

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307029

# 基于改进 YOLO 的无人机入侵检测方法\*

郝晋渊<sup>1</sup> 张家明<sup>2</sup> 张少康<sup>3</sup> 张照彦<sup>2</sup> 郝真鸣<sup>2,4</sup> 戴少石<sup>5</sup> 冉宁<sup>2,6</sup>

(1. 河北大学中央兰开夏传媒与创意学院 保定 071002; 2. 河北大学电子信息工程学院 保定 071002;

3. 河北大学网络空间安全与计算机学院 保定 071002; 4. 河北大学节能技术研发中心 保定 071002;

5. 华能上安电厂 石家庄 050399; 6. 河北大学物联网智能技术研究中心 保定 071002)

**摘要:**针对现有的基于深度学习的目标检测方法在面对现实场景的无人机目标时,存在鲁棒性差、准确率低、模型复杂度高的问题,提出一种基于动态卷积的 YOLO 目标检测方法——OD-YOLO。该算法针对无人机目标低、慢、小的特点,采取了以下改进措施:首先针对下采样过程可能导致学习信息丢失和目标信息不突出的问题,提出空间到深度卷积来实现下采样过程,不丢失学习信息的同时突出无人机目标的特征;其次为了进一步提高目标检测的精度和对不同背景的泛化性,采用全维度动态卷积进一步提高目标检测的精度和对不同背景的泛化性;最后对模型骨干网络进行改进,增强无人机目标的语义特征,并缩减骨架大小,减少参数量,既提高模型的计算效率,又保持对无人机目标的有效表示能力。通过实验仿真,对比了 OD-YOLO 和当前先进的目标检测算法。结果表明,OD-YOLO 在精度和轻量化方面都有显著提升。mAP 和 Recall 分别相比原模型提高了 3.4% 和 5.1%。

**关键词:** 目标检测; 无人机; 双目视觉; 深度学习; 入侵检测

**中图分类号:** TP11 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## UAV intrusion detection method based on improved YOLO

Hao Jinyuan<sup>1</sup> Zhang Jiaming<sup>2</sup> Zhang Shaokang<sup>3</sup> Zhang Zhaoyan<sup>2</sup> Hao Zhenming<sup>2,4</sup> Dai Shaoshi<sup>5</sup> Ran Ning<sup>2,6</sup>

(1. HBU-UCLAN School of Media, Communication and Creative Industries, Hebei University, Baoding 071002, China;

2. College of Electronic &amp; Informational Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China;

3. School of Cyber Security and Computer, Hebei University, Baoding 071002, China;

4. Laboratory of Energy-Saving Technology, Hebei University, Baoding 071002, China;

5. Huaneng Shang'an Power Plant, Shijiazhuang 050399, China;

6. Laboratory of IoT Technology, Hebei University, Baoding 071002, China)

**Abstract:** In response to the limitations of existing deep learning-based object detection methods when faced with real-world unmanned aerial vehicle (UAV) targets, such as poor robustness, low accuracy, and high model complexity, a YOLO-based object detection method called OD-YOLO is proposed. This algorithm addresses the characteristics of UAV targets being small, slow, and low. Several improvements have been implemented. Firstly, to tackle the issue of learning information loss and insufficient emphasis on target information during the downsampling process, a spatial-to-depth convolution is introduced to ensure the preservation of learning information while highlighting the features of UAV targets. Secondly, to further enhance the accuracy of object detection and improve its generalization across different backgrounds, a full-dimensional dynamic convolution is used. This enhances the accuracy of object detection and improves its generalization capabilities across various backgrounds. Lastly, the backbone network of the model is modified to enhance the semantic features of UAV targets and reduce the size of the skeleton, resulting in a reduced parameter count and improved computational efficiency of the model, while maintaining effective representation capabilities for UAV targets. Experimental simulations were conducted to compare OD-YOLO with current state-of-the-art object detection algorithms. The results demonstrate significant

收稿日期: 2023-11-08 Received Date: 2023-11-08

\* 基金项目: 国家自然科学基金(62373132)、中央引导地方科技发展资金项目(236Z1602G)、教育部“春晖计划”合作科研项目(HZKY20220257)、石家庄市驻冀高校基础研究项目(241791367A)、河北大学优秀青年科研创新团队建设(QNTD202411)资助

improvements in accuracy and lightweight performance for OD-YOLO. The mAP and Recall distributions increased by 3.4% and 5.1%, respectively, compared to the original model.

