DOI:10.16136/j.joel.2023.11.0486

基于 YOLOv5 的轻量级火焰视频流实时检测算法

姚艺莲1,2,裴 东1,2*,蒲向荣1

(1. 西北师范大学 物理与电子工程学院,甘肃 兰州 730070; 2. 甘肃省智能信息技术与应用工程研究中心,甘肃 兰州 730070)

摘要:针对火焰检测模型小目标检测能力差、模型体积大、计算复杂、难以部署到移动端设备的问题,提出了一种轻量化的 DGC_YOLOv5 (you only look once v5)算法。本文首先调用 k-means 计算函数,计算出适合本文数据集的锚框尺寸;其次引入卷积块注意力机制(convolutional block attention module,CBAM),提高算法对小目标的检测能力;然后利用轻量型的 Ghost 模块对主干网络中的 C3 模块进行改进;最后利用深度可分离卷积(depthwise separable convolution,DS_Conv),用简单的线性计算代替复杂计算,降低模型复杂度,减小模型体积。实验表明,相比原始的YOLOv5算法,本文算法在测试集上的平均精度均值(mean average precision, mAP)可达到94.4%,比原始算法提高1.7个百分点,在视频测试集上平均检测速度可达到71 FPS,可以满足实时检测的要求,参数量和计算量分别减少为原来的41.2%和34.8%,模型大小减少8.4 M,便于后续移动设备端的部署。

关键词:火焰检测; DGC_YOLOv5 算法; 注意力机制; Ghost 模块; 深度可分离卷积(DS_Conv) 中图分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1005-0086(2023)11-1150-08

Lightweight flame video stream real-time detection algorithm based on YOLOv5

YAO Yilian^{1,2}, PEI Dong^{1,2*}, PU Xiangrong¹

(1. College of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou, Gansu 730070, China;2. Engineering Research Center of Gansu Province for Intelligent Information Technology and Application, Lanzhou, Gansu 730070, China)

Abstract: A lightweight DGC_YOLOv5 (you only look once v5) algorithm is proposed to solve the problems of poor detection capability of small targets, large size of the model, complex calculation, and difficult deployment on mobile devices for flame detection model. Firstly, the k-means calculation function is used to calculate the anchor size for this data set. Secondly, the convolutional block attention module (CBAM) is introduced to improve the detection ability of this algorithm to small target. Then the lightweight Ghost module is adopted to improve the C3 modules in backbone network. Finally, the depthwise separable convolution (DS_Conv) which uses simple linear calculation instead of complicated calculation is used to reduce model complexity and size. Experiments show that compared with the original YOLOv5 algorithm, the mean average precision (mAP) of the proposed algorithm can reach 94. 4% on the test set, 1.7% higher than the original algorithm. The average detection speed of the proposed algorithm can reach 71 FPS on the video test set, which can meet the requirements of real-time detection. Parameters and the floating-point operations (FLOPs) calculating amount are respectively reduced to 41. 2% and 34, 8% of the original algorithm, and the model size is reduced by 8. 4 M, which facilitates the subsequent deployment on mobile devices.

Key words: flame detection; DGC_YOLOv5 algorithm; attention module; Ghost module; depthwise separable convolution (DS_Conv)

 ^{*} E-mail:1160494858@qq.com
 收稿日期:2022-11-04 修订日期:2022-12-20
 基金项目:国家自然科学基金(61961037)资助项目

0 引 言

火灾属于一种多发性灾害,不但会给社会造成巨大的经济损失,而且会严重威胁人们的生命 安全,火灾自动检测技术有利于火灾及早发现和 及时预警,对维护人民生命财产安全具有积极 意义。

火焰检测曾长期依赖于烟雾传感器、温度传 感器等硬件设备,这些硬件设备价格昂贵、不易维 护,且不适用于林场、农牧场等大规模室外场景。 图像识别技术的出现使得目标检测技术有了很大 的革新,由于其具有直观性、速度快等特点,被越 来越多地应用于火灾的监控和报警中。蔡敏等^[1] 对 VIEB算法提出两点改进,并对视频进行去雾 处理和运动分割,提高检测精度和检测速度。苏 展等^[2]基于演出色空间,提出一种 RGB+HIS 颜 色模型来检测早期的火焰。YE等^[3]利用预处理、 形态学处理、轮廓分析、混沌运动估计等步骤同时 检测彩色视频序列中的烟雾和火焰信号。这些传 统的图像检测方法多利用色彩、轮廓、运动学特 征,结合人为判断来进行检测,误检率高、较为耗 时且泛化能力不足。

