doi:10.13756/j.gtxyj.2026.250012.

光传感与检测技术

李学威,毛小坤,孙滨,等. 基于YOLOv11n的无人机航拍小目标检测模型[J]. 光通信研究, 2026(5):186-195.
Li X W, Mao X K, Sun B, et al. UAV Aerial Small Object Detection Algorithm based on YOLOv11n[J]. Study on Optical Communications, 2026(5):186-195.

基于 YOLOv11n 的无人机航拍小目标检测模型

李学威[1],毛小坤[2],孙 滨[3],黄宇达[1]
(1. 周口职业技术学院 信息工程学院,河南 周口 466000; 2. 中国人民解放军 山东省淄博军分区,山东 淄博 255000;
3. 郑州工业应用技术学院 信息工程学院,郑州 451150)

摘要:【目的】针对无人机(UAV)航拍图像中小目标检测面临的背景复杂、尺度变化大导致的检测精度较低和推理速度较慢等问题,文章提出了一种基于 YOLOv11n 模型的改进模型 YOLOv11n-DPD,旨在提升 UAV 航拍图像中小目标的检测精度,并实现模型轻量化和推理加速,便于其在资源受限的嵌入式设备上部署运行。【方法】首先,在跨阶段局部瓶颈双卷积(C3k2)模块中引入可变形卷积(DCN),增强模型在复杂背景下对多尺度目标的特征提取能力,特别是对于形变显著的小目标。其次,针对 UAV 航拍图像中小目标占比较多等情形,新增第 2 预测层(P2)即小目标检测层并去除了第 5 预测层(P5)即大目标检测层,有效提高了模型对小目标特征的捕获精度,同时减少了大目标检测层的冗余计算。然后,提出了一种结合聚焦损失(Focal Loss)与距离交并比损失(DIoU Loss)的 Focal-DIoU 损失函数,解决了小目标检测中各目标类别不平衡的问题,并优化了边界框的定位精度。最后,采用层自适应幅值剪枝(LAMP)方法对模型进行轻量化处理,通过适当调整剪枝加速比,自适应地按层评估并删除冗余连接,减少模型整体计算量并加速推理过程。【结果】基于 VisDrone2019 数据集的实验结果表明,YOLOv11n-DPD 相较于原 YOLOv11n 模型,*mAP*50(即交并比阈值为 0.5 时的平均精度均值)指标提升了 6.5%,达到 40.7%,增强了对 UAV 航拍小目标的检测精度。同时,YOLOv11n-DPD 在推理速度方面,在 Ubuntu 和 Jetson 平台上分别提高了 32 和 6 FPS,显著加快了推理过程。且该模型的模型大小和参数量分别减少了 3.87 和 2.02 MB,证明了模型在轻量化方面的优势。此外,与现有主流的小目标检测方法相比,YOLOv11n-DPD 在检测精度、推理速度和计算资源上综合表现更好,具有显著优势。【结论】文章所提 YOLOv11n-DPD 模型通过引入 DCN、优化小目标检测层结构、改进损失函数和进行模型剪枝,提高了检测精度、加速了推理过程并优化了模型大小,与现有的小目标检测方法相比表现更优,尤其适用于 UAV 航拍小目标检测任务和嵌入式平台的部署推理。

关键词:无人机航拍;小目标检测;YOLOv11n;层自适应幅值剪枝;聚焦与距离交并比
中图分类号:TN911.73-34;TP391.41 **文献标志码:**A

UAV Aerial Small Object Detection Algorithm based on YOLOv11n

LI Xuewei[1], MAO Xiaokun[2], SUN Bin[3], HUANG Yuda[1]
(1. School of Information Engineering, Zhoukou Vocational and Technical College, Zhoukou 466000, China;
2. Zibo Military Sub-district of Shandong Provincial Military Command, People's Liberation Army, Zibo 255000, China;
3. School of Information Engineering, Zhengzhou Industrial and Applied Technology College, Zhengzhou 451150, China)

Abstract:【Objective】To address the problems of low detection accuracy and slow inference speed caused by complex backgrounds and significant scale variations in small object detection of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) aerial images, this paper proposes an improved algorithm named YOLOv11n-DPD, based on the YOLOv11n model. The goal is to enhance the detection accuracy of small objects in UAV aerial images while achieving model lightweighting and inference acceleration, making it suitable for deployment on resource-constrained embedded devices.【Methods】 First, Deformable Convolution (DCN) is introduced into the CSP Bottleneck with 2 Convolutions (C3k2) module to enhance the model's ability to extract features of multi-scale objects in complex backgrounds, especially for small objects with significant deformation. Second, according to the high proportion of small objects in UAV aerial images, a new Prediction Layer 2 (P2) is added as the small object detection layer, while the Prediction Layer 5 (P5) for large object detection is removed. This improves the capture accuracy of small object features and reduces redundant computation in large object detection. Then, a Focal-DIoU loss function combining Focal Loss and Distance Intersection over Union (DIoU) Loss is proposed to alleviate class imbalance in small object detection and optimize the localization accuracy of bounding boxes. Finally, Layer-Adaptive Magnitude-based Pruning (LAMP) is employed to lighten the model by adaptively evaluating each layer and removing redundant connections, thereby reducing the overall computational load and accelerating the inference process.【Results】 Experimental results on the VisDrone2019 dataset show that YOLOv11n-DPD outperforms the original YOLOv11n model, with a 6.5% improvement in *mAP*50, namely the mean average precision at an intersection over union threshold of 0.5, reaching 40.7%. This significantly improves the detection accuracy of small objects in UAV aerial images. In

收稿日期:2025-01-13; 修回日期:2025-01-23; 纸质出版日期:2026-10-10
基金项目:河南省科技厅科技攻关资助项目(232102210200,242102210101,242102211034);河南省高等学校重点科研资助项目(23B520036);河南省工程技术研究中心资助项目(豫科实[2024]1 号)
作者简介:李学威(1983-),男,河南周口人。副教授,硕士,主要研究方向为计算机应用。
通信作者:毛小坤,工程师。E-mail:1157488992@qq.com
© Editorial Office of *Study on Optical Communications*. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

addition, YOLOv11n-DPD increases the inference speed by 32 and 6 FPS on the Ubuntu and Jetson platforms, respectively. The model size and parameter count are reduced by 3.87 and 2.02 MB, respectively, demonstrating the advantage of the proposed algorithm in lightweighting. Furthermore, compared with existing mainstream small object detection methods, YOLOv11n-DPD achieves better overall performance in detection accuracy, inference speed, and computational resource consumption.【Conclusion】 The proposed YOLOv11n-DPD algorithm improves detection accuracy, accelerates inference, and optimizes model size by introducing DCN and model pruning, optimizing the small object detection layer structure, and improving the loss function. It is especially suitable for UAV aerial small object detection tasks and deployment inference on embedded platforms.
Keywords: UAV aerial imaging; small object detection; YOLOv11n; LAMP; Focal-DIoU

