

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005458

基于 FSSD 的微光烟雾检测方法

高洁 王战红 刘纲

(国网陕西省电力公司渭南供电公司 渭南 724000)

摘要: 针对目前现有的烟雾检测方法大多只适用于光照充足的环境,在微光环境下检测效果较差的问题,提出一种基于 FSSD 的微光烟雾检测方法。首先基于单高斯建模方法实现对包含运动目标的视频帧提取;其次,由于微光烟雾图像具有的低对比度、低信噪比等特性会对目标检测造成困难,设计了对比度受限自适应直方图均衡算法和中值滤波结合的图像预处理方法;最后为加强烟雾早期预警能力,采用了有利于检测小目标的 FSSD 网络并在网络输出端嵌入注意力机制模块,加强了关键的特征信息。在微光烟雾数据集上提出方法的 Recall, Precision, F1 分别达到了 97.5%, 93.3% 和 95.4%, 表明该方法是可行有效的,可以应用于微光环境下的烟雾检测。

关键词: 深度学习;图像处理;微光烟雾目标检测;注意力机制

中图分类号: TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6040

Low light level smoke detection method based on FSSD

Gao Jie Wang Zhanhong Liu Gang

(Weinan Power Supply Company of Shaanxi Power Company, Weinan 724000, China)

Abstract: Aiming at the problem that most of the existing smoke detection methods are only suitable for the environment with sufficient light and the detection effect is poor in the low light environment, this paper proposes a low light smoke detection method based on FSSD. Firstly, the video frames containing moving objects are extracted based on single gaussian modeling method; secondly, the low contrast and low signal-to-noise ratio characteristics of low light level smoke image will cause difficulties in target detection, so the image preprocessing method combining the contrast limited adaptive histogram equalization and median filter is designed. Finally, in order to strengthen the early warning ability, the FSSD network that is conducive to detecting small targets is adopted, convolutional block attention module is embedded in the output of the network, which can strengthen the important feature information and improves the accuracy of target detection. On the low light smoke dataset, the Recall, Precision, and F1 of the proposed method reached 97.5%, 93.3% and 95.4%, indicating that the method is effective and can be applied to smoke detection in low light environments.

Keywords: deep learning; image processing; low light level smoke detection; attention mechanism

0 引言

烟雾总是先于火焰出现,早期烟雾检测在预防火灾的发生中扮演着重要角色,因此如何检测烟雾,能否及时在烟雾早期阶段发现并预警,对保障人民生命财产安全具有重大意义。传统的基于物理传感器的检测方法,大多采用烟雾传感器、温度传感器或紫外线传感器等实时监控某区域的物理信号状态,从而达到烟雾检测的效果,然而该方法对环境的依赖性较强,在室内或者小空间范围可以得到较好的检测效果,但在空旷的场景下检测效果差,误报率较高^[1]。随着人工智能、目标检测等技术的广泛快速发展,通

过视频监控智能地进行烟雾检测将是未来火灾预警的重要手段,且基于视频的烟雾检测技术可以避免传统传感器的缺点,响应速度更快,探测的范围更广,目前也已取得一些成果。如李红娣等^[2]提出的采用金字塔纹理和边缘特征的检测方法,所提取的纹理、边缘特征对光照、尺度具有一定不变性。文献^[3]提出了基于视频烟雾多特征融合的火灾烟雾早期识别方法,该方法先用高斯背景模型提取前景中的疑似烟雾区域,再提取疑似区域的颜色、轮廓不规则性和运动等特性组成特征向量,最后采用粒子群优化的支持向量机进行分类。文献^[4]结合了改进的 Canny 边缘算子和混合高斯模型来进行运动目标的检测,可以获得较为完整

收稿日期:2020-11-30

• 123 •

的目标轮廓。

以上方法主要是靠人工提取特征,检测速度较慢且受噪声干扰较大。近年来,深度学习技术快速发展,其相较于传统算法,其利用卷积神经网络自动学习、抽取图像特征,使图像检测取得了突破性的进展^[5],获得了更高的准确率和更快的检测速度,如文献[6]提出了基于时空特征的火灾烟雾识别方法,通过卷积神经网络自动提取烟雾目标区域的特征并进行分类。袁梅等^[7]使用图片归一化方式消除光照的影响,利用烟雾颜色检测烟雾候选区域,CNN 自动提取烟雾候选区域的特征进行烟雾识别。文献[8]设计了一种基于 ViBe 运动区域提取的 YOLO v3 烟雾检测框架,针对烟雾的运动特征采用 ViBe 算法得到前景区域,在该基础上再利用 YOLO v3 检测出烟雾区域,具有较高的检测准确度。

