

基于改进双流卷积网络的火灾图像特征提取方法

徐 登^{1,2} 黄晓东³

(江苏省物联网与制造业信息化工程技术研究开发中心 江苏 常州 213164)¹

(常州机电职业技术学院信息工程学院 江苏 常州 213164)²

(东南大学 MEMS 教育部重点实验室 南京 210096)³

摘 要 基于图像处理技术的火灾监测,是近年来火灾监控领域的重要分支。对于开阔场景的火灾监测,利用火灾发生时产生的烟雾和火焰的动、静特性,以双流(Two-Stream)卷积神经网络作为理论基础对火灾进行检测识别。双流卷积神经网络采用空间流与时序流分别提取视频中的空间信息与时序信息,然而火灾初期的信息较为微弱,特征不够明显。为进一步提高初期的识别率,提出一种空间增强网络作为双流卷积神经网络的空间流来提取并增强视频的空间信息。空间增强网络同时对当前帧图片 V_i 和上一帧图片 V_{i-1} 做卷积,用 V_i 的卷积特征与 V_{i-1} 的卷积特征做减法,保留卷积特征差异性,再将卷积特征差与当前帧 V_i 的卷积特征相加,从而增强对 V_i 的空间特征卷积;双流卷积网络的时间卷积流对当前帧的光流图片 V_i' 进行时序特征卷积;最后将增强后的空间特征与时序特征融合进行分类。实验结果表明,改进后的双流卷积网络的识别率比原始的双流卷积网络提高了 6.2%,且在公开数据集上的测试准确率达到 92.15%,从而证明了该方法的有效性和优越性。此外,与其他方法相比,该网络具有低深度、高识别率的特征,不仅能提高火灾和烟雾的识别率,而且实现了火灾的早期发现,缩短了检测时间。

关键词 开阔空间火灾监测,空间特征增强网络,双流卷积神经网络,时空特征融合,光流法

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/jsjcx.180901640

Fire Images Features Extraction Based on Improved Two-stream Convolution Network

XU Deng^{1,2} HUANG Xiao-dong³

(Jiangsu Internet of Things and Manufacturing Information Engineering Research Center, Changzhou, Jiangsu 213164, China)¹

(School of Information Engineering, Changzhou Vocational Institute of Mechatronic Technology, Changzhou, Jiangsu 213164, China)²

(Key Laboratory of MEMS of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096, China)³

Abstract Fire detection based on image processing technology is an important branch in the field of fire monitoring in recent years. Aiming at the fire detection of open environment, using the dynamic and static characteristics of smoke and flame generated during the fire, the two-stream convolutional neural network is used as the theoretical basis to detect the fire. The two-stream convolutional neural network uses spatial and temporal streams to extract spatial information and temporal information in the video respectively. However, the information in the early stage of the fire is weak and the features are not obvious enough. In order to improve the initial recognition rate, a spatial enhancement network was proposed as the spatial stream of the two-stream convolutional neural network to extract and enhance the spatial information of the video. The spatial enhancement network simultaneously convolves the current frame V_i and the previous frame V_{i-1} , subtracting the convolution features of the V_i image with the convolution features of the V_{i-1} image, to preserve the difference of the convolution features, and adding the convolution features difference to the convolution features of the current frame V_i , thereby enhance the spatial features convolution of the current frame V_i . Temporal stream of two-stream convolutional network convolves the optical flow image V_i' of the current frame to get the temporal features. Finally, the enhanced spatial and temporal features are fused to classify. The experimental results show that the improved two-stream convolutional network has a 6.2% higher recognition rate than the original two-stream convolutional network, and achieved 92.15% recognition rate on the public dataset, indicating the effectiveness and superiority of the proposed method. Comparing with other methods, the network structure is designed lower but achieves good

results, improves the identification accuracy of fire and smoke as well as realizes the early warning of fire, shorten detection time.