0　引　言

无人机(Unmanned Aerial Vehicle,UAV)目标检测技术广泛应用于红外系统探测[1]、道路损伤检测[2]和自然植株数量识别[3]等领域。在这些应用场景中,特别是在 UAV 航拍小目标检测任务中,面临着目标尺度多样、背景复杂、样本不均衡以及模型体积难以控制等多重挑战[4]。传统的目标检测方法多依赖于图像拼接和特征提取,但在复杂背景和光照变化的情况下,特征表达能力有限,导致检测精度难以保证[5]。文献[6]提出自适应前景聚焦技术,旨在提高前景特征的表示和背景细节的保留,然而其推理速度较慢且背景冗余较高,无法在实时性要求较高的应用中有效应用。

随着深度学习的快速发展,2 阶段检测模型如掩码区域卷积神经网络(Mask Region-based Convolutional Neural Network,Mask R-CNN)被提出用于小目标检测,通过迁移学习提升识别精度[7],但其在不同环境中的适应性较差,且计算开销较大。为了解决这些问题,文献[8]对更快 R-CNN 进行了改进,加入了多尺度检测和特征融合模块,以提升小目标的检测精度,然而这种方法在处理实时性要求较高的任务时,计算复杂度仍然过高。此外,1 阶段检测模型如 YOLOv5s 也通过简化网络结构并引入注意力机制优化了检测性能[9],但在复杂环境下,该模型的检测精度依然受到较大限制。类似的,YOLOv10s 通过引入多通道逆残差和注意力机制等增强了小目标检测能力[10],但其并未对模型大小和推理速度进行合理权衡,限制了检测场景。近期,文献[11]提出了基于多样化分支块(Diverse Branch Block,DBB)-YOLOv10s 的 UAV 小目标检测方法,通过引入重参数化结构提升了 UAV 小目标检测性能,但在模型轻量化、嵌入式部署和推理速度平衡方面仍有进一步优化空间。

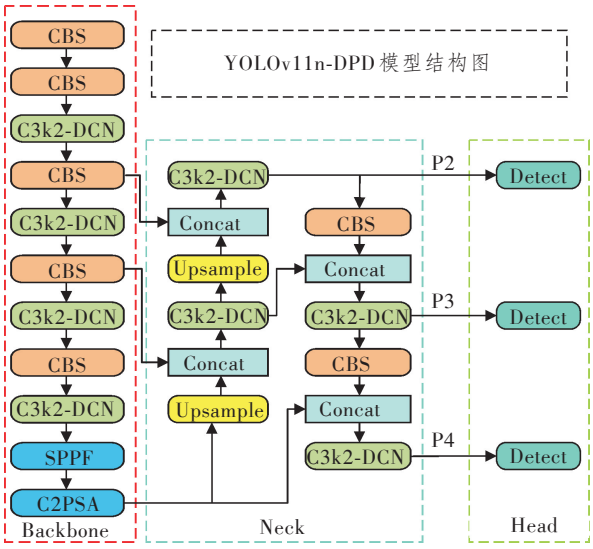
尽管已有大量研究致力于提升小目标检测的精度,但现有方法在复杂背景下的表现依旧存在显著不足。针对这些问题,本文提出了一种基于 YOLOv11n 的改进模型 YOLOv11n-DPD(YOLOv11n with Deformable Convolution, P2 Layer, and Focal-DIoU Loss)。该模型通过创新设计,在提升小目标检测精度的同时,显著减少了模型参数,优化了计算资源的使用,并加速了推理过程,为 UAV 航拍小目标检测提供了一种高效和准确的解决方案。

1　YOLOv11n 模型改进

1.1　YOLOv11 简述与改进模型

YOLOv11 是由 Ultralytics 公司于 2024 年 9 月 30 日发布的目标检测模型[12],作为 YOLO 系列的最新版本,YOLOv11 在精度、速度和计算效率上实现了显著提升。YOLOv11 的创新包括:在骨干网络中使用跨阶段局部瓶颈双卷积模块(CSP Bottleneck with 2 Convolutions,C3k2)替代传统快速跨阶段局部双卷积模块(CSP Bottleneck with 2 Convolutions-Faster,C2f),提升了特征提取效率;引入 C2 位置敏感注意力模块(C2 module with Position-Sensitive Attention,C2PSA),增强了多尺度特征提取能力;改进的快速空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling-Fast,SPPF)和 C2PSA 提高了特征表达的多样性。颈部网络通过路径聚合网络–特征金字塔网络(Path Aggregation Network-Feature Pyramid Network,PAN-FPN)结构融合深浅层特征,增强了目标定位能力。检测头通过解耦设计和深度卷积(Depthwise Convolution,DWConv)操作,减少了模型参数和计算开销。在 YOLO 系列轻量化模型命名中,“n”代表“nano”,即轻量化版本。YOLOv11n 通过减少网络层数、使用更少参数和计算量来实现更快推理速度和更小模型体积,适用于资源受限设备,因此本文选取 YOLOv11n 作为基准模型。

尽管 YOLOv11n 已具备优秀的检测性能,但在 UAV 小目标检测场景仍然有提升空间。本文在 YOLOv11n 基础上,提出了适用于 UAV 航拍图像小目标检测模型 YOLOv11n-DPD,其结构图如图 1 所示。



注：CBS 为卷积−批归一化−SiLU 激活；DCN 为可变形卷积；Concat 为特征拼接；Upsample 为上采样；P2~P4 为第 2~第 4 预测层；Detect 为检测头；Backbone、Neck 和 Head 分别为骨干网络、颈部网络和检测头。