综上所述,国内外众多研究人员在烟雾检测方面提出了很多有效的方法,但是这些方法主要针对的是光照充足的环境,目前微弱光照下的视频烟雾检测方法是一个较少研究的领域,因此本文针对微光环境提出一种烟雾检测方法。首先利用单高斯建模法提取包含运动目标的视频帧,只对这些运动帧图像进行处理可以减少静止目标的干扰,其次采用对比度受限自适应直方图均衡和中值滤波相结合的图像预处理,可以增强微光烟雾图像的视觉效果,最后为加强早期烟雾小目标检测能力,使用嵌入注意力机制模块的 FSSD 网络。在测试数据集上的实验表明,本方法检测准确度较高,误报率低。

1 基本原理

1.1 算法流程

本文微光烟雾检测算法基于 FSSD 网络,首先建立微光烟雾图像数据集,对数据集进行图像预处理后输入至烟雾检测网络中迭代训练。在检测阶段中,将待检测视频流先经过运动帧检测和图像预处理操作,然后送入训练好的 FSSD 网络中,得到检测结果。具体流程如图 1 所示。

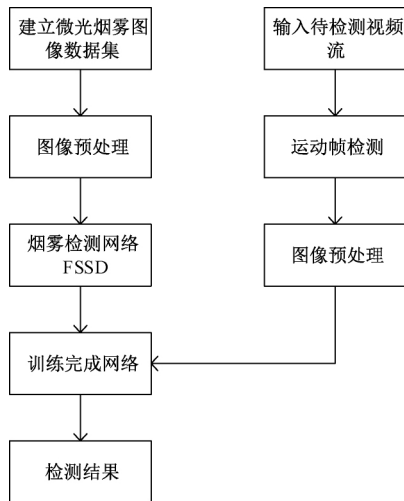


图 1 微光烟雾检测算法流程

1.2 图像预处理

1) 微光图像特点

微光成像是利用微光环境下目标物体反射低亮度的光照来呈现目标物体的图像,其主要原理是利用电子倍增效应将低照度的光信号进行增强处理,扩展为人眼可见的图像。微光图像一般具有对比度差,灰度范围集中和噪声点密集等特征^[9],而这些特征会导致图像中出现大量的黑色区域,该区域内的目标无法清晰呈现,严重影响微光环境下目标检测的准确性。因此需要对微光图像进行预处理操作,加强图像的整体视觉效果。

2) 对比度受限自适应直方图均衡算法

对比度受限自适应直方图均衡算法(contrast limited adaptive histogram equalization,CLAHE)解决了直方图均衡算法和自适应直方图均衡算法过度放大图像中相同区域的噪声问题,其原理是通过限制调整图像的局部对比度来增强有效信息和抑制干扰信息实现的。

为了减少 CLAHE 算法的计算次数,一般需要对图像块处理,本文将图像分为 8×8 大小的多个矩形块区域,然后对每个矩形块区域分别计算灰度直方图分布和对应的累计分布函数(cumulative distribution function,CDF),如式(1)所示。

$$f_{i,j}(n) = \frac{(N-1)}{M} \sum_{k=0}^n h_{i,j}(k), \quad n = 1, 2, \dots, N-1 \tag{1}$$

式中:M 为分块区域内的像素总数;N 为灰度值的数量;f_{i,j}(n) 为(i,j)处灰度 n 的像素数。另外,考虑噪声等因素的干扰,为提高图像信噪比,CLAHE 算法对该式的最大斜率设置了一个阈值,将超过该阈值的部分均匀分布在整个图像灰度值区间上,如图 2 所示。

