

基于改进 YOLOv8 的当阳市外来入侵物种检测

张维科¹

ZHANG Weike

摘要

为有效应对当阳市外来入侵物种所带来的生态威胁,提升监测与防控效率,文章提出了一种基于改进 YOLOv8 的目标检测方法。该方法在原 YOLOv8 网络结构基础上,利用 CBAM 注意力机制增强模型对关键特征的关注度,并采用 BottleneckCSP 模块替换原 C2f 结构,有效减少了冗余计算并提升了模型的学习能力。此外,结合 Mosaic 与传统数据增强技术,对多场景、多尺度图像进行丰富处理,增强了模型对复杂背景与小目标的检测精度。实验结果表明,相较原 YOLOv8,改进模型的召回率提升了 1.8%, mAP_{0.5-0.95} 提升了 2.1%,对多种外来入侵物种均能实现高效、准确的识别和定位。所提方法为当阳市外来入侵物种监测提供了更加可靠的技术支撑,也为其他地区应对外来物种扩散、保护生态安全提供了可行的解决方案。

关键词

外来入侵物种;目标检测;YOLOv8;CBAM 注意力机制;BottleneckCSP

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.05.036

0 引言

近年来,外来入侵物种对全球生态系统、农业生产和经济发展带来了严重威胁。这些物种通常通过自然扩散或人类活动传播到新的生态环境中,由于缺乏天敌和适应能力强,其扩散速度快、破坏性大,导致本土物种生存环境遭到破坏,生物多样性锐减。我国作为生物多样性丰富的国家,外来入侵物种问题尤为严峻。据统计,全国范围内已有超过 600 种外来入侵物种对生态安全、农林业生产以及公共卫生构成威胁。因此,对外来入侵物种的监测和检测是环境保护和农业安全的重要任务。

传统的外来物种检测方法通常依赖于人工观察、标本采集和实验室分析,这些方法虽然准确性较高,但耗时耗力,且难以大规模推广。在大数据与人工智能快速发展的背景下,基于计算机视觉技术的自动化检测方法为解决这一问题提供了新的思路^[1]。近年来,YOLO (you only look once) 系列目标检测算法^[2]因其高效的实时性能和卓越的检测精度,逐渐成为学术界和工业界的研究热点。然而,YOLO 算法在面对复杂环境如低光照、遮挡和多样化物种形态时,仍存在检测精度下降的问题,亟须进一步优化和改进,以满足实际场景中对外来入侵物种检测的高标准需求。

湖北省当阳市位于长江中游地区,气候温暖湿润,自然条件优越,是外来物种入侵的高风险区域之一。近年来,当阳市在防控外来入侵物种方面已开展了一系列工作,但尚缺

乏高效、可靠的智能化检测技术支持。针对这一实际需求,本文以当阳市为研究区域,提出了一种基于改进 YOLOv8 的外来入侵物种检测方法,通过引入注意力机制、数据增强以及优化损失函数等技术手段,提升检测模型的精度和鲁棒性。此外,结合无人机监测技术,进一步拓展了算法在大范围动态监测中的应用潜力。

本研究的目标是开发一种高效、智能的外来入侵物种检测方法,为生态保护与管理提供技术支持。论文的创新点主要包括:改进 YOLOv8 模型结构以适应复杂环境、设计专属的数据处理策略提升模型对不同物种的泛化能力,以及基于当阳市实际场景的数据集测试算法性能。本研究的成果不仅有助于推动外来物种目标检测领域的技术进步,也为其他区域的入侵物种监测与管理提供了可借鉴的实践经验。

1 YOLOv8 模型原理

1.1 YOLOv8 模型结构

YOLOv8 (you only lookonce version 8) 是由 Ultralytics 团队开发并发布^[3],延续了 YOLO 系列高效、实时的目标检测特性,同时在模型性能、灵活性和易用性方面实现了显著提升。

