001-2400.2019.06.008]
- Wei X, Wu S H and Wang Y L. 2019. Forest fire smoke detection model based on deep convolution long short-term memory network. *Journal of Computer Applications*, 39(10): 2883-2887 (卫鑫, 武淑红, 王耀力. 2019. 基于深度卷积长短期记忆网络的森林火灾烟雾检测模型. *计算机应用*, 39(10): 2883-2887) [DOI: 10.11772/

- j. issn. 1001-9081. 2019040707]
- Wright J, Ma Y, Mairal J, Sapiro G, Huang T S and Yan S C. 2010. Sparse representation for computer vision and pattern recognition. *Proceedings of the IEEE*, 98 (6): 1031-1044 [DOI: 10.1109/jproc.2010.2044470]
- Wu J, Ye F, Ma J L, Sun X P, Xu J and Cui Z M. 2008. The segmentation and visualization of human organs based on adaptive region growing method//*Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Computer and Information Technology Workshops*. Sydney, Australia; IEEE: 439-443 [DOI: 10.1109/CIT.2008.Workshops.24]
- Wu X H, Lu X B and Leung H. 2018. A video based fire smoke detection using robust AdaBoost. *Sensors*, 18(11): #3780 [DOI: 10.3390/s18113780]
- Wu X H, Lu X B and Leung H. 2019. Video smoke separation and detection via sparse representation. *Neurocomputing*, 360: 61-74 [DOI: 10.1016/j.neucom.2019.06.011]
- Xia X. 2018. Research on local feature learning and representation for single image smoke recognition. Nanchang: Jiangxi University of Finance and Economics (夏雪. 2018. 单图烟雾识别中的局部特征学习与表示方法研究. 南昌: 江西财经大学)
- Xia X, Yuan F N, Zhang L, Yang L Z and Shi J T. 2019. From traditional methods to deep ones: review of visual smoke recognition, detection, and segmentation. *Journal of Image and Graphics*, 24(10): 1627-1647 (夏雪, 袁非牛, 章琳, 杨龙箴, 史劲亭. 2019. 从传统到深度: 视觉烟雾识别、检测与分割. *中国图象图形学报*, 24(10): 1627-1647) [DOI: 10.11834/jig.190230]
- Xu G, Zhang Q X, Liu D C, Lin G H, Wang J J and Zhang Y M. 2019a. Adversarial adaptation from synthesis to reality in fast detector for smoke detection. *IEEE Access*, 7: 29471-29483 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2902606]
- Xu G, Zhang Y M, Zhang Q X, Lin G H and Wang J J. 2017. Deep domain adaptation based video smoke detection using synthetic smoke images. *Fire Safety Journal*, 93: 53-59 [DOI: 10.1016/j.firesaf.2017.08.004]
- Xu G, Zhang Y M, Zhang Q X, Lin G H, Wang Z, Jia Y and Wang J J. 2019b. Video smoke detection based on deep saliency network. *Fire Safety Journal*, 105: 277-285 [DOI: 10.1016/j.firesaf.2019.03.004]
- Yang L Z, Yuan F N, Yang S Y, Lei B J and Zhang X F. 2019. Continuous graph convolutional model for video smoke detection. *Journal of Image and Graphics*, 24(10): 1658-1669 (杨龙箴, 袁非牛, 杨寿渊, 雷帮军, 张相芬. 2019. 连续图卷积视频烟雾检测模型. *中国图象图形学报*, 24(10): 1658-1669) [DOI: 10.11834/jig.190232]
- Ye S P, Bai Z C, Chen H F, Bohush R and Ablameyko S. 2017. An effective algorithm to detect both smoke and flame using color and wavelet analysis. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 27(1): 131-138 [DOI: 10.1134/S1054661817010138]
- Yin M X, Lang C Y, Li Z, Feng S H and Wang T. 2018. Recurrent convolutional network for video-based smoke detection. *Multimedia Tools and Applications*, 78(1): 237-256 [DOI: 10.1007/s11042-017-5561-5]
- Yin Z J, Wan B Y, Yuan F N, Xia X and Shi J T. 2017. A deep normalization and convolutional neural network for image smoke detection. *IEEE Access*, 5: 18429-18438 [DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2747399]
- Yuan F, Zhao X Y, Wang Y G and Zhao Z S. 2020. Smoke recognition algorithm based on lightweight convolutional neural network. 55(5): 1111-1116 (袁飞, 赵绪言, 王一戈, 赵治晟. 2020. 基于轻量级卷积神经网络的烟雾识别算法. 55(5): 1111-1116) [DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.20190777]
- Yuan F N, Li G, Xia X, Zhang L and Zhou Y. 2019a. Smoke recognition by combining aggregated Gabor kernels and local binary patterns. *Journal of Chinese Computer Systems*, 40(4): 827-833 (袁非牛, 李钢, 夏雪, 章琳, 周宇. 2019a. 采用聚合 Gabor 核和局部二元模式的烟雾识别方法. *小型微型计算机系统*, 40(4): 827-833)
- Yuan F N, Shi J T, Xia X, Fang Y M, Fang Z J and Mei T. 2016. High-order local ternary patterns with locality preserving projection for smoke detection and image classification. *Information Sciences*, 372: 225-240 [DOI: 10.1016/j.ins.2016.08.040]
- Yuan F N, Shi J T, Xia X, Huang Q H and Li X L. 2019a. Co-occurrence matching of local binary patterns for improving visual adaption and its application to smoke recognition. *IET Computer Vision*, 13(2): 178-187 [DOI: 10.1049/iet-cvi.2018.5164]
- Yuan F N, Shi J T, Xia X, Zhang L and Li S Y. 2019b. Encoding pairwise Hamming distances of local binary patterns for visual smoke recognition. *Computer Vision and Image Understanding*, 178: 43-53 [DOI: 10.1016/j.cviu.2018.10.008]
- Yuan F N, Tang T T, Xia X, Shi J T and Li S Y. 2019c. Dual-encoded features from both spatial and Curvelet domains for image smoke recognition. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 13(4): 2078-2093 [DOI: 10.3837/tiis.2019.04.019]
- Yuan F N, Xia X, Li G, Zhang L and Shi J T. 2019b. GaborNet for smoke recognition and texture classification. *Journal of Image and Graphics*, 24(2): 269-281 (袁非牛, 夏雪, 李钢, 章琳, 史劲亭. 2019b. 面向烟雾识别与纹理分类的 Gabor 网络. *中国图象图形学报*, 24(2): 269-281) [DOI: 10.11834/jig.180397]
- Yuan F N, Xia X and Shi J T. 2019d. Holistic learning-based high-order feature descriptor for smoke recognition. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 17(2): #1940005 [DOI: 10.1142/S0219691319400058]
- Yuan F N, Xia X, Shi J T, Li H D and Li G. 2017. Non-linear dimensionality reduction and Gaussian process based classification method for smoke detection. *IEEE Access*, 5: 6833-6841 [DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2697408]
- Yuan F N, Xia X, Shi J T, Zhang L and Huang J F. 2018. Learning