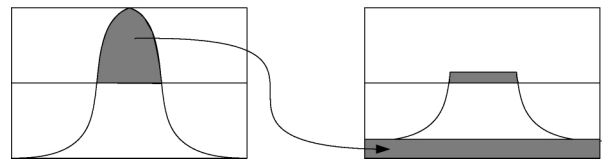


图 2 直方图裁剪

从图 2 中可以看到,裁剪后的直方图整体被抬高了,直方图中又出现了超出设定阈值的部分,本文采用多次重复的裁剪过程,直到被抬高的高度在设定阈值的附近即可。最后,将每个分块区域中的像素分为 3 种情况处理:4 个角点处的像素按照该点的变换函数进行灰度变换,除角点外 4 个边处的像素按照所在的两个相邻像素的变换函数变换后进行线性插值得到,剩余的中心像素按照其所在的 4 个相邻像素的变换函数变换后进行双线性插值得到。如图 3 所示为 CLAHE 算法的增强效果图。

由图 3 可以看到,原始图像中大部分区域都呈现黑色,当烟雾颜色较浅时基本无法识别,图像整体的对比度水平较低,经过限制对比度自适应直方图均衡增强后,微光图像中的烟雾部分的亮度和对比度都得到了提升。

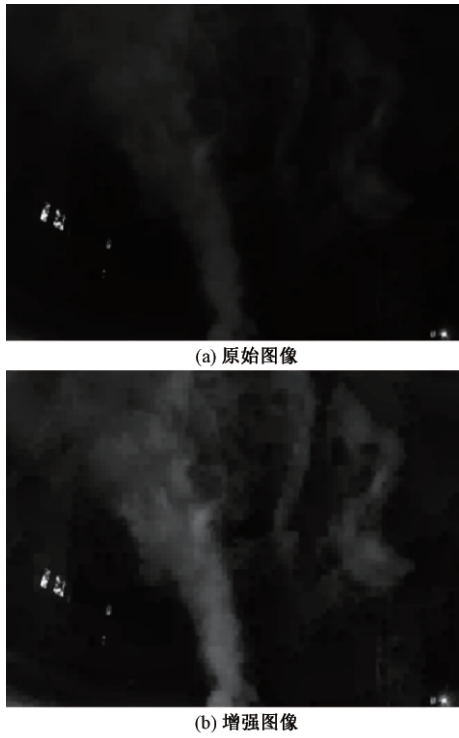


图 3 对比度受限自适应直方图均衡结果对比

3) 中值滤波

由于微光视频在拍摄时存在成像单元热噪声、电子噪声等因素和图像传送至核心处理器过程中信号衰减或信号干扰等的影响^[10],再加上 CLAHE 算法也会放大噪声,这些都会对烟雾特征的学习造成影响。由于这些噪声以椒盐噪声为主,而中值滤波作为一种非线性滤波器对椒盐噪声的处理效果较好,可以在去除噪声的同时较好地保持目标的边缘细节信息,因此本文采用中值滤波法来滤除噪声。该算法的主要内容是取像素点周围所有像素点灰度值的中间值来代替该点灰度值,如式(2)所示。

$$y_{ij} = \underset{A}{\text{Med}}[f_{ij}] \quad (2)$$

式中: A 为中值滤波的窗口大小; $[f_{ij}]$ 为以像素点 (i, j) 为中心的 A 窗口大小内的像素值集合; Med 为求中值函数; y_{ij} 为中值滤波后的 (i, j) 处的像素值。中值滤波的速度受 A 的影响,本文采用 5×5 窗口大小,如图 4 所示为中值滤波前后对比图。

1.3 运动帧检测

由于烟雾自身具有运动特性,其形状在无规则的变化中,因此想要获取视频中的烟雾目标,可以采用运动帧检测的方法,只对包含有运动目标的运动帧进行烟雾检测,这样既可以减少计算量,也能减少静止干扰目标对检测准确率造成的影响。本文采用单高斯背景建模(single gaussian model, SGM)方法检测运动帧图像。SGM 算法假设在一段时间内,视频图像中每个位置处的背景像素值应该服从高斯分布,因此,可以用视频第 1 帧图像数据初始化单高斯



