

基于深度学习的视频火焰识别方法

蔡春兵, 吴翠平, 徐鲲鹏

(中国矿业大学(北京) 化学与环境工程学院, 北京 100083)

摘要: 针对传统视频火灾检测方法依靠人工经验提取火焰特征, 误报率高、鲁棒性差的特点, 提出一种基于深度学习的视频火焰识别方法。该方法充分利用火焰的运动特征和颜色信息, 先使用改进的五帧差法和自适应混合高斯建模法进行运动目标提取; 再采用 RGB-HSV 混合颜色空间模型筛选出图像中可能的火焰像素区域; 最后将以上两个步骤结合起来进行疑似火焰区域提取, 并将疑似火焰区域图像传入预训练的 AlexNet 卷积神经网络模型进行火与非火的精确识别。通过对多种场景下火焰视频的测试结果表明, 提出的方法具有较高的召回率、准确率和较低的误报率。

关键词: 火焰识别; 计算机视觉; 深度学习; 卷积神经网络

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

DOI: 10.19358/j.issn.2096-5133.2020.12.008

引用格式: 蔡春兵, 吴翠平, 徐鲲鹏. 基于深度学习的视频火焰识别方法 [J]. 信息技术与网络安全, 2020, 39(12): 44-51.

Video flame recognition method based on deep learning

Cai Chunbing, Wu Cuiping, Xu Kunpeng

(College of Chemical and Environmental Engineering, China University of Mining and Technology(Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: Aiming at the characteristics of traditional video fire detection methods that rely on manual experience to extract flame features, with high false alarm rate and low accuracy, a video flame recognition method based on deep learning is proposed. This method makes full use of the motion characteristics and color information of the flame. Firstly, the improved five-frame subtraction method and the adaptive Gaussian mixture model are used to extract the moving objects. Then, the RGB-HSV mixed color space model is used to filter out the possible flame areas in the image. Finally, the above two steps are combined to extract the suspected flame area, and the extracted image of the suspected flame area is fed into the pre-trained AlexNet convolutional neural network model for accurate recognition. The test results of flame video in many scenarios show that the proposed method has higher recall rate, accuracy rate, and lower false alarm rate.

Key words: flame recognition; computer vision; deep learning; convolution neural network

0 引言

传统的气体型、感温型、感烟型和感光型等火灾探测器^[1], 依靠火灾中的 CO、CO₂、温度、烟雾微粒、热和辐射等物理特征来探测火灾发生。因其通常与火源距离较远, 导致可靠性与实时性都不足。视频火灾探测技术无需靠近火源, 可实现大视野、远距离监控, 广泛应用于大型工厂、森林和煤矿等大空间和室外开放空间的火灾探测。

火焰具有明显的视觉特征, 传统视频火灾探测算法通常根据火焰的颜色、形状和纹理等静态特

征, 以及闪烁频率、面积增长、形态变化和移动方向等动态特征进行识别。CHEN T H 等人^[2]结合 RGB 色彩分割和火焰运动特性进行火焰像素的判定。KO B C^[3]等人通过检测运动区域和火焰颜色判断来提取候选火焰区域, 并对候选区域提取特征, 用于训练支持向量机 SVM 分类器, 实现对火与非火的判定。MEI Z^[4]等人通过帧间差分法和火焰颜色模型确定候选着火区域, 然后提取火灾候选区域特征组成的特征向量, 用于训练 BP 神经网络模型来识别火灾。候选区域的特征提取对后续分类器性能

的好坏起到决定性的作用,传统视频火焰探测需要人工设计复杂的特征提取方法,在识别率和泛化性能上都有一定的局限性。

深度学习为传统自然语言处理、计算机视觉等领域带来了革命性进步,也必然促进视频火灾探测技术获得突破性进展。深度学习算法可自动提取图像特征,克服了传统视频火灾探测需依靠人工经验提取特征的缺陷。FRIZZIS 等人^[5]训练了 9 层网络结构的卷积神经网络,实现了火灾的识别。SONG 等人^[6]用 AlexNet 作为基础架构,训练了火灾分类模型。WU H 等人^[7]分别训练了区域检测网络和区域分类网络,实现对火灾的判定。上述方法都直接在原始图片上使用卷积神经网络进行特征提取,这样大量的无关特征也将被传入全连接网络进行训练,使得分类性能不佳。

通常,火焰只占据图像的一部分,可首先提取火焰疑似区域,再将疑似区域传入深度学习模型进行特征提取和精确识别。通过结合传统方法和深度学习算法的优点,提出一种基于深度学习的视频火焰识别方法。

本文的主要工作如下:

(1)利用改进的五帧差法和自适应混合高斯混合建模法(Adaptive Gaussian Mixture Model, AGMM)进行运动目标提取,并结合 RGB-HSV 混合颜色空间模型,提取疑似火焰区域。

