

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210049

轻量化无人机航拍目标检测算法*

王恒涛^{1,2} 张上^{1,2} 陈想² 贾付文²

(1.三峡大学湖北省建筑质量检测装备工程技术研究中心 宜昌 443002; 2.三峡大学计算机与信息学院 宜昌 443002)

摘要: 针对无人机航拍背景复杂、检测目标小且密集。提出一种基于 YOLOv5 的轻量化无人机航拍目标检测算法 SDS-YOLO。首先, SDS-YOLO 算法重构轻量化网络结构, 对特征提取网络和特征融合网络进行重构。调节检测层和感受野架构, 建立深层语义与浅层语义多尺度检测信息依赖关系, 增加浅层网络特征层的权重, 提高对微小目标的检测能力; 其次, 利用聚类算法对预选框进行调整, 实现重构网络最优的预选框选择机制, 加快模型收敛速度。最后, 使用 Varifocal loss 训练 SDS-YOLO 使 IACS 回归, 提高模型对密集物体的检测能力。结果表明, 模型经过优化后, 精度提高了 7.64%; 模型体积 4.25 MB, 相较于原模型大幅下降; 模型计算量和推理速度均有提高。相较于当前主流算法, SDS-YOLO 在各方面均取得了不错的改进, 满足无人机航拍实时目标检测要求。

关键词: 目标检测; 多尺度融合; 模型轻量化; YOLOv5; Varifocal loss

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Target detection algorithm of lightweight UAV aerial photography

Wang Hengtao^{1,2} Zhang Shang^{1,2} Chen Xiang² Jia Fuwen²(1. Hubei Province Engineering Technology Research Center for Construction Quality Testing Equipment,
China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. College of Computer and Information, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: For UAV aerial photography, the background is complex, the detection target is small and dense. A lightweight UAV aerial photography target detection algorithm SDS-YOLO based on YOLOv5 is proposed. Firstly, SDS-YOLO algorithm reconstructs the lightweight network structure, the feature extraction network and feature fusion network are reconstructed. Adjusts the detection layer and receptive field architecture, establishes the multi-scale detection information dependence between deep semantics and shallow semantics, increases the weight of shallow network feature layer, and improves the detection ability of small targets; Secondly, the pre selection box is adjusted by clustering and genetic learning algorithm to realize the optimal pre selection box selection mechanism of reconstructed network and accelerate the convergence speed of the model. Finally, SDS-YOLO was trained with varifocal loss to make IACS regression to improve the detection ability of the model to dense objects. The results show that the accuracy of the model is improved by 7.64%; The volume of the model is 4.25MB, which is significantly lower than that of the original model; The speed and amount of reasoning are improved. Compared with the current mainstream algorithms, SDS-YOLO has made good improvements in all aspects to meet the requirements of real-time target detection in UAV aerial photography.

Keywords: target detection; multiscale fusion; model lightweight; YOLOv5; varifocal loss

0 引言

随着硬件的发展,无人机越来越多的应用于民用和军事管理。在民用方面,无人机在城市巡检、交通监管、电力设备远程巡检等发挥着重要的作用。在农业上,无人机广

泛用于病虫害检测、农作物生长监管、远程病虫害防治等。在军事上,无人机在战场侦察、重要地理目标定位、反侦察等方面表现出不凡的表现,能为作战部队远程快捷地提供多种有效信息,成为一种新型的信息提取途径和远程干扰设备,助力国防。同时,无人机航拍目标检测面临着检测范

