



嵌入通道注意力的YOLOv4火灾烟雾检测模型

谢书翰, 张文柱, 程鹏, 杨子轩

引用本文:

谢书翰, 张文柱, 程鹏, 等. 嵌入通道注意力的YOLOv4火灾烟雾检测模型[J]. 液晶与显示, 2021, 36(10): 1445–1453.

XIE Shu-han, ZHANG Wen-zhu, CHEN Peng, et al. Firesmoke detection model based on YOLOv4 with channel attention[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(10): 1445–1453.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0312>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

时空域深度学习火灾烟雾检测

Spatio-temporal deep learning fire smoke detection

液晶与显示. 2021, 36(8): 1186–1195 <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0239>

基于YOLOv4的空间红外弱目标检测

Detection of space infrared weak target based on YOLOv4

液晶与显示. 2021, 36(4): 615–623 <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0227>

一种高精度的卷积神经网络安全帽检测方法

High precision detection method of safety helmet based on convolution neural network

液晶与显示. 2021, 36(7): 1018–1026 <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0309>

基于改进YOLOv3的棉花异性纤维检测

Detection of foreign fiber in cotton based on improved YOLOv3

液晶与显示. 2020, 35(11): 1195–1203 <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203511.1195>

改进的多尺度火焰检测方法

Improved multi-scale flame detection method

液晶与显示. 2021, 36(5): 751–759 <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0221>

文章编号:1007-2780(2021)10-1445-09

嵌入通道注意力的 YOLOv4 火灾烟雾检测模型

谢书翰, 张文柱*, 程 鹏, 杨子轩

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要:为提高火灾烟雾检测模型的性能,以及避免繁琐的手工烟雾特征提取过程,本文提出一种基于卷积神经网络 YOLOv4 的火灾烟雾检测模型。该方法以 CSPDarkNet53 为主干网络,在主干网络的最后一层加入了 13×13 , 9×9 , 5×5 , 1×1 四个不同尺度的最大池化,多尺度特征融合中采用了 PANet(Path Aggregation Network)以提高网络特征提取能力;为了增强网络预测头提取有效烟雾信息的能力,在网络预测头加入通道注意力网络。针对火灾烟雾数据集,候选框的尺寸使用 K-means 进行聚类以得到更加符合贴近火灾烟雾数据集的尺寸;由于本文仅识别火灾烟雾一种类别,所以精简损失函数,剔除分类误差,使算法收敛得更快。训练阶段使用了图像翻转、放缩和随机擦除等数据增强方法以降低过拟合的风险。实验结果表明,所提出的火灾烟雾检测模型精度高,其准确率达到 92.5%,召回率达到 87.7%,同时检测速度可达 5.1 帧/s,提高了火灾烟雾检测模型的性能。

关键词:火灾烟雾检测; YOLOv4; 通道注意力网络; K-means

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2020-0312

Firesmoke detection model based on YOLOv4 with channel attention

XIE Shu-han, ZHANG Wen-zhu*, CHEN Peng, YANG Zi-xuan

(School of Information and Control Engineering,
Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: To improve the precision and recall rate of fire smoke detection model in multi-scene fire smoke detection applications, and avoid the tedious manual smoke feature extraction process, a fire smoke detection model is proposed which is based on convolutional neural network YOLOv4. In the last layer of the backbone network, four different scales of maximum pooling are added: 13×13 , 9×9 , 5×5 , and 1×1 . The multi-scale feature fusion uses PANet (Path Aggregation Network) to improve network feature extraction capabilities. In addition, a channel attention network is added to the

收稿日期:2020-11-20; **修订日期:**2021-03-02.

基金项目:陕西省自然科学基金研究计划资助项目(No. 2020JM-489);西安市科技计划项目(No. JZKD0010);陕西省科协高端科技创新智库项目(No.18JT006)

Supported by Natural Science Basic Research Program of Shanxi Province (No.2020JM-489); Xi'an Science and Technology Plan Project(No. JZKD0010); Shanxi Association for Science and Technology High-end Technology Innovation Think Tank Project(No.18JT006)

* 通信联系人, E-mail: wzzhang@xauat.edu.cn

network prediction head to enhance the ability of the YOLO Head to extract effective smoke information. For the fire smoke data set, the size of the candidate frame is clustered using the K-means algorithm to get a size closer to the fire smoke data set. Due to the identification of smoke, the loss function is simplified, the classification error is eliminated, and the algorithm converges faster. Data enhancement methods such as image flipping and random erasure are used in the training phase to reduce the risk of overfitting. Experimental results show that the fire smoke detection model has excellent performance. Its precision can reach 92.5%, Recall can reach 87.7%, and the detection speed can reach 5.1 frames/s, which improves the performance of fire smoke detection model in multi-scene fire smoke detection applications.

