

孙立辉, 徐金鸣, 王馨田, 等. 基于 SA-YOLOv8n 的果园鸟类检测算法研究[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(8): 158-164.
DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240826

基于 SA-YOLOv8n 的果园鸟类检测算法研究

孙立辉¹, 徐金鸣¹, 王馨田², 张龙乐¹

(1 吉林化工学院 信息与控制工程学院, 吉林 吉林 132022; 2 中央民族大学 信息工程学院, 北京 100074)

摘要: 针对果园中鸟类检测模型参数量大、小目标检测能力不强, 以及目标框回归的准确性和鲁棒性不足等问题, 提出了一种基于 YOLOv8n 优化、改进的 SA-YOLOv8n 果园鸟类检测模型。模型采用平滑、连续可导的 Mish 激活函数替换 SiLU 激活函数, 在 Backbone 部分添加 ShuffleAttention 模块, 减少了模型大小。在 Neck 部分添加了第四个输出层, 用于检测 4×4 以上的目标, 优化了小目标检测。采用 SIOU 边界框回归损失函数替代 CIUO, 进一步提高了目标框回归的准确性和鲁棒性。实验证明, 改进后的 SA-YOLOv8n 模型在自制鸟类数据集上的平均精度 (AP) 达到了 96.40%, 而单张图片检测仅需 0.7 ms。与原 YOLOv8n 模型相比, 改进后的模型在保持检测速度稳定的前提下, AP 提高了 1.6 个百分点, 模型大小降低了 0.21 MB。这一系列改进不仅提升了性能的同时, 还对模型进行了轻量化处理。

关键词: 鸟类检测; YOLOv8n; ShuffleAttention 模块; 激活函数; 损失函数

中图分类号: TP399

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)08-0158-07

Research on improved YOLOv8n-based avian detection in orchard

SUN Lihui¹, XU Jinming¹, WANG Xintian², ZHANG Longle¹

(1 School of Information and Control Engineering, Jilin Institute of Chemical Technology, Jilin 132022, Jilin, China;

2 School of Information Engineering, Minzu University of China, Beijing 100074, China)

Abstract: Aiming at the problems of large number of parameters in the bird detection model in the orchard, poor detection ability of small targets, and insufficient accuracy and robustness of the target frame regression, an optimised and improved SA-YOLOv8n orchard bird detection model based on YOLOv8n is proposed. The model replaces the SiLU activation function with a smooth and continuously derivable Mish activation function, and adds the ShuffleAttention module in the Backbone part to reduce the model size. A fourth output layer is added to the Neck part for detecting targets above 4×4 to optimise small target detection. The SIOU bounding box regression loss function is used instead of CIUO to further improve the accuracy and robustness of target box regression. Experiments demonstrate that the improved SA-YOLOv8n model achieves an average precision (AP) of 96.40% on the homemade bird dataset, while single-image detection takes only 0.7 ms. Compared with the original YOLOv8n model, the improved model improves the AP by 1.6 percentage points and reduces the model size by 0.21 MB, while maintaining a stable detection speed. this series of improvements not only improve the performance, but also lighten the model.

Key words: avian detection; YOLOv8n; Shuffle Attention module; activation function; loss function

0 引言

鸟类一直以来对果园果树造成了严重且长期的危害, 啄食果实不仅导致病变, 也极大地影响了果品质量。为了减少鸟类啄食果树果实, 人们研究了不同的方法, 包括使用无人机和基于静态视觉装置的驱鸟方法^[1], 由于无人机成本过高, 驱鸟方法主

要采用液化气炮驱鸟器、语音驱鸟器和超声波驱鸟器等机械、电子或生物的方式, 通过使鸟类感到不适和恐惧, 从而立刻飞走^[2]。但是驱鸟器开启时间长了会造成资源浪费, 同时鸟类可能会逐渐适应其存在, 进而减弱驱赶效果。

随着基于深度学习的目标检测算法的飞速发展, 无人坚守的鸟类检测成为可能。目前, 目标检测

作者简介: 徐金鸣(1999-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 人工智能技术及应用; 王馨田(2004-), 女, 本科生, 主要研究方向: 计算机科学与技术。