YOLOv8 采用了模块化设计,结构简洁高效,主要包括骨干网络 (Backbone)、特征金字塔网络 (feature pyramid network)^[4] 和检测头 (Head) 三个核心部分。YOLOv8 的骨干网络负责提取输入图像的基本特征,采用改进的 CSP (cross stage partial)^[5] 网络结构,有效缓解了梯度信息重复问题,提升了特征提取效率。为了更好地处理多尺度目标检测任务,YOLOv8 结合 FPN 和 PAN (path aggregation network) 结构^[6],

1. 三峡大学计算机与信息学院 湖北宜昌 443002

用于融合不同层次的特征信息。YOLOv8 的检测头负责最终的目标分类和边界框回归。与之前的版本相比, YOLOv8 优化了 Anchor-Free (无锚点) 机制^[7], 通过直接预测目标中心点和尺寸, 简化了传统锚框的设置步骤。这不仅减少了参数量和计算复杂度, 还提高了对目标形状和位置的预测精度。

根据网络的深度与特征图的宽度大小，YOLOv8 算法分为 5 个版本，考虑到模型检测的速度和精度，本次实验以检测速度最快的 YOLOv8-n 为基线模型，并在此基础上加以改进。

1.2 数据增强

YOLOv8 通过数据增强技术提升模型的泛化能力，主要包括随机裁剪、翻转、颜色抖动、Mosaic^[8] 和 MixUp 增强^[9] 等方法。这些技术在丰富训练样本多样性的同时，还增强了模型对复杂场景的适应性，例如目标位置变化、光照条件差异以及多目标遮挡等情况，从而显著提升检测精度和鲁棒性。

2 YOLOv8 模型改进方法

2.1 CBAM 注意力机制原理

CBAM (convolutional block attention module)^[10] 是一种用于增加卷积神经网络性能的注意力机制模块, 结合通道注意力和空间注意力增强模型的特征表达能力。首先, 通道注意力通过全局平均池化和最大池化提取全局信息, 并生成通道权重; 然后, 空间注意力基于通道间特征, 通过二维卷积生成空间权重^[11]。二者相乘后加权原始特征, 使模型更关注关键特征, 提高检测精度。CBAM 整体模块如图 1 所示。