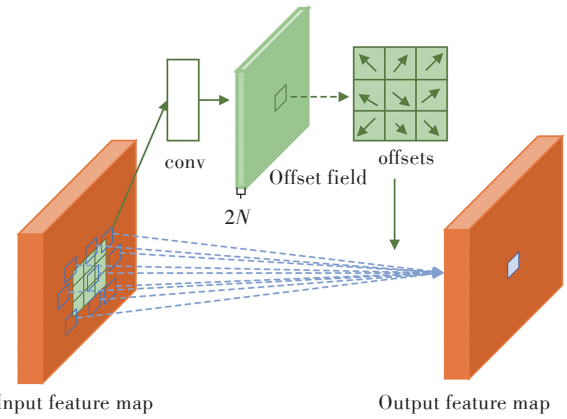
图 1　YOLOv11n-DPD 模型结构图

Figure 1　YOLOv11n-DPD model structure diagram

1.2　C3k2-DCN

在 UAV 航拍图像中，目标通常存在尺度变化明显、姿态旋转、遮挡、长宽比变化以及背景杂乱等问题，这些因素给目标检测带来了显著挑战。传统卷积神经网络使用固定网格的卷积核进行特征提取，难以适应目标的尺度变化和几何形变，尤其对于小尺度或形变显著的目标，检测精度容易受到限制。为了解决此问题，本文将 DCN 引入 YOLOv11n 中的 C3k2 模块[13]，以提升模型对多尺度小目标的检测能力。DCN 通过引入可学习的偏移量，动态调整卷积核的采样位置，以适应目标的几何变形和尺度变化。DCN 过程如图 2 所示。首先，输入特征图通过额外的卷积层生成每个卷积核位置的偏移量，随后将这些偏移量应用于原卷积核，形成 DCN 核。最终，使用这些 DCN 核对输入特征图进行卷积操作，得到输出特征图。这种方法打破了传统卷积对固定网格的限制，能够灵活地适应复杂背景下的多尺度目标，提高了特征提取的表达能力。

具体而言，将 C3k2 模块中 Bottleneck 部分的传统卷积替换为 DCN，形成新的 Bottleneck-DCN 结构，如图 3 所示。该模块由两个卷积层组成，其中第 1 个卷积层利用 DCN 进行特征提取，第 2 个卷积层进一步融合提取的特征。通过引入 DCN，模型能够动态调整视野，从而更精确地捕捉目标的细节特征，特别是在处理形状和尺度变化较大的小目标时表现出显著优势。该方法不仅提升了对目标局部



注：conv 为卷积操作；Offset field 为偏移量场；offsets 为偏移量；2*N* 为卷积核采样点对应的二维偏移量通道数，其中 *N* 为卷积核采样点数量。

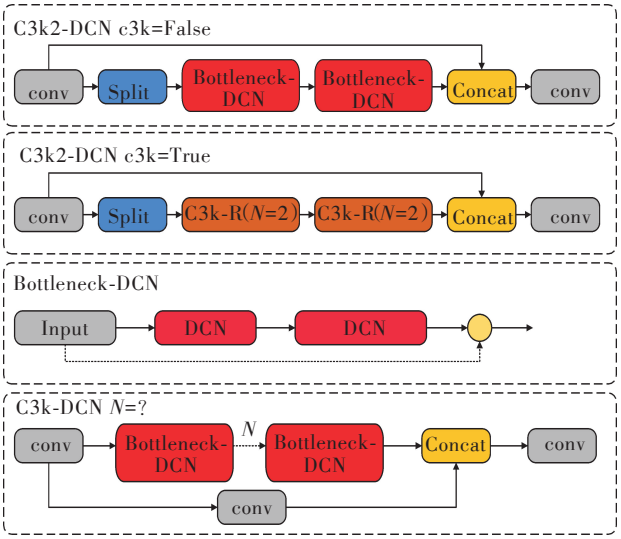
图 2　DCN 过程

Figure 2　DCN process

复杂特征（如边缘、纹理）的敏感度，还保持了较低的计算成本和高效的推理速度，适应了复杂背景下多尺度目标的检测需求。在 UAV 小目标检测中，Bottleneck-DCN 结构还能够提高模型对目标边界的定位精度，适应图像长宽比和旋转的各种变换，从而增强对航拍图像角度刁钻和多视角变换的检测效果。假设 X 为输入特征图，经过 DCN 操作后的输出 Y 可表示为

$$Y=\mathrm{DeformConv}(X, W, \Delta p, M), \tag{1}$$

式中：W 为卷积核；Δp 为学习到的偏移量；M 为采样掩码，表示采样点的重要性；DeformConv 为可变



注：C3k 为跨阶段局部多卷积核模块；C3k-R 为带残差连接（Residual，R）的 C3k 子模块；Split 为分支划分；Input 为输入特征；c3k=True/False 表示是否启用 C3k 结构分支；*N* 为模块重复次数。

图 3　C3k2-DCN 模型结构图

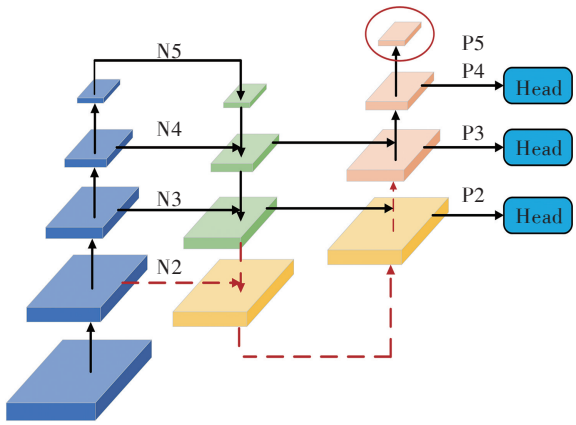
Figure 3　C3k2-DCN model structure diagram

形卷积算子。Δp 可通过一个额外的卷积层来预测，通常采用双线性插值计算对应位置的像素值，从而实现高效的特征采样。

1.3　新增小目标检测层

在 UAV 航拍图像中，由于拍摄角度和本身图像中物体遮挡等因素，小目标通常占据数据集的大部分。传统的 YOLOv11n 多尺度检测框架虽然能处理不同尺度的目标，但在小目标检测上仍存在一定局限。YOLOv11n 的 P3、P4 和第 5 预测层（Prediction Layer 5，P5）输出层分别用于不同尺度目标的检测，其中 P5 主要针对大目标检测，适用于较大目标背景。然而，由于 P5 的下采样倍数较大，其在处理小目标时无法提供足够的细节信息，并且计算量较大，使得在小目标为主的 UAV 航拍任务中表现不佳。