(2)制作火与类火数据集,训练 AlexNet 卷积神经网络模型对疑似火焰区域进行精确识别。

(3)在实际数据上进行测试,并与文献中其他算法进行对比,以评价算法的召回率、准确率和误报率。

1 火焰运动目标提取

运动目标检测即对视频序列中的运动目标进行分割,其过程既要克服阴影、动态背景、光照等外界环境造成的干扰,保证检测结果的完整性,又要保证算法的时效性。目前帧间差分法^[8]、背景差分法^[9]、光流法^[10]是运动目标检测的常用算法。对于火焰运动目标的检测,戴静等人^[11]使用累计差分法;MEI Z 等人^[4]使用帧间差分法;WU H 等人^[7]用高斯混合建模法;刘敏杰^[12]使用 ViBe 法;熊昊等人^[13]、XUAN T T 等人^[14]均使用自适应高斯混合建模法。

1.1 改进的五帧差法

两帧差分法通过计算相邻图像帧之间的差异

度,达到获取运动目标的目的。两帧差分法通常会导致:(1)当场景过于复杂、物体运动缓慢时,相邻图像帧中重叠区域大,像素值未发生明显变化,将导致空洞现象;(2)在物体运动过快、背景存在噪声时,由于同一区域的像素值发生较大改变,将导致边缘信息的缺失以及重影现象。改进五帧差法可在一定程度上克服这些缺陷。

首先从视频序列中读取连续的 5 帧图像 $f_{k-2}(x, y)$ 、 $f_{k-1}(x, y)$ 、 $f_k(x, y)$ 、 $f_{k+1}(x, y)$ 、 $f_{k+2}(x, y)$,然后中间帧 $f_k(x, y)$ 依次与另外 4 帧进行绝对值差分,并通过阈值 T 分割成二值图像。其公式见(1)~(5):

$$d_{k-2} = \begin{cases} 1, & |f_k(x, y) - f_{k-2}(x, y)| > T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$d_{k-1} = \begin{cases} 1, & |f_k(x, y) - f_{k-1}(x, y)| > T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$d_{k+1} = \begin{cases} 1, & |f_{k+1}(x, y) - f_k(x, y)| > T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$d_{k+2} = \begin{cases} 1, & |f_{k+2}(x, y) - f_k(x, y)| > T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

对 d_{k-2} 、 d_{k-1} 、 d_{k+1} 、 d_{k+2} 进行逻辑“与”运算得到运动目标 D_k :

$$D_k = \begin{cases} 1, & d_{k-2} \cap d_{k-1} \cap d_{k+1} \cap d_{k+2} = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

当 $D_k=1$ 时,为前景像素;当 $D_k=0$ 时,为背景像素。

1.2 自适应高斯混合建模法

背景差分法中的单高斯建模法,对图像中的每个像素的像素值分布情况都采用一个高斯模型来描述。可以对背景简单的场景进行建模,但对于复杂场景,单一模态的高斯分布无法有效地描述数据。混合高斯模型使用固定的 $K(K=3\sim5)$ 个高斯分布来对图像中的每个像素的像素值分布情况进行描述,能够对复杂的动态背景进行建模。

在实际背景中,各个像素的模态分布数目并非都相等,较稳定的区域可能是单模态,用一个高斯分量即可建模,较繁忙的区域则需要多个高斯分量来建模。为了减少冗余的高斯分布以降低计算量,自适应高斯混合模型^[15]自动为每个像素选择一个合适数目的高斯分布,使 K 值动态地适应每个像素,使对光照等外界环境发生变化引起的场景改变产生更好的适应性,提高了算法的实时性和鲁棒性。

本文结合五帧差法实时性好和自适应混合高

斯建模法检测效果完整的特点,对两者的检测结果进行“或”运算,以提取完整的运动目标,其检测流程如图 1 所示。

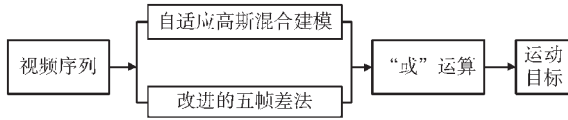


图 1 运动目标检测流程

1.3 运动目标检测算法对比分析

在运行环境为 Windows 10,Inter® Core™ i7 3.60 GHz 和 RAM 4 GB 下,从检测效果和耗时情况两方面对运动目标检测算法进行了对比试验,结果如表 1 和图 2 所示。