Keywords Open environment fire detection, Spatial enhancement network, Two-stream convolutional network, Spatial temporal features fusion, Optical flow method

火灾监测一直是一个备受关注的热点和难点,特别是对一些重要的开阔空间进行火灾监控,例如森林、大型仓库、隧道、变电站等地方。这些地方一旦发生火灾,后果将是灾难性的。

开阔的空间场景具有内部空间大、空气流动性强等特点,火灾产生的烟雾、气体或者温度在流动的过程中容易削弱或消失,如果使用火灾探测传感器进行检测,检测精度将会大大降低,甚至不能检测到火灾,从而错过了火灾报警的最佳时机,进一步扩大了火灾的危害。本文采用图像处理技术取代传统的探测器技术来实现对大型开阔空间火灾图像的采集、分析和处理,最终达到对火灾的实时探测和识别。基于图像处理技术的火灾监测识别的难度主要体现在:1)火灾的烟雾和火焰形态多样,没有固定形式;2)火焰边缘和区域不规则变化;3)小火焰与大火灾表现出来的特征差异较大;4)视频中火灾图像特征受视角影响很大,特别是摄像机的远近、分辨率、角度、光线等。

针对以上难点,本文提出了一种新的火灾监测方法。利用烟雾和火焰在时间和空间上连续这一特性,本文采用光流法将连续火灾 RGB 图片转换为光流图,有效去除背景干扰,保留火焰和烟雾的动态特性,突出时序特征,特别是烟雾和火焰“摆动”的动态特性;采用双流卷积神经网络结构提取火灾图片的空间特征信息和时间特征信息。针对火灾初期火焰或者烟雾特征不明显的情况,提出一种空间增强网络作为双流卷积网络中的空间特征学习流。本文的创新点主要有:1)提出了一种新的网络结构——空间增强网络,用以增强空间特征的提取;2)将空间增强网络作为双流卷积网络的空间特征提取流网络,并应用于火灾监测;3)与其他方法相比,本网络具有低深度和高识别率的优点,不仅提高了火灾的识别率,而且能实现火灾的早期发现,达到提前预警的效果。

该方法是一种端到端的训练方式,适用于火灾监测的大规模视觉理解任务,并且在更具挑战性的数据集上也有良好的表现,证明了网络设计的合理性以及优越性。

1 研究现状

基于图像的火灾监测技术是根据早期火焰的变化特征来进行检测的方法^[1]。基于图像识别的火灾检测技术主要是指对视频中烟雾的识别和对火焰的识别。Fernandez 等^[2]提出了一种直方图等效模式的方法,通过分析图片的纹理特征来识别图片中的纹理。烟雾具有半透明性和灰度特征,烟雾图像在背景图像和纹理特征等方面存在差异,因此利用纹理特征进行烟雾检测是可行的,并且相关研究众多。Ahmed 等^[3]通过提取烟雾特性并使用半监督学习方法来实现自动检测烟雾区域的目的。Yang 等^[4-5]通过提取烟雾的轮廓和边缘特征,采用支持向量机的方法对样本进行训练,得到识别烟雾的

分类器,用于烟雾检测。Zhang 等^[6-7]使用 BP 神经网络将提取的烟雾特征与准备好的训练样本进行组合,以获得烟雾识别器。赵亮^[8]提出了一种基于背景动态更新与暗通道先验的火灾烟雾检测算法,以及一种基于卷积神经网络的火灾烟雾检测算法,该算法通过多层的网络结构能够自动地学习更具判别性的高层特征。