为此，本文提出去除 P5 的大目标检测层，并新增一个专门针对小目标的检测层 P2。P2 通过提升空间分辨率，使特征图分辨率达到 160×160，相较于 P5 分辨率为 20×20 的特征图，P2 能保留更多的小目标细节信息，从而提高小目标检测的精度。通过与 P3 和 P4 的特征融合，P2 进一步增强了模型在多尺度下的特征提取能力，确保了对小目标细节的有效捕捉，并避免了冗余计算。改进后的目标检测层示意图如图 4 所示，红色箭头为新增结构，红色圈内为去除部分。



注：N1~N5 为颈部网络中不同尺度的特征融合节点；红色虚线箭头表示新增 P2 小目标检测层相关结构；红色圈内表示去除的 P5 大目标检测层。

图 4　改进后的目标检测层示意图

Figure 4　Improved object detection layer diagram

去除 P5 层并不意味着完全放弃大目标检测，而是通过减少对大目标的检测强度，优化计算资源的分配，使得网络在面对小目标时更加高效，而且 UAV 航拍由于距离较远，绝大部分目标均以中小目标占据较多，所以针对大目标检测会相对较少，原本的 P3 和 P4 检测层已经能够囊括住这部分检测。这一改动有效减轻了计算负担，提升了小目标检测的准确性，同时避免了过度增加模型参数，确保了整体计算效率的提升。

引入的小目标检测层，增强了 YOLOv11n 模型对以小目标为主的 UAV 航拍目标检测任务的处理能力，有效减少了小目标的漏检和误检现象，提升了检测精度，同时保证了计算效率的平衡。

1.4　Focal-DIoU 损失函数

在 UAV 航拍目标检测任务中，由于目标尺度差异大、低质量样本多及目标类别不均衡等因素，YOLOv11n 中的回归损失函数距离交并比（Distance Intersection over Union，DIoU）虽然考虑了边界框的中心距离、宽高比及交并比（Intersection over Union，IoU），但在处理小目标、复杂背景及类别不平衡等问题时效果有限。具体来说，完整交并比（Complete Intersection over Union，CIoU）损失函数在小目标检测上未能充分优化目标框的精确位置，且对类别不平衡和遮挡目标的处理能力较弱。

为解决这些问题，本文提出采用结合了聚焦（Focal）损失函数与 DIoU 损失函数优势的 Focal-DIoU 损失函数，Focal 损失函数通过调整易分类样本的权重，增强了模型对难以检测小目标的关注和低质量样本的选择，显著提高了小目标的召回率。DIoU 损失函数则优化了边界框的空间位置，减少了因小目标尺寸较小或受遮挡导致的定位误差，提升了模型的定位精度。聚焦损失函数 *Focal*，DIoU 损失函数 *DIoU* 和 Focal-DIoU 损失函数 *Focal-DIoU* 可表示为

$$Focal=-\alpha_t\left(1-p_t\right)^{\gamma}\log\left(p_t\right), \tag{2}$$

$$DIoU=1-IoU+\frac{\rho^2\left(\boldsymbol{b},\boldsymbol{b}^{gt}\right)}{c^2}, \tag{3}$$

$$Focal\text{-}DIoU=IOU^{\gamma}L_{DIOU}, \tag{4}$$

式中：α_t 为类别平衡因子；γ 为焦点因子；p_t 为目标检测任务的预测概率；ρ 为两个框中心点间的欧几里得距离；$\boldsymbol{b}$ 和 $\boldsymbol{b}^{gt}$ 分别为预测边界框和真实边界框，二者均可表示为由中心点坐标、宽和高组成的边界框向量；c 为包含两个框的最小闭包区域的对角线长度。

结合 Focal Loss 与 DIoU 的 Focal-DIoU 损失函数不仅改善了小目标的定位精度，还通过焦点因子聚焦困难样本和低质量样本，进一步提高了小目

标的检测精度。与传统的 CIoU 损失函数相比，Focal-DIoU 损失函数在保持大目标检测性能的同时，显著提升了小目标的定位准确性，并有效减少了误检和漏检现象，特别在复杂场景中表现更佳。

1.5　LAMP 模型剪枝

针对 UAV 航拍小目标检测任务，本研究引入层自适应幅值剪枝（Layer-Adaptive Magnitude-based Pruning，LAMP）方法并适当调整剪枝加速比进行模型轻量化[14]。由于 UAV 航拍包含高分率图像，对推理速度和存储需求较高，尤其在嵌入式设备中部署时，模型剪枝能够有效减小模型体积、提高推理速度，并保持高精度。LAMP 通过自适应地按层评估并删除不重要的连接，从而优化模型的结构，减少冗余计算。

LAMP 的核心原理基于权重幅值的平方，评估每层连接的重要性。具体而言，通过计算每个连接的 LAMP 评分来决定剪枝策略。LAMP 的评分函数 $score(u;\ W)$ 可表示为

$$score(u;\ W)=\frac{(W[u])^2}{\sum_{v\geqslant u}(W[v])^2},$$

式中，$W[u]$ 为第 u 个连接的权重。连接评分越高在模型中扮演着越重要的角色，而评分较低的连接可被剪除。剪枝后，模型进行微调以恢复可能的性能损失。LAMP 分数的修剪方式为

$$\begin{bmatrix}u_1\\u_2\\u_3\\\cdots\end{bmatrix}\begin{bmatrix}v_1\\v_2\\v_3\\\cdots\end{bmatrix}\rightarrow\begin{bmatrix}\dfrac{u_1^2}{u_1^2+u_2^2+u_3^2}\\\dfrac{u_2^2}{u_1^2+u_2^2+u_3^2}\\\dfrac{u_3^2}{u_1^2+u_2^2+u_3^2}\\\cdots\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\dfrac{v_1^2}{v_1^2+v_2^2+v_3^2} & \\\dfrac{v_2^2}{v_1^2+v_2^2+v_3^2} & \\\dfrac{v_3^2}{v_1^2+v_2^2+v_3^2} & \\\cdots & \dfrac{v_1^2}{v_1^2}\\\dfrac{u_1^2+u_2^2}{} & \\\dfrac{u_2^2}{u_1^2+u_2^2} & \phi\\\dfrac{u_1^2+u_2^2}{} & \\\cdots & \cdots\end{bmatrix},\quad(5)$$

