

基于高斯混合模型和卷积神经网络的视频烟雾检测

李鹏^{1*}, 张炎²

¹大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026;

²大连海事大学船舶电气工程学院, 辽宁 大连 116026

摘要 为满足复杂场景下视频烟雾检测的实时性、准确率等需求,提出了一种将高斯混合模型与卷积神经网络相结合的视频烟雾检测方法。基于高斯混合模型的背景减除法和形态学方法实现对视频图像的运动目标提取;针对烟雾检测效率和网络过拟合等问题,设计用于视频烟雾检测的卷积神经网络模型;通过烟雾正负样本图像对卷积神经网络进行训练和测试。在此基础上,合理地设定运动目标网络模型的输出概率的阈值,有效去除训练样本中没有涵盖的非烟雾干扰项,降低误报率。实验结果表明,该方法是可行且有效的,其视频烟雾检测准确率达到 97.5%,平均烟雾报警响应时间为 4.58 s,可满足复杂场景下烟雾的实时检测要求。

关键词 机器视觉; 视频烟雾检测; 卷积神经网络; 高斯混合模型; 形态学

中图分类号 TP391; TP183

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.211502

Video Smoke Detection Based on Gaussian Mixture Model and Convolutional Neural Network

Li Peng^{1*}, Zhang Yan²

¹ College of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China;

² College of Marine Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China

Abstract This study proposes a video smoke detection method combining the Gaussian mixture model (GMM) with a convolutional neural network (CNN) to ensure real-time and accurate video smoke detection in complex scenarios. First, background subtraction based on GMM and morphological methods are used to extract motion objects from video images. Second, a CNN model for video smoke detection is designed, taking into account the limitations of smoke detection efficiency and overfitting of the network model. Finally, the designed CNN model is trained and tested by using positive and negative smoke sample images. The output probability threshold of the network model of motion objects is set reasonably, which can effectively remove the non-smoke interference items that are not covered in the training samples. The false alarm rate can thereby be reduced. Experimental results prove the validity and feasibility of the method. The accuracy of video smoke detection reaches 97.5%, and the average response time of the smoke alarm is 4.58 s, satisfying the real-time demand of smoke detection in complex scenarios.

Key words machine vision; video smoke detection; convolutional neural network; Gaussian mixture model; morphology

OCIS codes 150.0155; 100.3008; 100.4994; 100.4996

1 引言

烟雾是火灾初期的重要表征,对烟雾进行准确的检测和识别有助于提前预警火灾。传统的烟雾检

测方法主要是使用烟雾探测器,不仅检测范围小,而且检测的准确性易受温度、湿度和气流等因素的影响。近年来,视频烟雾检测技术因其具有监控范围广、反应灵敏、对环境要求低等优点,正被广泛地应

收稿日期: 2019-04-11; **修回日期:** 2019-04-23; **录用日期:** 2019-04-26

基金项目: 国家自然科学基金(51505055)、中国博士后科学基金(2019M651092)、辽宁省自然科学基金(201602096)、中央高校基本科研业务费专项资金(3132019354,3132018193)