火焰识别和烟雾识别是两种不同的识别方式,因为在火灾中火焰和烟雾表现出来的动态特性具有较大差异,且 RGB 值也相差较大,所以用相同的方法去识别烟雾和火焰有一定的难度。2002年,Florida State University 沃尔特教授等专门开展了针对火灾视频图像的技术研究,通过参照火焰的颜色特征设计了火焰识别算法,取得了一些成果。Noda 等^[9]根据隧道的特点提出了一种火灾图像检测技术。许维胜等^[6,10]将深度卷积神经网络应用于森林火灾检测,取得了一些成果。宋卫国等^[11]提出了一种基于 BP 神经网络的火灾图像检测方法,采用人工神经网络自动提取火灾火焰的特征并进行识别。孙琛^[12]设计了一种融合滑动窗口的残差卷积神经网络火灾检测方法,使用卷积网络自动提取图像上的火焰与烟雾特征信息,利用残差块结构避免了深层网络中常出现的梯度消失问题。Tao 等^[13]采用两个预先训练的深度卷积神经网络 VGG16 和 Resnet50 开发的火灾探测系统,在公开数据集上达到了较好的效果,但同时也体现出神经网络越深测试时间越长的缺点,难以满足火灾监测的实时性要求。

2 算法实现

2.1 时序动态特性的表达

光流法是计算机视觉中比较经典的运动估计方法。要估计两幅图像之间具有位移场,需要像素之间具有对应关系。现在的很多光流算法是基于 Horn 和 Schunck^[14]以及 Lucas 和 Kanade^[15]的原始方法而提出的许多新的概念。当人眼观察运动物体时,物体的场景在人眼视网膜上形成一系列连续变化的图像,并且这一连续变化的信息像光“流”一样不断“流过”视网膜,这就是所谓的光流。光流表示图像的变化,因为它包含目标运动的信息,所以观察者可以使用它来确定目标的运动。对于火灾图片检测识别来说,火焰和烟雾具有一定的动态特征,主要表现为烟雾随空气流动而运动,并具有扩散性和不规则性等特点,而且火焰本身具有固有的跳跃频率,频率值在 10 Hz^[16]左右。二者虽然在空间上的变化具有不规则性,即这一帧和下一帧在空间上可能差异较大,但是在时间上却具有一定的连续性。单张图片是静止的,但是多张连续图片经过光流法处理之后,可以去除背景干扰,保留火灾动态区域,既可以保留关键特征,也可以去除冗余特征。

本文采用了目前比较常用的 Lucas-Kanade 光流算法,它

通过计算相邻两帧图片每个像素点经过时间 Δt 后的位移,得到变化的光流畅。该方法基于图像信号的泰勒级数,因此也被称为差分,即在空间和时间坐标上使用偏导数的方法。火灾光流图的效果如图 1 所示。图像的约束方程如式(1)所示:

$$I(x, y, z, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, z + \Delta z, t + \Delta t) \quad (1)$$

$I(x, y, z, t)$ 表示在 (x, y, z) 位置的像素。

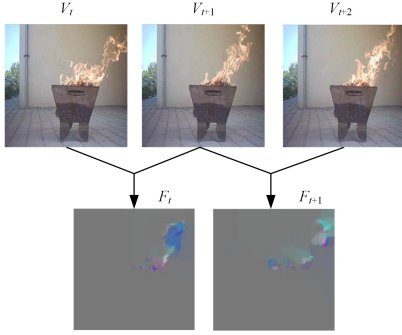


图 1 光流法效果示意图

Fig. 1 Schematic diagram of optical flow method

2.2 空间特征增强网络

视觉需要选择性过滤,根据其位置选择视觉输入的一部分的过程被描述为空间注意力^[17]。火灾的形式多样,从发生初期的烟雾到漫天大火,空间上和时间的差异都较大。当火势处于比较旺盛的时期时,各种火灾特征都比较明显,火灾的识别率较高;但是当烟雾或者火苗处于初期时,火灾特征在整个场景中只占有较小比例,火灾特征并不明显,对火灾识别提出了较大的挑战。

对此,本文提出了一种空间特征增强网络作为双流卷积网络中的 Stream1,用于去除空间静态特征,增强空间动态特征的提取。所提空间特征增强网络的拓扑结构如图 2 所示。