通讯作者: 孙立辉(1976-), 男, 硕士, 教授, 主要研究方向: 人工智能。Email: sunlihui2000@126.com

收稿日期: 2023-12-19

算法分为两种,一是生成候选盒并对其中的目标进行分类的两阶段目标检测算法,另一种是避免生成候选盒的一阶段目标检测算法。前者包括区域卷积神经网络(R-CNN)、快速区域卷积神经网络(Fast-RCNN)和更快的区域卷积神经网络(Faster-RCNN)等算法,这些算法鲁棒性高,错误率低,但需要较长的运行时间,不适合实时生产^[3-5]。后者包括单次多框检测(Single Shot MultiBox Detector, SSD)和单次目标检测(You Only Look Once, YOLO),在保持与两阶段目标检测算法相同精度的同时,具有更快的识别速度,能够满足实时性要求,缺点是对小目标检测精度较低,效果不佳^[6-7]。

基于上述算法,国内外的许多学者对鸟类检测进行了研究。Akay 等^[8]开发一种利用深度学习技术自动识别和计数鸟类的方法,以便更准确地了解鸟类在不同地区的分布情况。但是,在检测一些体型较小的鸟类时,会出现误检或漏检等问题。Hong 等^[9]研究了多种深度学习算法在无人机飞行中的应用。在检测鸟类方面,训练的模型性能较好,但是当处理像素尺寸小于 40×40 的单个鸟类时,检测失败的概率会增加。邹聪等^[10]基于 YOLOv3 研究了输电线路鸟类检测,对非极大值抑制算法 NMS 进行优化,提升模型

对遮挡鸟类的检测能力,但在检测目标严重遮挡的图像方面仍有不足。宋子盈等^[11]基于 YOLOv3 研究了自然场景下鸟类检测,该模型对鸟类检测的精度更高,检测速度更快,但是模型的规模相对较大,难以在嵌入式系统中部署。潘语豪等^[12]基于 YOLOv3 研究了农田鸟类目标检测算法,在原模型的基础上引入了 CIOU 边界框回归损失函数,使目标框回归变得更加准确和稳定,处理纵横比时有一定的模糊性,没有充分考虑平衡正负样本的问题。

针对目前目标检测算法在鸟类检测中的问题,本文提出了一种优化改进的 SA-YOLOv8n 果园鸟类检测模型。这一改进旨在克服原模型在鸟类检测中精度低和模型过大的困扰。

1 YOLOv8n 算法

YOLOv8 提供了一个全新的 SOTA 模型,与 YOLOv5 一样,基于缩放系数也提供了 N/S/M/L/X 尺度的不同大小模型。考虑到模型尺寸的问题,本研究采用了小巧但高精度的 YOLOv8n。其主要包括 4 个核心部分,分别是 Input、主干部分(Backbone)、颈部网络(Neck)和 Head,具体结构如图 1 所示。