* **E-mail:** lp20131012@dlmu.edu.cn

用于火灾预警、消防探测等领域。

近年来,关于视频烟雾检测的研究主要集中于烟雾的颜色、形状、纹理等静态特性和烟雾的运动、扩散等动态特性。烟雾检测算法的流程一般可划分为疑似烟雾区域的提取、烟雾特征的描述和提取、烟雾识别三个阶段。Millan-Garcia 等^[1]利用烟雾的颜色空间特征对视频图像进行处理,排除了非烟雾区域。该方法的不足之处是颜色信息对于阈值的设定较为敏感。Favorskaya 等^[2]将烟雾视为动态纹理,使用不同类型的局部二值模式(LBP)直方图,对浓烟、透明烟雾和非烟雾区域进行分类识别。针对远距离火灾烟雾图像,Zhou 等^[3]基于局部极值区域分割方法实现了烟雾的识别,但是该方法对于有浓雾的区域的误报率较高。Dimitropoulos 等^[4]提出一种高阶线性动态系统(h-LDS)描述特征算子,并对烟雾的动态纹理进行分析,提高了烟雾特征的识别率。李笋等^[5]首先对烟雾图像进行增强颜色变换,然后对疑似烟雾区域进行分割,最后通过建立烟雾静态和动态判据来检测烟雾区域。Jia 等^[6]基于烟雾的颜色和运动特征建立显著性烟雾检测模型,实现了对烟雾区域的分割。Cruz 等^[7]从图像的色调出发,将图像中包含烟雾的区域与不包含烟雾区域的像素色调分布进行对比,提出了火灾检测指数的概念,并将其用于提取烟雾区域。Ye 等^[8]利用烟雾的运动特性,提取了视频中的疑似烟雾运动区域,进一步基于时空小波变换、韦伯对比度分析和颜色空间分割实现了烟雾的识别。

上述视频烟雾检测方法对疑似烟雾区域提取特征后,一般需为相关的特征设定一定的阈值,进而形成规则判据来识别烟雾。在这个过程中,烟雾特征提取算子多数是由手动设计的,未必能够反映烟雾的本质特征,并且阈值的选取多依赖于个人的经验,阈值的合理性极大地影响烟雾识别效果^[9]。因此,一些学者在上述传统视频烟雾检测的基础上,对基于支持向量机(SVM)、AdaBoost 算法等方法的烟雾识别进行了研究。Appana 等^[10]通过分析烟雾的扩散性、颜色和不透明度,基于烟雾的光流特性,利用 SVM 对视频中的烟雾进行了识别。Emmy Prema 等^[11]由 YUV 色彩模型(Y 为黑白亮度值,U、V 为色度值)提取疑似烟雾区域后,基于提取的时空、对比度等多特征和 SVM 实现了烟雾的识别。Zhao 等^[12]利用烟雾的颜色等特性,基于 CS Adaboost 算法对烟雾进行了识别。该方法还可有效地区分浓雾和烟雾。Yuan 等^[13]基于双阈值

Adaboost 的烟雾识别方法,对具有双峰分布特征的黑烟和白烟进行了识别。然而,SVM、AdaBoost 等传统分类器还存在一定的局限性:当烟雾图像特征的数据量较小时,这类分类器的表现良好;当烟雾图像特征的数据量较大时,这类分类器的分类正确率还有待提高。

目前,深度学习^[14]已成功的应用于图像分类、模式识别等领域,但公开发表的使用深度学习进行视频烟雾检测的文献较少。陈俊周等^[15]将烟雾静态和动态纹理信息融合,提出了基于级联卷积神经网络(CNN)的烟雾纹理识别框架,可提高烟雾识别的准确率。但是,该方法将静态和动态纹理信息分开处理,增加了算法的复杂度,影响烟雾检测的实时性。Xu 等^[16]基于领域适应性方法,利用合成烟雾图像和真实烟雾图像对 CNN 模型进行训练^[17]。该方法尽管可降低烟雾识别的误检率,但合成烟雾图像的使用在一定程度上会影响到训练模型在实际场景中烟雾识别的性能。整体来看,当前的视频烟雾检测方法都有很强的场景针对性。在固定场景下,这些视频烟雾检测方法可取得较高的识别正确率,但是面对气象、光照等干扰因素变化时的场景,这些烟雾检测的误报率较高。

本文针对上述问题,在总结归纳当前视频烟雾检测方法的基础上,从实际烟雾检测的抗干扰、实时性和准确率等需求出发,提出了一种将高斯混合模型与卷积神经网络相结合的视频烟雾检测方法。介绍了本文所提算法的视频烟雾检测的流程;基于高斯混合模型和形态学对运动目标进行特征提取,进而由 CNN 进行烟雾识别;最后,对本文所提出的烟雾检测方法进行相应的实验验证和分析。该方法对烟雾检测的误报率低,实时性强,可实现复杂场景下的视频烟雾检测。

