基于 YOLOv8 的玉米害虫检测系统设计与研究

宦广燚
贵州工程应用技术学院 理学院，贵州 毕节 551700
DOI: 10.61369/TACS.2026080011

摘　　要： 以 YOLOv8 算法作为核心检测框架，整理构建了包含 8856 张图像的玉米害虫专属数据集，同时通过系统化的数据增强与图像预处理方法，有效提升了检测模型的泛化性能。在此基础上，本文开展 YOLOv5、YOLOv6、YOLOv7 与 YOLOv8 算法的横向对比试验，全面分析并量化评估了各类算法在玉米害虫检测任务中的实际应用性能。试验数据表明，在所有对比算法中，YOLOv8 算法对玉米害虫的检测效果最优，该模型的平均精度均值（mAP）可达 0.450，其中各类害虫的平均检测精度（AP）为 0.947，检测性能明显优于其余对比算法。以期为玉米害虫智能化检测工作提供可靠的技术支撑，同时也能够为农业害虫检测领域的算法筛选与应用提供切实的参考依据。

关 键 词： 玉米害虫检测；YOLOv8；目标检测；深度学习；智慧农业

Design and Research of Corn Pest Detection System Based on YOLOv8

Huan Guangyi
School of Science, Guizhou University of Engineering Science, Bijie, Guizhou 551700

Abstract: Taking the YOLOv8 algorithm as the core detection framework, this study establishes a dedicated dataset for corn pests consisting of 8856 images. Systematic data augmentation and image preprocessing techniques are adopted to effectively improve the generalization capability of the detection model. On this basis, horizontal comparative experiments are carried out on YOLOv5, YOLOv6, YOLOv7 and YOLOv8 algorithms to comprehensively analyze and quantitatively evaluate their practical performance in corn pest detection. Experimental results reveal that YOLOv8 achieves the best detection performance among all compared algorithms. The model reaches a mean average precision (mAP) of 0.450, with the average precision (AP) of various pest categories up to 0.947, outperforming other competing algorithms by a notable margin. This research can offer solid technical support for intelligent detection of corn pests and provide practical references for algorithm selection and deployment in agricultural pest detection.

Keywords: corn pest detection; YOLOv8; object detection; deep learning; smart agriculture

引言

玉米是全球核心粮食作物之一，玉米的产量与品质能够直接影响全球粮食安全格局与农业经济的稳定发展。病虫害频发是制约玉米生产的主要因素，各类病虫害不仅会造成玉米减产、果实品质下降，还会给种植户带来直接经济损失，同时扰乱粮食供应链的稳定运行，给农业生产发展带来极大阻碍。机器视觉与

近年来，机器视觉技术迭代更新速度显著提升，深度学习算法在图像识别领域的理论研究与实际应用取得关键性突破。在各类主流目标检测算法中，YOLO（You Only Look Once）系列算法依托端到端单阶段检测架构，兼具优异的检测速率与识别精度，高度契合农田复杂场景下的病虫害实时检测需求[1]。

YOLOv5 及后续迭代版本对模型整体结构进行系统性优化，实现了模型轻量化、推理速度与检测精度三者的最优适配，可满足边缘终端设备的部署条件，能够有效应用于各类实时目标检测场景[2]。YOLOv6 与 YOLOv7 版本聚焦算法骨干网络重构与训练策略优化，针对性弥补前代算法存在的性能缺陷，进一步提升模型的检测稳定性与准确性[3][4]。YOLOv8 算法继承前代版本的技术优势，引入无锚框检测机制、C2f 特征模块与解耦检测头等新型结构，从特征提取、目标定位、分类识别多维度优化模型架构，大幅提升了目标检测的整体性能与场景适配性[5]。

针对当前农作物病虫害检测相关研究存在的技术局限，本文以 YOLOv8 检测模型为基础，结合玉米害虫形态差异化显著、同类害虫特征相似度高、田间环境背景噪声干扰严重等实际检测难题，构建适配玉米害虫识别的专用检测模型体系。

