

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205331

融合 YOLOv5s 与 SRGAN 的实时隧道火灾检测*

常 丽¹ 张 雪¹ 蒋 辉² 杨 娟² 万紫玉¹

(1. 沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870; 2. 沈阳天眼智云信息科技有限公司 沈阳 110000)

摘 要:针对传统隧道火灾检测方法速度慢、误检率高的问题,提出了一种基于 YOLOv5s 的实时火焰检测算法,采用 K-means 重新计算锚框尺寸。本文提出的 YOLOv5s-SRGAN 融合算法,在 1 326 幅隧道火焰图像中的召回率为 94%,是 YOLOv5s 的 1.7 倍。引入了 CBAM 注意力机制模块和梯度均衡机制,分别通过特征提取网络和损失函数提升模型的性能。与原 YOLOv5s 相比,火焰检测的平均正确率($IOU=0.5$)提高了 44%,测试集平均检测速度为 32 FPS。结果表明,改进后的火焰检测算法对小火焰目标有了更好的识别效果。

关键词: 火焰检测;小目标检测;YOLOv5s;注意力机制;SRGAN

中图分类号: TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Real-time tunnel fire detection by fusion of YOLOv5s and SRGAN

Chang Li¹ Zhang Xue¹ Jiang Hui² Yang Juan² Wan Ziyu¹

(1. School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;
2. Shenyang Tianyan Zhiyun Information Technology Limited Company, Shenyang 110000, China)

Abstract: Aiming at the problems of slow speed and high false detection rate of traditional tunnel fire detection methods, a real-time flame detection algorithm based on YOLOv5s was proposed, the size of anchorage frame was recalculated by K-means. In this paper, a fusion algorithm of YOLOv5s-SRGAN is proposed. The recall rate of 1 326 tunnel flame images is 94%, 1.7 times that of YOLOv5s. CBAM attention mechanism module and gradient equalization mechanism were introduced to improve the performance of the model through feature extraction network and loss function respectively. Compared with YOLOv5s, the average accuracy of flame detection ($IOU=0.5$) is increased by 44%, the average detection speed of the test set reached 32 FPS. The results show that the improved flame detection algorithm has better recognition effect on small flame targets.

Keywords: flame detection; small target detection; YOLOv5s; attention mechanism; SRGAN

0 引 言

隧道火灾一旦发生,火势迅猛,救援难度高,危害性极大。传统隧道火灾检测方法,如感温电缆等,需要达到一定温度才能报警,时间冗长。应用深度学习等方法实时快速的检测出隧道内出现火焰等情形,将火灾扼杀在萌芽阶段。

深度学习,从更深层次自动挖掘特征并分析,应用于火灾检测是这一领域的新思路。目前有不少学者对火焰

检测进行了相关研究,大多采用深度学习的方法。比如回天等^[1]提出一种基于 Faster R-CNN 的多类型火焰检测方法,通过挖掘火焰的直观形态特征,细分火焰类别,再利用深度卷积神经网络代替手动特征设置和提取过程,结合自建数据集和根据视觉任务修改的网络模型训练得到了检测效果良好的多类型火焰检测模型。王向军等^[2]针对现阶段常用的火焰特征不能对火焰和干扰物进行有效的区分,有较大的误警率等问题,提出基于目标轮廓的时序行为特征,将火焰的闪烁描述为一种有约束的非均匀形变过程,结合隐马尔可夫模型和传统几何特征对火

焰和干扰物进行更准确地区分。赵飞扬等^[3]首次采用 K-means++ 聚类算法初始化候选框,在特征融合过程中提出同尺度特征密集相连结构和空间金字塔卷积运算,降低了因浅层位置特征信息融合不足导致的漏检率。

以上方法虽然提升了模型性能,但依然存在一些弊端,如 Faster R-CNN^[4]等,虽然精度很高,但模型较大,训练时间较长,会占用大量显存,并且难以进行后续部署,不满足火焰检测实时性要求;YOLO 等的泛化能力仍较弱,只适用于通用场景。针对隧道,光线昏暗、远距离、小目标等依然有较高的漏检率,需要进一步提升性能,以应对复杂的真实场景。因此本文的目标是应用 YOLO 目标检测算法直接输出目标的位置和所属类别,并设法提高模型的检测精度降低漏检率。

1 YOLOv5s 目标检测模型

YOLOv5s 通过改变宽度和深度来灵活配置 4 种不同复杂度的模型,模型越大,精度越高。模型架构由输入、特征提取网络和预测 3 部分组成^[5]。输入端采用 Mosaic 数据增强,随机进行缩放、裁剪和排布,自适应图片缩放,减少信息冗余。特征提取网络由切片结构、卷积模块、跨阶段局部网络结构以及空间金字塔池化组成,使用 Sigmoid 和 Leaky ReLU 函数代替 Mish 函数输出预测,但对微小和远距离目标的检测效果还有待提升。