图 4 中值滤波结果对比

背景模型,其表达式为:

$$I(x, y, t) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

$$\sigma_0(x, y) = 20, \mu_0(x, y) = I(x, y, 0) \quad (4)$$

式中: $I(x, y, t)$ 为像素点 (x, y) 在第 t 帧的像素值; $\mu_0(x, y)$ 和 $\sigma_0(x, y)$ 为初始状态下像素点 (x, y) 处的期望值和标准差,初始化模型即确定这两个值。SGM 模型建立成功后即可判断后续视频帧中的像素是否发生了变化,如式(5)所示。

$$|I(x, y, t) - \mu_{t-1}(x, y)| \geq \lambda \sigma_{t-1}(x, y) \quad (5)$$

式中: $\mu_t(x, y)$ 和 $\sigma_t(x, y)$ 分别为第 t 帧时像素点 (x, y) 处的期望值和标准差; λ 一般取值为 3,当第 t 帧有像素值满足该式时,则判定该点为运动前景点,否则认为该点符合高斯分布,属于背景像素点。当这一帧中的运动前景点像素数大于设定阈值 100 时,判定该帧为运动帧,然后对单高斯背景模型进行更新,主要更新每个像素点处的期望值与标准差,更新表达式为:

$$\mu_t(x, y) = (1 - \alpha) \times \mu_{t-1}(x, y) + \alpha \times I(x, y, t) \quad (6)$$

$$\sigma_t(x, y) = \sqrt{(1 - \alpha) \times \sigma_{t-1}^2(x, y) + \alpha \times (I(x, y, t) - \mu_t(x, y))^2} \quad (7)$$

式中: α 称为学习率,表示模型的更新速度,该值过大时可能会将运动较慢的目标更新为背景区域,过小时又会导致背景模型的更新速度跟不上环境变化的速度。本文经过实验后取 $\alpha = 0.05$ 。

2 基于 FSSD 目标检测网络的烟雾识别方法

2.1 FSSD 网络

不同于 FPN 网络^[11]需要做多次通道拼接,比较耗时的反向生成特征金字塔的方式,FSSD 网络在 SSD 网络^[12]上增加了一个轻量级的特征融合模块,通过调整特征图大小,同时对多个特征图进行融合。FPN 网络与 FSSD 网络的特征融合机制对比如图 5 所示,FSSD 选择的是特征提取模块 VGG 网络中的 Conv4_3_fc7 和 Conv7_2 三层进行特征融合,由于尺寸小于 10×10 pixel 的特征图对特征融合的意义不大,其信息可以忽略^[13],所以将 Conv6_2 的卷积层移动步长设置为 1,保证输入 300×300 图像在 conv7_2 的特征图大小为 10×10 ,为了将不同尺度特征最终融合到一起,将参与融合的特征图上采样到与 Conv4_3 相同大小。最后将融合特征图接正则化后生成新的特征金字塔,并在新生成的特征金字塔上预测目标。

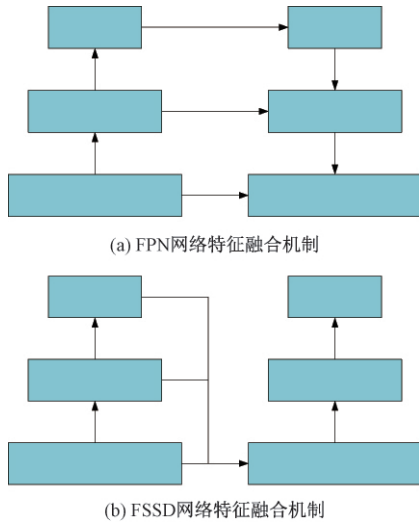


图 5 网络融合机制对比

FSSD 网络可以通过两方面提取多尺度的特征,1)是经过特征金字塔提取模块,由于低层特征图的分辨率大,学习到的更多是细节特征;而高级特征图的分辨率小,网络提取到的更多是语义信息。2)是金字塔特征提取模块的每层输出都会生成一系列候选框,用于最终目标类别与位置的回归,这些候选框的尺寸和比例与特征图尺寸相关,也可以提取多尺度的特征。