式中：u_i 和 v_i 分别为不同网络层中按权重幅值排序后的连接权重；ϕ 为空值或被剪除位置，用于表示该连接在剪枝过程中被删除，不再参与后续计算。

通过 LAMP 可实现 UAV 航拍小目标检测模型的轻量化，显著减少了计算量并提高了推理速度，同时保持了小目标检测的精度。

2　实验结果

2.1　数据集

为验证本文提出的模型对小目标检测的普适性，选用了 VisDrone2019 数据集进行实验。该数据集包含 10 类航拍目标：行人、自行车、汽车和卡车等，包含 6 471 张训练图像、548 张验证图像和 1 610 张测试图像。数据集的显著特点为小目标占比较高，包含 260 万个标注框，像素面积小于 16×16 的目标占比为 12.05%，小于 32×32 的目标占比为 44.70%。这一特点使得 VisDrone2019 数据集与本文面向航拍小目标检测的任务高度契合。

2.2　实验环境与评估指标

2.2.1　实验环境

实验环境配置为：操作系统为 Ubuntu，配备 40 GB 内存和 RTX 3090 显卡（24 GB 显存）。深度学习框架为 PyTorch 1.7.0，通过统一计算设备架构（Compute Unified Device Architecture，CUDA）11.3 进行图形处理器（Graphics Processing Unit，GPU）加速。训练参数包括训练轮数 300、图像输入尺寸 640×640、批大小（Batch Size）16、初始学习率 0.001、动量大小 0.937 和权重衰减系数 0.000 5。

嵌入式设备为 Jetson Nano B01，中央处理器（Central Processing Unit，CPU）为 4 核高级精简指令集机器（Advanced RISC Machine，ARM）Cortex-A57 @ 1.43 GHz，图形处理器（Graphics Processing Unit，GPU）为 128 核 Maxwell，内存为 4 GB 64 位 LPDDR4，内存带宽为 25.6 GB/s。

2.2.2　评估指标

为了评估模型的整体性能，本实验使用的评估指标为平均精度均值 *mAP*、精确率（Precision，P）、召回率（Recall，R）、推理速度（单位：每秒帧数（Frames Per Second，FPS））、模型大小和参数量。*mAP* 可表示为

$$mAP=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}AP_i,\qquad(6)$$

式中：AP_i 为第 i 类别的平均精度；n 为类别总数。*mAP* 反映了模型在所有类别中的检测精确率 P 和召回率 R 之间的平衡（单位：%）。*mAP*50 为 IoU=0.5 时的 *mAP* 值。

2.3　实验结果

2.3.1　剪枝消融实验对比

为评估剪枝对改进后模型性能的影响，本研究进行了不同加速比下的剪枝消融实验。加速比

Speed_up 为剪枝后模型计算量与改进后模型计算量的比值，*Speed_up*=1.0 表示未进行剪枝。实验中，考虑到部分网络结构无法剪去，采用跳层操作，并在每次剪枝后进行微调训练，以恢复因剪枝引起的性能损失。表 1 所示为剪枝消融实验结果，由表可知，当 *Speed_up*<1.6 时，经过微调后的模型在各项性能指标上均优于未剪枝的模型；当 *Speed_up*=1.8 时，*mAP*50 仍略高于未剪枝模型；当 *Speed_up*=2.0 时，*mAP*50 低于未剪枝模型，但模型参数量和模型体积进一步减小。综合考虑各项评估指标，选择 *Speed_up*=1.6 作为最终剪枝策略。在此加速比下，剪枝后的模型相比改进后的未剪枝模型，*mAP*50 提高了 1.1%，且参数量和模型体积分别减少了 1.24 和 3.20 MB。最终，基于这些实验结果，本文选择加速比为 1.6 的剪枝策略以轻量化最终模型。

表 1　剪枝消融实验结果

Table 1　Ablation experiment results

Speed_up	*mAP*50(%)	参数量/MB	模型大小/MB
1.0	39.6	1.80	4.68
1.2	40.1	0.98	2.14
1.4	40.5	0.81	1.87
1.6	40.7	0.56	1.48
1.8	39.8	0.48	1.39
2.0	39.1	0.41	1.30

2.3.2　消融实验

为了进一步分析验证每一个改进对航拍图像检测性能的有效性，本文以 YOLOv11n 为基准模型进行一系列消融实验，实验结果如表 2 所示。

表 2　消融实验结果

Table 2　Ablation experiment results

基础模型	C3k2-DCN	检测层	Focal-DIoU	模型剪枝	*mAP*50 (%)	*P* (%)	*R* (%)	模型大小/MB	参数量/MB	推理速度/FPS
YOLOv11n					34.2	46.4	34.6	5.35	2.58	186
	√				35.1	47.3	35.4	5.43	2.69	174
		√			38.3	50.2	38.1	4.59	1.68	181
			√		34.6	46.8	34.8	5.35	2.58	184
	√	√	√		39.6	50.7	38.5	4.68	1.80	167
	√	√	√	√	40.7	51.4	39.1	1.48	0.56	218

由表可知，首先，将 C3k2 更换为 C3k2-DCN 后，虽然模型大小和参数量略微增长，且推理速度也下降了 12 FPS，但 *mAP*50 提升了 0.9%，证明 DCN 能有效捕获航拍图像中多尺度目标的特征；其次，将大目标检测层去掉并引入小目标检测层后，模型大小和参数量分别降低了 0.76 和 0.90 MB，*mAP*50 提升了 4.1%，而推理速度仅降低了 5 FPS，证明了新增的小目标检测层对小目标检测的性能优势；再次，将损失函数替换为 Focal-DIoU 后，模型大小和参数量在不发生变化的情况下，*mAP*50 提升了 0.4%，证明了该损失函数对低质量样本和类别不平衡的有效处理；最后，对模型进行了 LAMP 剪枝处理，不仅让 *mAP*50 提升了 1.1%，而且模型大小和参数量分别降低了 3.20 和 1.24 MB，推理速度也提升了 51 FPS；以上各个模块的消融结果表明，本文所改进的每一个模块，对 UAV 航拍图像目标的检测均各有优势，综合改进后能够显著提升对小目标的检测精确率、控制模型大小并加快推理速度。