2 基于改进的 YOLOv5s 火焰检测模型

本文以 YOLOv5s 模型为基础,逐步进行改进工作。首先,针对数据集,依据先验信息将 YOLOv5s 识别不出的小火焰进行超分辨率重建,将生成的超分辨率特征与原火焰特征融合^[6],提高小火焰分辨率,以便更好地学习小目标特征。结合 K-means 聚类锚框尺寸,提升回归精度。YOLOv5s 引入 CBAM,使模型更注意小目标物体。最后引入梯度均衡机制 (gradient harmonizing mechanism, GHM),解决正负、难易样本不平衡问题,进一步提升检测精度。

如图 1 所示为基于改进 YOLOv5s 的隧道火焰检测整体结构图,输入的数据为 640×640 , K-means 聚类算法利用生成的 XML 文件计算真值坐标 (ground truth), 先验信息 ($S_{CT} < 900$) 将图像数据分流给 SRGAN 网络和改进的 YOLOv5s 网络。其中 $S_{CT} < 900$ 表示的目标像素面积阈值设定为 900。SRGAN 网络中包含生成网络 G 和判别网络 D, 生成的超分辨率^[7]特征与原特征融合。分类损失函数结合梯度均衡机制,输出图像中直接回归了火焰的位置和置信度。

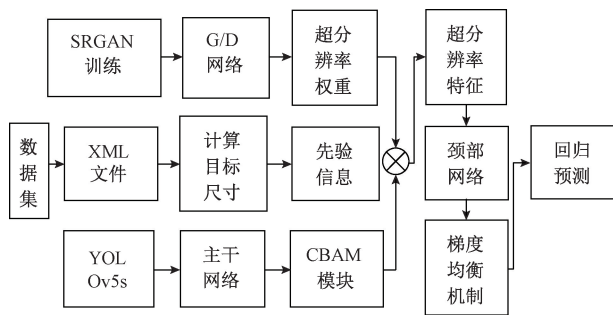


图 1 整体结构

Fig. 1 Overall structure diagram

2.1 图像分辨率增强

图像分辨率是用于评估图像蕴含细节信息丰富程度的性能参数^[8]。通常来说,高分辨率图像要比低分辨率图像要包含更大的像素密度、更丰富的纹理细节。YOLOv5s 在特征提取阶段要经过 5 次下采样,目标图像的分辨率对于模型性能至关重要。

Li 等^[9]在 2017 年提出一种基于生成对抗网络的超分辨率重建模型 SRGAN (super-resolution generative adversarial networks),通过生成器 (G) 与判别器 (D) 两个模型,最终在目标函数的约束下,结束对抗。实现输入低分辨率图像,输出其对应的高分辨率图像。其中,生成器由残差块、跳跃层和卷积层组成,模拟样本分布生成图片。判别器则通过判断生成图片与真实图片的差别,直至无法判断。SRGAN 通过对输入的高分辨率火焰图像进行 4 次下采样,形成相对应的低分辨率图像 I^L , 经过生成网络生成超分辨率图像 I^R 和内容损失,再将生成的超分辨率图像进入判别网络的训练,生成对抗损失,将内容损失和对抗损失进行加权得到感知损失,感知损失会影响网络的学习进度,当迭代轮数达到 epoch 时结束训练^[10]。

YOLO 目标检测算法采用有标签的目标送入训练网络。在准备数据集时,参照了 VOC2007 格式,图片标注软件 LabelImg 将数据标注为 XML 格式。在 COCO 中将小目标定义为像素面积小于 32×32 的图像^[11]。图 2 所示为火焰标注统计信息,图 2(a) 为火焰目标标签集,包含 2 500 个标记框,图 2(b) 为真值框分布图,由图可知,将火焰采用矩形框框选,矩形框的尺寸集中在中心处,说明待检测火焰尺寸较小,图 2(c) 为标签框坐标分布,图 2(d) 为标签框尺寸分布,多数分布在 $0 \sim 0.1$,进一步说明小火焰目标占绝大多数。然而小目标检测效果不好的主要原因是尺寸问题,使得锚框尺寸很难覆盖,被模型误认为是背景,进而出现漏检的情况。以 YOLOv5s 网络输入 608×608 为例,下采样 5 次,若原始图像的分辨率太小,宽高小于 8 pixel,那么深度学习网络将很难提取目标的