2.2 注意力机制引入

原 FSSD 网络并没有对输出进行任何处理,即默认了特征图的空间信息和通道信息对最终的目标检测结果贡献相同。但实际上,由于多个网络卷积层的累加,特征图的不同空间和通道所携带的特征信息是不相同的,它们与目标检测结果之间的关联也是不同的,因此本文加入了卷积模块的注意力机制模块^[14](convolutional block attention

module,CBAM),如图 6 所示,由通道注意力子模块和空间注意力子模块串联构成。

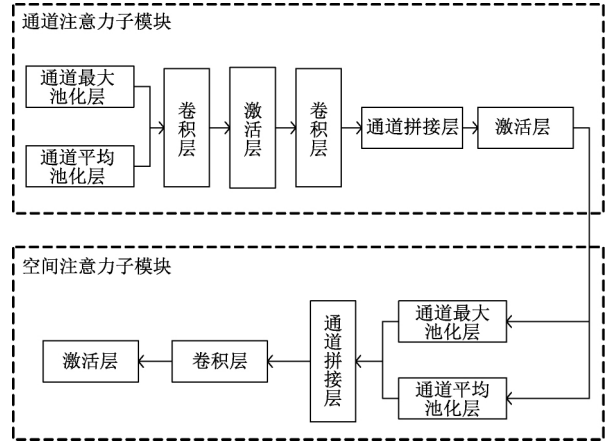


图 6 CBAM 模块结构

通道注意力子模块先将输入特征图的最大池化和平均池化结果分别送入一个 3 层感知机,对特征通道数进行压缩后再恢复,本文采用的压缩比为 16,中间为激活层,然后将两个输出结果拼接后再送入激活层,激活层都使用 ReLU 函数,得到通道注意力子模块的特征图。由于通道注意力子模块对特征图的各通道加以不同的权重,可以让网络输出更加关注关键信息,选择出对目标结果贡献较大的特征,进一步提高网络的泛化能力与检测准确度。在通道注意力子模块处理完之后,其输出特征图又会被送入到空间注意力子模块中进行处理。首先计算出最大池化和平均池化两个特征图,将其拼接后进行一次卷积,卷积核大小为 7×7 ,最后利用 Sigmoid 激活函数得到空间注意力子模块的输出特征图,将原始图片中的空间信息变换到另一个空间中并保留关键信息。

将 CBAM 模块加在特征金字塔输出的最低两层,可以加强网络对低层细节特征的提取,另外从 6 个不同的尺度进行预测,较大的低层特征图有利于检测小目标,尺度较小的高层特征图则有利于检测大目标^[15],整个网络的具体结构如图 7 所示。

3 实验及结果分析

3.1 训 练

本文按照 PASCAL VOC 格式制作数据集,数据来源为微光相机拍摄得到的包含烟雾目标的视频,从中选择共 1 000 张微光烟雾视频帧图像,按照 8 : 2 的比例随机划分为训练集与测试集。算法在 Windos10, cuda9.0 和 python3.6 运行环境,硬件平台 CPU: Intel(R) Core(TM) i5-9300H@2.40 GHz,GPU: NVIDIA GeForce 1660Ti 上采用 Pytorch 深度学习框架完成网络的训练与测试。另外,为了因数据样本过少导致的欠拟合问题,在训练过程中采用旋转、翻转等方法进行扩充数据集,得到更强泛化能力

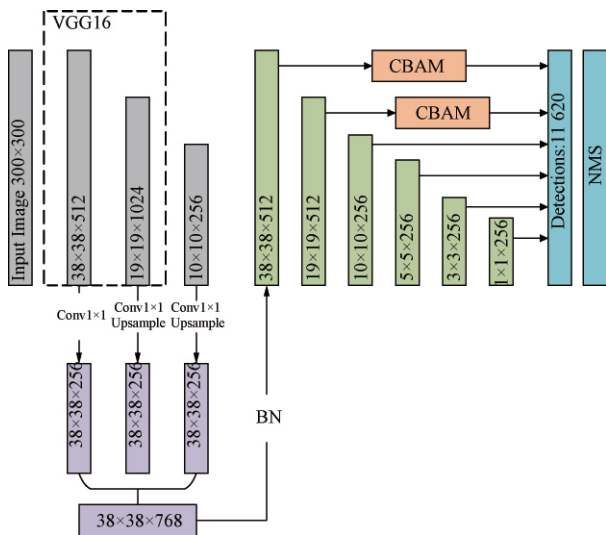


图 7 FSSD+CBAM 网络结构

的模型。设置训练中的 batchsize 为 4, 全局初始学习率为 0.00001, 设定 50 轮次迭代训练, 当到达设定训练次数或连续 10 代损失函数不下降时停止训练。