近年来,深度学习逐渐成为图像识别和检测 的主要手段。以 Faster R-CNN^[4]为代表的双阶段 算法具有检测精度高、检测速度慢的特点,而以 SSD(single shot multibox detector)算法^[5]、YOLO (you only look once)系列^[6-8]为代表的单阶段算 法,检测速度快,但检测精度弱于双阶段算法。任 嘉锋等^[9]通过对 YOLOv3 网络特征图进行 8 倍、 16 倍和 32 倍采样,改善小目标检测性能,并进行 多分类识别,得到了较为理想的模型。回天等[10] 提出一种基于 Faster R-CNN 的改进算法,通过迁 移学习的方法完成火焰样本的分类与识别,得到 较好的检测效果。但以上两种算法均具有模型权 重较大,计算较为复杂的缺点,且迁移学习是将源 域的知识迁移到目标域,但源域中标记的数据不 一定对目标域有用,权重的选择与相似度的度量 也依赖经验,因此两种算法都具有局限性。最新 的 YOLOv5 算法相较于以上两种算法,模型较小, 计算量小,检测速度快,由于本算法后期具有移动 端设备部署的需求,因此选用 YOLOv5 算法作为 基础算法进行轻量化改进。

1 轻量化火焰检测算法 DGC_YOL Ov5

YOLOv5 是 Ultralytics 公司提出的一种单阶

段的目标检测网络,可以一次性输出类别置信度 和预测框的位置,具有权重模型较小、推理速度 快、检测精度高的特点。YOLOv5算法由4部分 组成,第1部分为输入端,主要进行数据预处理, 具有 Mosaic 增强、自适应锚框计算和自适应图片 缩放的功能。第2部分为主干网络(backbone), backbone部分主要由Focus模块、C3模块和SPP 模块构成,主要用来提取特征。第3部分为颈部 网络(neck),由FPN+PAN结构组成,将底层特 征图和高层特征图的优势互补,进一步提高特征 提取的能力。第4部分为检测层(prediction),由 损失函数和预测框筛选函数组成,用于预测信息 损失部分,其结构如图1所示。



Fig. 1 Network structure diagram of YOLOv5

YOLOv5有YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、 YOLOv5x4个版本,这4个版本的精度和模型大小 依次递增,检测速度依次递减,这意味着YOLOv5s 可以更轻松地部署到嵌入式设备,且检测速度最快, 故选用YOLOv5s作为基准模型。

1.1 先验框设置优化

YOLOv5 预设的锚定框是针对 COCO 数据集的,最大宽高比是4:1,但是由图2可以看出,文中使用的部分数据锚框宽高比已经超过4:1,因此需

要对锚框进行优化。



图 2 数据集部分图片 Fig. 2 Partial picture of the dataset

YOLOv5使用了 k-means^[11]聚类和 Genetic Algorithm 遗传算法^[12],来生成和当前数据集匹配度更 高的锚框。本文创建脚本并调用 k-means 计算函 数,从数据中随机选取 K 个样本作为初始质心,计算 剩余样本与质心之间的欧氏距离,并将这些样本和 与其相近的质心划为一个簇,再重新计算这一个簇 的质心,重复直到 K 个质心均不再发生变化,以此 计算出适合本数据集的最优锚定框尺寸,如表1 所示。

表1 锚框尺寸 Tab.1 Anchor size

Feature map size	Anchor size
Largest	$(29 \times 32), (53 \times 51), (90 \times 79)$
Middle	$(122 \times 128), (179 \times 167), (261 \times 191)$
Minimal	$(293 \times 295), (463 \times 213), (492 \times 380)$