2 视频烟雾检测算法流程

视频烟雾检测算法流程如图 1 所示。首先,通过摄像机获取烟雾场景视频图像;其次,由背景减法对已采集的序列图像进行处理,初步提取出运动目标的前景图像,进一步由形态学去除前景图像中的噪声;最后,利用训练好的 CNN 模型对运动目标区域进行分类识别,若判定为烟雾,则发出烟雾警报。

3 运动目标提取

在复杂场景中,云、雾等类似于烟雾的物体会对烟雾检测造成干扰。在视频流序列图像中,运动目

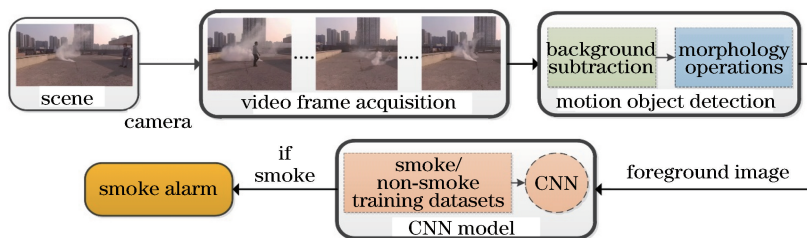


图1 视频烟雾检测算法流程

Fig. 1 Flow chart of video smoke detection algorithm

标提取可有效滤除静态物体的干扰,进而降低 CNN 识别的误报率。此外,视频图像中非烟雾区域的滤除,可减少后续烟雾检测相关算法的运行时间,进一步提高烟雾检测的效率。

3.1 基于高斯混合模型的运动目标提取

当前,帧间差分、光流法和背景减除是常用的运动目标提取方法。在复杂的烟雾场景中,随着烟雾的扩散运动,视频图像中不但存在行人、车辆等运动目标,而且存在光照的变化,这使得烟雾视频背景具有多模态特性。为将不同运动目标从具有复杂背景的视频图像中提取出来,需依据多个概率模型共同描述烟雾场景。本研究应用高斯混合模型(GMM)^[18-19]的背景减除法来解决多模态问题。对视频图像中的每一像素点,在某一时间段 t 内的像素值集合为 $\{X_1, X_2, \dots, X_t\}$,用 K 个高斯分布描述像素值的概率为

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \times \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}), \quad (1)$$

式中: $\omega_{i,t}$ 是 t 时刻第 i 个高斯分布的权重; X_t 是 t 时刻的像素值; $\eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ 是 t 时刻第 i 个高斯概率密度函数; $\mu_{i,t}$ 为 t 时刻第 i 个高斯分布的均值; $\Sigma_{i,t}$ 为 t 时刻第 i 个高斯分布的协方差矩阵,可表示为

$$\Sigma_{i,t} = \sigma_{i,t}^2 \mathbf{I}, \quad (2)$$

式中: $\sigma_{i,t}^2$ 是 t 时刻第 i 个高斯分布的方差, \mathbf{I} 为单位矩阵。

在上述 GMM 建立的基础上,采用文献[20]中的方法对 GMM 进行更新。将当前 K 个高斯分布按权重与方差的比值 $\omega_{i,t}/\sigma_{i,t}^2$ 的大小进行降序排列,取前 b 个高斯分布作为 GMM 的最佳描述,即

$$B = \arg \left[\min_b \left(\sum_{i=1}^b \omega_{i,t} > T \right) \right], \quad (3)$$

式中: T 为阈值,表示 B 在 K 个高斯分布中所占的比例。

每个新到达的像素值 X_{t+1} 都会与前 b 个高斯分布逐一比较匹配,如果 X_{t+1} 与背景分布满足

$$|X_{t+1} - \mu_{j,t}| < \delta \sigma_{j,t}, \quad (4)$$

则判定该像素为背景点,否则为前景点。(4)式中: $j=1, 2, \dots, b$; $\mu_{j,t}$ 为 t 时刻第 j 个高斯分布的均值; $\sigma_{j,t}$ 为 t 时刻第 j 个高斯分布的标准差; δ 为自定义常数,一般取 2.5。