Key words: fire smoke detection; YOLOv4; channel attention network; K-means

1 引言

随着经济的发展,大型场景的火灾检测任务越发重要,而传统火灾检测环节中传感器的检测能力较差,检测环节易受各种干扰因素的影响,从而使检测的准确率较低^[1]。随着图像、视频处理技术的迅猛发展,各种基于图像、视频处理技术的烟雾检测算法被提出,在各种大型空间火灾检测任务中效果显著。烟雾先于火焰的发生而发生,且烟雾具有比火焰更强的扩散性,摄像头更容易捕捉到烟雾图像,所以烟雾检测在火灾检测任务中显得尤为重要。

目前,传统基于图像、视频的火灾烟雾检测算法主要是根据烟雾的形状、色彩、纹理、湍流、飘动等特征进行火灾烟雾识别,研究者通过研究烟雾的一种或多种特征,使用各种不同的分类算法进行火灾烟雾识别。Genovese 等人^[2]研究烟雾在 YUV 空间的颜色特性,得到烟雾检测算法,但是对于扩散缓慢的烟雾以及复杂背景的烟雾视频效果不佳。Sedlák V 等人^[3]研究了烟雾的运动特性、烟雾的颜色、面积增长率和运动方向,通过多特征进行分类识别,但是该方法小区域烟雾以及扩散不明显的烟雾区域检测效果较差。Gubbi 等人^[4]提出一种结合小波变换的检测烟雾方法,利用小波分解得到子带图像,提取出几十种烟雾特征。李红娣等人^[5]通过图像金字塔和池化操作,提取 LOBP 和 EOH 直方图,得到烟雾特征矢量,最后放入支持向量机进行训练得到火灾烟雾识别模型。

这些算法从烟雾的本质特征进行研究,通过提取烟雾的一种或者多种特征进行烟雾识别。对于烟雾区域较大、背景单一的烟雾视频图像,传统

的视频烟雾检测效果较好,但是火灾初期以及远距离火灾烟雾视频图像,烟雾区域往往较小,此时检测效果较差,出现漏检情况严重,而且不能在多场景任务中应用。

随着卷积神经网络 CNN 的发展,针对上述问题,Zhang 等人^[6]和张倩等人^[7]利用 Faster R-CNN 对烟雾图像进行烟雾的识别。Frizz 等人^[8]和李鹏等人^[9]使用卷积神经网络作为特征提取器,得到烟雾检测模型,较传统特征提取手段有着更佳的性能。富雅捷等人^[10]通过选择性搜索法获取候选区域,将候选区域经过 CNN 网络得到高层特征,最后放入支持向量机训练,得到烟雾检测模型。冯路佳等人^[11]提出了 MD_CNN 烟雾检测模型,通过背景差分法得到运动目标区域,将运动目标区域放入 CNN 网络进行分类,最后得到烟雾区域。刘丽娟等人^[12]利用 SSD 对烟雾图像进行识别。

在火灾烟雾检测这一特定的领域,使用深度学习方法的研究和数据集相对较少。本文提出一种改进的 YOLOv4^[13]的火灾烟雾检测算法,在 YOLOv4 的基础上嵌入通道注意力,以提高网络预测头的特征提取能力;使用 K-means 聚类获取更符合火灾烟雾检测的候选框尺寸;根据火灾烟雾检测这一二分类场景,精简了损失函数;训练阶段引入随机擦除和标签平滑,以降低过拟合风险。实验结果表明,该算法能够在多场景精准实现火灾烟雾检测。

2 本文算法

2.1 YOLOv4 实时目标检测框架

YOLOv4 是一种端到端的实时目标检测框

架,由 YOLOv3^[14]改进而来,YOLOv4 模型见图 1。YOLOv4 主要包含 CSPDarkNet53 特征提取主干网络、SPPNet(Spatial Pyramid Pooling Network)、PANet(Path Aggregation Network)多尺度预测网络以及网络预测头(YOLO Head)。其中 CSPDarknet53 由 5 个大残差块组成,这 5 个大残差块包含的小残差单元个数分别为 1,2,8,8,4,也即是两个 CBM 卷积模块和一个 CSPX 卷积模块共同构成一个大残差块。在 CSPDarknet53 的最后一个特征层输出之后加入 SPPNet,分别利用 4 个不同尺度的最大池化进行