- multi-scale and multi-order features from 3D local differences for visual smoke recognition. *Information Sciences*, 468:193-212. [DOI: 10.1016/j.ins.2018.08.005]
- Yuan F N, Zhang L, Wan B Y, Xia X and Shi J T. 2019e. Convolutional neural networks based on multi-scale additive merging layers for visual smoke recognition. *Machine Vision and Applications*, 30(2): 345-358 [DOI: 10.1007/s00138-018-0990-3]
- Yuan F N, Zhang L, Xia X, Wan B Y, Huang Q H and Li X L. 2019f. Deep smoke segmentation. *Neurocomputing*, 357: 248-260 [DOI: 10.1016/j.neucom.2019.05.011]
- Zhang N, Wang H Q and Hu Y. 2017. Smoke image segmentation algorithm based on rough set and region growing. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 11(8): 1296-1304 (张娜, 王慧琴, 胡燕. 2017. 粗糙集与区域生长的烟雾图像分割算法研究. *计算机科学与探索*, 11(8): 1296-1304) [DOI: 10.3778/j.issn.1673-9418.1606018]
- Zhang Q X, Lin G H, Zhang Y M, Xu G and Wang J J. 2018. Wildland forest fire smoke detection based on Faster R-CNN using synthetic smoke images. *Procedia Engineering*, 211: 441-446 [DOI: 10.1016/j.proeng.2017.12.034]
- Zhao L, Luo Y M and Luo X Y. 2017. Based on dynamic background update and dark channel prior of fire smoke detection algorithm. *Application Research of Computers*, 34(3): 957-960 (赵亮, 骆炎民, 骆翔宇. 2017. 基于背景动态更新与暗通道先验的火灾烟雾检测算法. *计算机应用研究*, 34(3): 957-960) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2017.03.074]
- Zhao X C, Lin Y P and Heikkilä J. 2018. Dynamic texture recognition using volume local binary count patterns with an application to 2D face spoofing detection. *IEEE Transactions on Multimedia*, 20(3): 552-566 [DOI: 10.1109/TMM.2017.2750415]
- Zhou Z Q, Shi Y S, Gao Z F and Li S. 2016. Wildfire smoke detection based on local extremal region segmentation and surveillance. *Fire Safety Journal*, 85: 50-58 [DOI: 10.1016/j.firesaf.2016.08.004]

作者简介



张天琪, 1998年生, 男, 本科生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 160516@stu.hebut.edu.cn



杨伟东, 通信作者, 男, 教授, 主要研究方向为图像处理、增材制造。

E-mail: yangweidong@hebut.edu.cn

张姣姣, 女, 中级工程师, 主要研究方向为控制理论与控制工程。E-mail: glory1382@139.com

彭凯, 男, 讲师, 主要研究方向为图像处理、测控系统设计。

E-mail: pengkai@hebut.edu.cn