收稿日期:2022-05-22

* 基金项目:国家级大学生创新创业训练计划项目(202011075013)资助

围广、目标小、数量多、背景复杂等难点,导致检测难度巨大。因此,准确快捷地识别无人机航拍目标是接下来重要研究内容。

随着深度学习的发展,目标检测得到了巨大改善。针对无人机航拍背景复杂、检测目标小等检测难度亟待深度学习来解决。基于深度学习的目标检测算法可分为双阶段检测算法和单阶段检测两类,双阶段检测算法以 Mask R-CNN^[1]、Fast R-CNN^[2]、Faster R-CNN^[2] 为代表,首先生成候选区域进行提取目标预选框,再进行检测类别的分类与目标区域定位的预测。双阶段检测算法的优点是目标检测平均精度高、错检率和漏检率低,但也存在着推理时间长、计算量大的缺点,难以达到实时性要求。单阶段检测算法以 YOLO^[3]、YOLO900^[4]、SSD^[5]、YOLOv3^[6]、YOLOv4^[7]、YOLOv5 为代表。单阶段检测算法直接将特征提取与预测框的定位融合在一起,具有检测速度快、模型复杂度低等优点,能够满足实时检测的需求。冒国韬等^[8]通过引入多尺度分割注意力与自适应加权特征融合实现检测效果 34.7%。吴靖等^[9]通过引入注意力机制与扩大检测层实现检测效果的提高,平均精度达 24.25%。杨小冈等^[10]通过增加注意力机制、深度可分离卷积核模型压缩来实现轻量化处理。徐晓光等^[11]通过对 YOLO 网络进行多尺度改进提高检测精度。彭继慎等^[12]在 YOLO 网络中实现了模型压缩。李仁鹰等^[13]在 YOLO 网络中实现了轻量化处理。以上方法都将重心放到了模块的增加与改进,虽然精度提高,但也大幅加重了计算量和参数量。本文算法 SDS-YOLO 一改以往改进算法的思路,不再单纯的围绕网络模块的添加与修改(如注意力机制),而是着手于网络结构的调整,根据实际检测目标调整网络架构。

当前无人机航拍目标检测主要面临如下难题:

1)小感受野特征众多,小目标检测难度大。传统检测算法都针对中大目标进行建模设计,对小目标的检测存在漏洞。

2)实际环境中密集目标众多。

无人机航拍目标检测面临着种种难题,为了更好的对其进行小目标检测。本文贡献如下:

1)设计网络架构 SDS-YOLO,分别从感受野和多尺度融合两方面进行构建。增加小感受野,侧重于浅层网络特征权重。重构特征融合网络,深化多尺度特征融合。

2)锚框的重新构建。对重构后的网络进行锚框的重新聚类,使其能够与重构后网络进行匹配。提高模型预选框捕捉物体和锚框区域的准确度。

3)入 Varifocal loss 训练重构网络,实现 IACS 回归,使得模型能够更好的检测密集物体。

1 SDS-YOLO 介绍

当前大部分基于 YOLO 算法的改进都围绕注意力机制的添加、卷积层的改变和网络模块的修改与叠加,而忽略

了根据检测目标建立合适的网络架构。SDS-YOLO 通过多层卷积提取不同的特征信息,调整上采样和连接融合位置布局即可实现平均精度的提高,使其更适用于无人机航拍目标检测。SDS-YOLO 算法不仅可以应对检测背景复杂,而且面对大量形似物体,算法仍可进行高效检测。

简化版密集小目标检测器(simplified dense small target detector, SDS-YOLO)算法的核心思想是挖掘底层小目标的关键特征信息。SDS-YOLO 系统架构如图 1 所示。首先,通过重构网络的感受野和多尺度检测机制来提高模型小目标特征提取能力。然后,通过 Varifocal loss 训练 SDS-YOLO 使 IACS(置信度和定位精度的 IoU 感知分类得分)回归,提高模型对密集目标的检测精度。

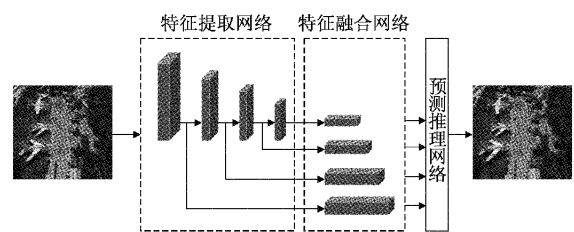


图 1 SDS-YOLO 系统架构

SDS-YOLO 首先对 CSPDarknet 进行改进,通过删减部分提取网络,调整与特征融合网络的连接关系。以此达到小感受野和底层信息权重的增加。新构建网络结构突破原特征图 160×160 限制,实现了 320×320 的特征图,同时截取掉 20×20 特征图;实现了小感受野的增加与权重提升,使网络更加适用于无人机航拍小目标检测。

由于在实际无人机航拍目标检测中需要均衡正负样本的比例,SDS-YOLO 算法使用 Varifocal loss 训练网络,该方法不仅可以均衡正负样本对网络的影响,而且可以调整正负例的损失贡献。通过设计正负权重关系来调整前景类和背景类之间的不平衡问题,以此来达到均衡正负样本和实现 IACS 回归。

通过如上架构调整,网络结构更加简洁,模型体积大幅下降,模型检测精度大幅提高,模型推理速度小幅下降。SDS-YOLO 算法拥有更加简洁的架构,实现简单、无冗余模块的添加、仅需调整网络结构即可。

2 SDS-YOLO 架构

2.1 感受野调整

原 YOLOv5 使用的特征图为 20×20 、 40×40 与 80×80 ,SDS-YOLO 对其进行扩充与修改,实现 320×320 与 160×160 特征图提取,并且删除掉 20×20 大感受野的尺寸,使其更适用于无人机航拍小目标的检测。