**Keywords:** object detection; UAV; binocular vision; deep learning; intrusion detection

## 0 引言

随着无人机技术的不断发展,无人机的使用范围越来越广泛,其在军事、民用、商业等领域的应用越来越普遍<sup>[1]</sup>。然而,无人机的广泛使用也带来了安全风险,例如侵入他人隐私、窃听、攻击等行为。因此,无人机入侵检测变得至关重要<sup>[2]</sup>。无人机入侵检测旨在通过使用各种传感器和软硬件技术,及时识别并预警非法闯入敏感区域的无人机,以便采取适当的防御措施<sup>[3]</sup>。这项技术对于各种领域的安全保卫具有重要意义,例如:在机场、核电站、石油化工厂等高度危险的场所,无人机入侵可能会导致严重的人员伤亡和设备损坏<sup>[4]</sup>;无人机可以搭载摄像头或其他监听设备,潜入他人的私人领域,侵犯他人隐私;无人机被用作侦察或攻击工具,未经授权进入敏感区域等。无人机入侵检测技术可以有效地保护我们的安全和隐私,及时预警,阻止大部分使用无人机从事的非法行为<sup>[5]</sup>。

目前,主要的无人机入侵检测技术包括雷达<sup>[6]</sup>、视频监控、声音识别<sup>[7]</sup>、红外线监测<sup>[8]</sup>等。雷达系统通过发射电磁波并捕捉反射回波,利用目标反射特征、飞行轨迹等信息对无人机进行实时探测、跟踪和识别,但是这种方法造价昂贵,并且难以在城市环境中应用。声音识别技术通过识别无人机发出的噪音来进行检测,但是这种方法对环境噪音比较敏感,误报率高。红外线监测技术通过探测无人机释放的红外线辐射来进行检测,但是这种方法受天气、环境影响较大,无法在夜间或阴雨天气中进行监测。视频监控技术可以利用高清摄像头对周围环境进行监控和分析,且随着各类高性能目标检测算法被提出,基于视频的目标检测技术日益成熟,基于视频的无人机入侵检测技术也备受重视。

国内外学者提出了许多基于视频目标识别的无人机检测技术。樊宽刚等提出使用采用方向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)融合非线性支持向量机(support vector machine, SVM)算法来识别无人机,并加入运动目标检测算法来提高识别速度<sup>[9]</sup>,但是该方法针对无人机小目标检出率低,难以满足使用需求。史雨馨等<sup>[10]</sup>提出基于特征增强的YOLOv4(you only look once v4)算法,改进骨干网络,降低下采样倍数,加入特征增强模块,提升模型对无人机目标的检测能力。Nalamati等<sup>[11]</sup>在Faster R-CNN网络中加入残差结构,解决了增加网络<sup>[12]</sup>深度带来的退化问题,提高无人机目标检测精度。但是上述两者模型参数量大,无法适应边缘

设备。齐向明等<sup>[13]</sup>基于YOLOv7通过改良SPPCSPC结构并引入4倍下采样策略,旨在增强对小目标的特征捕获能力,从而提升检出率和识别准确性,达到了84.47%的精度。尽管该方法显著优化了小目标的识别效果,但其对实时处理的需求还有待进一步提高,在提升检测速度方面仍有改善空间。王凯等<sup>[14]</sup>将注意力机制和RFB-S融合,并采用Focal Loss作为损失函数。张宁等<sup>[15]</sup>将有效因子的思想与YOLOv4的PANet结构相结合,使用L- $\alpha$ 因子控制深层向浅层传递的信息量,解决特征融合过程中的不平衡问题。蒋心璐等<sup>[16]</sup>提出了Pest-YOLOv5算法,提高了小目标检测的精度,但在田间环境下仍存在误检和漏检。张上等<sup>[17]</sup>提出了LUSS-YOLO算法,针对无人机遥感图像,在多尺度特征融合和感受野方面进行重构,并采用Varifocal Loss,提高了小目标检测的精度,但仍有较高的漏检率。董亚盼等<sup>[18]</sup>提出在检测模型中添加注意力机制,在一定程度上提高了检测精度,但适用范围有限,而且在空中环境下,该方法的无人机检测效果较差。

基于此,本文提出了一种面向无人机小目标的动态卷积YOLOv5(omni-dimensional dynamic Conv YOLO, OD-YOLO)算法。首先使用全维动态卷积(omni-dimensional dynamic Conv, ODConv)替代普通卷积块,同时考虑空域、输入通道、输出通道等维度上的动态性,提高小目标检测的精度与效率。其次提出针对无人机目标的空间到深度卷积(space to depth C, SPDConv)来实现下采样过程,可以在下采样的过程中不丢失可学习信息。同时,重新设计骨架网络,保证准确率的情况下,降低参数量和和计算量。本文将通过仿真实验将OD-YOLO算法与其他算法进行对比,证明该算法在无人机识别任务上的优越性。