特征。

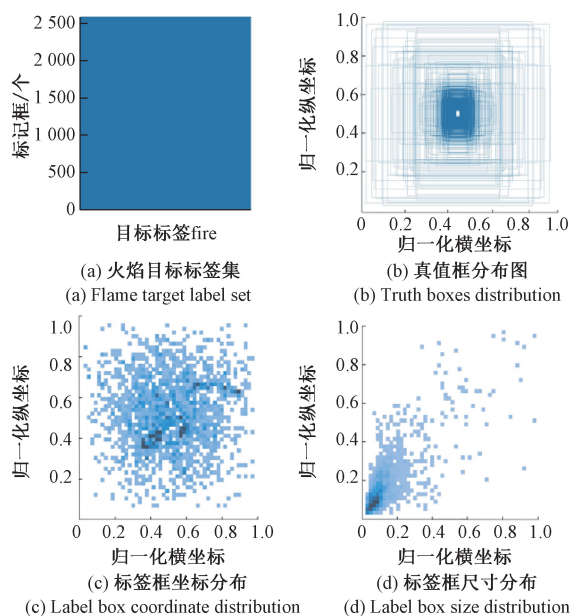


图 2 火焰标注统计信息

Fig. 2 Flame labeling statistics

根据以上先验信息设定火焰阈值,采用 SRGAN,对不能被 YOLOv5s 识别的火焰图像上采样两次,宽、高变为原来 4 倍,实现了分辨率的提升,再将生成的高分辨率火焰特征经过全局平均池化,得到火焰权重与原火焰特征图进行相乘,进而生成新的特征图。提高了模型对小目标特征的表达和检测性能的提升,YOLOv5s-SRGAN 级联网络结构如图 3 所示。

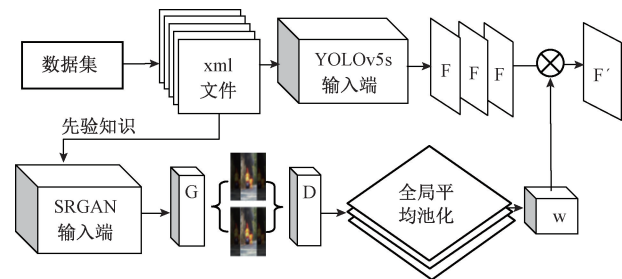


图 3 YOLOv5s-SRGAN 网络结构

Fig. 3 YOLOv5s-SRGAN network structure diagram

2.2 K-means 聚类

YOLOv5s 仍然采用先验框机制,Redmon^[12]在 VOC 20 类和 COCO 80 数据集中聚类的结果使用较广,但将其运用到火焰数据集中,误检率高,其原因是数据集特点不同,导致这些先验框不能完全覆盖火焰数据集。K-means 聚类隧道火焰数据集 3 个尺度先验框,分配给不同尺度的特征图。由于卷积神经网络的平移不变性,K-means 只需要计算边界框的宽、高。

2.3 CBAM 卷积块注意力模块

卷积块注意力模块 (convolutional block attention module, CBAM),由 Woo 等^[13]提出,结合空间 (Spatial) 和通道 (Channel) 注意力的编码与解码机制。

原 YOLOv5s 主干网络第 1 层为 Focus 结构,以图像输入 640×640 为例,经过一个 1×1 通道数为 32 的卷积操作,提取大小 320×320 通道数为 32 的特征图。每个通道都包含着不同的特征信息,卷积层主要计算每个特征图相邻位置的特征信息,而不会考虑通道信息之间的相关映射性。如图 4 所示,在 Focus 结构后加入 CBAM 模块。首先经过全局平均池化和最大池化,得到两个 $1 \times 1 \times 32$ 的特征图,将特征图向前送入共享隐藏层的两层感知机,生成通道注意力图 $M_c \in R^{(32 \times 1 \times 1)}$ 。然后将 M_c 作为空间注意力机制模块的输入,再经过全局池化,将得到的两个特征图进行张量拼接,经过卷积操作,将通道压缩至 1 维,最后使用 Sigmoid 函数进行权值归一化,生成空间注意力权重^[14]。加权后的特征图在通道之间建立特征映射关系,使网络充分利用这些全局信息,对小目标的通道特征信息赋予更高的权重。