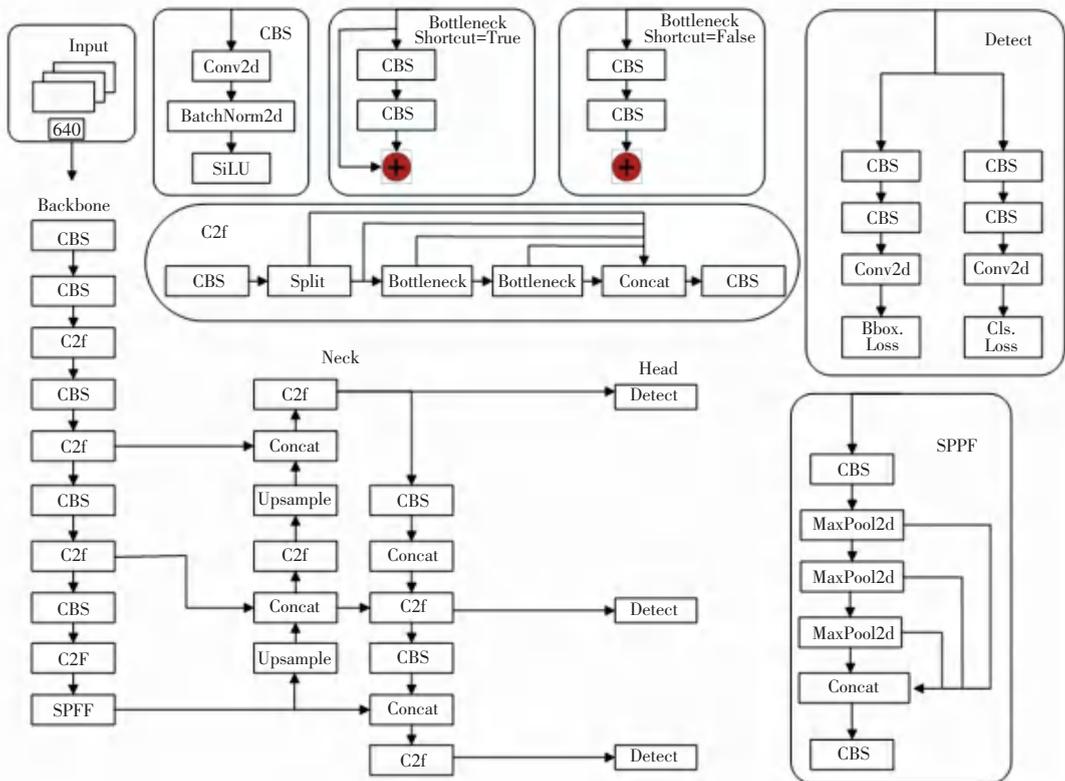


图 1 YOLOv8n 模型结构图
Fig. 1 YOLOv8n model structure diagram

Input 使用 Mosaic 进行数据增强,但在最后的 10 个 Epoch 中将其关闭;利用 anchor-free 机制直接预测对象的中心而不是已知锚框的偏移量,减少了锚框预测的数量,从而加速 NMS 的非最大抑制^[13]。

Backbone 主要进行特征提取,内含 CBS、C2f、SPPF 等模块。其中,CBS 模块用于对输入图像做卷积,接着应用批量归一化(BN),最后使用 SiLU 激活函数;C2f 结构使 YOLOv8n 在轻量化的同时,进一步丰富了梯度流信息;SPPF 模块则是处理各种尺寸的特征图,将其变成所需要的特征向量。

Neck 主要负责融合多尺度的特征,形成一个特征金字塔,有助于模型更好地理解 and 处理不同尺度上的信息。最主要的部分使用了 PANet 结构,包含 FPN 和 PAN 两个核心部分。通过将 FPN 与 PAN 结合,网络能够更好地整合上下信息流,从而提升了目标检测性能。这种结合的设计方式,更全面地处理了特征融合和位置信息的问题。

Head 模块是最终的推理模块,每个目标物体的类别和位置信息的预测结果都是根据不同大小的特征图得到的。通过 Head 部分,网络能够在不同层次的特征上进行目标检测,识别出各种尺寸的物体,并输出相应的类别标签和位置信息。这使得模型具备了多尺度目标识别的能力,提高了检测的准确性和全面性。

2 改进的 SA-YOLOv8n 检测算法

为了满足实时果园鸟类检测,本文对 YOLOv8n 进行了 4 个方面的改进。如:用 Mish 激活函数代替 SiLU 激活函数;Head 部分引入 ShuffleAttention 模块;在 Neck 部分添加了小目标检测层;用 SIOU 损失函数替换为 CIOU 损失函数。

2.1 Mish 激活函数

激活函数是非线性的逐点函数,负责将非线性引入神经网络层中的线性变换输入。常见的激活函数有 Sigmoid 和 tanh,但是在训练深层网络时,Sigmoid 和 tanh 会在端值趋近饱和,造成训练速度减慢,因此深层网络的激活函数多采用线性整流单元(ReLU)^[14]。与 tanh 和 Sigmoid 相比,ReLU 虽然在深层网络具有更好的性能和稳定性,但是存在 ReLU 死亡问题。为了解决 ReLU 问题,提出了许多激活函数,包括 Leaky ReLU、ELU、SELU 和 Swish 等。其中 Swish 在计算上与 ReLU 一样高效,并且在更深的模型上表现出比 ReLU 更好的性能,但 Swish 函数不是单调的。本文采用了一个新的自正则化非

单调激活函数 Mish,其灵感来自 Swish 的自门控特性。Mish 是一个光滑、连续、自正则化、非单调的激活函数,Mish 下有界,上无界,范围为 $[\approx -0.31, \infty)$ 。

数学定义如下:

$$f(x) = x \cdot \tanh(\log(1 + e^x)) \quad (1)$$

Mish 的一阶导数:

$$f'(x) = \frac{e^x(4(x+1) + 4e^{2x} + e^{3x} + e^x(4x+6))}{(2e^x + e^{2x} + 2)^2} \quad (2)$$