表 1 运动目标检测算法耗时对比

算法	相邻帧差法	光流法	ViBe 法	高斯混合	本文算法
耗时/s	0.000 08	0.023 41	0.038 91	0.004 30	0.003 43

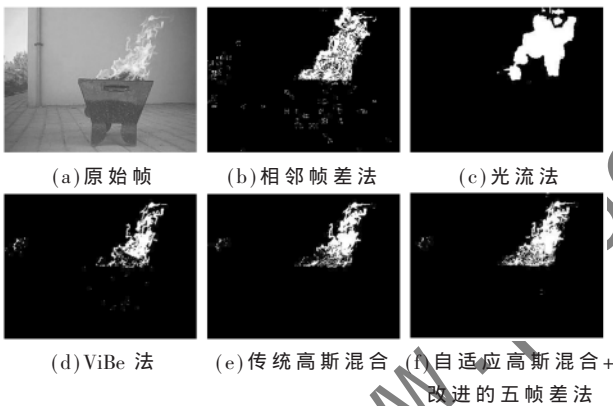


图 2 运动目标检测结果对比

验证结果表明相邻帧差法虽运算速度最快,但由于其仅仅依靠前后两帧的差分图像实现运动目标提取,常常有空洞形成,适应性较差;光流法计算量大,运算速度慢,且提取出的运动目标也不够完整;ViBe 法虽提取目标完整,但其太过耗时,达不到实时检测火焰的要求;传统高斯混合建模法,提取目标相对完整,但无论其检测效果还是运算速度都比不上本文所提出的算法;可以看出本文算法虽在速度上比相邻帧差法稍慢,但其检测效果最为完整,兼具了实时性和检测效果。

2 火焰颜色特征分析

火焰的颜色信息是提取疑似火焰区域的关键特征,可将其与其他物体区分开来。常用于检测火

焰的颜色空间包括 RGB、YUV、YCbCr、HSI、HSV 及其不同组合,如 YUV-RGB、YCbCr-RGB、RGB-HSI、RGB-HSV-YCbCr 等。本文通过研究这些方法,提出一种 RGB-HSV 混合颜色空间模型的火焰像素判断方法。

2.1 RGB 颜色空间火焰像素分析

在众多颜色空间中,RGB 颜色空间最为常用。Celike^[16]统计了大量火焰图像,发现火焰像素 R 通道的值最大,G 通道的值次之,B 通道的值最小;并且 $G/(R+1)$ 、 $B/(R+1)$ 和 $B/(G+1)$ 的值具有一定的分布范围。得出了火焰像素在 RGB 颜色空间判定规则,见式(6)~(9):

rule1 : $R(x,y) > G(x,y) > B(x,y)$ (6)

rule2 : $T_{R1} \leq \frac{G(x,y)}{R(x,y)+1} \leq T_{R2}$ (7)

rule3 : $T_{R3} \leq \frac{B(x,y)}{R(x,y)+1} \leq T_{R4}$ (8)

rule4 : $T_{R5} \leq \frac{B(x,y)}{G(x,y)+1} \leq T_{R6}$ (9)

式中, T_{R1} 、 T_{R2} 、 T_{R3} 、 T_{R4} 、 T_{R5} 、 T_{R6} 是确定火焰像素的分割阈值,Celike 论文中, $T_{R1}=0.25$ 、 $T_{R2}=0.65$ 、 $T_{R3}=0.05$ 、 $T_{R4}=0.45$ 、 $T_{R5}=0.2$ 、 $T_{R6}=0.6$ 。

本文在 Celike 所做工作基础上,确定适合本文的分割阈值。在原始火焰图片上进行人工分割,得到 100 张分割后,以占据图像 90% 以上的火焰图像作为统计样本,部分火焰图像如图 3 所示。

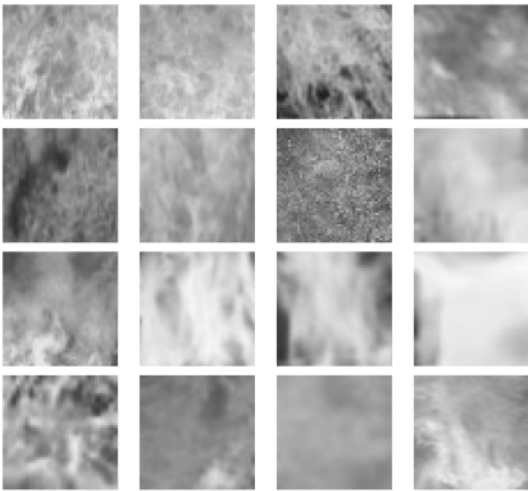


图 3 人工分割火焰图像示例

对 100 张火焰像素图像,分别提取 R、G、B 通道分量,进行统计分析。图 4(a)中,横坐标取像素点 G 通道值,纵坐标分别取 R、G、B 通道值,得散点图。