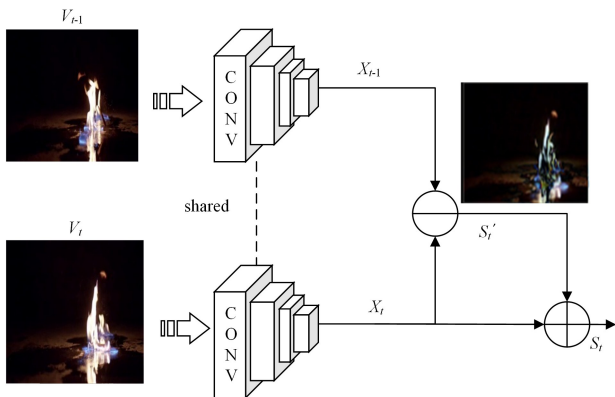


图 2 空间增强网络拓扑结构图

Fig. 2 Spatial enhancement network topology

其具体表现形式为:采用基于 AlexNet 的双卷积神经网络结构。对 V_t 时刻的火灾图片进行 CNN 卷积之后,得到空间特征输出 \mathbf{X}_t (full7 输出),对 V_{t-1} 时刻的火灾图片进行 CNN 卷积之后,得到空间特征输出 \mathbf{X}_{t-1} 。

$$\mathbf{X}_k = (a_1, \dots, a_k)^T, k \in \{0, 4096\} \quad (2)$$

$$a_k = \sum_j^{4096} W_{kj} * x_j + b_k \quad (3)$$

a_k 是 CNN 全连接层 full6 的输出特征。同理, \mathbf{X}_{t-1} 的计算如下:

$$\mathbf{X}_{t-1} = (c_1, \dots, c_k)^T, k \in \{0, 4096\} \quad (4)$$

$$c_k = \sum_i^{4096} W_{ki} * x_i + b_k \quad (5)$$

用 V_t 时刻的空间特征减去 V_{t-1} 时刻的空间特征,即得到了 2 张图片的不同空间特征,去除了背景干扰。

$$\mathbf{S}'_t = \text{ReLU}(\mathbf{X}_t - \mathbf{X}_{t-1}) \quad (6)$$

2.3 改进的双流卷积神经网络

视频可以分成空间与时间两个部分。空间部分信息指独立帧的表面信息,关于物体、场景等;时间部分信息指图片帧之间的光流,携带着帧与帧之间的运动信息。区别于传统的浅层学习需要根据经验和算法人为确定特征,卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)不依靠设计者预先的知识和经验,自主、逐层地学习特征,实现从原始数据到目标函数直接的端对端学习,特别是在图像识别领域取得了很好的效果,能够有效地提取图像深度特征^[18]。

双流指的是时间流和空间流,分别用于捕捉火灾图片的空间特征信息和时间特征信息^[19]。本文中的 Spatial Stream1 采用的是空间增强网络,卷积静止 RGB 原图帧,分离出视频的空间维度特征;Temporal Stream2 卷积稠密光流图片帧,从相邻的 L 帧图片中提取光流信息作为输入,从而分离视频的时间维度,然后以此来表示时间信息。最后将空间增强网络的 Stream1 的输出与时序特征学习的 Stream2 进行融合。对于 2 帧连续视频帧(V_{t-1}, V_t),通过光流法将 2 帧连续的图片转为光流图片(V'_t),然后将光流图片 V'_t 的卷积结果 \mathbf{X}'_t 与空间增强网络的输出结果 \mathbf{S}_t 进行融合,其中:

$$\mathbf{X}\mathbf{S}'_t = \text{Concat}(\mathbf{X}'_t + \mathbf{S}_t) \quad (7)$$

双流卷积神经网络的 RGB 图片和光流图片有着对应关系,Temporal Stream2 的光流图片由 Spatial Stream1 的 RGB 图片前后帧计算而来。网络拓扑结构如图 3 所示。