对于无人机航拍图像,检测目标仅占图像的较小部分,其背景占据面积大。在卷积时,图像的迭代会导致检测目标特征信息的丢失,为此,可以通过降低卷积迭代的次数和突出底层特征图来提高检测效果。重构 CSPDarkNet 结构

如表 1 所示,为了突出无人机航拍小目标的特征,提升无人机航拍目标检测的平均精度,本文对主干特征提取网络 CSPDarkNet 的结构进行了修改,删除 20×20 特征图尺寸,突出 320×320 和 160×160 尺寸的特征图提取权重,以此来达到突出底层小目标特征信息的效果。

表 1 重构 CSPDarkNet 结构

Module	参数	Filters	Size	Output
Focus	3 520	32	(1,1)	320×320
Conv	18 560	64	(3,3)	160×160
C3	18 816	64		160×160
Conv	73 984	128	(3,3)	80×80
C3	146 928	128		80×80
Conv	295 424	256	(3,3)	40×40
SPP	164 608	256	1,5,9,13	40×40
C3	296 448	256		40×40

重构 CSPDarkNet 结构优点如下:

- 1)该改进方法简单易实现,无需引入额外的模块便可实现底层小目标特征感受野权重的提升。
- 2)主干网络的参数量大幅下降,改进后参数量仅为原

来的 1/4,由 4 212 672 降至 1 018 288。

3)主干网络结构的复杂度和计算量大幅降低,推理速度、模型体积均下降明显。

2.2 多尺度检测机制改进

YOLOv5 原网络使用的三尺度检测,特征图大小分别为 20×20 、 40×40 与 80×80 。这种检测尺度在 COCO 数据集中表现出强大的性能,适用于检测相对较大的目标。而无人机航拍均为小目标,经过多次卷积后,模型会丢失较小的目标区域信息,导致错检率与漏检率提高。为此,搭配改进版 CSPDarkNet,对模型的多尺度融合网络进行了调整,针对 320×320 和 160×160 特征图进行多尺度扩充和融合;提高底层小感受野的特征权重和特征融合。

改进后多尺度特征融合网络结构如图 2 所示,特征融合网络针对小目标特征信息结构进行重构,并且删除大目标特征融合网络,使其更适用于无人机航拍目标检测。通过调整感受野的位置信息,从 320×320 特征图开始进行第一轮浅层语义与深层语义的特征融合,依次经过 160×160 、 80×80 与 40×40 特征图融合;第二轮特征融合完成深层语义与浅层语义的融合,以此经过 40×40 、 80×80 、 160×160 的特征图融合。