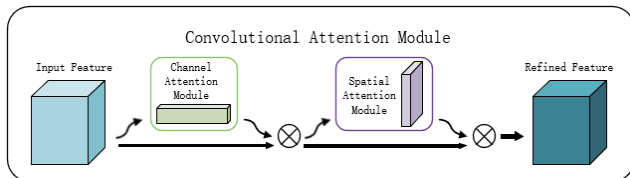


图 1 CBAM 注意力机制原理

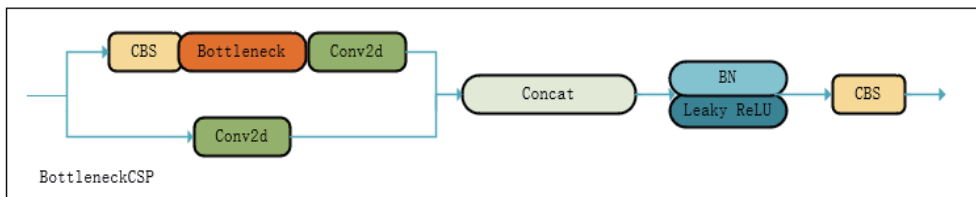


图 2 BottleneckCSP 模块结构

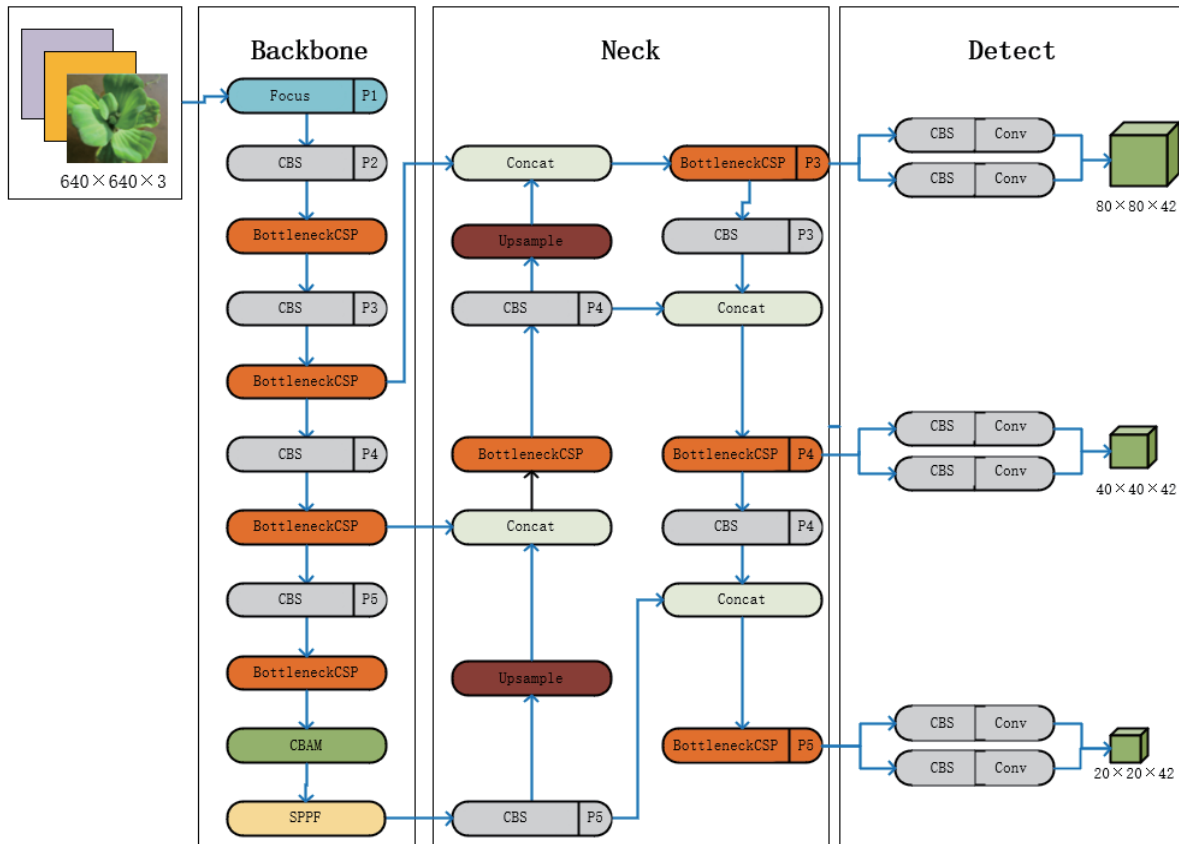


图 3 改进后的 YOLOv8 结构

在YOLOv8模型中引入CBAM注意力机制，通过在Neck与Head的连接部分嵌入CBAM模块，提升模型对关键目标的关注能力。CBAM包含通道注意力和空间注意力两部分：通道注意力通过全局池化提取通道间的信息，有助于增强不同通道的特征表示，并对重要通道赋予更高权重；空间注意力进一步优化特征图的空间分布，突出关键区域的响应。该改进使模型能够更加关注小目标（如悬铃木方翅网蝽、福寿螺卵等）的特征，增强对复杂场景下目标的检测能力，显著提升了检测精度和鲁棒性，同时保持较高的实时性。

2.2 BottleneckCSP 模块

在特征提取阶段，本文将传统的C2f模块^[9]替换为BottleneckCSP模块^[12]，如图2所示。新模块融合了Bottleneck和CSP的结构优势，不仅能有效捕捉网络中的残差信息，还能灵活调整特征图的宽度和深度。相比于原来的C2f模块，BottleneckCSP在降低内存占用和缓解计算瓶颈方面表现更优^[13]。其内部的Bottleneck单元通过卷积操作改变数据通道数，常规实现为先采用1×1卷积再接3×3卷积，并配合短路连接，从而在主干特征提取阶段既减少了参数量，又兼顾了推理速度和准确性，同时使模型体积更小，实现了模型的轻量化设计^[14]。最终改进的YOLOv8网络模型如图3所示。