动态输入,静态输出:网络的输入是一组连续的图片帧,输出包含火灾警报和非火灾警报两种类型。网络的实验算法主要包含以下步骤:

- 1) 首先提取视频帧,并将其转换为光流图片,分别制作作为 RGB 数据集和光流数据集;
- 2) 根据标记帧(基于 AlexNet)预先训练一个图片分类网络 Origin_CNN;
- 3) 根据 RGB 图片和光流图片制作标签,训练双流卷积神经网络模型(Two-stream Convolutional Network, TCN),并保留模型,迭代次数为 5000,初始化学学习率为 0.001;
- 4) 根据 RGB 图片制作标签,预先训练空间增强网络(Spatial Enhancement Networks, SEN),并保留模型,迭代次数为 5000,初始化学学习率为 0.001;
- 5) 融合双流卷积网络和空间增强网络,训练改进双流卷积神经网络(Improved Two-stream Convolutional Network, ITCN),迭代次数为 10000,初始化学学习率为 0.001,网络中的所有卷积神经网络都基于 AlexNet。

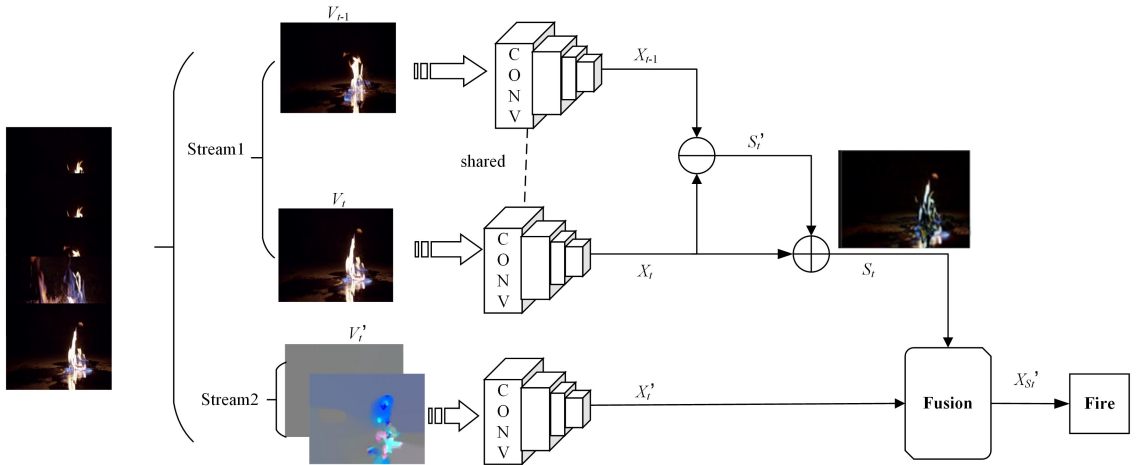


图3 网络的整体拓扑结构

Fig. 3 Network overall topology

3 实验与结果分析

3.1 实验平台和数据

该算法的硬件平台为 Intel Xeon® CPU E5-2630 v2@2.60GHz(2 CPU),一款搭载 GPU GEFORCE GTX 1080ti 的个人计算机。

本实验使用被广泛应用的深度学习框架 Caffe^[20]。本文的 CNN 网络的初始化权重是基于 CaffeNet^[20-21] (AlexNet 的改进)的混合体,该混合体在 ImageNet 的 1.2M 数据集图像上进行了预先训练^[22],为网络提供了强大的初始化权重以加快收敛的速度,并避免在相对较小的数据集上过拟合。所使用的火灾视频来自公共网络视频库。实验采用了 100 个火灾视频和 100 个非火灾视频。其中,火灾视频包括火焰视频和烟雾视频;非火灾视频一部分来自于上述数据集,另一部分来自于摄像机录取,主要有森林、仓库、变电站等开阔空间的正常场景。在 100 个视频中,60 个视频作为训练集(约 12 000 张图片),20 个视频作为验证集(约 3 500 张图片),其余的 20 个视频作为测试集(约 3 500 张图片),将视频分解为图片帧,