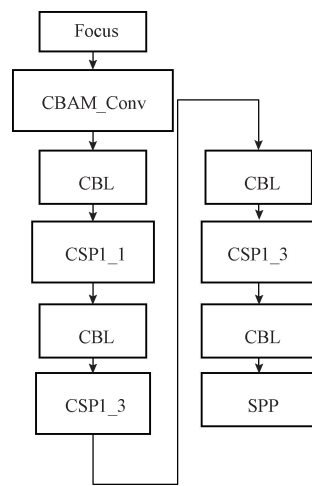


图 4 主干网络添加 CBAM

Fig. 4 The backbone network with CBAM

图 5 所示为在颈部检测层 C3 模块的最后一层加入 CBAM 模块,给更重要的特征分配更大的权重,进一步提高模型的预测性能。

经实验验证,加入注意力模块 CBAM 与原 YOLOv5s 对比,平均精度增长了 0.61%,说明了添加注意力模块方法的可行性。

2.4 损失函数

分类损失函数 (classification loss) 和回归损失函数 (bounding box regression loss) 构成了目标检测的损失函数。YOLOv5s 的预测部分用交叉熵损失函数计算分类损失,GIOW Loss 代替 IOU Loss 计算回归损失,增加相交尺

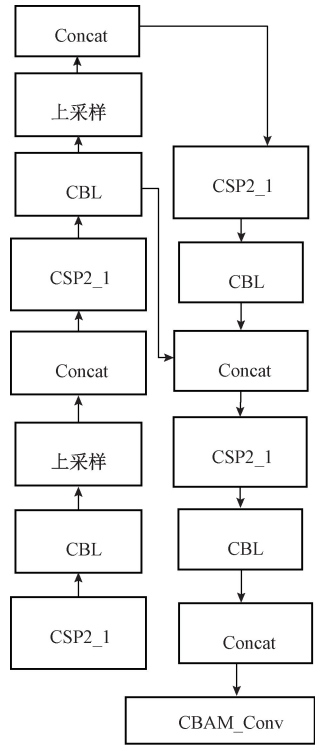


图 5 颈部网络添加 CBAM
Fig. 5 The neck network with CBAM

度测量的同时解决了不相交情况下的回归损失分析^[15]。

YOLOv5s 还引入了 Focal Loss,旨在解决难易样本数量不平衡的问题。但是在小目标检测情况下,只有极少数是正样本,正负样本数量极其不平衡,为了解决这一问题,本文引入 GHM (gradient harmonizing mechanism)^[16]。

YOLO 目标检测算法在计算分类时,常采用交叉熵损失,即:

$$CE = \begin{cases} -\log(p), y = 1 \\ -\log(1 - p), y = 0 \end{cases} \tag{1}$$

其中, y 是激活函数的输出,即 $p = Sigmoid(y)$, 则有关于的 y 梯度为:

$$\frac{\partial L_{CE}}{\partial x} = \begin{cases} p - 1 & p^* = 1 \\ p & p^* = 0 \end{cases} = p - p^* \tag{2}$$

然后,定义一个梯度模长 g :

$$g = |p - p^*| = \begin{cases} 1 - p & p^* = 1 \\ p & p^* = 0 \end{cases} \tag{3}$$

其中, p 代表模型预测的概率, p^* 是真值标签,由式 (1)~(3) 可知,模型预测概率与检测的难易程度成正比,损失梯度越大,检测难度越大,反之亦然。虽然难样本对模型的性能提高有帮助,但是这些样本在样本分布图上属于离群点,要让模型过度关注这些离群点,会影响模型精度。为了同时衰减易分样本与难分样本,定义了梯度密度 $GD(g)$ 公式,如式 (4) 所示:

$$GD(g) = \frac{1}{l_\varepsilon(g)} \sum_{k=1}^N \delta_\varepsilon(g_k, g) \tag{4}$$

其中, $\delta_\varepsilon(g_k, g)$ 表示在 $(g - \frac{\varepsilon}{2}, g + \frac{\varepsilon}{2})$ 范围内,梯度模长分布的样本个数, $l_\varepsilon(g)$ 则代表 $(g - \frac{\varepsilon}{2}, g + \frac{\varepsilon}{2})$ 区间长度。

把 GHM 引入 YOLOv5s 分类损失函数中:

$$L_{GHM-C} = \sum_{i=1}^N \frac{L_{CE}(p_i, p_i^*)}{GD(g_i)} \tag{5}$$

在样本 1~ N 中,将每个样本分类所得交叉熵损失与梯度密度分之一相乘,得到单位梯度均衡化参数,当某一样本梯度密度较大时,即为简单样本,减少其损失,平衡难易样本分类损失。

3 模型训练

3.1 CBAM 卷积块注意力模块

所有仿真实验都是基于 Intel (R) Core (TM) i7-10750H CPU@ 2.60 GHz 处理器,16 GB 内存,操作系统为 Win10,编程语言 Python3.6,使用 Pytorch1.9.0 框架。具体训练参数如表 1 所示。