可以观察到,红色点分布在绿色点的上方,蓝色点则在其下方,表明对于火焰像素而言满足 $R > G > B$ 的规律。由图 4(b),发现 $G/(R+1)$ 、 $B/(R+1)$ 和 $B/(G+1)$ 的值的确具有一定的分布范围,容易得出在本文 $T_{R1}=0.2$ 、 $T_{R2}=0.8$ 、 $T_{R3}=0.05$ 、 $T_{R4}=0.5$ 、 $T_{R5}=0.1$ 、 $T_{R6}=0.6$ 为最佳的分割阈值,用 $\text{fire}_{\text{RGB}}(i, j, n)$ 表示由 RGB 颜色空间判断出的疑似火焰区域。

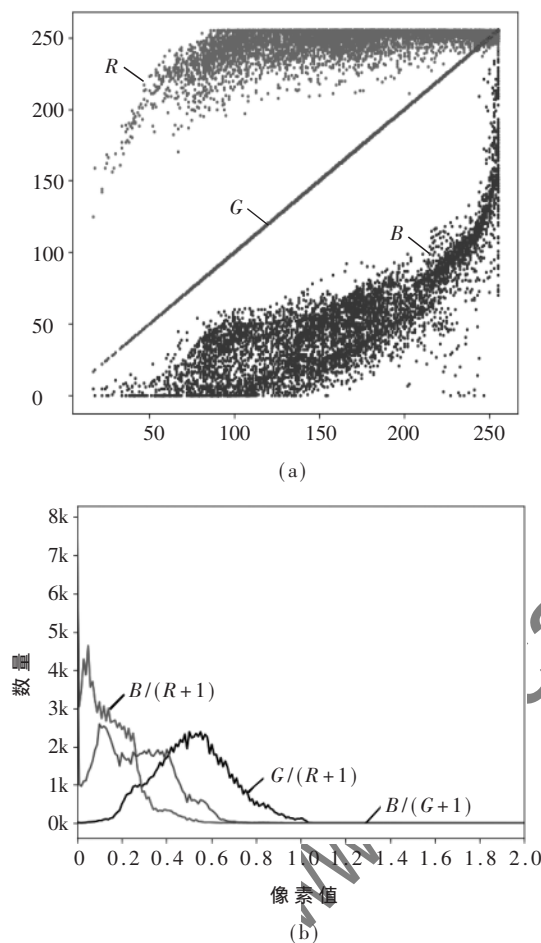


图 4 RGB 颜色空间火焰像素分布

2.2 HSV 颜色空间火焰像素分析

与 RGB 相比,HSV 用色相、饱和度和亮度来描述色彩空间,更符合人类视觉系统的色彩感应特性。对 100 张火焰像素图片在 HSV 颜色空间上进行统计分析,得出火焰的 HSV 空间像素分布(图 5)。

据图 5,建立约束条件式(10)~(12)用以识别火焰。

$$\text{rule1}: 0 < H < 40 \quad (10)$$

$$\text{rule2}: 160 < S < 256 \quad (11)$$

$$\text{rule3}: 200 < V < 256 \quad (12)$$

其中, H 、 S 、 V 分别为 HSV 颜色空间的三个通道值。

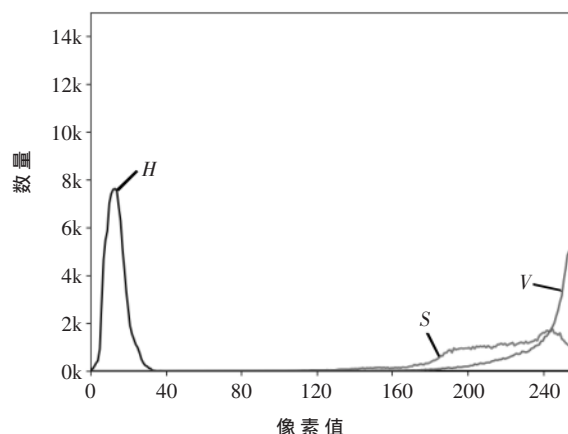


图 5 HSV 颜色空间火焰像素分布

用 $\text{fire}_{\text{HSV}}(i, j, n)$ 来表示在 HSV 颜色空间判断的疑似火焰区域。

2.3 RGB-HSV 混合颜色空间判断模型

单独使用 RGB 或 HSV 颜色空间来检测火焰,都不能完整地提取出火焰像素。为更完整地检测出可能的火焰像素,将 RGB 和 HSV 颜色空间检测得到的疑似火焰像素区域进行“或”运算(即式(13)),作为由颜色判断的疑似火焰区域的最终结果,用 $\text{fire}_{\text{RGB} \cup \text{HSV}}$ 表示。

$$\text{fire}_{\text{RGB} \cup \text{HSV}} = \text{fire}_{\text{RGB}} \cup \text{fire}_{\text{HSV}} \quad (13)$$