由图 1 所示的视频烟雾检测算法流程可知,提取后的运动目标还需由 CNN 模型进行识别。为保证视频烟雾检测的实时性,减少烟雾、行人等运动目标提取算法的运行时间,只需对运动目标进行粗提取即可。取 $K=3, T=0.75$,以图 2(a)所示的三帧烟雾场景图像为例,基于 GMM 的运动目标检测结果如图 2(b)所示。从图 2 可以看出,图 2(a)中的静态背景已被去除,前景图像的运动目标也已被初步提取。

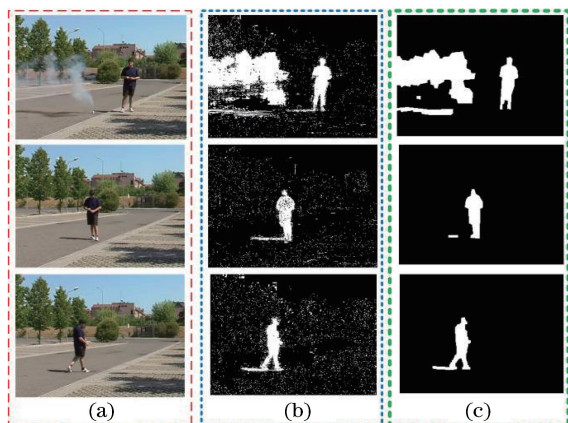


图2 运动目标检测。(a)原图;(b)基于高斯混合模型的处理结果;(c)形态学处理结果

Fig. 2 Motion object detection. (a) Original images; (b) process results based on GMM; (c) process results based on morphology

3.2 运动目标的形态学处理

如图 2(b)所示,基于 GMM 背景减除法提取的前景图像中仍存在孤立的噪点、小间隙、孔洞。为实

现对运动目标的完整提取,进一步利用形态学^[21-22]的方法对前景图像进行处理。设 O 是被处理的对象, S 为结构元素,用 S 对 O 分别作开运算和闭运算,即

$$\text{OPEN}(O, S) = (O \odot S) \oplus S, \quad (5)$$

$$\text{CLOSE}(O, S) = (O \oplus S) \odot S, \quad (6)$$

式中: \odot 为对图像的腐蚀运算, \oplus 为对图像的膨胀运算。

首先对图 2(b)中的各图像进行开运算处理,在消除噪点后,再由闭运算填补图像中的间隙和孔洞,最终的处理结果如图 2(c)所示。

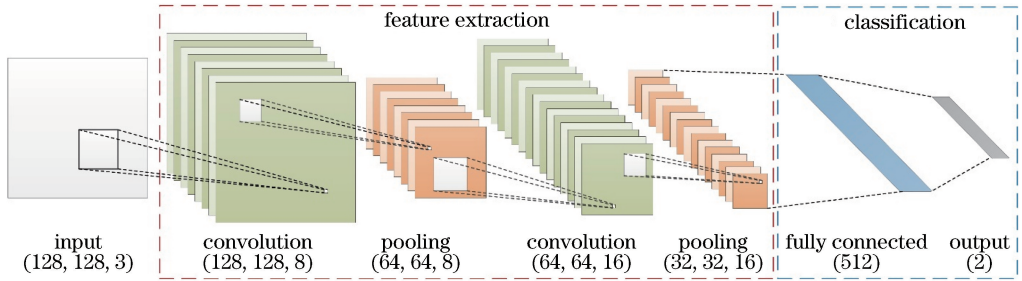


图 3 视频烟雾检测的 CNN 结构

Fig. 3 CNN architecture of video smoke detection

图 3 中网络模型的结构参数和运行步骤如下:

1) 输入层。网络的输入为 128×128 的 3 通道 RGB 图像。

2) 第一层卷积层。由 8 个 3×3 的卷积核对输入图像进行卷积操作,卷积核的滑动步长为 1。为保证输出图像尺寸不变,对其进行 0 填充(zero-padding)操作,最终输出 8 张 128×128 的特征图。激励函数为 ReLU^[17]。