2.3.3　对比实验

为验证本文所提改进模型的有效性，将本文所提模型与其他该领域的常见模型进行比对分析，结果如表 3 所示。

由表可知，首先，YOLOv11n-DPD 相较于 1 阶段的单发多框检测器（Single Shot MultiBox Detector，SSD），以及 YOLOv3、YOLOv5s、YOLOv6 和 YOLOv8n，检测 *mAP*50 更高、模型大小和参数量更小、推理速度更快；其次，相较于 2 阶段的 Faster R-CNN 也同样如此；再次，虽然 YOLOv11n-DPD 相较于 YOLOv3-tiny 和 YOLOv7-tiny，在推理速度方面分别减少了 67 和 73 FPS，但其在检测精度和模型大小等方面比二者更具优势，表现出对 UAV 航拍图像中各尺度小目标的检测性能优势；然后，YOLOv11n-DPD 与文献[15]的模型对比，尽管其 *mAP*50 略降低了 0.5%，但其参数量和推理速度远优于该模型，而与文献[16]的模型对比，本文模型各个参数指标均高于该模型；最后，与本文基准模型 YOLOv11n 和同级别的 YOLOv11s 模型相比，本文模型在 *mAP*50 上分别提高了 6.5% 和 5.6%、模型大小分别降低了 3.87 和 16.92 MB、参数量分别降低了 2.02 和 8.84 MB 而推理速度分别提升了

32 和 25 FPS。综上所述，本文所提模型在航拍小目标检测的精度上优于其他模型，包括 *mAP*50、*P* 和 *R*，同时实时性也得到了保证，模型大小也达到了综合最优。

表 3　各种检测模型对比实验结果

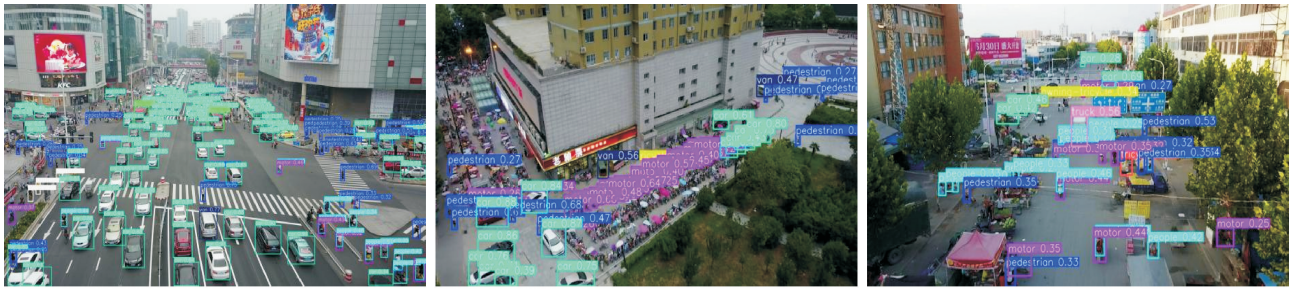
Table 3　Experimental comparison of various detection models

方法	*mAP*50(%)	*P*(%)	*R*(%)	大小/MB	参数量/MB	推理速度/FPS
SSD	23.6	37.4	27.1	28.40	24.20	171
Faster R-CNN	34.1	45.2	37.9	89.60	43.80	141
YOLOv3	38.9	50.2	40.1	123.60	61.50	158
YOLOv3-tiny	16.7	33.2	24.7	17.50	12.7	285
YOLOv5s	32.5	38.2	33.7	16.50	7.10	158
YOLOv6	31.1	42.7	31.3	8.90	9.71	176
YOLOv7-tiny	32.8	42.8	33.1	12.30	6.01	291
YOLOv8n	33.3	42.5	32.8	6.30	3.10	177
YOLOv11n	34.2	46.4	34.6	5.35	2.58	186
YOLOv11s	35.1	47.3	34.7	18.40	9.40	193
Rep-YOLO[15]	41.2	48.8	40.0	/	9.61	55
YOLOv8s-UAV[16]	40.2	50.5	39.3	/	2.23	159
YOLOv11n-DPD	40.7	51.4	39.1	1.48	0.56	218

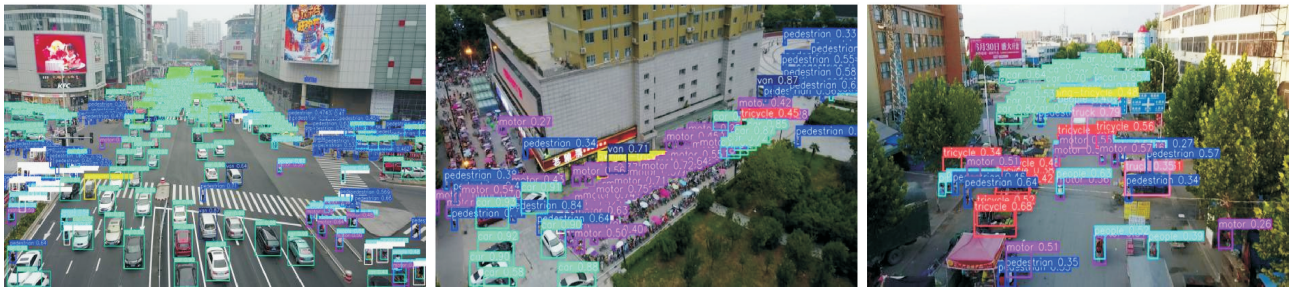
注：tiny 为微型轻量化版本；Rep 为重参数化。

2.3.4　可视化效果

为了验证本文模型在实际背景中的性能，选择了 VisDrone2019 测试集中具有代表性的背景，包括遮挡、密集堆叠、低亮度和复杂背景等。对基线模型 YOLOv11n 和 YOLOv11n-DPD 模型进行可视化对比，结果如图 5 所示。由图可知，YOLOv11n-DPD 相较于 YOLOv11n，尤其在小目标占比高且容易混淆的复杂背景中，能够显著提高检测精度，准确地识别 YOLOv11n 漏检或误检的目标，这验证了本文模型在应对小目标检测背景的优势。此外，为了更直观地看到 YOLOv11n 和改进模型的评估指标变化情况，图 6 所示为 *mAP*50、*P* 和 *R* 等性能指标的对比图，由图可知，本文所提 YOLOv11n-DPD 在性能上具有明显优势。