3 结合运动特征和颜色信息的疑似区域提取

视频火焰中,由于其他运动物体或类火静态物体(灯光、消防栓等)的干扰,使得单独使用运动检测或 RGB-HSV 混合颜色空间模型检测,都会导致提取疑似火焰区域的高误报率。为充分利用火焰的运动特征和颜色信息,本文将运动检测与 RGB-HSV 混合颜色空间模型检测的结果进行“与”运算(式(14)),以获得准确的疑似火焰区域。

$$\text{fire}_{\text{region}} = \text{Motion}_{\text{fls} \cup \text{AGMM}} \cap \text{fire}_{\text{RGB} \cup \text{HSV}} \quad (14)$$

式中 $\text{Motion}_{\text{fls} \cup \text{AGMM}}$ 表示结合自适应高斯混合建模法和改进的五帧差法提取的运动区域; $\text{fire}_{\text{RGB} \cup \text{HSV}}$ 表示由 RGB-HSV 混合颜色空间模型判断的火焰像素区域; $\text{fire}_{\text{region}}$ 表示最终提取的疑似火焰区域。

疑似火焰区域的提取流程如图 6 所示。其中(a)是原始视频流;(b)为 RGB 颜色空间提取的火焰像素区域;(c)为 HSV 颜色空间提取的火焰像素区域;(d)是(b)与(c)的并集,表示由 RGB-HSV 模型提取的火焰像素区域;(e)为改进的五帧差法提取的运动区域;(f)是为自适应高斯混合建模提取的运动区

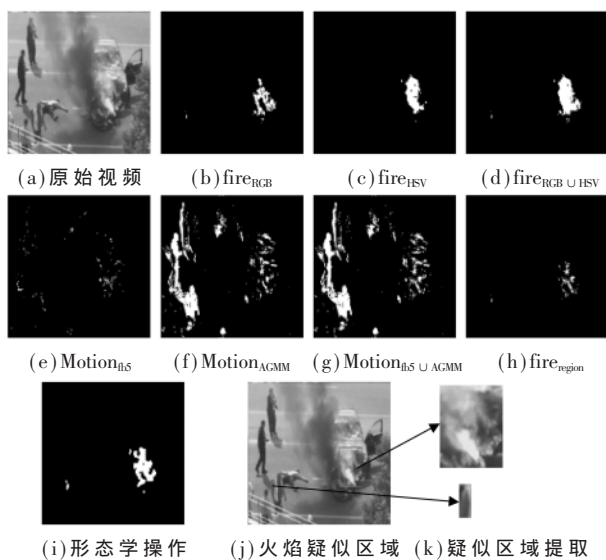


图 6 疑似火焰区域提取

域;(g)是(e)与(f)的并集,表示提取的运动区域;(h)是(d)与(g)的交集,表示最终提取的疑似火焰区域;(i)为对(h)进行形态学操作后的结果,形态学操作的目的是去除图像中的小型黑洞,弥合裂缝,并将两个不连通区域形成连通区域,以便能更完整地提取出疑似火焰区域;(j)与(k)表示从原始视频流中提取的疑似火焰区域图像。

4 基于深度学习的火焰识别

虽然提取的疑似火焰区域排除了类似火焰的静态物体的干扰,但仍可能会有类似火焰的运动物体的干扰,如黄色安全帽、移动灯光等。针对这类干扰,本文利用深度学习算法对疑似火焰区域进行精确识别。

卷积神经网络因具有局部感知、权值共享和多

特征图的特殊结构,在语音识别和图像处理方面有着独特的优越性。1998年,Yan LeCun 设计了第一个卷积神经网络模型 LeNet5^[17],并应用于银行支票手写字体的识别。此后 AlexNet^[18]、GoogLeNet^[19]、ResNet^[20]等模型也相继大获成功。AlexNet 的出现更是标志着神经网络的复苏和深度学习的崛起。

4.1 AlexNet 网络结构与参数分析

人在认知图像时是分层抽象的,先理解颜色和亮度,然后是边缘、角点、直线等局部细节特征,再是纹理、几何形状等更复杂的信息和结构,最后形成整个物体的概念。卷积神经网络模型可视为是上述机制的简单模仿,可以对输入图片自动进行特征提取和学习,不需要额外的特征设计和提取工程。卷积神经网络的结构一般包括输入层、隐含层和输出层。其中隐含层通常包含卷积层、池化层、激励层和全连接层。AlexNet 原本网络,末端的全连接层会产生 1 000 类标签的分布。本文只需对火与非火进行二分类,因此将对 AlexNet 原本的最末层进行修改,使其产生火与非火的 2 维输出(图 7)。