3) 第一层池化层。使用 2×2 的池化核对第一层卷积层的输出结果进行最大池化操作,池化核的滑动步长为 2,经过该层后特征图的尺寸为 64×64 。

4) 第二层卷积层。由 16 个 3×3 的卷积核对第一层池化层的输出结果进行卷积操作,卷积核的滑动步长为 1,并进行 0 填充操作,最终输出 16 张 64×64 的特征图。激励函数为 ReLU。

5) 第二层池化层。使用 2×2 的池化核对第二层卷积层的输出结果进行最大池化操作,池化核的滑动步长为 2,经过该层后特征图的尺寸为 32×32 。

6) 第一层全连接层。该层由 512 个神经元构成。为了防止过拟合,在该层中采用了随机失活(dropout)^[17]技术。激励函数为 ReLU。

7) 第二层全连接层。该层也叫输出层,由 2 个神经元构成。该层使用激励函数 softmax^[17]输出 2

4 视频烟雾检测的网络模型设计

在 CNN 结构中,深度越深,网络的学习能力越强,网络性能也就越好^[17]。但是深度过深的网络不但会带来大量参数的复杂计算,增加算法的复杂度,而且易出现过拟合现象。结合实际视频烟雾检测的实时性、准确率等需求,设计 CNN 网络模型结构,如图 3 所示,并对该网络模型进行训练和测试。将烟雾视频每帧图像中已提取的前景运动目标作为 CNN 网络的输入,经卷积层和池化层进行特征提取后,交由全连接层对各运动目标进行分类识别。

个目标类的概率为 P_n ($n=1, 2$),分别对应烟雾和非烟雾运动目标,并使 P_n 满足

$$\sum_{n=1}^2 P_n = 1. \quad (7)$$

5 实验结果及分析

实验所用计算机 CPU 为 Intel Core i7-6700,主频 3.4 GHz;计算机内存为 16G,显卡为 Nvidia GTX1060,显存为 6 GB。实验程序通过 Python 和 OpenCV 编写,在 Windows10 操作系统下运行。视频烟雾检测 CNN 模型的搭建和训练采用 TensorFlow^[23]实现。

5.1 训练及测试数据集

实验使用的数据集包含正负样本共 1.5 万张的 128×128 图像,结合实际烟雾场景中常见的运动目标干扰项,将负样本分为人物、轿车、摩托车和公交车 4 类,每一类约 3000 张图像。烟雾样本数据来自 Bilkent^[24]、Visor^[25]、SKLFS^[26] 的视频烟雾数据集,从不同的视频中提取烟雾区域图像,并保证烟雾图片的多样性(可在一定程度上防止训练网络过拟合),部分烟雾正样本如图 4(a)所示。负样本数据来自 ImageNet 数据集和网络搜索,部分负样本如图 4(b)所示。

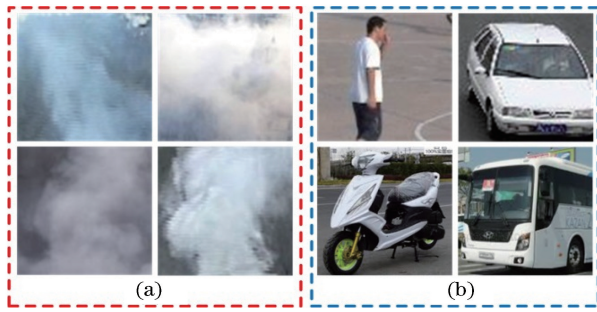


图4 数据集。(a)部分正样本;(b)部分负样本

Fig. 4 Data set. (a) Examples of positive samples;
(b) examples of negative samples

将正负样本的70%作为训练集,30%作为测试集。利用GPU对图3中的CNN模型进行训练和测试。

5.2 烟雾识别

基于第3节的运动目标提取方法和OpenCV的图像处理函数,利用最小矩形框对烟雾场景中检测出的各运动区域轮廓进行标注提取,进一步将各矩形框标注提取的运动区域统一转换为 128×128