处理,最大池化的池化核大小分别为 13×13 , 9×9 , 5×5 , 1×1 (1×1 表示无处理),这种池化操作能够在几乎不增加模型的推理时间的情况下提高模型的推理能力。PANet 由上采样和下采样两部分构成,充分利用了特征融合。

YOLOv4 有 3 个网络预测头,3 个网络预测头输出的形状分别为 $(13, 13, 18)$, $(26, 26, 18)$, $(52, 52, 18)$ 。最后一个维度为 18,是因为该检测算法基于火灾烟雾数据集,仅识别火灾烟雾一个类别,而 YOLOv4 针对每一个网络预测头存在 3 个先验框,每个先验框占据 6 维信息。

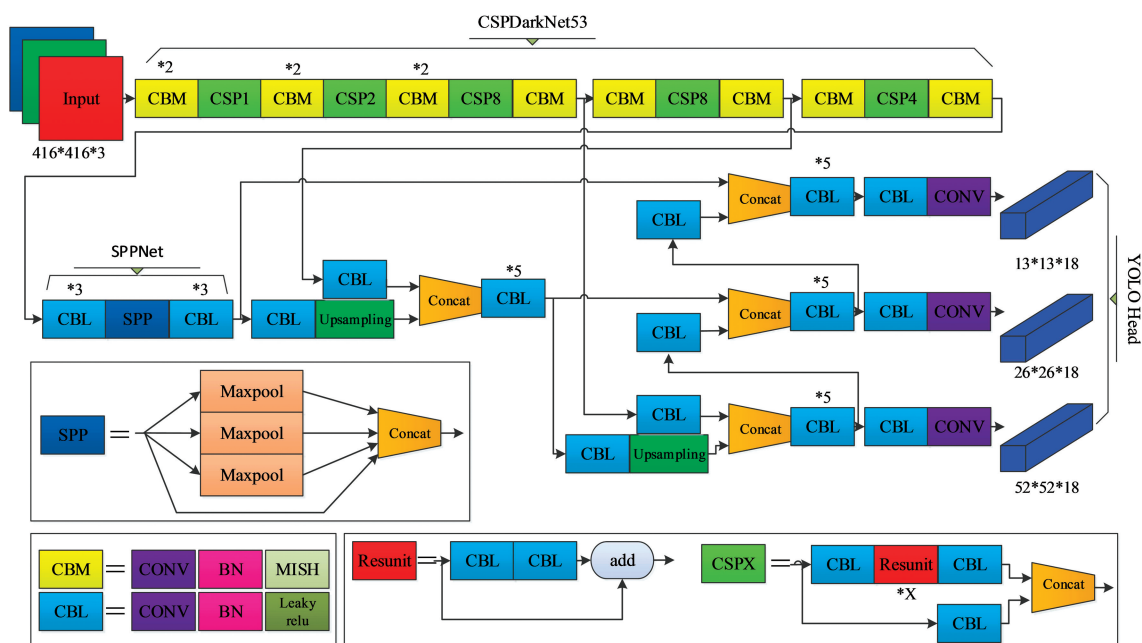


图 1 YOLOV4 网络结构图

Fig.1 YOLOV4 network structure diagram

2.2 候选框改进

网络预测头中候选框尺寸的设置是十分重要的,选择符合烟雾大小特征的候选框尺寸可以帮助于烟雾预测框位置的回归,故在火灾烟雾检测任务中对候选框尺寸进行改进。

本文使用 K 均值聚类(K-means)为火灾烟雾数据集生成新的候选框尺寸,本文算法的输入火灾烟雾图像尺寸为 416×416 ,使用 K-means 对 416×416 的火灾烟雾图像生成的 9 个新的候选框尺寸分别为 12×16 , 19×36 , 40×28 , 36×75 , 76×55 , 72×146 , 142×110 , 192×243 , 362×322 。