## 1 目标检测相关原理

基于深度学习的目标检测算法一般可以分为两类:两阶段模型和单阶段模型。两阶段模型是一种基于区域提取的目标检测方法,分为两个阶段:候选区域生成和候选区域分类<sup>[19]</sup>。其先对图像进行大量的候选区域生成,然后再对这些候选区域进行分类和定位<sup>[20]</sup>。经典的两阶段目标检测算法包括R-CNN<sup>[21]</sup>、Fast R-CNN<sup>[22]</sup>、Faster R-CNN<sup>[22]</sup>等。

单阶段目标检测模型则是直接对图像进行分类和定位的目标检测方法,其主要思想是只通过一个网络模型同时输出每个目标的类别和位置信息,实现目标检测。

相比于两阶段目标检测模型,单阶段目标检测模型具有更快的检测速度。YOLO<sup>[23]</sup>是单阶段目标检测算法中的代表作之一。YOLOv5 是 YOLO 系列目标检测算法的一个开源版本,采用 CSPDarknet53 作为骨干网络,将输入图像划分成若干个固定大小的网格,每个网格负责检测该区域内是否存在目标,并输出目标的类别和位置信息。并且引入多尺度训练、自适应训练数据增强等技术,提升检测精度和速度。

## 2 面向无人机的 OD-YOLO 算法

### 2.1 SPDCConv

随着网络的加深,模型逐步对输入图像进行下采样操作,得到深层特征图<sup>[12]</sup>。深层的特征图有利于提取到目标的语义信息,却容易丢失细节,这会导致某些小目标的丢失。无人机入侵检测项目中包含大量的小目标任务,常用的无人机数据集中的目标宽高占图片总宽高的比例分布如图 1 所示。

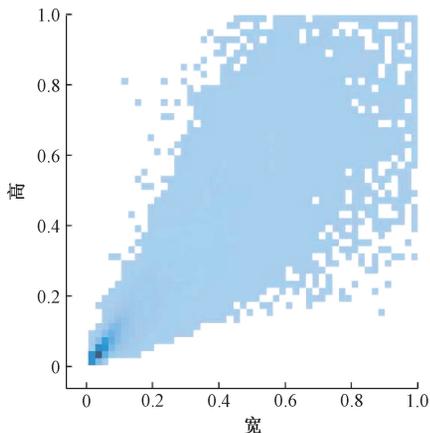


图 1 无人机目标尺寸比例分布图

Fig. 1 Drone target size distribution chart

宽高占比均在 0.1 以下的部分呈现最深的颜色,这表明数据集中小目标占据较大比例。在实际应用中,无人机目标相对于广阔的背景来说也属于小目标范畴。因此,无人机检测定位任务中的下采样操作具有改进空间。

SPD 模块由一个空间到深度(SPD)层和一个非跨步卷积层组成。该模块将空间信息转换为深度信息,使得下采样过程仅损失小部分信息,保留大部分可学习信息,有效提高模型对小目标信息的利用率<sup>[20]</sup>。SPDCConv 结构如图 2 所示。

SPDCConv 的组合方式是将 SPD 层和 Conv 层串联起来。具体而言,输入特征图首先通过 SPD 层进行转换,然后输出结果再通过 Conv 层进行卷积操作。其数学描述如下:在图 2 中,输入特征图的尺寸为  $C \times S \times S$ ,其中  $S$

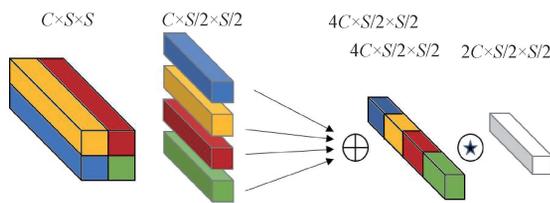


图 2 SPD 结构图

Fig. 2 SPD structure diagram

表示高度和宽度, $C$  表示通道数。空间到深度卷积的目标是将输入特征图的空间维度降低,同时保留通道内的信息。首先,将输入特征图重排为一个新的张量,其尺寸为  $\frac{S}{r} \times \frac{S}{r} \times (C \times r^2)$ ,其中  $r$  表示空间到深度卷积的降