3 实验结果与分析

3.1 数据集

本文使用的数据集是在湖北省当阳市的郊外、树林、农田等地拍摄，拍摄设备为Honor X50手机。整理后分为10类，包括悬铃木方翅网蝽299张、福寿螺350张、福寿螺卵335张、凤眼莲384张、土荆芥346张、美国牛蛙308张、巴西龟320张、喜旱莲子草518张、大藻298张、粉绿狐尾藻347张，共计3505张，所有图片均为自然光下采集。能够满足对当阳市外来入侵物种目标检测的需求，如图4所示。



图4 当阳市外来入侵物种图片

首先，本文对收集到的图像进行筛选，将10种外来入侵物种，构建了一个专门用于本实验的数据集。接着，利用

LabelImg软件对每一幅图像进行详细标注。随后，将标注完成的数据集按照7:2:1的比例划分为训练集、验证集和测试集，并分别生成包含图像和标签的信息文件，以供网络模型训练与评估使用。同时，从预处理后的图像中，挑选出200张高分辨率图像，通过Python OpenCV库对这些图像进行裁剪、缩放和平移等基本操作，同时对标注框的位置进行校正，从而得到本文使用的样本数据集。

3.2 实验环境

本研究采用的实验平台配置的硬件包括以下部分：CPU为6核E5-2680v4，GPU为RTX A4000，显存为16GB。软件环境采用Windows 10操作系统，Python3.9.13，模型训练框架为PyTorch1.13.0，具体训练参数设置如表1所示。

表1 训练参数

参数名	参数值	参数名	参数值
学习率	0.01	迭代轮次	300
批量	32	梯度动量	0.937
图片尺寸	640×640	权重衰减度	0.0005

3.3 评价指标

本方法采用准确率、召回率、平均准确率以及均值精度来衡量算法的表现。在样本分类中，本文定义：TP为正样本中被正确识别的数量，FN为正样本中被错误划分为负类的个体数，FP为负样本中误判为正类的数目，而TN则为负样本中被正确判定的数量。

精确率P（Precision）表示模型预测为正样本的结果中，实际为正样本的比例。计算公式为：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + TF}$$
 (1)

召回率R（Recall），表示实际为正样本的目标中，模型正确检测到的比例。计算公式为：

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + TN}$$
 (2)

平均准确率AP（average precision），表示单一类别在不同阈值下的Precision与Recall曲线下的面积，反映模型对该类别的检测精度。计算公式为：

$$AP = \int_0^1 P(R) dR$$
 (3)

平均精度均值mAP（mean average precision），衡量目标检测模型综合性能的核心指标，表示所有类别在不同阈值下的平均准确率，通过计算每类的平均精度（AP）后取平均值得到。mAP越高，模型性能越好。计算公式为：

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i$$
 (4)

4 结果分析

为验证本文所用改进方法的有效性，通过使用相同的训练参数设置在数据集上进行实验，从而对比原模型和改进后的模型检测结果。从表 2 可以看出，通过添加 CBAM 注意力机制和采用 BottleneckCSP 模块替换之前的 C2f 模块，模型的整体性能有所提升。和 YOLOv8 模型相比，改进后的 YOLOv8 的召回率提高了 7%，mAP 也提高了 2.1%。结果表明，改进后的 YOLOv8 模型更能满足对当阳市外来入侵物种的检测要求。

表 2 评价指标对比结果

模型	P	R	AP	mAP
YOLOv8	0.921	0.78	0.937	0.489
改进 YOLOv8	0.908	0.86	0.951	0.51

5 结论

为解决当阳市外来入侵物种的智能检测问题，提高智能设备对外来入侵物种的检测能力，本文通过 Mosaic 数据增强和传统数据增强相结合的方式对原数据集进行扩充，不仅提高了数据的多样性，而且加强了模型的泛化能力。本文基于 YOLOv8 目标检测模型进行了针对性优化。经过改进后，该算法能够持续学习户外环境中外来入侵物种多样的表现形式，并通过不断迭代更新网络参数来提升检测性能，检测效果如图 5 所示。在训练过程中，额外加入了部分负样本图像，使得模型在实际检测时能够更好地识别树木、花草等干扰因素，从而降低因颜色相似带来的误检风险。未来，将致力于在更为复杂的现实环境中进一步增强模型的检测效果。