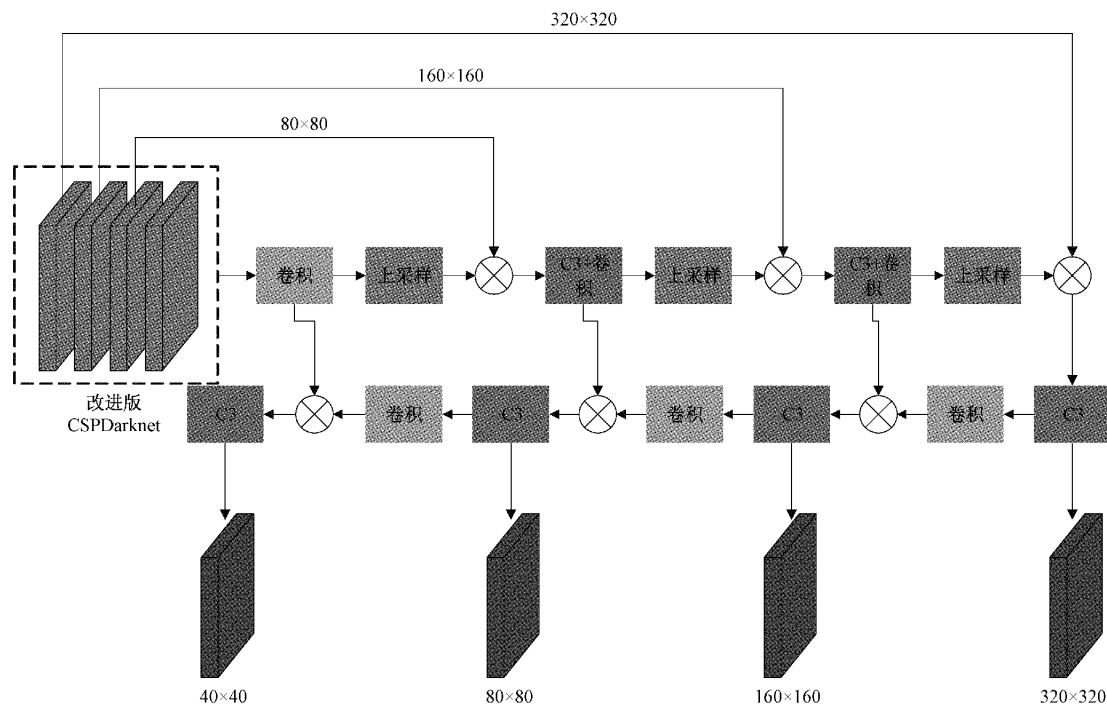


图 2 改进后多尺度特征融合网络结构

多尺度检测机制改进优点如下:

- 1)大多数网络未出现 320×320 特征图网络融合,本文突破 320×320 特征图融合关系,实现最小感受野的提取。
- 2)充分利用浅层特征信息,减少卷积带来的小目标特

征信息丢失。同时,感受野的范围得到进一步扩展,突破最小感受野的下限。

3)对特征融合网络进行了扩充,使其能够融合更多的信息,且网络没有冗余模块,每一个模块均在网络中实现提取和融合两个功能,使得网络结构更加紧凑;实现深层

语义信息与浅层语义融合,提高小目标检测能力。

4) 改进后多尺度检测机制更易搭配重构后 CSPDarkNet 结构。

2.3 锚框参数优化

锚框的设定存在着较大的人为因素。SDS-YOLO 经感受野调整与多尺度机制改进后需要重新确定锚框的大小。为了 SDS-YOLO 算法的训练效果与检测精度,在训练前对锚框进行 k 均值聚类 and 遗传学习算法,通过对训练集锚框大小进行分析,获得较为适合的锚定框。锚框重定位算法如算法 1 所示。

算法 1 锚框重定位

```

前期工作:载入数据,得到 bboxes 大小 wh;
image 与 bboxes 按比例缩放至 img_size.
1: image 与 bboxes 归一化处理.
2: 筛选 bboxes,保留 wh 均大于两个像素的 bboxes
3: while(anchor_fitness)
4:     K-means 聚类得到 n 个 anchors
5:     遗传算法随机对 anchors 的 wh 进行变异
6: end while
7: end
输出: anchor_fitness
    
```

SDS-YOLO 锚定框分配如表 2 所示,在原有基础上删除 20×20 特征图,增加 160×160 和 320×320 特征图范围,实现小感受野和微小感受野的增加。并且对锚框的大小进行修改。通过实验,合适的锚框不仅可以提高算法训练收敛速度、节省训练时间,而且可以提高算法稳定性。

表 2 锚定框分配表

特征图	40×40	80×80	160×160	320×320
感受野	较大	中	小	微小
	(26,34)	(21,11)	(6,12)	(3,4)
锚框	(54,41)	(17,22)	(12,9)	(4,8)
	(100,85)	(36,18)	(11,17)	(6,6)

2.4 Varifocal loss

在无人机航拍密集目标检测中,会有目标类别和背景类别之间极端不均衡的问题。在原 YOLOv5 网络结构中会使用 Focal loss 来解决这个问题。Focal loss 如式(1)所示:

$$FL(p, y) = \begin{cases} -\alpha(1-p)^\beta \log(p), & y = 1 \\ -(1-\alpha)^\beta \log(1-p), & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中, y 为 ground truth 类, p 为检测目标的预测概率。α 与 β 分别为目标与背景类别的调制因子,通过迭代训练,调制因子在损失函数中主要作用为减少简易样本的损失贡献,同时突出误分类别样本的重要性。

因此, Foal loss 可以在训练过程中防止简易样本被覆盖,并能够将检测重点聚焦到检测困难的样本上。但 Focal loss 存在着平等对待正负样本的问题,不能突出两者之间的对立关系。在实际中,正例对预测效果的贡献极大。

针对无人机航拍密集小目标检测,通过借鉴 Focal loss 的思想解决 IACS 回归时目标与背景类别不均衡问题。同时,不对称的对待正负样本。由此产生 Varifocal 损失函数,Varifocal loss 定义如下:

$$VFL(p, y) = \begin{cases} -q(q \log(p) + (1-q) \log(1-q))^\beta, & q > 0 \\ -\alpha p^\beta \log(1-p), & q = 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中, p 为预测的 IACS 值,表示目标得分。对于目标类别,其 ground truth 类的 q 值被设置为所生成的预选框和真实锚框之间的 IoU 数值,否则设置为 0。对于背景类,所有类别的目标 q 值均设置为 0。