Mish 使用了自门控特性,将非调制输入与输入的非线性函数的输出相乘。由于保留了少量的负面信息,Mish 通过设计消除了死亡 ReLU 现象,此属性有助于更好的表达和信息流。由于上面是无界的,因此 Mish 避免了饱和,不会导致梯度消失。

与 Swish 相比,Mish 在本文自制鸟类数据集上的消融实验中,使用 Mish 激活函数的模型的精度均值(AP)达到 95.60%,相比于原 YOLOv8n 模型 AP 提高了 0.8 百分点。改进后的结构如图 2 所示。

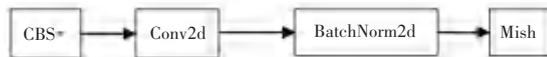


图 2 替换 Mish 后的结构图

Fig. 2 Translate the structure diagram after replacing Mish

2.2 SA 注意力

为了提升模型对果园鸟类特征的表达能力,本文将 Shuffle Attention(SA)模块引入到模型的主干部分,其总体体系结构如图 3 所示。SA 模块将信道维度分组为子特征,并同时构建通道和空间的注意力。通道注意力分支通过全局平均池化,生成通道统计信息,再利用参数缩放平移通道向量。空间注意力分支利用群范数产生空间统计信息,并产生类似于通道分支的信息。两个分支连接后,所有子特征被汇总,并通过“Channel Shuffle”算子传递信息^[15]。

通道注意力子模块通过简单地使用全局平均池化(GAP)来嵌入全局信息,以生成通道统计数据 $s \in \mathbb{R}^{C/2G \times 1 \times 1}$,可以通过空间维度 $H \times W$ 缩小 X_{k1} 来计算:

$$s = F_{gp}(X_{k1}) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X_{k1}(i, j) \quad (3)$$

通道注意力的输出:

$$X'_{k1} = \sigma(F_c(s)) \cdot X_{k1} = (W_{1s} + b_1) \cdot X_{k1} \quad (4)$$

其中, $W_1 \in \mathbb{R}^{C/2G \times 1 \times 1}$, $b_1 \in \mathbb{R}^{C/2G \times 1 \times 1}$ 是用于缩放和移位 s 。

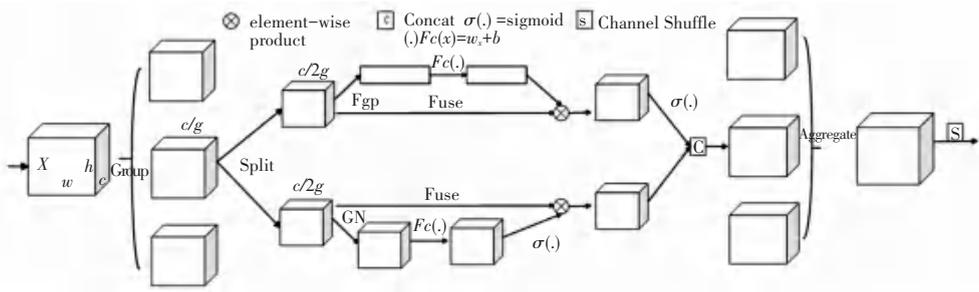


图 3 SA 注意力模块

Fig. 3 SA attention models

空间注意力子模块在 X_{k2} 上使用群范数 (GN) 来获得空间统计, 采用 $F_c(\cdot)$ 来增强 \hat{X}_{k2} 的表示。空间注意力的最终输出为

$$X'_{k2} = \sigma(W_2 \cdot GN(X_{k2}) + b_2) \cdot X_{k2} \quad (5)$$

其中, W_2 和 b_2 是形状为 $\mathbb{R}^{C/2G \times 1 \times 1}$ 的参数。将两个支路连接, 使通道数与输入数相等, 即 $X'_k = [X'_{k1}, X'_{k2}] \in \mathbb{R}^{C/G \times W \times H}$ 。

本文在 Backbone 部分的每一个 C2f 所在层的下一层加入了注意掩模, 以抑制可能的噪声并突出正确的特征区域, 具体结构改动如图 4 所示。SA 在本文消融实验中, 使用 SA 注意力机制的模型的精度均值 (AP) 达到 95.50%, 相比于原 YOLOv8n 模型 AP 提高了 0.7%。