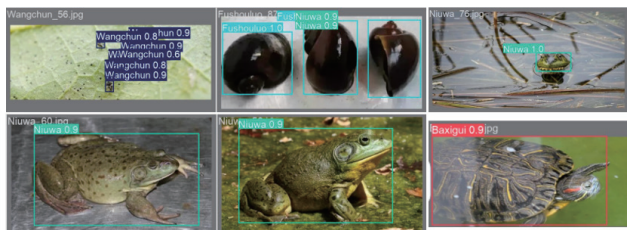


图 5 部分外来入侵物种检测结果

参考文献:

- [1] 眭海刚, 魏天怡, 胡烈云, 等. 基于 MR-VOD 的神农架林区野生动物视频检测 [J]. 野生动物学报, 2025, 46(1): 1-13.
- [2] ZHENG Z W, YU W W .RG-YOLO: multi-scale feature learning for underwater target detection[J].Multimedia systems, 2025,31(1):26.
- [3] 凌港, 赵杰, 莫定界, 等. 基于改进 YOLOv8s 的矿井下安全帽佩戴检测 [J]. 计算机系统应用, 2025, 34(2): 19-27.

- [4] ISLAM Q U, KHOZAEI F, BARHOUMI E M S A, et al. Advancing autonomous SLAM systems: integrating YOLO object detection and enhanced loop closure techniques for robust environment mapping[J].Robotics and autonomous systems, 2025, 185:104871.
- [5] 周宏威, 纪皓文, 吴羿轩, 等. 基于 YOLOv8 算法改进模型检测梢斑螟虫蛀树木 [J]. 森林工程, 2025, 41(1): 126-137.
- [6] 李子轩, 官云兰, 杨中军, 等. 基于改进 YOLOv8 的入侵植物加拿大一枝黄花检测 [J/OL]. 激光与光电子学进展 :1-20[2025-01-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20250103.1411.094.html>.
- [7] WANG L L, RUAN K, YAN P, et al. Dynamic adaptive scaling network for camouflaged object detection[J].Signal, image and video processing, 2025,19:159.
- [8] 董春旺, 王孟杰, 陈之威, 等. 基于复杂背景下改进 YOLOv8 的茶叶嫩芽检测 [J]. 茶叶通讯, 2024, 51(4): 431-440.
- [9] 周宏威, 纪皓文, 吴羿轩, 等. 基于 YOLOv8 算法改进模型检测梢斑螟虫蛀树木 [J]. 森林工程, 2025, 41(1): 126-137.
- [10] 陆维安, 刘永春, 何志渊. 基于改进 YOLOv8 的水稻病害检测方法 [J]. 兰州工业学院学报, 2024, 31(6): 42-47.
- [11] 李洪波, 何启学, 鲍胜利. 基于改进 YOLOv8n 的轻量级入侵物种检测算法 [J/OL]. 计算机应用, 1-13[2025-05-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.tp.20250401.1550.016.html>.
- [12] DYRMANN M, MORTENSEN A K, LINNEBERG L, et al. Camera assisted roadside monitoring for invasive alien plant species using deep learning[J]. Sensors, 2021, 21(18): 6126.
- [13] 程翔宇, 杨硕, 徐森. 面向小目标的改进 YOLOv8 安全帽检测算法 [J]. 物联网技术, 2025, 15(8): 16-21.
- [14] RAJ G D, PRABADEVI B. YOLO Transformer-Trans-Detect: a hybrid model for steel tube defect detection using YOLO and transformer architectures[J].International journal on interactive design and manufacturing (IJIDeM), 2024:1-17.

【作者简介】

张维科（1998—），男，湖南醴陵人，硕士研究生，研究方向：深度学习、计算机视觉。

（收稿日期：2025-02-26 修回日期：2025-05-19）