采样因子,在本文中  $r$  选用 2,即尺寸为  $4C \times \frac{S}{2} \times \frac{S}{2}$ 。

这个过程中,将输入特征图中的每个块大小为  $2 \times 2 (r \times r)$  的区域重新排列成一个通道,使得通道维度扩展为  $C \times r^2$ ,即  $4C$ 。随后,对重排的张量应用标准卷积操作,选用  $1 \times 1$  的卷积核,以进行进一步的特征提取和处理。这个卷积操作不会在特征图的空间维度上移动,而是对每个像素或特征进行卷积操作。最终的输出特征图的尺寸为  $4C \times \frac{S}{2} \times \frac{S}{2}$ ,其中空间维度的尺寸减小了 2 倍,但通道维度的大小增加了 4 倍,实现了下采样操作。这种组合方式可以在不丢失信息的情况下减小空间维度的尺寸,同时保留通道内的信息,有助于提高 CNN 对低分辨率图像和小目标的检测性能。

但是 SPD 模块也因其不损失信息的特点,导致下采样过程中重要目标的特征难以凸显。因此本文在原有 SPD 模块的基础上提出 SPDCConv,其添加最大池化层分支用来平衡关键信息的难以凸显的问题,可以更好的适应无人机目标检测问题,其结构如图 3 所示。

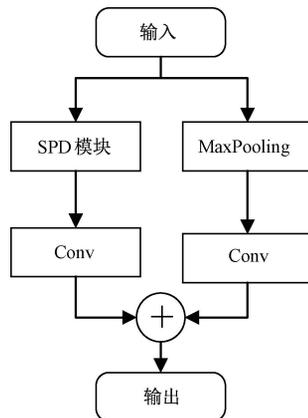


图 3 SPDCConv 结构图

Fig. 3 SPDCConv structure diagram

## 2.2 ODConv

ODConv 基于动态卷积层实现,采用并行多维注意力机制,按通道、滤波器、空间、核参数 4 个维度学习注意力,具有较强的可移植性<sup>[19]</sup>。ODConv 可以有效提高小目标的识别效率,主要流程为:对输入提取注意力机制特征;对特征进行自适应卷积操作,根据输入数据自适应地改变卷积核的形状,并引入旋转和缩放等变换,提高模型对图像变化的鲁棒性;在通道、空间和卷积核等多个维度上对特征进行加权求和得到输出,以进一步提高模型的性能。本文中,针对无人机目标低、慢、小的特点,将多维动态卷积层 ODConv 结构如图 4 所示。

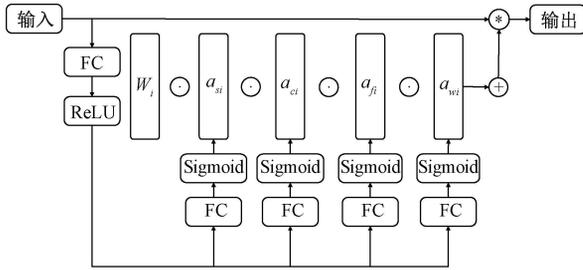


图 4 ODConv 结构图

Fig. 4 ODConv structure diagram

首先初始化参数,为每个维度(位置、信道、滤波器、核参数)上的注意力分配初始权重或标量。然后对于每个卷积核:首先对于输入特征图  $X$  中的每个位置  $(x, y)$ , 计算位置维度的注意力权重,根据位置  $(x, y)$  为卷积核  $i$  分配关注标量。其次对于卷积核  $i$  的每个滤波器参数,计算滤波器维度的注意力权重,为卷积核  $i$  的该滤波器参数分配关注标量。对于卷积核  $i$  的每个核参数,计算核参数维度的注意力权重,为卷积核  $i$  的该核参数分配关注标量。再次将位置、信道、滤波器和核参数上的注意力权重相乘,得到全维度的卷积核注意力权重。使用全维度的卷积核注意力权重,对输入特征图进行卷积操作,得到该卷积核的输出特征图,最后将所有卷积核的输出特征图相加,得到最终的卷积结果  $Y$ ,实现全维度动态卷积。

通过这样的设计,ODConv 能够全面地分析和利用无人机图像数据的多维特性,从而更有效地适应复杂的现实世界图像场景中的无人机目标识别任务。这种全方位的注意力机制不仅提高了模型对无人机目标的识别准确率,还增强了模型的鲁棒性,即在面对图像质量变化或目标尺寸变化时,仍能保持较高的识别性能。

## 2.3 骨干网络优化

根据卷积神经网络的特点,模型能够提取的目标语义信息会随着网络层数的增加而变得更加丰富。但是,网络的加深也带来了计算量的增加和细节信息的丢失,

这对模型的推理速度和小目标的检测是不利的。为了改善这个问题,对骨干网络进行改进,以简化 YOLOv5 网络的特征提取过程。在保持语义信息丰富性的同时,提高模型的计算效率和小目标检测能力。同时为了适应无人机的小目标特性,使用卷积层代替原有结构中的 Focus 层;增加骨干网络中下采样 4 倍、8 倍特征图的通道,保留小目标更多信息。