分解频率为 5 帧/s,图片尺寸为 $227 * 227$ 。训练时,从训练集中随机获取 32 个视频(验证集 10 个视频),每个视频获取连续 2 帧 V_t 和 V_{t-1} ,并在对应的光流图片文件夹中获取其对应的光流图片 V'_t 送入对应的卷积网络进行卷积操作。设 ITCN 的全连接层 FC 的输出为 x_n ,则 softmax 归一化概率为:

$$x_i = x_i - \max(x_1, \dots, x_n) \quad (8)$$

$$p_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}} \quad (9)$$

网络的损失函数计算为:

$$loss = -\log p_k \quad (10)$$

其中, k 为样本的标签。

3.2 结果与分析

用 20 个验证集视频分别对各个模型进行测试,将视频按 5 帧/s 的频率分解为图片,一共约 3 500 张图片,部分示例图片如图 4 所示。表 1 列出了 Orign_CNN (原始卷积神经网络)、TCN(双流卷积神经网络)、SEN(空间增强网络)和 ITCN(改进的双流卷积网络)在验证集上的准确率。



5 个火灾视频,5 个烟雾视频,10 个非火灾视频,每张图片来源于一个视频,视角都是静态的

图4 测试集图片示例

Fig. 4 Sample images of test set

表1 验证集的准确率比较

Table 1 Accuracy comparison on validation set

模型	验证集准确率/%	总迭代次数
Orign_CNN	78.95	5 000
SEN	82.62	5 000
TCN	87.30	5 000
ITCN	93.50	10 000

由表 1 可以看出,ITCN 的效果最好,准确率达到 93.5%,比 SEN 和 TCN 分别高出 10.88%和 6.2%。实验结果表明,通过采用改进的双流卷积网络结构分别对火灾图片的 RGB 图片和光流图片进行卷积,再融合时间特征和空间特征,最后利用融合结果进行分类的方式,对识别火灾图片具有很好的效果。另外,在测试集上将本文方法与 Sharma^[24] 和

Tao^[13]的方法进行比较,这些方法使用了两种预先训练好的、目前广泛使用的深度 CNN——VGG16 和 Resnet50 来

开发火灾检测系统。在方法比较中,表 2 以视频为对象,表 3 以图片为对象。

表 2 视频分类结果的比较

Table 2 Results comparison of video classification

	Sharma 等的方法	Tao 等的方法	SEN	TCN	ITCN (ours)
Fire_Video1	Yes(18)	No	Yes(12)	Yes(19)	Yes(10)
Fire_Video2	Yes(8)	No	Yes(6)	Yes(7)	Yes(4)
Fire_Video3	Yes(5)	No	Yes(4)	Yes(5)	Yes(2)
Fire_Video4	Yes(23)	No	Yes(18)	No	Yes(13)
Fire_Video5	Yes(6)	No	Yes(5)	Yes(6)	Yes(3)
Smoke_Video6	No	Yes(14)	Yes(12)	Yes(13)	Yes(8)
Smoke_Video7	No	Yes(7)	Yes(6)	Yes(8)	Yes(6)
Smoke_Video8	No	Yes(13)	Yes(10)	Yes(14)	Yes(10)
Smoke_Video9	No	Yes(26)	Yes(20)	Yes(24)	Yes(16)
Smoke_Video10	No	No	No	No	No
No_fire_video(1-10)	video(2,6,8)	video(9,10)	video(2,10)	video(2,10)	Video(2)