1.2 引入注意力机制

注意力机制是聚焦于局部信息的机制,卷积块 注意力机制(convolutional block attention module, CBAM)模块^[13]是一种轻量型的注意力机制模块,它 包括两个独立的子模块,通道注意力模块(channel attention module,CAM)和空间注意力模块(spartial attention module,SAM)。如图 3 所示,将输入的特 征图分别经过全局最大池化(global max pooling)和 全局平均池化(global average pooling),将得到的特 征图分别送入 MLP(Multilayer Perceptron)网络中, 最后将 MLP 网络中输出的特征经过 element-wise 的加和操作和 sigmoid 激活操作生成通道注意力特 征图,将生成的通道注意力特征图和输入特征图做 element-wise 乘法操作得到 SAM 需要的特征图。 将此特征图输入到 SAM 中,分别经过全局最大池化 和全局平均池化得到两个特征图,将两个特征图进 行通道拼接后做一个 7×7 的卷积,再经过 sigmoid 激活函数生成空间注意力特征图(spatial attention feature),最后将得到的特征图和此模块输入的特征 图做乘法,得到最终的特征。

实验使用的数据集中小目标数量较多,因此将 轻量型的 CBAM 注意力模块加进 C3 模块中构成 CBAM_C3 模块,用 CBAM_C3 模块替换原来的网络 结构中 Neck 中的 C3 模块,以提高网络对小目标的 检测能力。





1.3 C3 模块的改进

由于对输入图做普通卷积后会得到很多相似的特征图,因此可以用简单的线性卷积代替普通卷积, 减少计算量,文献[14]提出一种轻量化的 Ghost 卷 积模块,先通过普通卷积得到通道数为输出通道数 一半的本征特征图,然后将本征特征图经过线性操 作生成通道数量相同的特征图,最后将两者拼接起 来,如图 4 所示。



如图 5 所示,将 Bottleneck 模块中的普通卷积 用两个堆叠的 Ghost 模块代替得到 GhostBottleneck 模块,用此模块堆叠替换原来的 Bottleneck 得到 Ghost C3 模块,用得到的 Ghost C3 模块代替主干 网络中的 C3 模块,以达到减少计算量并得到轻量化 模型的目的。



1.4 深度可分离卷积模块

深度可分离卷积(depthwise separable convolution, DS Conv)^[15]的核心思想是将一个完整的卷积 运算分解为逐深度卷积(depthwise convolution)和 逐点卷积(pointwise convolution)两步进行,在对一 个三通道的 RGB 图像做卷积时,普通卷积用一个 D_{*} $\times D_k \times 3$ 的卷积核对 3 个通道同时做卷积,当下一层 需要n个特征图时,就需要n个大小 $D_k \times D_k \times 3$ 的卷 积核。如图 6 所示, DS_Conv 先经过逐通道卷积将每 一个卷积核应用到每一个输入通道生成3个特征图, 然后通过逐点卷积,用n个大小为1×1×3的卷积核 牛成所需数量的特征图,经举例计算可知,DS Conv 的参数个数约为常规卷积的1/3。

N depthwise = $(D_k \times D_k) \times M$, $N_{pointwise} = (1 \times 1 \times M) \times N,$ $N_{separable} = N_{depthwise} + N_{pointwise}$ (1)C depthwise = $(D_k \times D_k) \times (P_k - D_k +$ 1) \times ($P_k - D_k + 1$) $\times M$, C pointwise = $1 \times 1 \times D_k \times D_k \times M \times N$, $C_{separable} = C_{depthwise} + C_{pointwise}$, (2)

式中, $D_{\mu} \times D_{\mu}$ 为卷积核大小,M代表输入通道数,N代表输出通道数, $P_k \times P_k$ 为图片大小, N separable 为 DS Conv 的总参数量, N depthwise 和 N pointwise 分别代表逐深度卷积和逐点卷积的参数量,C separable 代表 DS_Conv 的计算量, C_depthwise 和 C pointwise 分别代表逐深度卷积和逐点卷积的计 算量。



(a) a feature map; (b) *n* feature maps

1.5 网络结构及算法流程

结合本文前一部分的介绍可以得到本文改进后 的网络结构图,如图7所示。



本文实现流程如图 8 所示,首先准备数据集,将 带有火焰目标的图像进行标注,按照比例随机划分 数据集;然后设置训练的初始化参数,算法加载参数 并对数据进行预处理;接着按照本文描述的算法进 行训练,对输入的图片进行特征提取、分类和定位, 并使用优化器进行优化,计算每一轮的平均精度值 并和前些轮得出的平均精度值进行比较,选择最高 的平均精度值对应的权重参数存储为 best. pt 文件, 利用最终得出的 best. pt 作为权重进行测试集的测 试,并在测试图片上标出最终的识别结果。