## 2.4 OD-YOLO 模型结构

为了适应无人机入侵检测任务,本节针对无人机目标低、慢、小的特点,对 YOLOv5 进行针对性的改进,提出 OD-YOLO 算法。该算法在无人机目标检测的精准度、召回率和鲁棒性方面取得提升。模型结构如图 5 所示,该模型进行了针对无人机小目标的优化。具体的说,加强浅层网络特征,削弱深层网络特征,实现针对小目标的骨干网络;添加全维度动态卷积,使用 ODC3 进行特征提取;提出 SPDConv 模块,进行网络中的下采样操作。通过这些改进,OD-YOLO 模型较其他算法,提高了无人机小目标检测性能。

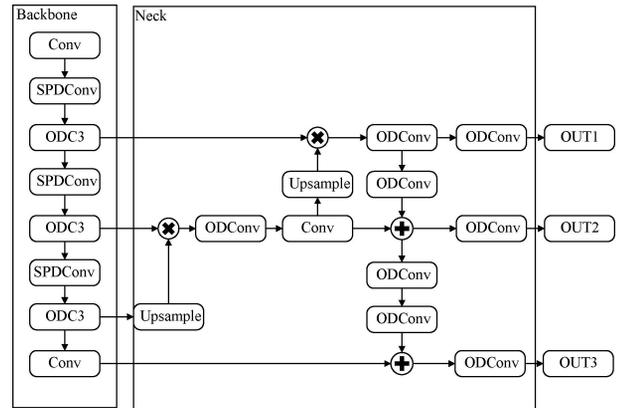


图 5 OD-YOLO 模型

Fig. 5 OD-YOLO model

相较于原有模型,Backbone 层的浅层卷积层得到加强,采用更高效的动态卷积,使用损失信息更少的 SPDConv 进行下采样,共同提高小目标检测精度,降低参数量。

## 3 实验与算法对比

### 3.1 数据集介绍

为了验证算法能否在实际场景中对无人机目标进行有效的检测,本文采用开源数据集 Drone Detection Dataset<sup>[24]</sup>。与 Anti-UAV 数据集和 drone-tracking-datasets 数据集相比,它更侧重于在各种环境中检测无人机,而不是无人机的跟踪。这种数据集可以防止模型过度拟合,也更加符合现实中无人机入侵检测的场景。Drone Detection Dataset 包含 51 446 张训练图片和 2 625 张测试

图片,分辨率为  $640 \times 640$ ,包含各种型号的无人机、室外与室内、空旷与复杂、靠近摄像机的大目标、远离摄像机的小目标等各种情况,符合无人机入侵检测的需求。数据集中空旷场景下的无人机和密闭场景下的无人机数据分别如图 6 和 7 所示。



图 6 空旷场景下的无人机<sup>[24]</sup>

Fig. 6 Drone in open field scenario<sup>[24]</sup>



图 7 复杂场景下的无人机<sup>[24]</sup>

Fig. 7 Drone in complex environment<sup>[24]</sup>

同时为了全面评估所提算法的鲁棒性和有效性,本文实拍一个无人机验证数据集。该数据集旨在深入测试和验证算法的性能表现,确保其在实际应用中的可靠性和高效性。其中部分图像如图 8 和 9 所示。



图 8 自拍数据集空旷场景下的无人机

Fig. 8 UAV in the empty scene of selfie data set



图 9 自拍数据集复杂场景下的无人机

Fig. 9 UAV in complex scenes with selfie data sets

### 3.2 测试配置

本文所用实验环境如下:Python 3.9.16, Pytorch 2.0 深度学习框架,操作系统为 Ubuntu 18.04, GPU 硬件为 NVIDIA GeForce RTX 3090 24 GB, CUDA Toolkit 11.4。训练时超参数选择图像大小为  $640 \times 640$ , 批量大小为 64, epoch 为 100, 学习率下降选择为线性下降, 优化器选择为 SGD (stochastic gradient descent), 其他参数均采用 YOLOv5 默认参数。

### 3.3 评价指标

目标检测任务中常常使用  $mAP$  (mean average precision) 来表征模型的好坏,  $mAP$  考虑了不同类别物体的检测准确率和检测漏报率, 因此是一个全面评估目标检测综合性能的指标, 具体的  $mAP$  的计算公式如式(1)所示。

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \quad (1)$$

其中,  $i$  是物体类别总数。由于本文中只有无人机一个目标, 因此  $mAP$  的公式如式(2)所示。

$$mAP = AP = \sum_{n=1}^{\infty} (R_n - R_{n-1}) P_n \quad (2)$$

其中,  $P_n$  是前  $n$  个检测结果中正确分类的比例,  $R_n$  是前  $n$  个检测结果中正样本的召回率。  $mAP$  越高表示模型在预测到较多物体的同时误报也少。