固定尺寸的图像,由训练和测试后的CNN模型对各运动目标进行烟雾判别。

对于所有的输入前景图像,CNN模型应能识别出烟雾和非烟雾运动目标。但是在实际中,由于训练样本数据有限,负样本难以涵盖所有的非烟雾运动干扰项,这使得一些样本外的运动目标会对烟雾检测造成一定的误报。以图5(a)~(c)中直接由CNN模型识别后的三帧图像为例,负样本中没有涵盖灰黑色衣服的人和远处的局部白色轿车,这造成二者被错误地识别成了烟雾。针对该问题,对CNN模型的烟雾识别结果设定了概率阈值。以 O_m 代表烟雾视频中任意提取的前景图像运动目标; P_{O_m} 为CNN模型将 O_m 识别为烟雾的概率。只有当 P_{O_m} 达到90%以上, O_m 才最终被判定为烟雾。经概率阈值设定后的结果如图5(d)~(f)所示,通过设定合理的烟雾概率阈值可有效地去除图5(a)~(c)中的烟雾误报,只保留真实的烟雾区域。通过烟雾概率阈值设定方法,可去除视频烟雾检测过程中大部分非烟雾运动的干扰项,降低烟雾误报率。

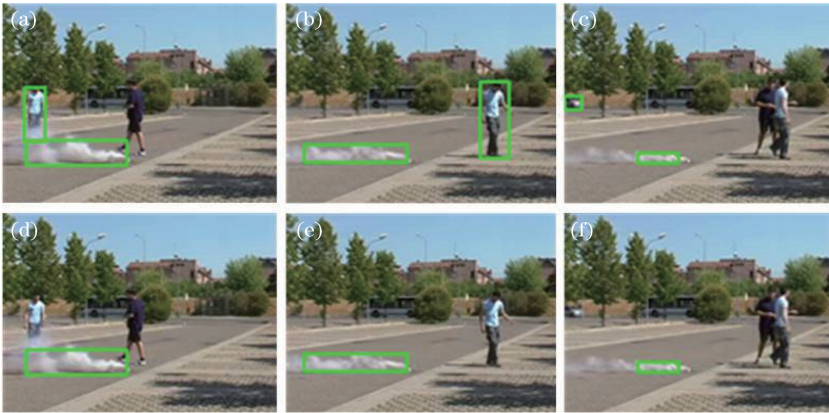


图5 烟雾识别效果对比。(a)(b)(c)概率阈值设定前;(d)(e)(f)概率阈值设定后

Fig. 5 Comparison of smoke recognition effects. (a)(b)(c) Before setting probability threshold;
(d)(e)(f) after setting probability threshold

为进一步验证本文提出的视频烟雾检测算法的有效性,通过自行拍摄与网络下载两种途径获取了120个不同场景的视频,其中有烟视频72个,部分视频的截图如图6(a)所示,无烟视频48个,部分视频的截图如图6(b)所示。

中华人民共和国国家标准GB 15631—2008《特种火灾探测器》^[27]对于图像型火灾探测器的响应时间规定为:从发生火灾到发出火灾报警信号的响应时间应不大于20 s。以此为依据,在有烟视频中,若在烟雾出现20 s内本文所提方法发出烟雾报警,则认为其满足烟雾检测要求;若在烟雾出现20 s内本

文所提方法没有发出烟雾报警,则判定为漏报。在



图6 视频集。(a)部分有烟视频;(b)部分无烟视频
Fig. 6 Video set. (a) Examples of smoke videos;
(b) examples of non-smoke videos