2.3 网络预测头改进

2.3.1 通道注意力

在每个卷积过程中,一些复杂的干扰信息不可避免地会分布在某些通道上,导致网络性能降低。注意力机制在神经网络中得到了广泛的使用^[15-16],随着对通道注意力机制的深入研究,调整各通道信息的通道权重,对各通道信息赋予不同的权值,根据权值大小对通道信息进行筛选,这样能有效缓解干扰信息的影响。通道注意力的典型代表是 SENet (Squeeze-and-Excitation Networks)^[17]。如图 2 所示。

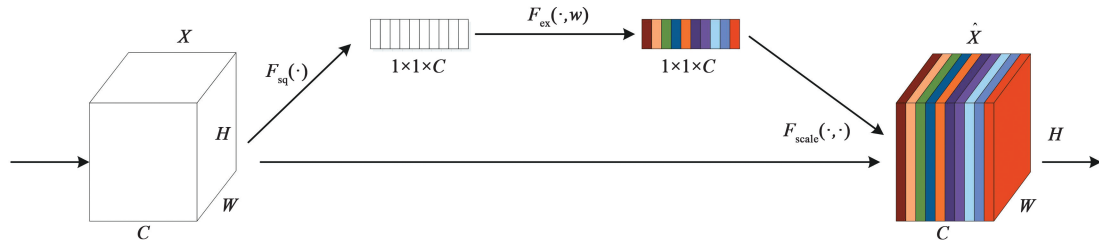


图 2 通道注意力

Fig.2 Channel attention

图 2 中,输入特征图 X , X 有 C 个通道,每个通道空间大小为 $H \times W$,对每个通道进行全局平均池化,则通道权重 Z 的计算公式如式(1)所示:

$$Z = F_{sq}(X_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X_c(i, j), \quad (1)$$

其中输出 Z 是长度为 C 的一维数组,表示压缩通道得到的权重; (i, j) 表示在大小为 $H \times W$ 的特征图上横纵坐标分别为 i 和 j 的点。

然后使用激活函数对各通道权重进行相关程度建模。公式如下:

$$S_c = F_{ex}(Z, W) = \text{Sigmoid}(W_2 \times \text{ReLU}(W_1, Z)), \quad (2)$$

其中: S_c 的维度是 $1 \times 1 \times C$, S_c 对应生成的通道注意力权重。通道注意力权值是需要经过前面这些全连阶层和非线性学习得到的; W_1 的维度是 $C/r \times C$, W_2 的维度是 $C \times C/r$, r 为放缩系数,这是由两个全连接层组成。

最后对输入通道进行加权调整,通道注意力加权公式为:

$$\hat{X} = F_{scale}(X_c, S_c) \otimes S_c, \quad (3)$$

式中,符号“ $\otimes$ ”表示逐元素相乘, $\hat{X}$ 表示通过注意力网络处理的输出结果。

SENet 可以嵌入任意卷积层中,假若每个卷积层都嵌入 SENet 会带来巨大的参数量,SENet 的参数数目公式如下:

$$N = \sum_{i=1}^n (C_i \times C_i/r + C_i/r \times C_i), \quad (4)$$

其中: N 为参数数目, n 为嵌入 SENet 的次数,参数数目主要来自于放置的两个全连接层,所以 C 和 r 以及 n 决定了给网络带来的参数大小。

SENet 带来的参数量决定了 SENet 只能在某些卷积层使用。在特征提取主干网络上加入

SENet,可以提升特征提取主干网络对图像特征的提取,如文献[18-19]取得了不错的结果。本文算法的特征提取主干网络为 CSPDarkNet53, CSPDarkNet53 结构比较庞大,特征提取能力就火灾烟雾图像而言已经足够,不适宜嵌入 SENet。

2.3.2 嵌入通道注意力

本文在网络预测头嵌入 SENet,这样做主要有两个优点:第一,减轻干扰信息的干扰,提升了网络预测头对特征信息的提取能力,从而提升了整个网络的性能;第二,带来了极小的参数量,仅为网络增加了 3MB 的参数量。

本文在网络预测头嵌入 SENet,如图 3 所示。在 3 个 CONV 卷积操作后面加入 SENet,图 3(c) 为 SENet 的结构。由上文知,第一个 FC 层的神经元个数为 C/r ,第二个 FC 层神经元个数为 C ,缩放系数 r 一般取 2, 4, 8, 16, SENet 的效果会随着缩放系数 r 的增大而变弱,但缩放系数 r 的增大会降低参数量,由于本文在网络预测头嵌入