AlexNet 网络详细的网格参数如表 2 所示。其参数达到了 5 687 万,对于具有如此庞大参数的卷积神经网络,需要大量的数据对其进行训练,并且数据集质量的好坏尤为重要。

4.2 数据集

数据集质量的好坏将直接决定模型的识别效果,本文数据集源于互联网和课题组拍摄。因火焰像素通常将占据疑似区域大部分面积,为更好地对卷积神经网络进行训练,从原始火焰图片中截取了1 000张火焰像素占据大部分面积的火焰图片和

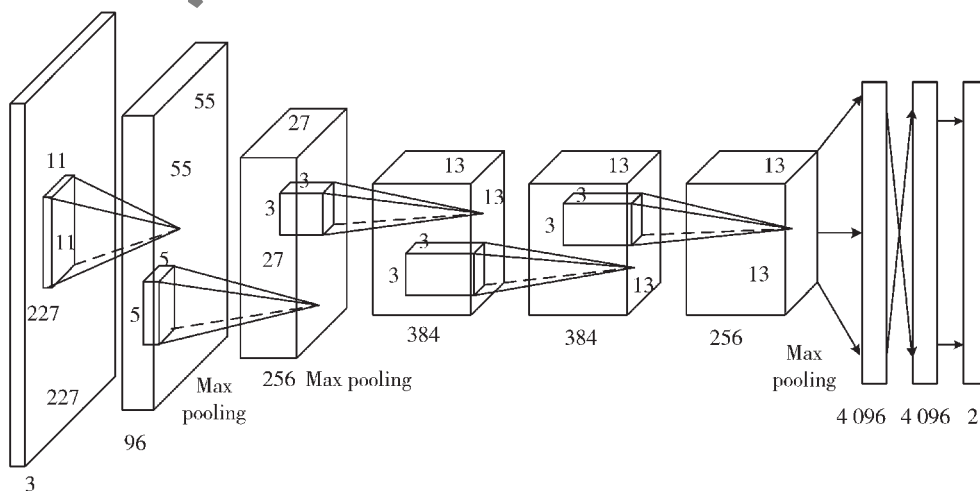
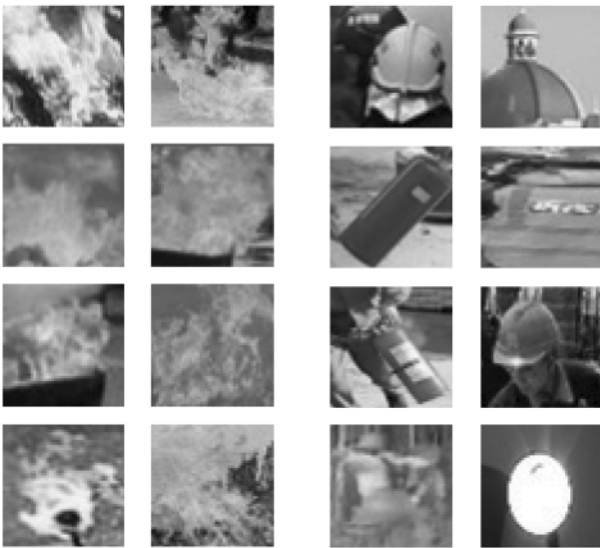


图 7 AlexNet 网络结构

表 2 AlexNet 详细参数表

Layer	Input Size	Parameter Numbers
Input	227×227×3	None
Conv1	55×55×96	11×11×3×96+96=34 848
Conv2	27×27×256	5×5×48×256+256=307 456
Conv3	13×1×384	3×3×256×384+384=885 120
Conv4	13×13×384	3×3×182×384+384=663 936
Conv5	13×13×256	3×3×192×256+256=442 624
FC1	4 096	6×6×256×4 096+4 096=37 752 832
FC2	4 096	4 096×4 096+4 096=16 781 312
FC3	2	4 096×2+2=8 194
Total	808 829	56 876 322

1 000 张疑似火焰图片。对 2 000 张图片进行随机划分,其 800 张火焰图片和 800 张疑似火焰图片组成训练集;其余 200 张火焰图片和 200 张疑似火焰图片为测试集。两类样本数量比例达到 1:1 平衡,且训练集与测试集数量满足 4:1 的比例,其部分图片如图 8 所示,其中图(a)为火图片,图(b)为类火图片。



(a) 火图片 (b) 类火图片

图 8 火与类火数据集示例

4.3 评价指标

对于分类任务,常使用准确率(ACCR)、召回率(Recall)和误报率(FAR)来评价,其定义如式(15)~(17)。

$$ACCR = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (15)$$

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

$$FAR = \frac{FP}{FP+TN} \times 100\% \quad (17)$$

其中 FN 为假负,代表预测为负实际为正;FP 为假正,代表预测为正实际为负;TN 为真负,代表预测为负实际也为负;TP 为真正,代表预测为正实际也为正。

准确率,反映模型准确预测火与非火的能力;召回率,反映模型检测出火焰的能力;误报率,反映模型的误报概率。对于一个好的分类模型,需要有一定的准确率、召回率和较低的误报率。