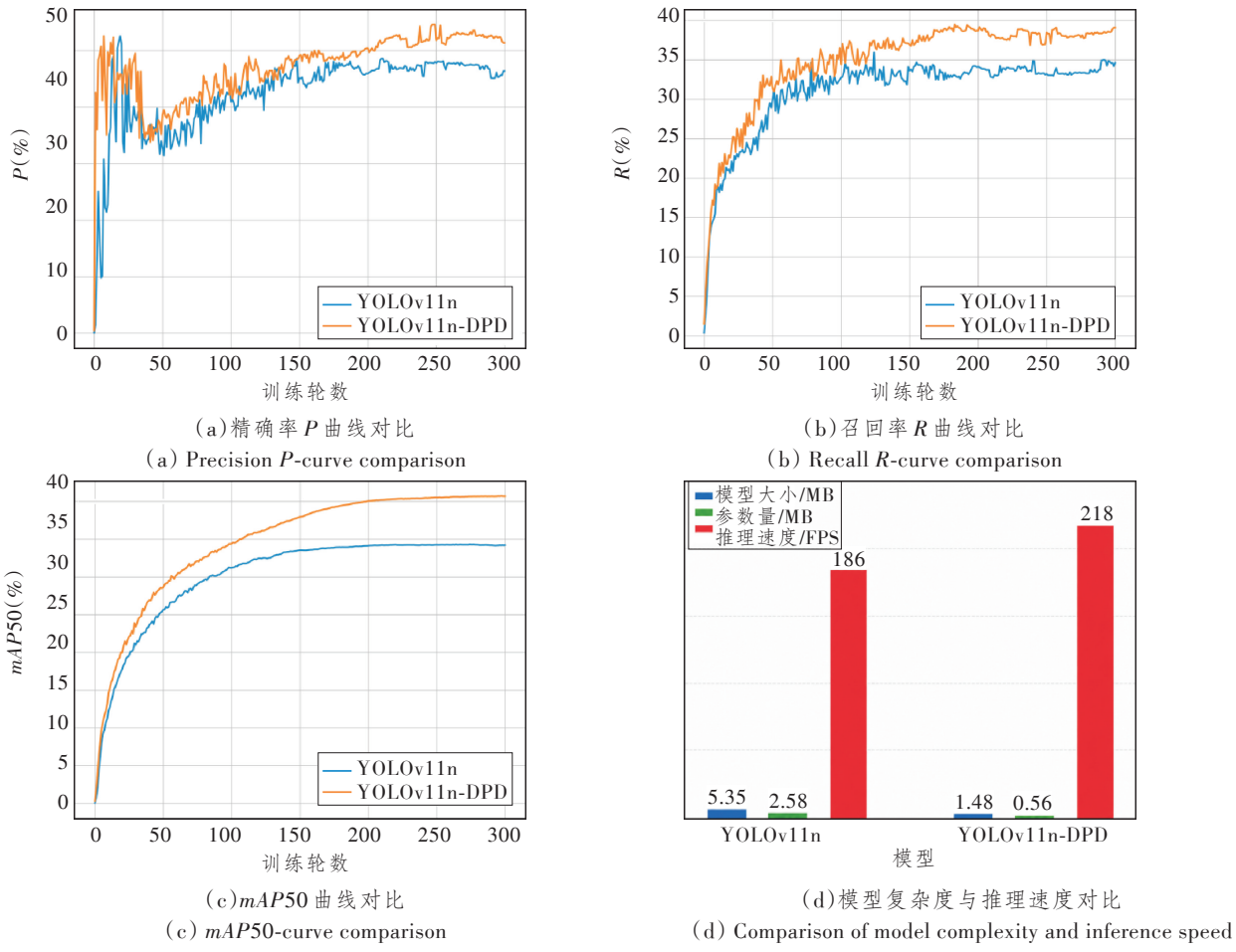
(a)YOLOv11n



(b)YOLOv11n-DPD

图 5　YOLOv11n 和 YOLOv11n-DPD 在 3 种不同场景中的检测效果对比图

Figure 5　Comparison of detection performance between YOLOv11n and YOLOv11n-DPD in three different scenarios



(a)精确率 P 曲线对比
(a) Precision P-curve comparison

(b)召回率 R 曲线对比
(b) Recall R-curve comparison

(c)$mAP50$ 曲线对比
(c) $mAP50$-curve comparison

(d)模型复杂度与推理速度对比
(d) Comparison of model complexity and inference speed

图 6　性能指标对比图

Figure 6　Performance metrics comparison

2.3.5　嵌入式部署验证

本文将训练好的模型权重转换为开放神经网络交换格式(Open Neural Network Exchange,ONNX)后导入 Jetson Nano B01,并利用 TensorRT 对 ONNX 模型进行 16 位浮点(16-bit Floating Point,FP16)量化,以测试模型在嵌入式设备上的推理效果和部署能力。

测试评估了模型 YOLOv11n 和 YOLOv11n-DPD,评估指标包括 $mAP50$、模型大小和推理速度,结果如表 4 所示。

表 4　不同模型在 Jetson Nano 上检测速度对比

Table 4　Comparison of detection speeds of different models on Jetson Nano

模型	$mAP50$ (%)	模型大小 /MB	推理速度 /FPS
YOLOv11n	34.2	5.35	28
YOLOv11n-DPD	40.7	1.48	34

由表可知,即使在嵌入式设备上,本文所提 YOLOv11n-DPD 在推理速度上依然比 YOLOv11n 快了 6 FPS,在 $mAP50$ 和模型大小方面依旧保持最优。综上所述,本文所提 YOLOv11n-DPD 可以正常在嵌入式平台工作且工作性能比 YOLOv11n 综合性能更优。