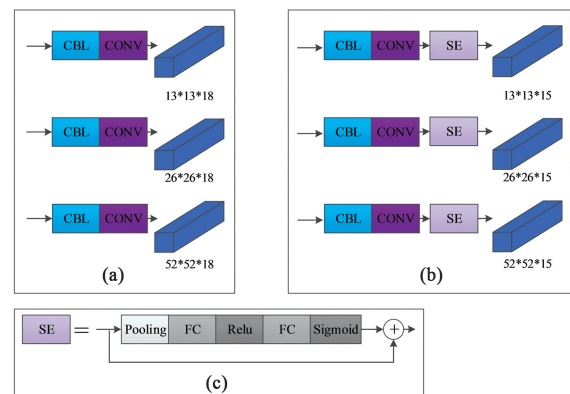


图 3 算法改进前后对比。(a)改进前;(b)改进后;(c)SENet。

Fig.3 Comparison of algorithm before and after improvement. (a) Before improvement; (b) After improvement; (c) SENet.

SENet,参数量是非常小的,所以缩放系数 r 取 2 是比较合理的。

2.4 损失函数改进

YOLOv4 的损失函数如下:

$$L = L_{\text{coord}} + L_{\text{iou}} + L_{\text{class}}, \quad (5)$$

其中: L 为总损失函数; L_{coord} 为置信度损失函数,回归是否存在物体信息; L_{iou} 为框损失函数,回归位置信息; L_{class} 为分类损失函数,回归类别信息。

火灾烟雾数据集,仅存在火灾烟雾一类,是二分类问题,所以 L_{coord} 和 L_{class} 是存在计算冗余的,本文采用式(6)作为损失函数。

$$L = L_{\text{coord}} + L_{\text{iou}}, \quad (6)$$

改进后的损失函数去掉了分类损失函数,精简了损失函数的构成以提升网络的收敛速度和抗干扰性。

故 3 个网络预测头输出的形状分别从(13,13,

18),(26,26,18),(26,26,18)变为(13,13,15),(26,26,15),(26,26,15),如图 3 所示。

3 实验设计

3.1 火灾烟雾数据集

本文除了主动在网上爬取火灾烟雾图像,还采用了目前烟雾检测方向较为认可的中国科学院大学火灾重点实验室、韩国启明大学和土耳其比尔肯大学的烟雾视频数据,这些数据大多为 avi 格式的视频数据,本文将视频数据一帧一帧地制作成图片数据加以使用。这些火灾烟雾图像包含远景、近景、夜晚以及背景干扰因素较多的烟雾图像,以此火灾烟雾数据集作为证明本文算法有效性的证据。部分火灾烟雾如图 4 所示。



图 4 部分真实火灾烟雾图像

Fig.4 Part of the real fire smoke images

3.2 实验环境

本文实验环境为:NVIDIA GeForce RTX 1660, 64 位 Win10 操作系统。编程语言为 Python,深度学习框架为 Keras。

本文对于主干网络 CSPDarkNet53 使用 ImageNet 大型数据集下分类任务的预训模型,可以加快网络收敛速度。根据文献[13]实验结论指出训练阶段分两阶段进行会有更好效果,第一阶段冻结主干网络 CSPDarkNet53 网络参数,调整非主干网络参数,优化器使用 Adam,此阶段是粗调阶段,最大学习率应设置得比第二阶段要大,设置为 0.001,Batch size 根据显卡的性能,由于只调整非主干网络参数,故可以设置为 8,训练 20 个 ep-

och;第二阶段释放主干网络 CSPDarkNet53 网络参数,优化器使用 Adam,此阶段是微调阶段,最大学习率设置得比第一阶段要小,设置为 0.000 1, Batch size 根据显卡的性能,由于调整整个网络参数,故设置为 2。

3.3 数据增强

在目标检测中,为了防止检测模型过拟合现象的出现,提升算法性能,需要输入足够的训练数据。现实中无法满足足够的训练数据,此时就要对数据集进行数据增强操作,以弥补数据量小带来的缺点。

本文采用了图像翻转、放缩、随机擦除等数据增强方法以弥补数据量小带来的缺点,从而降低

过拟合风险。

放缩:图像有 75% 的概率进行随机比例的宽高放缩。

翻转:图像有 75% 的概率进行左右、上下翻转。

随机擦除:随机擦除在目标检测中得到大量

应用,均取得不错的效果^[20-21]。训练时,随机擦除方法会在原图随机选择一个矩形区域,将该区域的像素替换为随机值。这个过程中,参与训练的图片会做不同程度的遮挡,这样可以降低过拟合的风险并提高模型的鲁棒性。