如式(2)所示,Varifocal loss 使用 p^β 缩放负样本(q=0) 以此实现降低负样本的损失贡献,但不会以同等的方式降低正样本(q>0)的权重。这主要考虑到,在实际检测中,正例的贡献远超负例。针对正例,使用 q 对其进行加权处理,对一个 IoU 很高的正例,其损失贡献也应该相对较高。以此来将训练的重点放到高质量的正例上。最后,为了均衡正负例之间的比例,在损失函数中增加了可调比例因子 α。

2.5 SDS-YOLO 结构

SDS-YOLO 算法结构如图 3 所示,为了能够精准的定位无人机航拍检测区域,提高检测效果。对网络结构进行了两次重构,分别为主干网络调整和特征提取网络多尺度融合重构。首先对主干网络 CSPDarkNet 进行轻量化处理,去除 20×20 特征图提取,提高小感受野权重,突破 320×320 特征图限制。使主干网络参数量降低,仅为原 1/4。然后,重构特征提取网络,围绕改进后 CSPDarkNet 进行两次深层语义与浅层语义的融合,使得 CSPDarkNet 中每个模块均进行一次特征提取和两次特征融合,充分发挥每个模块的功能,保留更多重要特征信息,且不会额外增加网络复杂度和计算量。

3 实验及结果分析

3.1 无人机航拍数据集

为验证本文模型改进算法的效果,本文采用公开数据集 VisDrone 进行算法验证。VisDrone 数据集由天津大学机器学习与数据挖掘实验室的 AISKYEYE 团队发布,数据集取自中国 14 个不同的城市,环境多种多样,城市与乡村、各种天气和照明条件。图像检测目标密度广,稀疏与密集均有。是目前中国无人机航拍数据量最大、覆盖范围最广、环境最复杂的数据集之一。

VisDrone 数据集共包含 10 类航拍检测目标,由 6 471 张

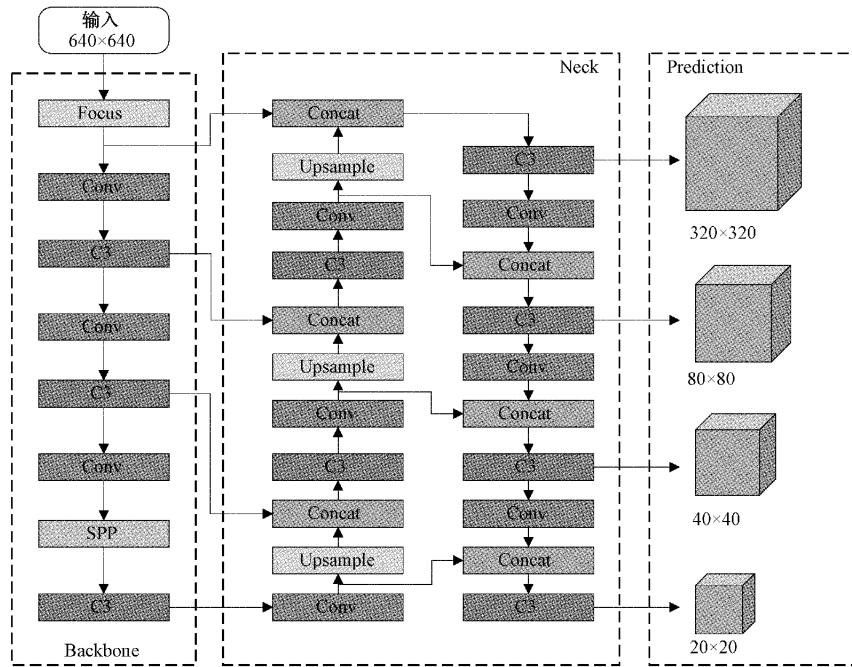


图 3 SDS-YOLO 算法结构详

训练集、548 张验证集和 1 610 张测试集图片组成。其中，训练集平均每张图片含有 53 个标签，测试集平均有 71 个标签，并且每个类别均有不同程度的遮挡。数据集类别由 pedestrian、people、bicycle、car、van、truck、tricycle、awn、bus、motor 组成。

3.2 消融实验

为了验证 SDS-YOLO 中各模块在无人机航拍目标检测中的有效性，本文在 VisDrone 数据集上进行消融实验，以 YOLOv5 为基准算法对比，以 mAP、模型体积、推理时间、参数量为评价指标。消融实验结果如表 3 所示。

表 3 消融实验表

算法	平均精度/ (mAP/%)	体积/ MB	推理时间/ ms	参数量/ (10 ⁶)
YOLOv5s	32.39	13.7	32.588	7.1
结构改进	39.25	4.25	28.220	1.8
VFLoss	33.07	13.7	32.232	7.1
SDSYOLO	40.03	4.25	27.497	1.8