在无人机入侵检测任务中, 无人机目标的漏检后果比误报更加严重, 因此也将召回率  $Recall$  做为对比指标之一, 其公式如式(3)所示。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

其中,  $TP$  和  $FP$  分别表示模型将正样本检测正确与错误的数量,  $FN$  表示误检的数量。

### 3.4 实验结果与对比分析

测试集中标签与预测结果分别如图 10~12 所示。

图 10 展示了数据集 Drone Detection Dataset 中 16 张



图 10 测试集标签图  
Fig. 10 Test set label image



图 11 OD-YOLO 模型预测结果

Fig. 11 Predicted results of the OD-YOLO model



图 12 YOLOV5 模型预测结果

Fig. 12 Predicted results of the YOLOv5 model

的测试样本,其中特别展示了无人机在各个场景中的标注。这些图像中的无人机目标尺寸相对较小,其在图像中的占比均不超过 10%,满足小目标的定义标准。为了便于识别和分析,每个无人机目标周围都被一道醒目的矩形框所标记,上方则清晰地标注了 drone 字样,以明确指出目标物。而图 11 和 12 则分别展现了 OD-YOLO 模型和 YOLOv5 基准模型在这些测试样本上的检测成果。模型将无人机目标分类为 drone 类别,并给出相应的置信度评分,同样使用红色矩形框进行标记,框旁的数字显示了置信度。通过对比检测效果,可以清楚看到 OD-YOLO 模型在无人机目标检测任务上的表现超越了 YOLOv5 模型,特别是在置信度和误检率方面的表现更加出色。OD-YOLO 在每个测试图像上取得了和标签一样的无人机目标信息,而 YOLOv5 却多次将非无人机目标误检,导致同一图中出现多个无人机目标,与标签集不对应。这一结果证实了模型改进的显著效果,展现了其在实际应用场景中的高度可靠性和准确性。

为全面评估改进算法的性能,本文将 OD-YOLO 网络与其他几种先进的目标检测模型进行了比较实验,包括 FCOS、Free Anchor、ATSS、Libra R-CNN 以及 YOLOv5 和它的一些改进算法如 YOLOv5s-ShuffleNet。旨在从多个维度全面衡量算法性能。实验数据如表 1 所示。

表 1 不同算法检测结果对比

Table 1 Comparison of results from different algorithms

算法	mAP	Recall	GFLOPs
YOLOv5	87.1	85.1	16.6
FCOS	85.98	84.6	17.8
Free Anchor	85.2	78.2	12.8
ATSS	89.3	86.5	23.8
Libra R-CNN	88.2	90.2	37
YOLO-Shuffle Net	75.1	74.9	2.1
OD-YOLOv5	90.5	90.2	7.8

表 1 中的数据 displays, OD-YOLO 模型与其原始版本相比,在精确度、召回率及参数量方面均展现出显著的改进。具体而言,OD-YOLO 在 mAP 上实现了 3.4% 的增长,召回率也提高了 5.1%。OD-YOLO 通过采用空间到深度的卷积方法有效保留了更多的细节信息,而全维度动态卷积机制则增强了模型的鲁棒性。同时,针对小目标的特征增强模块特别强化了无人机这类小目标的检测特征,从而显著提升了无人机目标检测的整体性能。实验表明,本文提出的 OD-YOLO 算法在无人机目标检测任务中具有有效性与高效性。

为了深入评估 OD-YOLO 算法在鲁棒性方面的提高以及其在实际应用场景中的适用性,本章采用自行构建的数据集进行了一系列测试。测试比较 OD-YOLO 与

YOLOv5 等其他目标识别算法模型的性能,所有模型均在公开的 Drone Detection Dataset 数据集上进行训练,如图 13、14 所示。



图 13 OD-YOLO 模型预测结果

Fig. 13 Predicted results of the OD-YOLO model



图 14 YOLOv5 模型预测结果

Fig. 14 Predicted results of the YOLOv5 model

图 13 和 14 的室内封闭环境中的测试结果显示,在 YOLOv5 未能检测到目标的情况下,本文提出的 OD-YOLO 算法仍然能够准确识别无人机,且置信率达到了 72%。为了可以更加全面地理解 OD-YOLO 算法的实际效果,详细实验数据如表 2 所示。

表 2 不同算法检测结果对比

Table 2 Comparison of results from different algorithms

算法	mAP	Recall	time/s
YOLOv5	87.1	85.1	0.018
FCOS	85.98	84.6	0.047
Free Anchor	85.2	78.2	0.080
ATSS	89.3	86.5	0.036
Libra R-CNN	88.2	90.2	0.055
YOLO-Shuffle Net	75.1	74.9	0.064
OD-YOLOv5	90.5	90.2	0.018