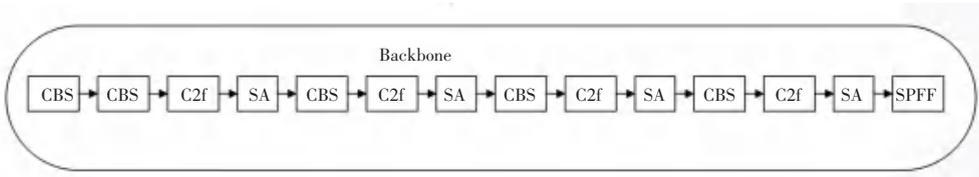


图 4 添加 SA 注意力模块

Fig. 4 Adding SA attention models

2.3 低尺寸目标感知层

在标准目标检测中, 常常会面临小目标漏检或检测效果不佳的挑战。YOLOv8 采用多尺度设计来提高检测性能, 但在处理小目标时, 仍可能存在性能不

足的问题。因此, 本文在 Neck 部分添加了第四个输出层, 用于检测 4×4 以上的目标, 如图 5 所示, 这些改进包括一个额外的融合特征层 (fusion) 和一个额外的推测头, 有助于在小目标数据集中提高性能^[16]。

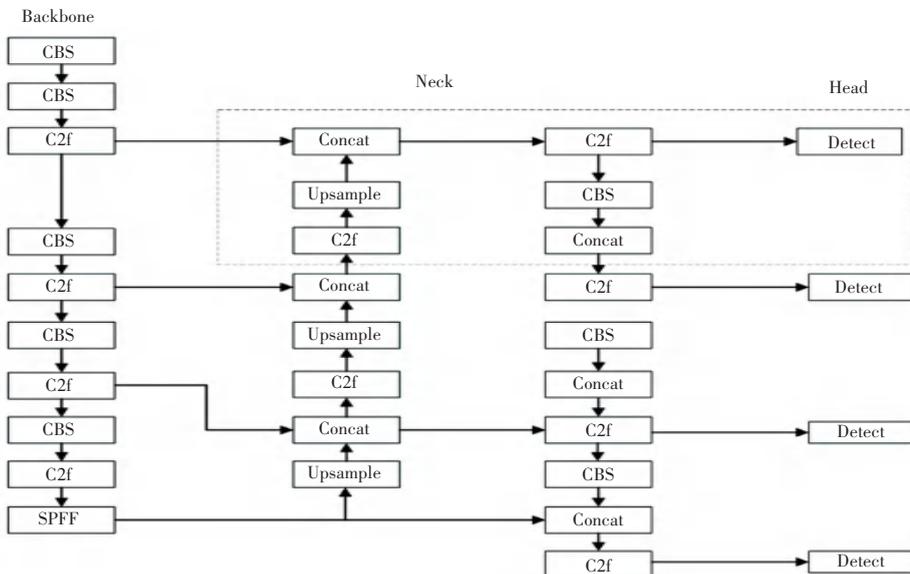


图 5 改进后的检测层

Fig. 5 Improved detection layer

Head部分的增强包括将小目标的特征信息传递到另外3种尺度的特征层,使特征融合得到了增强,提高了检测低尺寸目标的准确性。此外,新增的解耦头增加了果园鸟类的检测区间,更好地捕捉各种目标的特征。这些改进不仅提高了检测精度,也扩展了检测范围,使网络更准确地识别果园的鸟类。在本文消融实验中,添加低尺寸目标感知层的模型的精度均值(mAP)为95.90%,相比于原YOLOv8n模型 mAP 提高了1.1%。

2.4 SIOU 损失函数

原始的YOLOv8模型使用了DFL Loss和CIoU Loss作为回归损失,但是CIoU在描述纵横比方面存在一定的模糊性,并且没有考虑到难易样本的平衡问题^[17]。因此,本研究使用SIOU损失函数来替代CIoU损失函数。SIOU考虑了期望回归之间向量的夹角,并重新定义惩罚指标。故本文使用SIOU Loss作为SA-YOLOv8n的定位损失函数,如式(6)所示。

$$SIOU = IoU(A, B) - \frac{C(A, B)}{A} - \frac{C(A, B)}{B} \quad (6)$$

其中, $IoU(A, B)$ 是传统的边界框交并比, $C(A, B)$ 是边界框A和B的交集的面积。

SIOU不仅考虑了方向框的角度,还稳定了预测框的回归,提高了训练速度,并优化了回归结果。在本文消融实验中,使用SIOU损失函数的模型的精度均值(AP)为96.30%,相比于原YOLOv8n模型 AP 提高了1.5个百分点。