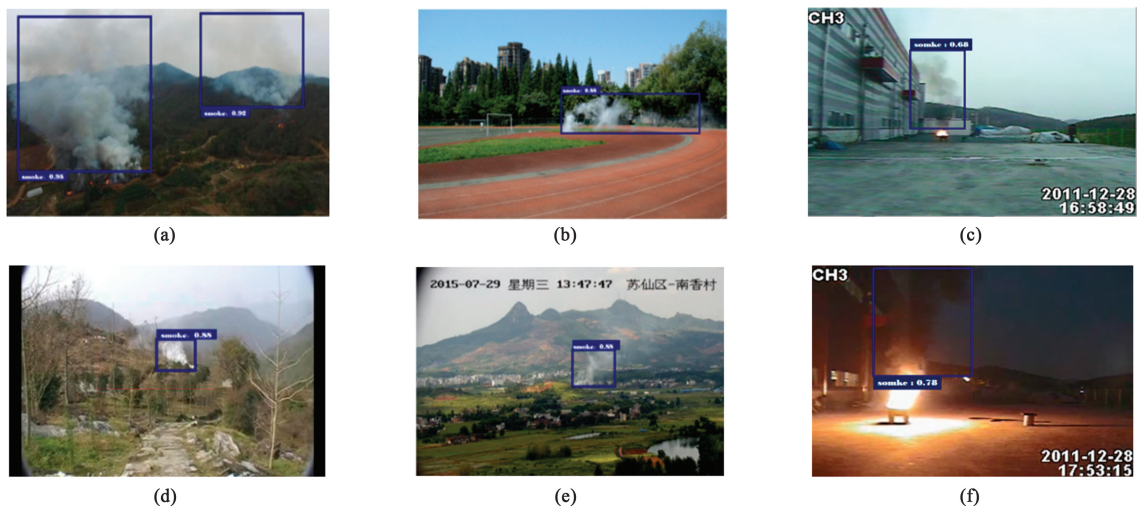


图 5 实验检测效果。(a)大区域烟雾;(b)中区域烟雾;(c)白天烟雾;(d)小区域烟雾且与背景相似;(e)小区域烟雾且烟雾不明显;(f)夜晚烟雾。

Fig.5 Experimental detection effect. (a) Smoke in a large area; (b) Smoke in a medium area; (c) Daytime smoke; (d) Smoke in a small area and similar to the background; (e) Smoke in a small area and smoke is not obvious; (f) Night smoke.

4 实验结果及分析

4.1 评价指标

本文通过训练后模型检测的准确率(Precision)、召回率(Recall)、调和平均值(Harmonic mean)、每秒检测帧数FPS(Frames Per Second)以及模型大小(Size)作为参考进行对比,准确率、召回率和调和平均值由式(7)~(9)计算所得。

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (7)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (8)$$

$$H = \frac{2PR}{P + R}, \quad (9)$$

式(7)~式(9)中: P 为准确率; R 为召回率; H 为调和平均值,调和平均值综合了准确率和召回率,调和平均值越大,算法性能越好; TP 为真正例; FP 为假正例; FN 为假负例。

4.2 实验结果

YOLOv4 与 SE-YOLOv4 的检测结果对比如表 1 所示,实验结果表明,SE-YOLOv4 网络模型仅牺牲了 0.1 帧/s 的代价,准确率和召回率分别提高了 0.9%, 1.5%。

为了进一步验证本文模型在火灾烟雾检测上的有效性,本文对比了文献[6-7]提出的 Faster R-CNN 的烟雾检测模型以及文献[12]提出的 SSD 烟雾检测模型,检测结果对比见表 1。

由表 1 可以看出,本文的火灾检测模型在准确率和召回率中有大幅度的提高,较文献[6-7]无论从精度和速度都有较大提升;较于文献[12]在准确率和召回率领先了 1.9%, 2.1%, 在 FPS 落后了 8.4 帧/s 的速度。

FPS 的高低往往由模型的参数量所决定,一般情况下参数量越小,计算量则越小,检测速度就越快。文献[12]的 FPS 如此之高,是因为文献[12]是基于 SSD 烟雾检测模型,SSD 网络结构精简、参数量少,其网络结构拥有多尺度分类器,能