3.2 评价指标

本文采用召回率 Recall, 精确率 Precision 和二者的调和平均数 F1 来测试网络性能, 具体公式如下:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

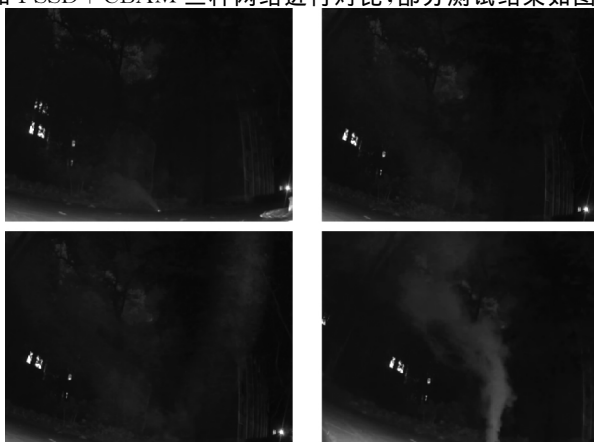
$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

$$F1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (10)$$

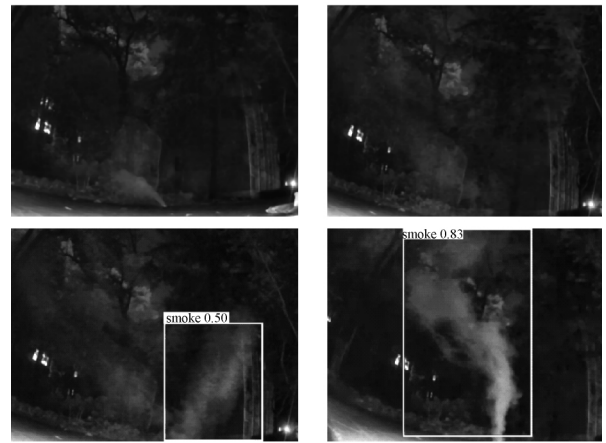
式中: TP 表示所有测试图像中实际包含烟雾且被检测为烟雾的数量; FP 表示实际没有烟雾但被检测为烟雾的数量; FN 表示实际包含烟雾但检测为无烟雾的数量。

3.3 结果对比

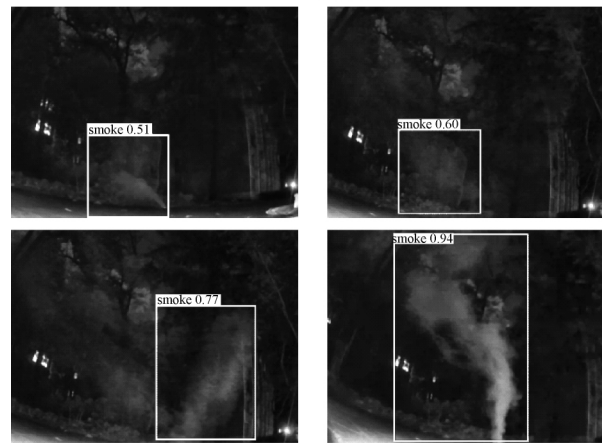
选择测试数据集中的 200 张微光烟雾图像, 再加上微光环境下的无烟雾图像 200 张进行测试, 选用 SSD、FSSD 和 FSSD+CBAM 三种网络进行对比, 部分测试结果如图 8