2 实验及结果分析

2.1 实验环境及数据集介绍

本实验采用的操作系统为 Windows10, CPU 型 号为 Intel(R) Core(TM) i7-11700K @ 3.60 GHz, GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 3070Ti, 显存大 小 8 GB, 内存大小 3 2 GB, 所有模型基于 Pytorch 1.10.1, 并使用 Cuda 11.3 和 Cudnn 8.2.1 对 GPU 进行加速。

数据集目标分布如图 9 所示,其中 x、y 指目标 中心点在图片中的位置,width 和 height 分别代表目 标的宽、高,由此可以看出,火焰目标大多分布在图 片中部,且小尺寸目标数量较多,因此本文采用 Mosiac 增强的方式对图片进行拼接,在一定程度上放大 目标尺寸,从而提高模型的泛化能力。本文数据集 制作方法如下所示:

1)本文通过拍摄和网络爬虫的方式采集火焰图像,并采用剪裁、反转、旋转等数据增广方式将数据 集扩充至1630张,并按照8:1:1的比例划分训练 集、验证集和测试集,使用 LabelImg 标注软件对数 据集进行标注,定义单类检测标签为 fire,后将数据 集格式转换为.txt 格式,完成图像数据集制作。

2) 将网络爬虫和自行拍摄的 6 段火焰视频 Vid-

eo1-Video6,进行单帧提取获得 2 517 帧图像,构成 视频测试集。



图 9 目标尺寸及分布 Fig. 9 Target size and distribution

2.2 评价指标

目标检测实验一般采用平均精度均值(mean average precision, mAP)、准确率(precision, P)和召回率(recall, R)作为评价指标,准确率和召回率的公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%, \qquad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%, \qquad (4)$$

式中,TP 为预测正确的正样本个数;FP 为错误地将 负样本预测为正样本的样本个数;FN 是指错误地将 正样本预测为负样本的样本个数。通过 PR (precision-recall)曲线做积分得到 AP,再对所有 AP 值求 平均得到 mAP,mAP 值越高说明模型检测效果越 好,公式如下:

$$AP = \int_{0}^{1} P(r) dr, \qquad (5)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} AP_{\circ}$$
(6)

本实验通过分析 mAP、参数量、计算量、模型大 小以及检测视频中火焰目标的检测速度,说明改进 模型的效果。

2.3 实验结果与分析

2.3.1 优化器对比

为了使模型达到最佳性能,分别使用 SGD 和 Adam 两种优化器对参数进行优化,由表 2 可以看 出,在改进前和改进后,使用 SGD 优化器的 mAP @ 0.5 和 mAP @0.5 : 0.95 的值均比 Adam 优化器 高,所以本网络选用 SGD优化器对网络参数进行 优化。

表 2 改进前后在不同优化器下的精度 Tab. 2 Accuracy under different optimizers before and after improvement

M 1.1	SGD		Adam		
Iviodel	mAP@0.5/%	<i>mAP</i> @0.5:0.95/%	mAP@0.5/%	<i>mAP</i> @0.5:0.95/%	
YOLOv5	92.7	66.0	90.0	54.5	
DGC_YOLOv5	94.4	61.2	91.4	55.8	

2.3.2 消融实验

为了证明本文算法各个改进措施及模块的有效性,本文进行了以下5组消融实验,在测试集上进行测试,得出本模型的 mAP 值,以计算量(FLOPs)和参数量(parameters)来衡量模型网络的复杂度,并对模型大小和在 Video1 上的检测速度进行记录。

由表 3 中数据可知,用 DS_Conv 代替普通卷积 后的 mAP 和平均检测速度,其值略有提升,且参数 量和计算量分别减少为原来的 80.3%和 79.2%,模 型大小减少约 2.8 M。使用轻量化模块 Ghost_C3 可以使参数量减少为原来的 74.6%,计算量减少为 原来的 67%,模型大小减少 3.6 M。加入 CBAM 注 意力机制后,mAP 值提高约 0.8%。分析以上数据 可以得出,本文提出的每项措施均可以有效地提高 模型的检测效果,并使得模型更加轻量化。综合以 上各个措施,本文提出的 DGC_YOLOv5 模型可以在 提升检测精度的同时,使参数量和计算量减少为原 来的 41.2%和 34.8%,模型大小减少 8.4 M,可达到