消融实验结果表明，模型经过感受野调整和多尺度融合网络重构后，模型平均精度提高明显，容量和参数量大幅降低；其中，平均精度提高了 6.86%，模型体积和参数量分别降低了 68.9%、74.7%。这也验证了改进后网络结构能够精准高效的挖掘无人机航拍目标的特征信息。模型引入 VFLoss 可以小幅提高算法精度，且不会额外增加模型体积和参数量。本文所设计的 SDS-YOLO 算法平均精度提高 7.64%、体积降低 68.9%、推理时间节省 15.6%、参数量降低 74.7%。综上所述，SDS-YOLO 算法在大幅

降低体积和参数量的同时，平均精度有明显提高，推理速度小幅提升。SDS-YOLO 各项指标均优于基准算法，可以有效的完成无人机航拍目标检测任务。

3.3 对比实验

为验证 SDS-YOLO 算法对无人机航拍目标检测的有效性，在 VisDrone 数据集上与当前各种先进的无人机航拍算法作对比，对比结果如表 4 所示，SDS-YOLO 算法与其他先进算法相比取得了最优的综合性能，比次优 MSA-YOLO 高出 7.6%。对于 Pedestrian、Person、Car、Van 和 Motor 五个类别取得了最佳的检测性能，分别达到了 46.7%、35.4%、82%、45.1% 及 47.4% 的 AP 值。得益于突出小感受野权重，在检测各类小目标均取得了不错的表现。使其更适用于无人机航拍小目标检测。通过对比实验可知，SDS-YOLO 算法不但能够应对样本偏差大、检测目标小等情况，而且可以充分挖掘小目标的特征信息。由此可见，SDS-YOLO 算法在处理无人机航拍目标检测任务拥有极大的优势，其精度和平均精度均取得了优秀的表现。