4.4 训练 AlexNet 模型

采用基于 Python 语言的 pytorch 深度学习框架搭建 AlexNet 卷积神经网络,并在实验环境 Ubuntu18.04、GTX1660 显卡上进行训练。网络训练的 batch 设置为 32,学习率设置为 0.001,drop 比例设置为 0.5。对训练数据集进行了 500 次迭代训练,其损失变化和测试精度变化如图 9 所示,训练损失从 1.06 下降到了 0.000 16,测试精度从 0.5 上升到了 0.975,表明模型已经具有较高的识别率,可应用于疑似火焰区域的精确识别。

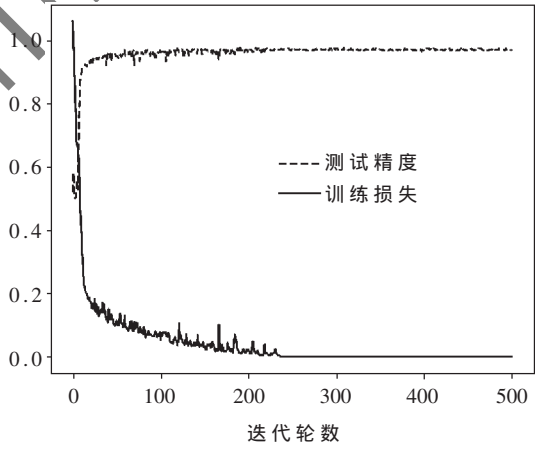


图 9 AlexNet 训练损失与测试精度

5 算法测试与对比结果分析

5.1 基于深度学习的火焰识别

疑似火焰区域将传入训练好的 AlexNet 模型进行前向推理。对于识别为火焰的区域,用红色方框标出,并对其标注为 fire,对识别为非火焰的区域,用亮绿色方框标出,并对其标注为 non-fire,如图 10 所示。

为验证算法的可靠性,将对来自 Bilkent 大学火灾视频库(<http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/index.html>)的 5 个火焰视频进行测试,如图 11 所示。测试结果见表 3,本文算法对各种场景的火焰识别都

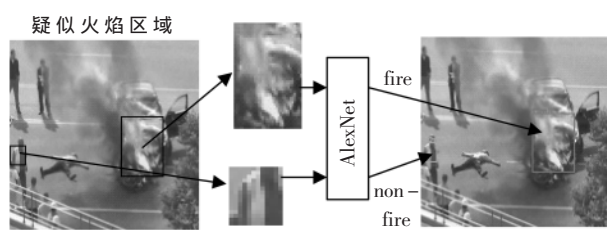


图 10 火焰疑似区域识别流程

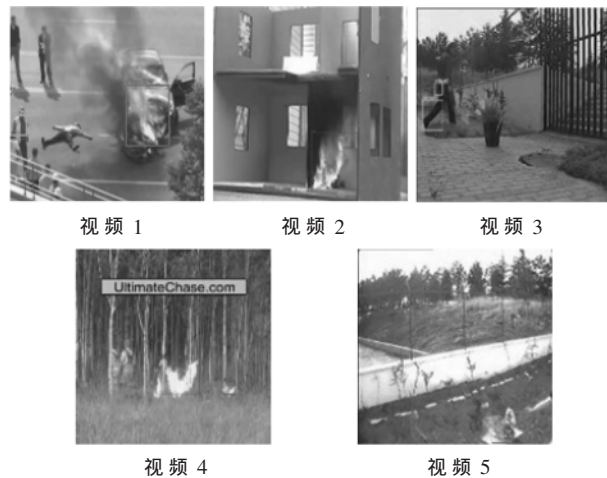


图 11 测试视频

具有较好的检测结果,能完整地提取出火焰区域,平均召回率达到 97.03%,准确率达到 97.56%,误报率只有0.022%。表明所提出的算法能够排除着黄色衣服的移动人物、颜色相近的树干、光照等的干扰,稳定地检测出各种场景中的火焰。

5.2 算法对比

为进一步验证本文算法的先进性,将识别结果与文献[13]、文献[5]、文献[6]所述三种算法进行比较。其中,文献[13]利用自适应混合高斯建模法获得运动目标,并结合火焰颜色模型分离出火焰疑似区域,再人工提取疑似区域的特征,利用预训练的支持向量机完成火焰的识别^[13]。文献[5]直接在原