Epoch

(a)

模型轻量化并提升检测精度的目的。

在火焰视频 Video1 上进行测试,算法将视频处 理为 516 帧,模型的视频检测速度的单位为 FPS (frame/s)。由表中数据可知,使用 DS_Conv 和 Ghost 模块后,检测帧数分别每秒增加 3.1 帧和 9.1 帧,加入 CBAM 注意力机制后,每秒检测帧数减少 3.6 帧,综合以上措施,DGC_YOLOv5 模型在 Video1 上的检测速度可达到 70.6 FPS。

如图 10 所示,将消融实验数据用曲线图形式进行直观展示,可见经过 300 轮迭代,DGC_YOLOv5 的检测精度高于其他改进措施。

2.3.3 视频图像火焰检测速率分析

改进的 DGC_YOLOv5 的视频图像火焰检测速 度统计如表 4 所示。一般而言,检测速度达到 25 FPS 的视频会给人流畅的感受,低于 15 FPS 时,人 们则会感觉到明显的卡顿。由表可知,本文方法的 平均检测速率可达 71 FPS,相较于原始 YOLOv5 算 法,具有小幅度提升,完全可以达到实时性的要求。

Epoch

(b)

Models	<i>mAP</i> @0.5/%	Parameters/M	FLOPs/G	Weights/M	Detection speed (Video1)/FPS	
YOLOv5	92.7	7.06	16.4	14.4	68.8	
YOLOv5+DS_Conv 92.9		5.67	13.0	11.6	71.9	
YOLOv5+Ghost_C3	93.0	5.27	11.0	10.8	77.9	
YOLOv5+CBAMC3	93.5	6.1	14.4	12.4	65.2	
DGC_YOLOv5	94.4	2.91	5.7	6.0	70.6	
0.8 0.6 0.4 0.2 0.0 0.0 0.50 100	OLOv5+DS_Conv OLOv5+GhostBottlend OLOv5+CBAM_C3 GC_YOLOv5	200 200 200 200 200 200 200 200 200 200	0.1 0.6 0.5 0.4 0.3 0.2 0.1 0.0 0 50		DS_Conv ShostBottleneck CBAM_C3 Ov5 00 250 300	

表 3 消融实验 Tab. 3 Ablation experiments



(c)准确率的曲线对比; (d) 召回率的曲线对比

Fig. 10 Comparison of ablation experiments curve: (a) Comparison of mAP@0.5 curve;

(b) Comparison of mAP@0.5:0.95 curve; (c) Comparison of precision curve; (d) Comparison of recall curve

DGC_YOLOv5 算法的视频图像检测效果如图 11 所示,标注框的数字表示模型将该区域判定为火 焰目标的概率。 来对 DGC_YOLOv5 的性能进行分析,进一步证明 DGC_YOLOv5 算法的优越性和可行性。实验结果 如表 5 所示。

2.3.4 算法对比实验

将 DGC_YOLOv5 算法与其他主流算法相比较,

相比较, YOLOv5的*mAP*增加了14.6个百分点,模型大小 表4 视频检测速度统计

由实验结果可知,与Faster R-CNN相比,DGC

Tab. 4Video detection speed statistics						
_	Video	Total number of	Total time/s		Det (V	ection speed /ideo)/FPS
		trames/trame	YOLOv5	DGC_YOLOv5	YOLOv5	DGC_YOLOv5
_	Video1	516	7.539	7.309	68.4	70.6
	Video2	191	2.676	2.542	71.4	75.1
	Video3	272	4.046	3.870	67.2	70.3
	Video4	348	5.039	4.848	69.0	71.8
	Video5	619	9.107	8.912	68.0	69.5
	Video6	571	8.655	8.331	66.0	68.5
	Average value	419.5	6.177	5.97	68.3	71.0



(e) Video5 (f) Video6
 图 11 视频火焰目标检测效果
 Fig. 11 Video flame target detection effect

表 5 与其他算法的比较

Tab. 5 Comparison with other algorithms

=		
Models	$mAP/\frac{0}{0}$	Weights/M
Faster R-CNN	79.8	1 024
SSD	92.5	90.6
YOLOv3	94.8	123.5
YOLOv5	93	14.4
DGC_YOLOv5	94.4	6.0