无烟视频中,若将非烟雾区判别为有烟区域,则判定为误报。部分实验结果如表1所示。

在72个有烟视频中,只有第18和43号视频的烟雾报警响应超过20 s,漏报率为2.7%。在48个无烟视频中,只有第93号视频发生误报,误报率为2.0%。总体来看,对120个视频统计的烟雾检测准确率为97.5%。在发生烟雾报警的有烟视频中(第18和43号除外),最长响应时间为第52号视频的8.53 s,最短响应时间为第11号视频的0.18 s,经统计平均烟雾报警响应时间为4.58 s,该时间远低于中华人民共和国国家标准GB 15631—2008规定的20 s。以上实验结果表明,在当前的实验条件下,本文提出的视频烟雾检测算法可满足大多数实际烟雾检测的实时性和准确率需求。

表1 部分视频烟雾检测算法性能

Table 1 Algorithm performance of partial video smoke detection

Video sequence	Type of video	Response time /s	Type of alarm
1	Smoke	4.32	True
2	Smoke	7.43	True
11	Smoke	0.18	True
18	Smoke	23.84	Omission
43	Smoke	25.61	Omission
52	Smoke	8.53	True
71	Smoke	5.69	True
72	Smoke	1.84	True
73	Non-smoke	—	—
74	Non-smoke	—	—
93	Non-smoke	—	False
119	Non-smoke	—	—
120	Non-smoke	—	—

影响烟雾检测准确率的主要因素包括:1)用于CNN模型训练的正样本数量有限,没有被正样本涵盖的烟雾项可能会造成漏报;2)负样本数据有限,如与烟雾颜色、运动相似的水雾、汽车的白色尾气等没有被负样本涵盖的干扰项,均会造成一定的误报。通过增加正负样本的多样性,可进一步提高视频烟雾检测的准确率。

6 结 论

提出了一种基于高斯混合模型与卷积神经网络相结合的视频烟雾检测方法。该方法无需对视频中的所有物体进行判定识别,而是通过高斯混合模型滤除视频图像中的静态物体后,只将前景图像中的运动目标输入CNN模型进行烟雾识别。该方法不

但可以减少静态物体干扰,而且可以提高烟雾检测的效率。实验结果表明该方法在多种复杂环境下是可行、有效的。

早期的火灾烟雾因温度偏低多数呈现灰白色,因此本文选取的正样本主要为灰白色烟雾,旨在解决复杂场景下视频烟雾检测的实时性、准确率的问题。为使烟雾检测方法更具一般性,在后续的工作中,可通过增加正负样本的多样性,来满足更多场景的烟雾检测需求,并进一步提高烟雾检测的准确率。

参 考 文 献

- [1] Millan-Garcia L, Sanchez-Perez G, Nakano M, *et al.* An early fire detection algorithm using IP cameras [J]. *Sensors*, 2012, 12(5): 5670-5686.
- [2] Favorskaya M, Pyataeva A, Popov A. Verification of smoke detection in video sequences based on spatio-temporal local binary patterns [J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 60: 671-680.
- [3] Zhou Z Q, Shi Y S, Gao Z F, *et al.* Wildfire smoke detection based on local extremal region segmentation and surveillance [J]. *Fire Safety Journal*, 2016, 85: 50-58.
- [4] Dimitropoulos K, Barmpoutis P, Grammalidis N. Higher order linear dynamical systems for smoke detection in video surveillance applications [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(5): 1143-1154.
- [5] Li S, Shi Y S, Wang B, *et al.* Video smoke detection based on color transformation and MSER [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2016, 36(10): 1072-1078.
李笋, 石永生, 汪渤, 等. 基于颜色增强变换和MSER检测的烟雾检测算法 [J]. *北京理工大学学报*, 2016, 36(10): 1072-1078.
- [6] Jia Y, Yuan J, Wang J J, *et al.* A saliency-based method for early smoke detection in video sequences [J]. *Fire Technology*, 2016, 52(5): 1271-1292.
- [7] Cruz H, Eckert M, Meneses J, *et al.* Efficient forest fire detection index for application in unmanned aerial systems (UASs) [J]. *Sensors*, 2016, 16(6): 893.
- [8] Ye S P, Bai Z C, Chen H F, *et al.* An effective algorithm to detect both smoke and flame using color and wavelet analysis [J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2017, 27(1): 131-138.
- [9] Shi J T, Yuan F N, Xia X. Video smoke detection: a literature survey [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(3): 303-322.