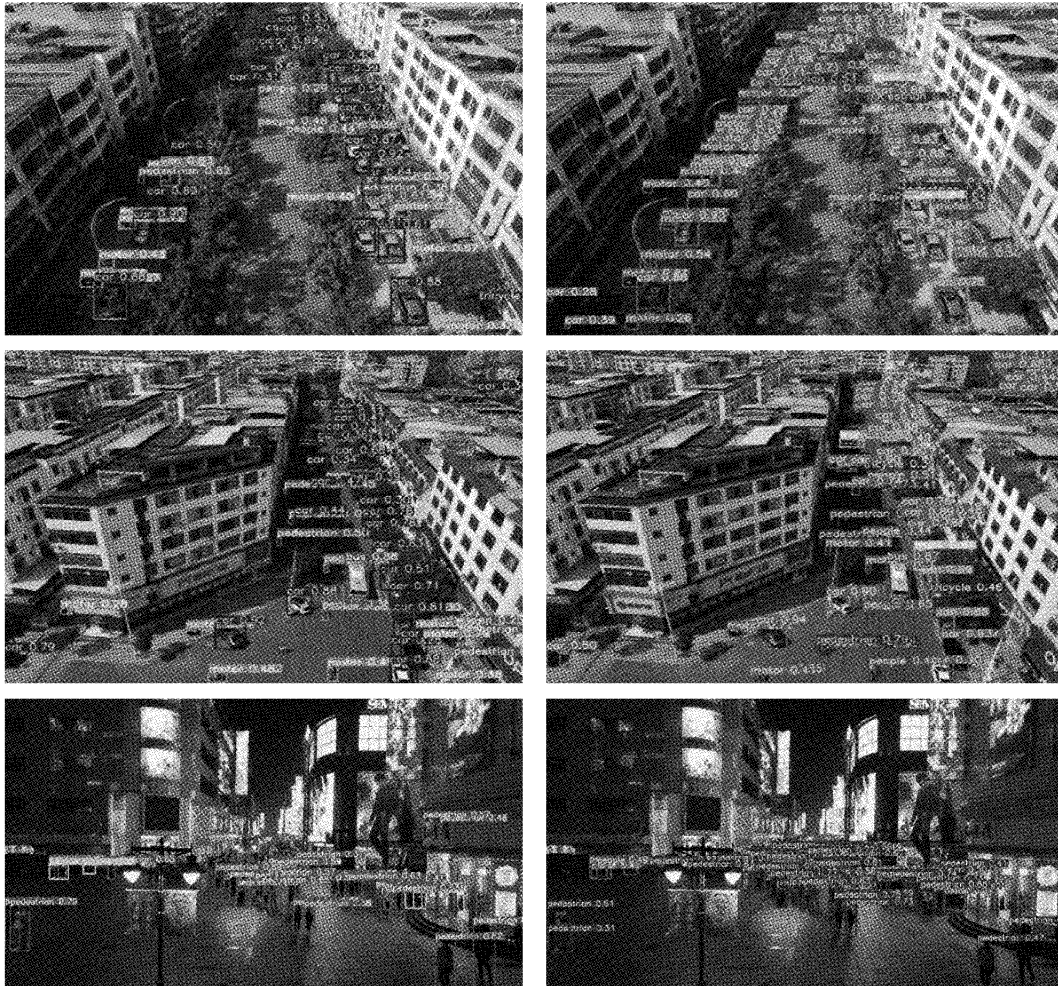
3.4 实验效果与分析

为验证 SDS-YOLO 算法在实际场景中的检测效果，选取部分检测难度较大的 VisDrone 测试集图片进行检测。检测效果对比图如图 4 所示，左侧为基准算法检测效果，右侧为 SDS-YOLO 检测效果图。本文方法在背景复杂且检测目标密集的图片下表现出优异的检测性能，能够检测出更多小目标和远距离目标。在夜间低照明环境下进行检测，可以看出，SDS-YOLO 算法有效的提高了基准算法对小目标的检测效果，而且抗背景能力更强，误检率

表 4 主流算法在 VisDrone 无人机航拍数据集的 AP 与 mAP 对比表

模型	Backbone	检测目标类别										mAP
		Pedestrian	Person	Bicycle	Car	Van	Truck	Tir	Awn-tri	Bus	Motor	
Cascade R-CNN ^[14]	ResNet-50	22.2	14.8	7.6	54.6	31.5	21.6	14.8	8.6	34.9	21.4	23.2
Faster R-CNN ^[14]	ResNet-50	21.4	15.6	6.7	51.7	29.5	19.0	13.1	7.7	31.4	20.7	21.7
Faster R-CNN ^[14]	ResNet-101	20.9	14.8	7.3	51.0	29.7	19.5	14.0	8.8	30.5	21.2	21.8
RetinaNet ^[14]	ResNet-50	13.0	7.9	1.4	45.5	19.9	11.5	6.3	4.2	17.8	11.8	13.9
DMNet ^[15]	ResNet-50	28.5	20.4	15.9	56.8	37.9	30.1	22.6	14.0	47.1	29.2	30.3
CDNet ^[15]	ResNeXt-101	35.6	19.2	13.8	55.8	42.1	38.2	33.0	25.4	49.5	29.3	34.2
HR-Cascade++ ^[15]	HRNet-W40	32.6	17.3	11.1	54.7	42.4	35.3	32.7	24.1	46.5	28.2	32.5
MSC-CenterNet ^[15]	Hourglass-104	33.7	15.2	12.1	55.2	40.5	34.1	29.2	21.6	42.2	27.5	31.1
CenterNet ^[16]	Hourglass-104	22.6	20.6	14.6	59.7	24.0	21.3	20.1	17.4	37.9	23.7	26.2
DBAI-Det ^[17]	ResNeXt-101	36.7	12.8	14.7	47.4	38.0	41.4	23.4	16.9	31.9	16.6	28.0
YOLOv3-LITE ^[18]	Darknet-53	34.5	23.4	7.9	70.8	31.3	21.9	15.3	6.2	40.9	32.7	28.5
MSA-YOLO ^[8]	CSPDarknet	33.4	17.3	11.2	76.8	41.5	41.4	14.8	18.4	60.9	31.0	34.7
YOLOv5	CSPDarknet	38.1	30.3	11.3	72.1	34.7	28.8	18.5	10.0	42.0	37.8	32.4
SDS-YOLO	CSPDarknet	46.7	35.4	14.4	82	45.1	35.8	26.5	12.7	54.3	47.4	40.0