表 1 训练参数

Table 1 Training parameter

网络参数	参数值
动量	0.949
衰减系数	0.000 5
初始学习率	0.001 3
最大迭代次数	30 000
学习率梯度下降	24 000, 27 000

3.2 数据集建立及标注

目前,网络上并没有公开的隧道火灾数据集^[17],并且要采集真实的隧道火焰数据,特别是行车火焰,极其困难,为解决这一难题,搜集到各大城市隧道消防演练的视频进行截图,用于模拟隧道火灾数据,便于提取真实场景下的火焰特征。火焰识别模型的训练标签内容包括火焰的尺寸、维度以及火焰在图像中相对图片左顶点的位置。其中包含 3 000 张火焰图片,为了在光线不足需人工照明的情况下识别出火焰,数据集中还包含大量道路且光线不足环境下火灾图片。训练集 2 400 张,测试集 600 张,如图 6 所示。

1) 低分辨率的火焰状态识别算法实验

共收集 1 714 张高清火焰图像,便于生成器拟合更接近真实的火焰纹理^[10]。其中包括原始图像 900 张,以及随机裁剪的 814 张火焰图像,训练 500 epoches,初始学



图 6 火焰检测数据集

Fig. 6 Flame detection data set

习率为 0.000 2。如图 7 所示,为模型 SRGAN 训练后重建结果图,与原始未失真图像对比如下。

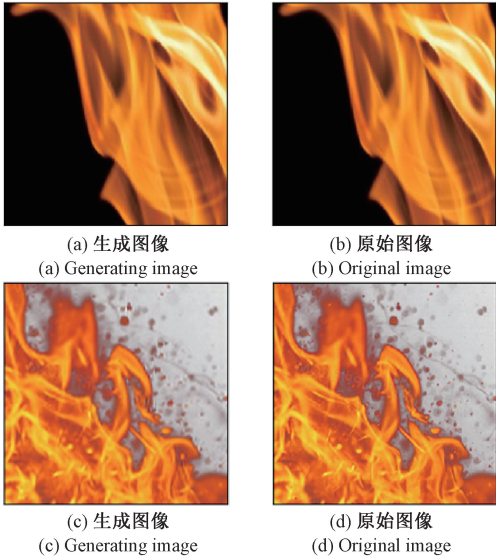


图 7 SRGAN 生成图像与原始图像对比

Fig. 7 Comparison of SRGAN generating image and original image

2) K-means 聚类火焰数据集

经过 K-means 聚类后的火焰数据集,得到 9 个锚框尺寸如表 2 所示。

Avg IoU 为 79.47%,而论文原作者通过 VOC 数据集计算得到的 Avg IoU 仅为 69.2%^[12]。

4 实验结果与数据分析

4.1 实验结果

图 8 为改进前后实验结果对比图,其中左列为改进前检测结果,右列为改进后结果。由图 8 可知,改进后的

表 2 聚类中心坐标和锚框尺寸

Table 2 Coordinates of cluster center and size of the anchors

聚类中心	坐标	先验框	尺寸/像素
1	(0.03, 0.05)	1	21×32
2	(0.06, 0.07)	2	36×45
3	(0.04, 0.11)	3	27×69
4	(0.08, 0.08)	4	51×54
5	(0.08, 0.13)	5	52×80
6	(0.09, 0.21)	6	61×134
7	(0.14, 0.15)	7	90×95
8	(0.17, 0.28)	8	107×179
9	(0.46, 0.53)	9	294×342