- 史劲亭, 袁非牛, 夏雪. 视频烟雾检测研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(3): 303-322.
- [10] Appana D K, Islam R, Khan S A, *et al.* A video-based smoke detection using smoke flow pattern and spatial-temporal energy analyses for alarm systems [J]. Information Sciences, 2017, 418/419: 91-101.
- [11] Emmy Prema C, Vinsley S S, Suresh S. Multi feature analysis of smoke in YUV color space for early forest fire detection [J]. Fire Technology, 2016, 52(5): 1319-1342.
- [12] Zhao Y Q, Li Q J, Gu Z. Early smoke detection of forest fire video using CS Adaboost algorithm [J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(19): 2121-2124.
- [13] Yuan F N, Fang Z J, Wu S Q, *et al.* Real-time image smoke detection using staircase searching-based dual threshold AdaBoost and dynamic analysis [J]. IET Image Processing, 2015, 9(10): 849-856.
- [14] Chen Y, Fan R S, Wang J X, *et al.* Cloud detection of ZY-3 satellite remote sensing images based on deep learning [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 0128005.
陈洋, 范荣双, 王竞雪, 等. 基于深度学习的资源三号卫星遥感影像云检测方法[J]. 光学学报, 2018, 38(1): 0128005.
- [15] 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, 46(6): 992-996.
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, 46(6): 992-996.
- [16] Xu G, Zhang Y M, Zhang Q X, *et al.* Deep domain adaptation based video smoke detection using synthetic smoke images [J]. Fire Safety Journal, 2017, 93: 53-59.
- [17] Zhou F Y, Jin L P, Dong J. Review of convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.
周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [18] Kou T, Zhou Z L, Liu H Q, *et al.* Dual-color-ratio-feature spatial characteristics and recognition of aerial point target maneuvering modes [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(12): 1204001.
寇添, 周中良, 刘宏强, 等. 空中点目标机动模式的双色比特征空间特性及辨识[J]. 光学学报, 2018, 38(12): 1204001.
- [19] Li Q, Cheng X J, Tian R, *et al.* Correction and normalization of multi-scan terrestrial three-dimensional laser scanning intensity [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(12): 122802.
李泉, 程效军, 田芮, 等. 多站地面三维激光扫描强度数据纠正与归一化[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(12): 122802.
- [20] Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747-757.
- [21] Liu R, Wang D J, Jia P, *et al.* Point target detection based on omnidirectional morphology filtering and local characteristic criterion [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 1104001.
刘让, 王德江, 贾平, 等. 基于全方位形态学滤波和局部特征准则的点目标检测[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1104001.
- [22] Zhang S Y, Li C L. Thick cloud restoration of aerial images based on improved Criminisi algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(12): 121012.
张思雨, 李从利. 基于改进 Criminisi 算法的航拍图像厚云修复[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(12): 121012.
- [23] Abadi M, Agarwal A, Barham P, *et al.* TensorFlow: large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems [J/OL]. (2016-03-16) [2018-03-01]. <https://arxiv.org/abs/1603.04467>.
- [24] Computer vision based fire detection software [Z]. [2018-03-01]. <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/Visi-Fire>.
- [25] Video surveillance online repository [Z]. [2018-03-01]. <http://imabelab.ing.unimore.it/visor/>.
- [26] State Key Laboratory of Fire Science Research of USTC. Research webpage about smoke detection for fire alarm [EB/OL]. [2018-03-01]. <http://smoke.ustc.edu.cn/index.htm>.
- [27] General administration of quality supervision, inspection and quarantine of the people's republic of China, Standardization administration. Special type fire detectors: GB 15631 - 2008 [S]. Beijing: Standards Press of China, 2008.
中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 特种火灾探测器: GB 15631-2008[S]. 北京: 中国标准出版社, 2008.