注:Yes 表示识别出火灾,No 表示未识别出火灾,括号中的数字表示图 4 中非火灾视频被误识别为火灾的序号

表 3 图片分类结果的比较

Table 3 Results comparison of image classification

网络模型	火焰 识别率/%	烟雾 识别率/%	火灾综合 识别率/%	非火灾 识别率/%	测试 总时间/s
Sharma 等的方法	93.6	12.51	53.05	82.8	168
Tao 等方法	18.6	91.3	54.95	85.6	113
ITCN(ours)	93.5	90.8	92.15	94.7	84

由表 2 和表 3 可以看出,Sharma 和 Tao 等方法在火焰识别或烟雾识别方面有较好的效果,说明加深卷积神经网络的深度对改善识别效果有一定的帮助。但是网络越深,测试的时间越长,导致火灾监测的实时性要求难以得到满足。表 3 中的测试总时间表示的是将 3500 张图片全部进行测试所需要的时间,可以看出 Sharma 和 Tao 等方法因为网络较深,测试时间远长于 ITCN 的测试时间。此外,Sharma 等的方法在火焰识别方面有较好的效果,但是在烟雾识别方面的效果差于其他网络;而 Tao 等的方法在烟雾识别方面有较好的效果,但是在火焰识别方面的效果差于其他网络。这两种网络对非火灾的识别率也低于 ITCN 网络。综合比较来看,ITCN 网络具有明显的优势。从表 2 可以看出,在非火灾视频的识别中,Sharma 的火焰识别算法对图 4 中的非火灾视频 video6(夕阳)的误识别较高,video6 的夕阳场景和火焰图片很相似,但是 ITCN 网络不会出现误判断,因为在 ITCN 网络中采用了光流法,夕阳的图片在时间上具有的连续性表现甚微,光流图片表现不出动态特性,因此不会形成误检测。但是非火灾识别的 video2(移动的车灯)在时间和空间上都具有与火焰类似的动态特性,且 RGB 值与火焰也类似,ITCN 网络对此产生误识别。

结束语 实验表明,改进的双流卷积神经网络在火灾监测识别方面具有很好的效果,通过光流法可以进行火灾图片的时序特征学习,通过空间增强网络可以加强空间特征学习。实验结果表明,该网络结构不仅可以识别火焰,还能识别烟雾,并且通过空间增强网络对空间特征加强的方法提高了火灾前期的识别率。值得强调的是,这种方法主要针对视频,而

不仅仅是单一的图片分类,将监测视频分解的图片按时序送入网络,才能满足网络的时序性要求,连续的图片才能转换为光流图片。

在火灾中,当火焰和烟雾的动态特征明显时,CNN 模型和 ITCN 模型可以轻松判断火焰和烟雾。但是,当火焰或烟雾特征不明显时,尤其是摄像机远离目标位置时,CNN 模型无法判断,而 ITCN 网络依然具有很好的表现。如果视频中烟雾或者火焰变化非常缓慢,且视角太远时,如图 4 中的 Smoke_Video10,ITCN 的识别效果较差,视频前期基本上没有识别出来,后面烟雾变大时才有明显的识别效果。ITCN 网络也容易受到诸如移动灯光或雾化气体等的影响,从而造成误判断,这些连续照片的动态性质与火焰和烟雾的特征相似,ITCN 也会判断错误,这些缺点将在以后的工作中继续改进。

参 考 文 献

- [1] LI H Y. Research on large space fire monitoring technology based on image processing [D]. Chongqing: Chongqing University, 2008. (in Chinese)
李洪玉. 基于图像处理的大空间火灾监测技术的研究[D]. 重庆:重庆大学, 2008.
- [2] FERNANDEZ A, ALVAREZ M X, BIANCONI F. Texture description through histograms of equivalent patterns [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2013, 1(4): 76-102.
- [3] AHMED A. Machine Learning Approach for Adaptive Automated Smoke Region Detection [D]. Swiss Federal Institute of Technology Zurich, 2015: 1735-1780.
- [4] YANG J, CHEN F, ZHANG W. Visual-based smoke detection using support vector machine [C] // 2008 Fourth International Conference on Natural Computation. IEEE, 2008: 301-305.
- [5] TUNG T X, KIM J M. An effective four-stage smoke-detection algorithm using video images for early fire-alarm systems [J]. Fire Safety Journal, 2011, 46(5): 276-282.