从表 2 中可以看出,OD-YOLO 在时间与 YOLOv5 保持一致的情况下,mAP 和 Recall 均取得了一定程度的提升,其中 mAP 提高 5.3%,Recall 提高 6.1%。实验结果证明 OD-YOLO 算法的高鲁棒性和强大的实用性,特别是在复杂或限制性的环境中的表现优异。

## 4 结 论

本文提出了针对无人机目标的 OD-YOLO 目标检测算法。该算法在小型目标识别的精度、召回率和参数量等方面具有优势。OD-YOLO 首先使用 SPDCConv 模块来解决网络下采样过程中小目标细节丢失问题,其次使用全维度动态卷积使得卷积核的形状和权重可以在运算过程中根据数据的特征和上下文进行调整,进一步提高小目标预测精度,再针对小目标进行骨干网络和锚框优化加强小目标特征。实验结果表明 OD-YOLO 模型在开源数据集 Drone Detection Dataset 上,不仅在精度上表现出色,在参数量表现也更为优秀。在后续的研究中,可以对如何进一步提高精度进行深入探讨,同时也需要结合目标跟踪算法、运动目标检测算法,形成无人机入侵检测方法。

## 参考文献

- [1] YASMINE G, MAHA G, HICHAM M. Survey on current anti-drone systems; Process, technologies, and algorithms[J]. International Journal of System of Systems Engineering, 2022, 12(3): 235-270.
- [2] ŁUKASIEWICZ J, KOBASZYNSKA-TWARDOWSKA A. Proposed method for building an anti-drone system for the protection of facilities important for state security[J]. Security and Defence Quarterly, 2022, 39.
- [3] HUANG B, LI J, CHEN J, et al. Anti-UAV410: A thermal infrared benchmark and customized scheme for tracking drones in the wild[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2023, 46(5): 1-14.
- [4] ZHAI X, HUANG Z, LI T, et al. YOLO-Drone: An optimized YOLOv8 network for tiny UAV object detection[J]. Electronics, 2023, 12(17): 3664.
- [5] ZHAO J, LI J, JIN L, et al. The 3rd anti-UAV workshop & challenge; Methods and results[J]. ArXiv preprint arXiv:2305.07290, 2023.
- [6] LIU Y, WAN X, TANG H, et al. Digital television based passive bistatic radar system for drone detection[C]. 2017 IEEE Radar Conference (RadarConf), 2017: 1493-1497.
- [7] MEZEI J, FIASKA V, MOLNÁR A. Drone sound detection[C]. 2015 16th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI), 2015: 333-338.
- [8] SOMMER L, SCHUMANN A. Deep learning-based drone detection in infrared imagery with limited training data[C]. Counterterrorism, Crime Fighting, Forensics,