表 1 其他烟雾检测模型与本文模型对比

Tab.1 Comparison of results between other fire smoke detection models and this model

Model	P/%	R/%	H/%	FPS	S/MB
Literature [6-7]	89.6	83.3	86.3	3.5	142
Literature [12]	90.5	85.1	87.7	13.5	65
YOLOv4	91.6	86.2	88.8	5.2	244
改进 YOLOv4	92.4	87.2	90.0	5.1	247

较好地兼顾提取大、小目标。文献[12]又将 SSD 的主干特征提取网络 VGG16 改进为 MobileNetV2,整个模型的计算量和参数量有明显的下降,并且 MobileNetV2 作为主干特征提取网络优于 VGG16。本文烟雾检测模型的参数量是文献[12]烟雾检测模型参数量的近 4 倍,但是文献[12]烟雾检测模型结构精简、参数量少,不可避免地性能达不到最优。

实验结果表明,本文模型具有一定的优越性。本文基于 YOLOv4 的烟雾检测具备良好的泛化能力,拥有高的准确率和召回率,适于多场景火灾烟雾检测,特别是在小区域火灾烟雾图像上也有良好表现。

4.3 YOLOv4-tiny

YOLOv4-tiny 是 YOLOv4 轻量化的网络架构,本文对 YOLOv4-tiny 进行了实验对比,如表 2 所示。

YOLOv4-tiny 是在 YOLOv4 的基础上所轻量化的算法,主干特征提取网络进行了精简;多尺度预测由 3 个降为 2 个,候选框则从 9 个降为 4

表 2 YOLOv4-tiny 与本文模型对比

Tab. 2 Comparison of detection results between YOLOv4-tiny and this model

Model	P/%	R/%	H/%	FPS	S/MB
YOLOv4-tiny	89.9	84.8	87.3	21.5	22.6
改进 YOLOv4	92.5	87.7	90.0	5.1	247

个;不使用 PANet 作为特征融合,改为使用传统的 FPN 进行特征融合等。极大地精简了网络结构和减少了参数量以及计算量。在精度上虽然有所降低,但在速度上远超本文算法以及文献[12]中的检测算法,这给优化本文模型带来了思路,为之后如何平衡检测精度和检测速度带来方向。

5 结 论

本文在 YOLOv4 的基础上嵌入 SENet,明显提高了算法在多场景火灾烟雾检测上的性能;使用 K-means 聚类算法得到更加贴近火灾烟雾数据集的候选框尺寸;引入翻转和随机擦除等数据增强手段降低过拟合风险;在二分类的基础上,精简了损失函数,提高了网络的抗干扰能力。

实验结果表明,本文改进后的方法与同类火灾检测算法相比,在准确度和速度上都具有良好的表现,在数据集上达到了 92.5% 的准确率,87.7% 的召回率,平均检测速度达 5.1 帧/s;但在平均检测速度上还有很大的进步空间,在之后的工作中可以在不牺牲性能的情况下,减小模型大小,以提高平均检测速度。火灾烟雾数据可以继续得到扩展,增加更多的火灾烟雾场景,提高火灾烟雾数据质量。

参 考 文 献:

- [1] 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.
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. (in Chinese)
- [2] GENOVESE A, LABATI R D, PIURI V, et al. Wildfire smoke detection using computational intelligence techniques [C]//*Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications*. Ottawa, ON, Canada: IEEE, 2011: 1-6.