- [6] ZHANG Q, XU J, XU L. Deep Convolutional Neural Networks for Forest Fire Detection [C] // 2016 International Forum on Management, Education and Information Technology Application. 2016
- [7] XU Z G, XU J L. Automatic Fire Smoke Detection Based on Image Visual Features [C] // International Conference on Computational Intelligence and Security Workshops (CISW 2007). 2007: 316-319
- [8] ZHAO L. Research on video-based fire smoke detection algorithm [D]. Xiamen: Huaqiao University, 2017 (in Chinese)
赵亮. 基于视频的火灾烟雾检测算法的研究 [D]. 厦门: 华侨大学, 2017.
- [9] NODA S, UEDA K. Fire detection in tunnels using an image processing method [C] // Proceeding of Vehicle Navigation and Information Systems Conference. 1994: 57-62.
- [10] XU W S, TIAN C Z, FANG S M. Automatic fire identification based on image visual features [J]. Computer Engineering, 2003, 29(18): 112-113. (in Chinese)
许维胜, 田长征, 方盛明. 基于图像视觉特征的火灾自动识别 [J]. 计算机工程, 2003, 29(18): 112-113.
- [11] SONG W G, FAN W C, WU L B. Fire images detection method based on artificial neural network [J]. Fire Science, 1999(3): 49-56. (in Chinese)
宋卫国, 范维澄, 吴龙标. 基于人工神经网络的火灾图像探测方法 [J]. 火灾科学, 1999(3): 49-56.
- [12] SUN C. Research and Design of Fire Detection Algorithm Based on Video Image [D]. Jinan: Shandong University, 2018. (in Chinese)
孙琛. 基于视频图像的火灾检测算法研究与设计 [D]. 济南: 山东大学, 2018.
- [13] TAO C, ZHANG J, WANG P. Smoke Detection Based on Deep Convolutional Neural Networks [C] // International Conference on Industrial Informatics Computing Technology. 2017: 150-153.
- [14] HORN B, SCHUNCK B. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17: 185-203.
- [15] MEMIN E, PEREZ P. Hierarchical estimation and segmentation of dense motion fields [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 46(2): 129-155
- [16] ZHANG J H, ZHUANG J, DU H F, et al. One fire flame recognition algorithm based on video multi-feature fusion [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(7): 811-814. (in Chinese)
张进华, 庄健, 杜海峰, 等. 一种基于视频多特征融合的火焰识别算法 [J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(7): 811-814.
- [17] KOSIOREK A. 神经网络中的注意力机制 [J]. 机器人产业, 2017(6): 14-19.
- [18] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolution neural networks [C] // International Conference on Neural Information Processing Systems. Curran Associates Inc. , 2012: 1097-1105.
- [19] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Two-Stream Convolutional Networks for Action Recognition in Videos [J]. Computational Linguistics, 2014, 1(4): 568-576.
- [20] JIA Y, SHELHAMER E, DONAHUE J, et al. Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding [C] // Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia. ACM, 2014: 675-678.
- [21] DONAHUE J, ANNE HENDRICKS L, GUADARRAMA S, et al. Long-Term Recurrent Convolutional Networks for Visual Recognition and Description [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015: 2625-2634.
- [22] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: A large-scale hierarchical image database [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009.
- [23] SHARMA J, GRANMO O C, GOODWIN M, et al. Deep Convolutional Neural Networks for Fire Detection in Images [C] // Engineering Applications of Neural Networks (EANN 2017). Cham: Springer, 2017: 183-193.