- and Surveillance Technologies IV, 2020; 1154204.
- [ 9 ] 樊宽刚, 雷爽, 别同. 智能化无人机入侵检测与跟踪拦截系统设计与实现[J]. 红外与激光工程, 2022, 51(8): 351-360.  
FAN K G, LEI SH, BIE T. Design and implementation of intelligent UAV intrusion detection and tracking interception system [J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51 (8): 351-360.
- [ 10 ] 史雨馨, 朱继杰, 凌志刚. 基于特征增强 YOLOv4 的无人机检测算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 16-23.  
SHI Y X, ZHU J J, LING ZH G. Research on UAV detection algorithm based on feature enhanced YOLOv4[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36 (7): 16-23.
- [ 11 ] NALAMATI M, KAPOOR A, SAQIB M, et al. Drone detection in long-range surveillance videos [C]. 2019 16th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), 2019: 1-6.
- [ 12 ] PAL S K, PRAMANIK A, MAITI J, et al. Deep learning in multi-object detection and tracking: State of the art[J]. Applied Intelligence, 2021, 51: 6400-6429.
- [ 13 ] 齐向明, 柴蕊, 高一萌. 重构 SPPCSPC 与优化下采样的小目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 158-166.  
QI X M, CHAI R, GAO Y M. Reconstruction SPPCSPC and optimized sampling algorithm for small target detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59 (20): 158-166.
- [ 14 ] 王凯, 王伟, 蒋志伟. 基于改进 YOLO 模型的遥感小目标检测[J]. 光电与控制, 2023, 30(6): 60-64.  
WANG K, WANG W, JIANG ZH W. Remote sensing small target detection based on improved YOLO model [J]. Electro-Optics and Control, 2023, 30 (6): 60-64.
- [ 15 ] 张宁, 于鸣, 任洪娥, 等. 融合 L- $\alpha$  的 YOLO-v4 小目标检测算法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2023, 28(1): 37-45.  
ZHANG N, YU M, REN H E, et al. YOLO-v4 small target detection algorithm based on fusion L- $\alpha$  [J]. Journal of Harbin University of Technology, 2023, 28(1): 37-45.
- [ 16 ] 蒋心璐, 陈天恩, 王聪, 等. 大田环境下的农业害虫图像小目标检测算法[J]. 计算机工程, 2024, 50(1): 232-241.  
JIANG X L, CHEN T EN, WANG C, et al. Small target detection algorithm for agricultural pest image in field environment [J]. Computer Engineering, 2024, 50(1): 232-241.
- [ 17 ] 张上, 张岳, 王恒涛, 等. 轻量化无人机遥感图像小目标检测算法[J]. 无线电工程, 2023, 53(10): 2329-2336.  
ZHANG SH, ZHANG Y, WANG H T, et al. Lightweight UAV remote sensing image small target detection algorithm [J]. Radio Engineering, 2023, 53 (10): 2329-2336.
- [ 18 ] 董亚盼, 高陈强, 谌放, 等. 基于注意力机制的红外小目标检测方法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2023, 35(2): 219-226.  
DONG Y P, GAO CH Q, CHEN F, et al. Infrared small target detection method based on attention mechanism[J]. Journal of Chongqing University of posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2023, 35 (2): 219-226.
- [ 19 ] LI C, ZHOU A, YAO A. Omni-dimensional dynamic convolution [J]. ArXiv preprint arXiv: 2209.07947, 2022.
- [ 20 ] SUNKARA R, LUO T. No more strided convolutions or pooling: A new CNN building block for low-resolution images and small objects[C]. Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 443-459.
- [ 21 ] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(1): 142-158.
- [ 22 ] 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, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [ 23 ] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Computer Vision & Pattern Recognition, 2016.
- [ 24 ] PAWEŁCZYK M Ł, WOJTYRA M. Real world object detection dataset for quadcopter unmanned aerial vehicle detection[J]. IEEE Access, 2020, 8: 174394-174409.

## 作者简介



郝晋渊, 2013 年于河北大学获学士学位, 2015 年于新南威尔士大学获硕士学位, 现为河北大学讲师, 主要研究方向为人工智能、信息技术、新媒体传播等。

E-mail: hji@hbu.edu.cn

Hao Jinyuan received the B. Sc. degree from Hebei University, China, in 2013, and the M. Sc. degree from the University of New South Wales, Sydney, Australia, in

2015. She joined Hebei University in 2015. Now she is a lecturer with the HBU-UCLan School of Media, Communication and Creative Industries, Hebei University. Her main research interests include artificial intelligence, information technology and new media communication, etc.



**张家明**, 2021 年于北京交通大学获得学士学位, 现为河北大学硕士研究生, 主要研究方向为 AGV 路径规划和智能算法。

E-mail: 1485956457@qq.com

**Zhang Jiaming** received his B. Sc. degree from Beijing Jiaotong University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in Hebei University. His main research interests include AGV path planning and intelligent algorithms.



**郝真鸣**, 1987 年获河北工业大学学士学位, 2004 年获河北大学硕士学位。现为河北大学正高级工程师, 中国电子节能技术协会第六届理事会理事, 河北工业大学校友总会第三、四届理事会理事, 河北大学物联网智能技术研究中心主任, 主要研究方向

为自动化控制、检测技术等。

E-mail: hbdxhzm@163.com

**Hao Zhenming** received his B. Sc. degree from Hebei University of Technology in 1987 and his M. Sc. degree from Hebei University in 2004. He is now a senior engineer of Hebei University, member of the 6th Council of China Electronics Energy Conservation Technology Association, member of the 3rd Council of the Alumni Association of Hebei University of Technology, Director of the Research Center for Intelligent Technology of the Internet of Things of Hebei University. His main research interests include automation control and detection technology, etc.



**冉宁** (通信作者), 2010 年于河北大学获学士学位, 2013 年于华北电力大学获硕士学位, 2017 年于浙江大学获博士学位, 现为河北大学电子信息工程学院副教授, 主要研究方向为智能系统与控制、系统优化等。

E-mail: ranning87@hotmail.com

**Ran Ning** (Corresponding author) received the B. S. degree from Hebei University, and the M. S. degree from North China Electric Power University, and the Ph. D. degree from Zhejiang University. He is currently a lecturer with the College of Electronic and Information Engineering, Hebei University. His current research interests include cyber-systems and control, system optimization, etc.