3 实验验证

本实验环境为Windows10操作系统,搭配Tesla T4 GPU和15 GB的显存,深度学习框架选用了PyTorch 1.9.0,编程语言则是Python 3.10。本文实验的训练和验证全都是在谷歌Colab上进行。其中,实验迭代次数为200,每次迭代的大小设置为32,优化器是SGD随机梯度下降算法^[16]。

3.1 数据集介绍

实验中使用的数据集是通过百度搜索并经过筛选制作而得,总计包含2416张图像,其中有1920张作为训练图片、142张作为验证图片,以及354张作为测试的图片。数据集涵盖了日常生活中几乎所有环境,并考虑了不同天气和气候条件的因素。

标注数据是通过LabelImg标注工具,通过人工对每张图像进行标注获得。这些标注包含了图像中

目标的位置和类别信息,为模型的训练和评估提供了必要的信息。数据集的多样性和精心标注,将有助于训练出更准确的目标检测模型。

3.2 评价标准

为了全面、客观地评价所提模型的性能,采用平均精度(mAP)来衡量模型的精度,并对目标检测结果进行评价^[18]。精度表示所有正确预测的盒子与所有网络最终输出的盒子的比率,定义如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

其中, TP 是被正确识别的阳性样本数量, FP 是被错误识别为阳性样本的阴性样本数量。

召回率表示所有预测正确框与所有真实框的比率,定义如下:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

其中, FN 为阳性样本被错误识别为阴性样本的数量。

AP 表示IoU阈值在0.5~0.95之间的某个类别的平均准确度,其对应于PR曲线下的面积,是一个单一类别的指标:

$$AP = \int_0^1 PR dr \quad (9)$$

mAP 表示所有类别的平均 AP ,定义如下:

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C AP_i \quad (10)$$

其中, C 表示数据集中类别的数量。 mAP 值越高,模型性能越好。

3.3 对比实验

实验不仅与YOLO系列的YOLOv3、YOLOv5、YOLOv7模型在鸟类检测中的性能进行比较,还和目前主流检测算法进行了对比。本文SA-YOLOv8n模型添加了ShuffleAttention模块和小目标检测层,使用SIOU损失函数和Mish激活函数。

由表1可知,相比于YOLOv3、YOLOv5n和YOLOv6n模型, mAP 分别提升了4.80%、1.4%、1.7%; t 分别延长了0.0037s、0.0151s、0.0143s,实时性较高并且检测速度也较快,可以满足本文的要求。对比SSD300和Faster-RCNN检测算法,本文提出的模型在检测精度上相较于Faster-RCNN降低了0.98%,但比SSD300提高了2.68%。综合来看,本文所提出的模型表现出更为优越的性能,因此更适合用于果园鸟类的实时鸟类检测。

表 1 不同检测算法比较

Table 1 Comparison of different detection algorithms

Model	mAP/ %	t/ s
YOLOv3	91.60	0.027 3
YOLOv5n	95.00	0.015 9
YOLOv6n	93.70	0.016 7
SSD300	93.72	0.859 0
Faster-R-CNN ^[12]	97.38	1.244 0
SA-YOLOv8n	96.40	0.031 0

3.4 消融实验

为了验证本文算法改进模块的有效性,以原始模型 YOLOv8n 为基线模型,并以 Precision、Recall、mAP@0.5、mAP@0.5:0.95、Model size 作为评价指标,通过多个改进模块不同的组合方式进行消融实验^[19]。

根据表 2 可得,将 Mish 激活函数应用于模型

表 2 消融实验

Table 2 Ablation experiment

Mish	SA	a small goal detection layer	SIoU	Precision/ %	Recall/ %	mAP @ 0.5/ %	mAP@ 0.5;0.95/ %	Model size/MB
×	×	×	×	96.0	89.8	94.8	76.8	6.20
√	×	×	×	92.8	85.7	95.6	79.1	5.93
×	√	×	×	96.0	88.8	95.5	80.0	5.95
×	×	√	×	96.2	89.7	95.9	79.8	5.98
×	×	×	√	93.1	88.8	96.3	80.8	5.95
√	√	√	√	96.4	89.3	96.4	79.9	5.99