注:粗体字表示最优结果



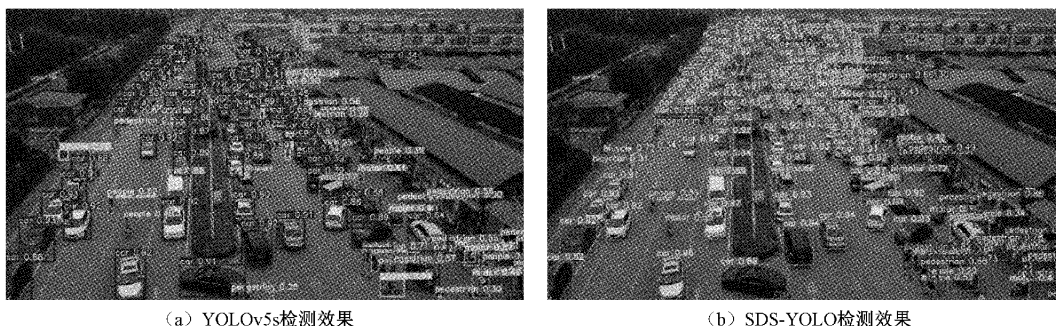


图 4 检测效果对比图

与漏检率大幅降低。SDS-YOLO 算法通过小感受野调整 and 特征融合网络重构、简化特征提取网络结构,使其能够从大量多尺度特征信息中分离出小目标特征区域,在不同的环境下表现出较强的抗干扰能力和特征提取能力。总体而言,SDS-YOLO 算法相较于 YOLOv5s 算法有更加明显的优势,检测效果更好,对小目标、远距离目标、背景复杂和目标密集等情况具有更强的检测能力和特征提取能力,同时,漏检率与错检率大幅降低。

4 结 论

本文提出了一种简化版密集小目标检测器 SDS-YOLO。针对无人机航拍背景复杂、小目标特征信息丰富等特点,分别从感受野和多尺度特征融合两个方面切入,对特征提取网络和特征融合网络进行了重构设计,突出底层特征图权重、增加小感受野、简化网络结构、深化多尺度融合。从两个方向实现底层语义与深层语义的融合。针对无人机航拍目标密集的特点,引入 VFLoss,充分强调底层正例样本特征信息在损失计算中的重要性,有效改善检测器对密集小目标细节位置信息的提取和定位能力。在 VisDrone 数据集上的结果表明,SDS-YOLO 算法的各项指标均优于基准算法;相较于当下先进无人机航拍目标检测算法取得了不错的成绩,在五个类别上取得了最优的检测效果。

参考文献

[1] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961-2969.

[2] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.

[3] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.

[4] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better,

faster, stronger [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 7263-7271.

[5] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. Ssd: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision, Springer, Cham, 2016: 21-37.

[6] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: An incremental improvement [J]. ArXiv Preprint, 2018, ArXiv:1804.02767.

[7] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv: 2004.10934.

[8] 冒国韬,邓天民,于楠晶.基于多尺度分割注意力的无人机航拍图像目标检测算法[J/OL].航空学报:1-12 [20220322]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20220111.1647.018.html>.

[9] 吴靖,韩禄欣,沈英,等.基于改进 YOLOv4-tiny 的无人机航拍目标检测[J/OL].电光与控制:1-8 [2022-03-22]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1227.tn.20211223.2010.002.html>.

[10] 杨小冈,高凡,卢瑞涛,等.基于改进 YOLOv5 的轻量化航空目标检测方法[J/OL].信息与控制:1-7 [2022-03-22]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1138.TP.20210927.1729.002.html>.

[11] 徐晓光,李海.多尺度特征在 YOLO 算法中的应用研究[J].电子测量与仪器学报,2021,35(6):96-101.

[12] 彭继慎,孙礼鑫,王凯,等.基于模型压缩的 ED-YOLO 电力巡检无人机避障目标检测算法[J].仪器仪表学报,2021,42(10):161-170.

[13] 李仁鹰,钱慧芳,郭佳豪,等.基于 M-YOLOv4 模型的轻量化目标检测算法[J].国外电子测量技术,2022, 41(4):15-21.

[14] YU W, YANG T, CHEN C. Towards resolving the challenge of long-tail distribution in UAV images for object detection [C]. Proceedings of the IEEE/CVF

- Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2021; 3258-3267.
- [15] DU D, WEN L, ZHU P, et al. VisDrone-DET2020: The vision meets drone object detection challenge results[C]. Proceedings of the 2020 16th European Conference on Computer Vision (ECCV), Edinburgh: Springer, 2020; 692-712.
- [16] ALBABA B M, OZER S. SyNet: An ensemble network for object detection in UAV images[C]. 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), IEEE, 2021; 10227-10234.
- [17] DU D, ZHU P, WEN L, et al. VisDrone-DET2019: The vision meets drone object detection in image challenge results[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops, 2019; 213-226.
- [18] ZHAO H, ZHOU Y, ZHANG L, et al. Mixed YOLOv3-LITE: A lightweight real-time object detection method [J]. Sensors, 2020, 20 (7): 1861-1878.

作者简介

王恒涛, 硕士研究生, 主要研究方向为目标检测。

E-mail: wht@ctgu.edu.cn

张上(通信作者), 工学博士, 副教授, 主要研究方向为物联网技术、计算机应用技术。

E-mail: 3011408157@qq.com