- [3] SEDLÁK V, STOPJAKOVÁ V, BRENKUŠ J. A real-time method for smoke detection in monitored forest areas [C]//*Proceedings of 2017 International Conference on Applied Electronics*. Pilsen, Czech Republic: IEEE, 2017: 1-6.
- [4] GUBBI J, MARUSIC S, PALANISWAMI M. Smoke detection in video using wavelets and support vector machines [J]. *Fire Safety Journal*, 2009, 44(8): 1110-1115.
- [5] 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.
LI H D, YUAN F N. Image based smoke detection using pyramid texture and edge features [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(6): 772-780. (in Chinese)
- [6] ZHANG Q X, LIN G H, ZHANG Y M, *et al.* Wildland forest fire smoke detection based on faster R-CNN using synthetic smoke images [J]. *Procedia Engineering*, 2018, 211: 441-446.
- [7] 张倩,周平平,王公堂,等.基于合成图像的 Faster R-CNN 森林火灾烟雾检测[J].山东师范大学学报(自然科学版), 2019,34(2):180-185.
ZHANG Q, ZHOU P P, WANG G T, *et al.* Faster R-CNN forest fire smoke detection based on synthetic images [J]. *Journal of Shandong Normal University (Natural Science)*, 2019, 34(2): 180-185. (in Chinese)
- [8] FRIZZI S, KAABI R, BOUCHOUCHA M, *et al.* Convolutional neural network for video fire and smoke detection [C]//*Proceedings of the 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. Florence, Italy: IEEE, 2016: 877-882.
- [9] 李鹏,张炎.基于高斯混合模型和卷积神经网络的视频烟雾检测[J].激光与光电子学进展,2019,56(21):211502.
LI P, ZHANG Y. Video smoke detection based on Gaussian mixture model and convolutional neural network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(21): 211502. (in Chinese)
- [10] 富雅捷,张宏立.基于迁移学习的卷积神经网络森林火灾检测方法[J].激光与光电子学进展,2020,57(4):041010.
FU Y J, ZHANG H L. Forest fire detection method based on transfer learning of convolutional neural network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041010. (in Chinese)
- [11] 冯路佳,王慧琴,王可,等.基于目标区域的卷积神经网络火灾烟雾识别[J].激光与光电子学进展,2020,57(16):161004.
FENG L J, WANG H Q, WANG K, *et al.* Convolutional neural network fire smoke recognition based on target region [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 161004. (in Chinese)
- [12] 刘丽娟,陈松楠.一种基于改进 SSD 的烟雾实时检测模型[J].信阳师范学院学报(自然科学版),2020,33(2): 305-311.
LIU L J, CHEN S N. Real-time smoke detection model based on improved SSD [J]. *Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition)*, 2020, 33(2): 305-311. (in Chinese)
- [13] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. (2020-04-23)[2020-05-20].<https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [14] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08)[2020-05-22]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [15] 董潇潇,何小海,吴晓红,等.基于注意力掩模融合的目标检测算法[J].液晶与显示,2019,34(8):825-833.
DONG X X, HE X H, WU X H, *et al.* Object detection algorithm based on attention mask fusion [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(8): 825-833. (in Chinese)
- [16] 周鹏,姚剑敏,林志贤,等.融合注意力机制的移动端人像分割网络[J].液晶与显示,2020,35(6):547-554.
ZHOU P, YAO J M, LIN Z X, *et al.* Mobile-based portrait segmentation network with attention mechanism [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(6): 547-554. (in Chinese)
- [17] HU J, SHEN L, ALBANIE S, *et al.* Squeeze-and-excitation networks[EB/OL]. (2017-09-05)[2020-05-30]. <https://arxiv.org/abs/1709.01507>.
- [18] 张海涛,张梦.引入通道注意力机制的 SSD 目标检测算法[J].计算机工程,2020,46(8):264-270.
ZHANG H T, ZHANG M. SSD target detection algorithm with channel attention mechanism [J]. *Computer Engineering*, 2020, 46(8): 264-270. (in Chinese)
- [19] 李慕铭,张涛,崔文楠.基于 YOLOv3 的红外行人小目标检测技术研究[J].红外技术,2020,42(2):176-181.

- LI M K, ZHANG T, CUI W N. Research of infrared small pedestrian target detection based on YOLOv3 [J]. *Infrared Technology*, 2020, 42(2): 176-181. (in Chinese)
- [20] 孔祥勇. 基于深度学习的黑色素瘤分类问题的研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2019.
- KONG X Y. Research on classification of melanoma based on deep learning [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2019. (in Chinese)
- [21] 金翠, 王洪元, 陈首兵. 基于随机擦除行人对齐网络的行人重识别方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2018, 48(6): 67-73.
- JIN C, WANG H Y, CHEN S B. Person re-identification based on random erasing pedestrian alignment network method [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2018, 48(6): 67-73. (in Chinese)

作者简介:



谢书翰(1996—),男,江西赣州人,硕士,2021年于西安建筑大学获得硕士学位,主要从事模式识别方面的研究。
E-mail:876851890@qq.com



张文柱(1970—),男,辽宁葫芦岛人,博士,教授,2004年于西安电子科技大学获得博士学位,主要从事无线通信网络、移动边缘计算、模式识别等方面的研究。E-mail:wzzhang@xauat.edu.cn