网络相比 YOLOv5s 的火焰置信度得分要更高。

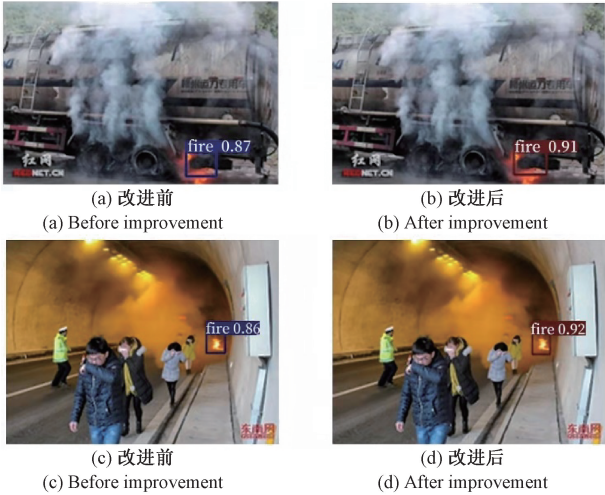


图 8 实验结果图

Fig. 8 Experimental results

4.2 数据分析

1) K-means 聚类火焰数据集

Precision,根据预测结果来描述分类器预测的正例有多少是准确的。Recall,根据真实结果角度描述测试集中的真实的正例有多少被分类器召回。mAP,平均检测精度,由 Precision 和 Recall 共同影响。FPS,每秒帧率,表示每秒内模型可以处理的图片数量,也可作处理一张图片所需时间,其值越大,检测速度越快,越满足实时性要求^[18]。经实验验证,本文设计的算法针对隧道火焰检测的 FPS 为 32,满足要求。

精确率、召回率、mAP 计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$
 (6)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$
 (7)

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^K AP_i}{K}$$

(8)

其中, TP 、 FP 、 FN 分别代表正样本被正确识别为正样本的数量, 负样本被错误识别为正样本的数量, 以及正样本被错误识别为负样本的数量。Recall 值反映模型对目标的误检率。mAP 衡量模型综合性能, AP 值用来衡量模型检测到的每个类别的性能, K 表示样本种类。

如图 9 所示, 为模型迭代 50 次改进前后 mAP 指标对比图。

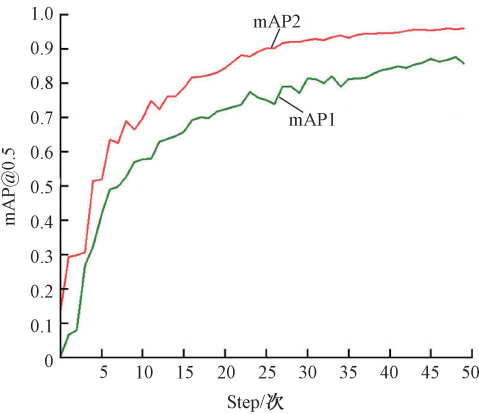


图 9 评价指标对比

Fig. 9 Comparison chart of evaluation indicators

曲线 mAP2 表示改进前的 YOLOv5s 的平均检测精度分布, 曲线 mAP1 表示改进后的 YOLOv5s 模型的分布。由图 9 可知, 改进后的模型平均精度提高了 44%。

图 10 所示为召回率结果, 曲线 mAP2 表示原 YOLOv5s 召回率达到 0.55, 曲线 mAP1 表示改进后的 YOLOv5s-SRGAN 级联网络召回率可达 0.94。

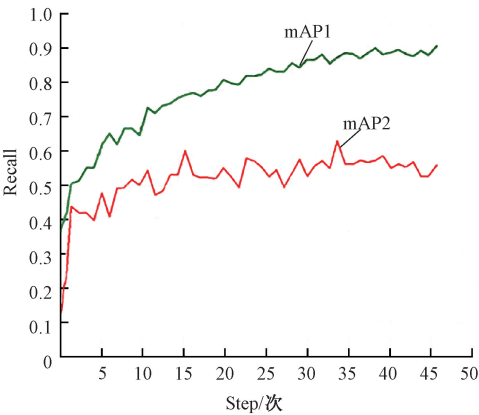


图 10 评价指标对比

Fig. 10 Comparison chart of evaluation indicators

表 3 对比了 5 种算法, 结果表明改进后的 YOLOv5s 的 FPS 能够达到 32, 满足实时性要求。

表 3 5 种算法结果对比

Table 3 Comparison of results of five algorithms

算法	mAP@0.5	Recall	FPS
文献[1]	0.715 7	0.72	5
YOLOv3	0.378 5	0.46	29
YOLOv5s	0.538 3	0.57	30
YOLOv5s+SRGAN	0.959 4	0.94	30
本文方法	0.978 3	0.94	32

2) SRGAN 图像重建质量参考指标

峰值信噪比 (peak singal-to-noise ratio, PSNR)、结构相似性 (structural simlirty index, SSIM) 等客观度量指标常被用来评价重建图像质量的优劣。因此, 本文在原始图像与生成的 4 倍上采样后的图像之间计算 PSNR 与 SSIM 值, 结果如表 4 所示。

通常来说, 重建后图像的 PSNR 大于 35 dB 表示图像质量非常好, 与原无失真图像无差。

SSIM 的值大于 0 且小于 1, 值越大表示重建图像与原始图像的差距越小, 图像质量就越好。即两幅相同图像的 SSIM 值为 1。

表 4 图像重建评价指标

Table 4 Image reconstruction evaluation index

Step	PSNR	SSIM
1	25	0.698
50	36.4	0.921
100	37.6	0.932
150	38.8	0.942
200	39.2	0.946
250	39.6	0.948
500	41.2	0.965