是 Faster R-CNN 模型的 1/170;相较于 SSD 和 YOLOv5, mAP 分别提高了 1.9%和 1.4%,模型大 小分别减少了84.6 M 和8.4 M;虽然 DGC_YOLOv5 在精准率上的表现稍逊于 YOLOv3,但是模型大小 比 YOLOv3 少 117.5 M。可以看出,相较于主流算 法,DGC_YOLOv5 算法具有较好的性能,在减小模 型大小的同时,保持了较好的检测精准率,可以节省 大量的算力资源,便于在移动端设备部署。

3 结 论

火焰目标检测算法和嵌入式设备部署是火灾检测设备在实际生活中得以大面积应用的基础,本文提出了一种轻量化的 DGC_YOLOv5 算法,首先对先验框进行优化,利用 k-means 算法迭代出适合本数据集的先验框大小,其次将检测头部的 C3 模块加入 CBAM 注意力机制,增加小目标的检测能力,然后利用 DS_Conv 代替主干网络中的普通卷积,用 Ghost-bottleneck 模块代替原来的 Bottleneck 模块,降低模型的复杂度,获得体积更小的模型,实验结果表明, DGC_YOLOv5 算法检测精度相较于原始算法提升 1.7 个百分点,参数量和计算量分别减少为原来的 41.2 %和34.8 %,模型减少8.4 M,检测速率为 71 FPS,达到了实时检测的效果。综合精度、速度和模型大小考虑,此模型大大降低了后续在移动端设备部署的难度,具有较高的实际应用价值。

参考文献:

[1] CAI M. Research on forest fireworks identification algorithm based on video analysis[D]. Nanjing: Southeast University,2018. 蔡敏、基于视频分析的森林烟火识别算法研究[D]. 南

京:东南大学,2018.

- [2] SU Z, ZHANG F Z, WANG R, et al. Research on early flame detection algorithm based on RGB+HSI color model[J]. Journal of Henan Institute of Education: Natural Science Edition, 2021, 30(3):28-32. 苏展,张防震,王瑞,等. 基于 RGB+HSI 颜色模型的早 期火焰检测算法研究[J]. 河南教育学院学报:自然科 学版, 2021, 30(3):28-32.
- YE S, BAI Z, CEN H, et al. An effective algorithm to detect both smoke and flame using color and wavelet analysis
 [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, 27 (1):131-138.
- [4] REN S,HE K,GIRSHICK R,et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [5] LIU W, ANGUELOV D, ERTHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//European Conference on Computer Vision, October 11-14, Amsterdam, The Netherlands.

Cham: Springer, 2016:21-37.

- [6] REDMON J, DIWALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30,2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2016: 779-788.
- [7] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2017: 7263-7271.
- [8] REDMON J,FARHADI A. Yolov3: An incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08) [2022-11-04]. https://arxiv. org/abs/1804.02767.
- [9] REN J F, XIONG W H, WU Z H, et al. Fire detection and identification based on improved YOLOv3 [J]. Computer Systems & Applications, 2019, 28(12):171-176.
 任嘉锋,熊卫华,吴之昊,等.基于改进 YOLOv3 的火灾 检测与识别[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(12):171-176.
- [10] 回天,哈力旦,阿布都热依木,杜吟晗.结合 Faster R-CNN 的多类型火焰检测[J].中国图像图形学报,2019,24(1):73-83.
 HUI T, HALIDAN A, DU H. Multi-type flame detection

combined with Faster R-CNN[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(1): 73-83.

- [11] COATES A, NG A Y. Learning feature representations with K-means[M]//Neural networks:Tricks of the trade. Berlin,Heidelberg:Springer,2012:561-580.
- [12] PIZZUTI C. A multiobjective genetic algorithm to find communities in complex networks[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2011, 16(3): 418-430.
- [13] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]//European Conference on Computer Vision (ECCV), September 8-14, 2018, Munich, Germany. Berlin: Springer, 2018; 3-19.
- [14] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. GhostNet: More features from cheap operations [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2020: 1580-1589.
- [15] SIFRE L, MALLAT S. Rigid-motion scattering for texture classification [J]. Computer Science, 2014, 3559; 501-515.

作者简介:

裴 东 (1965-),男,学士,副教授,硕士生导师,主要从事模式识别,机器人控制方面的研究.