始图片上使用 9 层网络结构的卷积神经网络进行火灾的识别。文献[6]用 AlexNet 作为基础架构直接提取原始视频帧的特征,训练了火灾分类模型。比较结果如表 4 所示。

表 4 火焰视频测试结果

算法	Recall/%	FAR/%	ACCR/%
文献[13]	89.95	5.25	86.53
文献[5]	91.85	3.10	91.70
文献[6]	93.52	0.32	95.83
本文	97.03	0.022	97.56

通过对比,本文所提出的算法具有更高的召回率、准确率和较低误报率。

6 结论

通过结合火焰的运动特征和颜色信息提取出疑似火焰区域,并利用卷积神经网络强大的特征提取能力,对疑似火焰区域进行精确识别,使得本文算法能排除疑似火焰物体的干扰可靠地检测出各种场景下的火焰。但通常火灾发生时会产生火焰和烟雾,本文算法只针对火焰进行检测。烟为火始,为更早地检测出火灾的发生,对烟雾的检测至关重要,因此后续工作将对烟雾检测进行研究,实现对火灾更及时有效的检测。

参考文献

- [1] 林高华.基于动态纹理和卷积神经网络的视频烟雾探测方法研究[D].合肥:中国科学技术大学,2018.
- [2] CHEN T H, WU P H, CHIOU Y C. An early fire - detection method based on image processing[C]. 2004 International Conference on Image Processing (ICIP 2004). IEEE, 2004.
- [3] KO B C, CHEONG K H, NAM J Y. Fire detection based on vision sensor and support vector machines[J]. Fire Safety Journal, 2009, 44(3): 322-329.

表 3 火焰视频测试结果

视频编号	帧数	提取的疑似火焰区域个数		AlexNet 识别结果				评价指标		
		fire region	non - fire region	TP	TN	FP	FN	Recall/%	FAR/%	ACCR/%
视频 1	200	218	57	217	55	2	1	99.54	0.035	98.91
视频 2	250	260	1	257	1	0	3	98.84	0	98.85
视频 3	140	103	141	95	138	3	8	92.23	0.021	95.49
视频 4	140	287	19	272	18	1	15	94.77	0.052	94.77
视频 5	400	492	3	491	3	0	1	99.79	0	99.79
平均								97.03	0.022	97.56

- [4] MEI Z, YU C, ZHANG X. Machine vision based fire flame detection using multi-features[C]. The Proceedings of the 24th China Conference on Control and Decision-making, F, 2012.
- [5] FRIZZI S, KAABI R, BOUCHOUICHA M, et al. Convolutional neural network for video fire and smoke detection[C]. Proceedings of the IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2016.
- [6] SON G, PARK J, YOON B, et al. Video based smoke and flame detection using convolutional neural network[C]. Proceedings of the 2018 14th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), 2018.
- [7] WU H, WU D, ZHAO J. An intelligent fire detection approach through cameras based on computer vision methods[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2019(127): 245-256.
- [8] LIPTON A J, FUJIYOSHI H, PATIL R S. Moving target classification and tracking from real-time video[C]. The Proceedings Fourth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision WACV'98 (Cat No98EX201), 1998.
- [9] KARMANN K P. Moving object recognition using an adaptive background memory[J]. Time Varying Image Processing & Moving Object Recognition, 1990.
- [10] GIBSON J. The perception of the visual world[M]. Houghton Mifflin, 1950.
- [11] 戴静, 严云洋, 范勇, 等. 基于 BEMD 和 SVM 的火焰检测算法[J]. 常州大学学报(自然科学版), 2017, 29(2): 71-77.
- [12] 刘敏杰. 基于视频的火灾烟雾检测的设计与实现[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019.
- [13] 熊昊, 李伟. 基于 SVM 的视频火焰检测算法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(1): 143-145, 149.
- [14] XUAN T T, KIM J M. Fire flame detection in video sequences using multi-stage pattern recognition techniques[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(7): 1365-1372.
- [15] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]. The Proceedings 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cat No PR00149), 1999.
- [16] CELIK T, DEMIREL H, OZKARAMANLI H, et al. Fire detection using statistical color model in video sequences[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2007, 18(2): 176-185.
- [17] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [18] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [19] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions[J]. arXiv: 1409.4842, 2014.
- [20] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. The 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.

(收稿日期: 2020-09-13)

作者简介:

蔡春兵(1994-), 男, 硕士, 主要研究方向: 选煤厂视频火灾检测。

吴翠平(1968-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 选煤厂智能化、计算机仿真。

徐鲲鹏(1995-), 男, 硕士, 主要研究方向: 选煤厂智能化。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《信息技术与网络安全》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《信息技术与网络安全》编辑部
中国电子信息产业集团有限公司第六研究所