5 烟雾检测与车辆识别

隧道火灾^[19]的发展是一个危险度逐步递增的过程。火灾的危险度受 3 个因素影响, 分别是烟雾、小火焰以及车辆。当火灾处于初期阶段时, 有烟雾及小火焰产生, 利用 YOLOv5s^[20]识别算法可以做到及时发现, 此时危险度相对较低。由于发生隧道火灾主要原因是车辆事故所致, 因此需要对车辆进行精准定位。当隧道内行车数量增大时, 火灾的引燃越容易、人员的逃生以及救援难度越大, 危险度也相应累加。由此可见, 在检测小火焰目标的同时, 烟雾检测与车辆识别也尤为重要。

5.1 烟雾检测

火灾发展一般分为 4 个阶段, 分别是初始阶段、发展阶段、猛烈阶段以及下降和熄灭阶段。由于火灾处于初期阶段时燃烧面积不大, 产生烟雾并且流动速度比较慢, 火焰辐射出的能量不多, 因此初期阶段是灭火的最佳时期。初期阶段通常会伴随烟雾的出现, 利用这一阶段对火灾进行预警, 将会大大降低火灾的扑救难度和火灾造

成的损失。

当隧道发生火灾时,隧道中空气供给量不足,气体交换不充分,会产生不完全燃烧反应,导致 CO 等有毒有害气体大量产生,不仅降低了隧道内的能见度,同时加大了被困人员窒息的可能性。因此通过检测视频中产生的烟雾量可以有效起到火灾预警的作用。

本文利用加入注意力机制的 YOLOv5s 对烟雾进行识别检测。利用模型对烟雾数据集进行训练,将训练后所得到的最优权重用于检测隧道内是否有烟雾产生。烟雾数据集共标记制作 512 张,其中训练集有 392 张,验证集有 120 张。其中调整参数十分重要,包括标签文件中需要检测的目标名称、使用的预训练权重、迭代次数、设置 batch-size 的大小、网络中输入的图像尺寸大小等,这些参数都会影响网络是否能够完成训练,并且保证训练精度。最后根据训练好的权值文件,对视野中的烟雾进行识别。训练 300 epoches 后的网络精确度可达到 0.888,召回率为 0.763, mAP 为 0.844。在视频帧中随机抽取一帧图像进行识别且该图像为非数据集中图像,考虑到本文算法应用的实际场景,希望在火灾初期阶段能够达到预警作用,因此目标选择对烟雾进行检测。烟雾检测结果如图 11 所示。



图 11 烟雾检测图

Fig. 11 Smoke detection chart

5.2 车辆识别

利用 YOLOv5s 对驶入车辆进行识别。车辆数据集标注共 200 张,其中训练集有 151 张,验证集有 49 张。训练 50 epoches 后的精确度可达到 0.883,召回率为 0.792, mAP 为 0.861。车辆识别效果图如图 12 所示。



图 12 车辆识别

Fig. 12 Vehicle identification

6 结 论

为了改进现有火焰检测算法针对隧道场景下的不足,本文研究了一种基于 YOLOv5s 的算法,利用 K-means 聚类得到召回率最高的锚框尺寸,降低误检率。与 SRGAN 模型结合,提高了小火焰目标的分辨率,进而提高了小火焰的置信度,提高了模型在实际场景中的泛化能力。分别在 YOLOv5s 的特征提取网络和损失函数中,引入了 CBAM 注意力机制模块和梯度均衡机制,在不损失检测速率的基础上,解决了难易样本以及正负样本不平衡的问题。鉴于以上改进,模型的平均精确率达到 0.98,为隧道火灾准确识别奠定了基础。隧道火灾发生过程实际上是危险度的累加,本文将小目标火焰与烟雾检测、车辆识别这 3 个危险度影响因素进行识别,全面衡量火灾的危险性,将火灾扼杀于萌芽阶段,起到高效预警的作用。