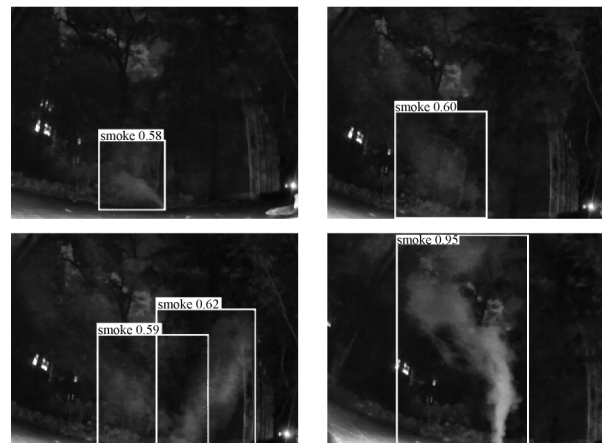
(a) 原图



(b) SSD网络检测结果



(c) FSSD网络检测结果



(d) FSSD+CBAM网络检测结果

图 8 不同网络的检测结果

所示。设置置信度阈值为 0.5, 不同网络的性能结果比较如表 1 所示。

由表 1 可以看出, 本文加入 CBAM 注意力模块的 FSSD 网络在测试数据集上的 Recall, Precision 和 F1 均高于 SSD 和原 FSSD 网络, 这是由于本文方法考虑了烟雾特征图的通道关键信息和空间像素相关性, 可以更好提取目标的特征, 使之在同一场景下有更好的检测性能。虽然检

表 1 不同网络的检测性能对比

	TP/ 张	FP/ 张	Recall/ %	Precision/ %	F1/ %	FPS
SSD	184	14	92.0	92.9	92.5	19.1
FSSD	193	16	96.5	92.3	94.4	17.7
FSSD+CBAM	195	14	97.5	93.3	95.4	16.2

测速度有所降低,但实际应用中依旧可以满足准确率和检测时间两方面的需求。

4 结 论

为了更好的对微光环境下的烟雾进行检测,本文提出一种基于 FSSD 的微光烟雾检测方法。该方法首先通过单高斯背景建模法提取视频中的运动帧图像,去除静止目标干扰,其次采用对比度受限自适应直方图均衡法和中值滤波结合的图像预处理操作对微光烟雾图像进行增强处理,加强了图像中烟雾目标的对比度和亮度并去除了噪声,使得烟雾特征更容易被提取和学习,最后在输出端嵌入注意力机制模块的 FSSD 网络上进行训练与检测。实验结果表明,相较于 SSD 与原 FSSD 网络,改进网络具有更高的 Recall, Precision 和 F1 得分,本文提出方法可以有效应用于微光环境下的烟雾检测。

参考文献

- [1] 肖潇,孔凡芝,刘金华. 基于动静态特征的监控视频火灾检测算法[J]. 计算机科学, 2019, 46(S1): 284-286, 299.
- [2] 李红娣,袁非牛. 采用金字塔纹理和边缘特征的图像烟雾检测[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(6): 772-780.
- [3] LIN W, LI A G. Early fire recognition based on multi-feature fusion of video smoke [C]. Chinese Control Conference, 2017: 5318-5323.
- [4] 陆华才,贺华展,黄宜庆,等. 改进 Canny 边缘算子和高斯混合模型的运动目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 142-147.
- [5] 蓝金辉,王迪,申小盼. 卷积神经网络在视觉图像检测的研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 167-182.
- [6] HU Y C, LU X B. Real-time video fire smoke detection by utilizing spatial-temporal convnet features [J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, DOI: 10.1007/s11042-018-5978-5.
- [7] 袁梅,全太锋,黄俊,等. 基于卷积神经网络的烟雾检测[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2020, 32(4): 620-629.
- [8] 李鹏飞. 基于卷积神经网络的煤堆烟雾检测算法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2020.
- [9] 王炫. 基于深度学习的微光图像目标识别技术研究[D]. 淄博:山东理工大学, 2020.
- [10] 陈必威,梁志毅,王延新,等. 基于 FPGA 的高帧速 CMOS 成像系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(5): 78-80.
- [11] LIN T Y, GIRSHICK R, HARIHARAN B, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 936-944.
- [12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.
- [13] LI Z X, ZHOU F Q. FSSD: Feature fusion single shot multibox detector [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2018, <https://arxiv.org/abs/1712.00960>.
- [14] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module [J]. European Conference on Computer Vision, 2018, DOI: 10.1007/978-3-030-01234-2_1.
- [15] 刘鸣璋,刘惠义. 基于特征融合 SSD 的远距离车辆检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(2): 28-32.

作者简介

高洁, 学士, 副高级工程师, 主要研究方向为输变电运行。
E-mail: 254864752@qq.com

王战红, 学士, 副高级工程师, 主要研究方向为输变电运行。

刘纲, 学士, 副高级工程师, 主要研究方向为输变电运行。