后, mAP 值提高了 0.8%。在添加了 SA 注意力机制后, mAP @ 0.5、mAP @ .5:0.95 分别提高了 0.7%、3.2%;添加第四个输出层后, Precision、mAP@0.5、mAP@ .5:0.95 分别提高了 0.2%、1.1%、3.0%;使用 SIoU Loss 后, mAP@0.5、mAP@0.5:0.95 分别提高了 1.5%、4.0%。从消融实验的结果来看,SA-YOLOv8n 改进模型与 YOLOv8n 原模型相比,在 Precision、mAP@0.5、mAP@0.5:0.95 上分别提高了 0.4%、1.4%、3.1%,并且模型大小(Model Size)下降了 0.21 MB,验证了本文所提方法对模型具有正向提升。

如图 6 所示,可以观察到 SA-YOLOv8n 模型无论是检测精度还是置信度都得到了提升。



(a) YOLOv8n

(b) SA-YOLOv8n

图 6 改进前后检测效果比较

Fig. 6 Improve reversal detection effect comparison

4 结束语

本文针对果园周围频繁活动的鸟类对果树的损害问题,提出了一种改进 SA-YOLOv8n 的果园鸟类入侵检测方法。采用 SA 注意力机制、小目标检测层、Mish 激活函数和 SIOU 损失函数的技术组合。研究表明,这一方法能够实现高精度和高实时性的果园鸟类入侵检测, mAP 值可达 96.40%, 在总体性能上胜过其他目标检测方法。该技术可以成功检测果园上空以及树上的鸟类,为果园鸟类入侵和鸟害防治提供了技术支持。

参考文献

- [1] WANG Z, FAHEY D, LUCAS A, et al. Bird damage management in vineyards: Comparing efficacy of a bird psychology-incorporated unmanned aerial vehicle system with netting and visual scaring[J]. *Crop Protection*, 2020, 137: 105260.
- [2] 张驰,李光林,金城,等. 农田智能驱鸟器设计与试验[J]. *西南师范大学学报(自然科学版)*, 2016, 41(5): 81-87.
- [3] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2014: 580-587.
- [4] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. IEEE, 2015: 1440-1448.
- [5] 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.
- [6] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. Ssd: Single shot multibox detector[C]// *Proceedings of Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam*. IEEE, 2016: 21-37.
- [7] WEI C, TAN Z, QING Q, et al. Fast helmet and license plate detection based on lightweight YOLOv5 [J]. *Sensors*, 2023, 23(9): 4335.
- [8] AKCAY H G, KABASAKAL B, AKSU D, et al. Automated bird counting with deep learning for regional bird distribution mapping [J]. *Animals*, 2020, 10(7): 1207.
- [9] HONG S J, HAN Y, KIM S Y, et al. Application of deep-learning methods to bird detection using unmanned aerial vehicle imagery[J]. *Sensors*, 2019, 19(7): 1651.
- [10] 邹聪,梁永全. 基于 YOLO V3 算法的输电线路鸟类检测[J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(10): 164-167, 241.
- [11] 宋子盈,杨奎河,张宇. 基于改进 YOLOv3 的自然场景下鸟类检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(18): 339-346.
- [12] 潘语豪,危疆树,曾令鹏. 基于 YOLOv3 的农田鸟类目标检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(2): 510-518.
- [13] BODLA N, SINGH B, CHELLAPPA R, et al. Soft-NMS-improving object detection with one line of code [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. IEEE, 2017: 5561-5569.
- [14] MISRA D. Mish: A self regularized non-monotonic activation function[J]. *arXiv preprint arXiv:1908.08681*, 2019.
- [15] ZHANG Q L, YANG Y B. Sa-net: Shuffle attention for deep convolutional neural networks [C]// *Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. IEEE, 2021: 2235-2239.
- [16] 杨辉羽,李海明. 单聚合 YOLO 航拍小目标检测算法[J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(4): 131-140.
- [17] GEVORGYAN Z. Siou loss: More powerful learning for bounding box regression [J]. *arXiv preprint arXiv:2205.12740*, 2022.
- [18] ZHANG J, ZHANG J, ZHOU K, et al. An improved YOLOv5-based underwater object-detection framework[J]. *Sensors*, 2023, 23(7): 3693.
- [19] 熊恩杰,张荣芬,刘宇红,等. 面向交通标志的 Ghost-YOLOv8 检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(20): 200-207.