3　结束语

本文所提 YOLOv11n-DPD 模型通过引入 DCN 增强多尺度特征提取能力、新增小目标检测层并去除大目标层提升小目标检测精度并且采用 Focal-DIoU 损失函数优化类别不平衡和 LAMP 减少模型大小。结果表明,相较于 YOLOv11n,YOLOv11n-DPD 在检测精度、推理速度和计算资源上均有显著提升,尤其在小目标检测上表现更优,同时在嵌入式设备上也具备合理的推理速度。与现有主流小目标检测模型相比,本文模型综合比较也更具优势,但在单一指标,如检测精度、推理速度或模型大小等方面,与当前主流检测模型对比仍有进一步提升空间,本文未来将进一步优化这些评估性能指标。

参考文献：

[1] 张明淳，牛春晖，刘力双，等. 用于无人机探测系统的红外小目标检测模型[J]. 激光技术，2024，48(1)：114–120.
Zhang M C，Niu C H，Liu L S，et al. Infrared Small Target Detection Algorithm for UAV Detection System[J]. Laser Technology，2024，48(1)：114–120.

[2] 王晓燕，王禧钰，李杰，等. 无人机视角下的道路损伤检测模型MAS-YOLOv8n[J]. 光电工程，2024，51(10)：240170.
Wang X Y，Wang X Y，Li J，et al. MAS-YOLOv8n Road Damage Detection Algorithm from the Perspective of Drones[J]. Opto-Electronic Engineering，2024，51(10)：240170.

[3] 肖恒树，李军营，梁虹，等. 基于改进YOLOv8和无人机遥感影像的大田烟株数量检测[J]. 电子测量技术，2024，47(9)：163–171.
Xiao H S，Li J Y，Liang H，et al. Detection of Tobacco Plant Numbers in Large Fields based on Improved YOLOv8 and UAV Remote Sensing Imagery[J]. Electronic Measurement Technology，2024，47(9)：163–171.

[4] 张润梅，肖钰霏，贾振楠，等. 改进YOLOv7的无人机视角下复杂环境目标检测模型[J]. 光电工程，2024，51(5)：240051.
Zhang R M，Xiao Y F，Jia Z N，et al. Improved YOLOv7 Algorithm for Target Detection in Complex Environments from UAV Perspective[J]. Opto-Electronic Engineering，2024，51(5)：240051.

[5] 宋晔，吴一全. 基于无人机航拍的风力发电机叶片表面缺陷检测综述[J]. 仪器仪表学报，2024，45(10)：1–25.
Song Y，Wu Y Q. Review of Wind Turbine Blade Surface Defect Detection based on UAV Aerial Photography [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument，2024，45(10)：1–25.

[6] 肖振久，吴正伟，张杰浩，等. 自适应前景聚焦无人机航拍图像目标检测[J]. 光电工程，2024，51(9)：240149.
Xiao Z J，Wu Z W，Zhang J H，et al. Adaptive Foreground Focusing for Target Detection in UAV Aerial Images[J]. Opto-Electronic Engineering，2024，51(9)：240149.

[7] 李茂森，梁四幺，郭东海，等. 基于Mask-RCNN模型的无人机巡检影像船只目标检测方法研究[J]. 测绘与空间地理信息，2023，46(11)：99–102.
Li M S，Liang S Y，Guo D H，et al. Research on Ship Target Recognition Algorithm based on Mask-RCNN Algorithm in UAV Inspection Images[J]. Geomatics & Spatial Information Technology，2023，46(11)：99–102.

[8] 许子阳. 基于改进Faster R-CNN的航拍小目标检测方法[J]. 船舶标准化与质量，2024(4)：30–37.
Xu Z Y. Aerial Small Target Detection Method based on Improved Faster R-CNN[J]. Shipbuilding Standardization & Quality，2024(4)：30–37.

[9] 张波，刘隽. 改进YOLOv5s的轻量化无人机小目标检测[J]. 电光与控制，2024，31(11)：83–89.
Zhang B，Liu J. Improved YOLOv5s for Lightweight Unmanned Aerial Vehicle Small Target Detection[J]. Electronics Optics & Control，2024，31(11)：83–89.

[10] 黄毅，周纯，刘欣军，等. 基于YOLOv10的无人机复杂背景下多尺度检测模型[J]. 光通信研究，2025(5)：240158.
Huang Y，Zhou C，Liu X J，et al. Multi-Scale Detection Model for Complex Backgrounds in UAV Images based on YOLOv10[J]. Study on Optical Communications，2025(5)：240158.

[11] 杨海涛，赵俊羽，王瑞，等. 基于DBB-YOLOv10s的无人机小目标检测[J/OL]. 红外技术.(2024-11-27)[2025-01-13]. https://link.cnki.net/urlid/53.1053.TN.20241126.1129.002.
Yang H T，Zhao J Y，Wang R，et al. UAV Small Object Detection based on DBB-YOLOv10s [J/OL]. Infrared Technology.(2024-11-27)[2025-01-13]. https://link.cnki.net/urlid/53.1053.TN.20241126.1129.002.

[12] Khanam R，Hussain M. YOLOv11：An Overview of the Key Architectural Enhancements[EB/OL].(2024-10-23)[2025-01-13]. https://arxiv.org/abs/2410.17725.

[13] Zhu X，Hu H，Lin S，et al. Deformable ConvNets V2：More Deformable，Better Results[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach，CA，USA：IEEE，2019：9300–9308.

[14] Xu K，Wang Z，Geng X，et al. Efficient Joint Optimization of Layer-Adaptive Weight Pruning in Deep Neural Networks[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Paris，France：IEEE，2023：17401–17411.

[15] 彭晏飞，陈炎康，赵涛，等. 基于重参数化注意力的无人机航拍目标检测方法[J]. 电光与控制，2024，31(9)：81–86.
Peng Y F，Chen Y K，Zhao T，et al. Detection of Object in UAV Aerial Photography based on Reparameter-

ized Attention[J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(9): 81–86.

[16] 李云文, 冯宇平, 安文志, 等. 基于改进YOLOv8的无人机图像小目标检测模型[J]. 高技术通讯, 2024, 34(7): 765–775.

Li Y W, Feng Y P, An W Z, et al. Small Object Detection Algorithm for Unmanned Aerial Vehicle Image based on Improved YOLOv8[J]. Chinese High Technology Letters, 2024, 34(7): 765–775.