参考文献

- [1] 回天,哈力旦·阿布都热依木,杜晗. 结合 Faster R-CNN 的多类型火焰检测[J]. 中国图象图形学, 2019, 24(1): 73-83.
- HUI T, HASSAN A, DU H. Multi-type flame detection combined with Faster R-CNN [J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2019, 24(1): 73-83.
- [2] 王向军,杜志伟,高超. 基于约束非均匀形变特征的小尺度火焰识别方法研究[J]. 红外技术, 2021, 43(2): 145-152.
- WANG X J, DU ZH W, GAO CH. Small scale fire identification based on constrained inhomogeneous deformation feature [J]. Infrared Technology, 2021, 43(2): 145-152.
- [3] 赵飞扬,罗兵,林国军,等. 基于改进 YOLOv3 的火焰检测[J]. 中国科技论文, 2020, 15(7): 820-826.
- ZHAO F Y, LUO B, LIN G J, et al. Flame detection based on improved YOLOv3 [J]. Chinese Science and Technology Papers, 2020, 15(7): 820-826.
- [4] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28(1): 91-99.
- [5] 据恭伟,焦慧敏,张佳明,等. 基于 YOLOv5 的医用外科手套左右手识别[J]. 制造业自动化, 2021, 43(12): 189-192.
- JU G W, JIAO H M, ZHANG J M, et al. Left and right rand recognition of medical surgical gloves based on YOLOv5[J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(12): 189-192.

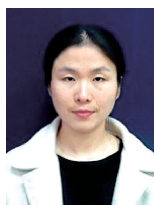
- [6] CHINO D Y T, AVALHAIS L P S, RODRIGUES J F, et al. Bowfire: Detection of fire in still images by integrating pixel color and texture analysis[C]. 2015 28th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images. IEEE, 2015: 95-102.
- [7] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4681-4690.
- [8] CUBUK E D, ZOPH B, MANE D, et al. Auto augment: Learning augmentation strategies from data [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 113-123.
- [9] LI J, WU L, WANG S, et al. Super resolution image reconstruction of textile based on SRGAN [C]. 2019 IEEE International Conference on Smart Internet of Things (SmartIoT). IEEE, 2019: 436-439.
- [10] 胡蕾,王足根,陈田,等.一种改进的 SRGAN 红外图像超分辨率重建算法[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(9):2109-2118.
- HU L, WANG Z G, CHEN T, et al. An improved SRGAN super-resolution reconstruction algorithm for infrared images [J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(9):2109-2118.
- [11] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: Common objects in context [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2014: 740-755.
- [12] REDMON J, FARHADI A. YOLO 9000: Better, faster, stronger[J]. IEEE, 2017:6517-6525.
- [13] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3-19.
- [14] 张海超,张闯.融合注意力的轻量级行为识别网络研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5):173-179.
- ZHANG H CH, ZHANG CH. Research on lightweight action recognition networks with fusion attention [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5):173-179.
- [15] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 658-666.
- [16] LI B, LIU Y, WANG X. Gradient harmonized single-stage detector[C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019, 33(1): 8577-8584.
- [17] 李欣健,张大胜,孙利雷,等.复杂场景下基于 CNN 的轻量火焰检测方法[J]. 模式识别与人工智能, 2021, 34(5):415-422.
- LI X J, ZHANG D SH, SUN L L, et al. Light flame detection method based on CNN in complex scene [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2021, 34(5):415-422.
- [18] FOGGIA P, SAGGESE A, VENTO M. Real-time fire detection for video-surveillance applications using a combination of experts based on color, shape and motion [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2015, 25(9):1545-1556.
- [19] 卢毅,田芳,陈建忠.公路隧道火灾灾情监测技术现状及展望[J]. 公路交通技术, 2021, 37(S1):83-86.
- LU Y, TIAN F, CHEN J ZH. Status and prospect of fire monitoring technology in highway tunnels [J]. Highway Traffic Technology, 2021, 37(S1):83-86.
- [20] 郎松,曹选,张艳微,等.融合改进 YOLOv5 算法的图像全站仪全自动测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5):120-127.
- LANG S, CAO X, ZHANG Y W, et al. Automatic measurement method of image total station with improved YOLOV5 algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrumentat, 2022, 43(5):120-127.

作者简介



常丽(通信作者),分别于 1994 年、1998 年和 2013 年在沈阳工业大学获得学士学位、硕士和博士学位。现为沈阳工业大学副教授,主要研究方向为精密位移测量与控制、智能仪器及网络化测控系统。
E-mail: changlianli@163.com

Chang Li (Corresponding auhtor) received B. Sc. degree in 1994, M. Sc. degree in 1998 and Ph. D. degree in 2013 from Shenyang University of Technology. She is now an associate professor in School of Information Science & Engineering, Shenyang University of Technology. Her main research interests include precision displacement measurement and control, intelligent instrument and networked measurement and control system.



张雪,沈阳工业大学硕士研究生,主要研究方向为智能仪器和控制。
E-mail: zhangxue20227@163.com

Zhang Xue is now a M. Sc. candidate in Shenyang University of Technology. Her main research interests include intelligent instrument and control.