作者简介：宦广燚（2005.07—）男，贵州省仁怀市，汉，本科在读，研究方向：电子信息。

 Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

一、YOLOv8算法原理

YOLOv8 是目标检测方向具备代表性的改进模型，在延续前代网络架构与核心算法思路的基础上完成多项优化，能够兼顾目标检测任务所需的检测速度与识别精度。本节将逐层梳理 YOLOv8 的运行原理，同时研究该算法在玉米病虫害检测场景下的实际应用效果，YOLOv8 算法原理框图详见图 1。

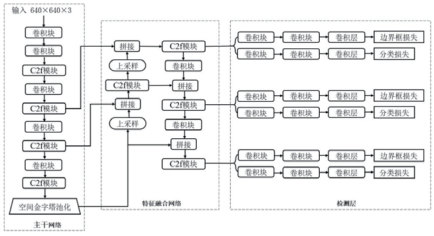


图1 YOLOv8算法的原理框图

YOLOv8对自身网络架构做出了针对性优化与创新，该算法采用分层式特征提取网络结构，整套网络由多个功能各异的模块构成，每个模块可独立完成不同层级图像特征的提取工作。这些模块整合了多类卷积层、残差连接结构与正则化层，各模块协同配合，能够逐级提取图像中从基础浅层到复杂深层的各类特征。依托这一科学的结构设计，YOLOv8可以在保障实时检测速度的基础上，有效提升各类目标的检测准确率[6]。

YOLOv8的创新设计同样体现在损失函数的优化升级上，该算法引入 Distribution Focal Loss 损失函数，完成了对传统损失函数的改进。相较于传统 Focal Loss 仅聚焦于单一类别预测精度的设计思路，Distribution Focal Loss 重点关注预测分布的整体形态，能够有效适配类别分布不均的数据集，大幅提升模型在非均衡数据场景下的检测性能[7]。

除此之外，YOLOv8对目标检测任务的分配机制进行了优化升级。传统 YOLO 系列算法主要依靠预设阈值与锚框交并比完成检测任务分配，分配方式固定且灵活性不足。YOLOv8引入 Task Aligned Assigner 任务对齐分配策略，通过动态调节分配阈值与任务权重，实现检测任务的精细化、合理化分配[8]。该策略可以让预测框与真实目标完成精准匹配，显著提升模型对小目标的检测灵敏度与检测精度。

在检测效率与检测精度的平衡层面，YOLOv8通过多重技术优化实现了性能升级。该算法依托精细化的网络结构设计与改良后的损失函数，在稳步提升目标检测精度的同时，始终维持高效的检测速度，实现了检测精度与检测效率的双向兼顾[9]。对于农业实时检测处理场景而言，这一性能优势具备关键应用意义。以无人机玉米田病虫害实时监测工作为例，YOLOv8可以快速完成田间图像数据的分析处理，同步输出精准的检测结果，能够为农业工作人员及时开展病虫害防控工作提供可靠的数据支撑[10]。

二、实验及结果分析

（一）数据集构建与预处理

高质量、大规模且标注精准的数据集是训练深度学习检测模型的前提基础。本研究构建了一个专用于玉米病虫害检测的图像数据集，总计包含8856张高质量图像。数据集在采集过程中兼顾了不同光照条件、拍摄角度和田间背景的多样性，以增强模型在实际应用场景中的泛化能力。部分数据集如图2所示。



图2 部分数据集

在数据集划分上，本研究遵循深度学习模型训练的标准范式，将全部图像按比例划分为三组：7339张用于模型训练，使模型能够在丰富多样的样本上充分学习病虫害特征；757张用于训练过程中的验证，以监控模型训练状态并指导超参数调优；760张用于最终测试，在模型完全未见过的数据上评估其泛化性能。训练集、验证集与测试集的划分比例为8.3:0.85:0.85，该分配策略在保证训练样本充分性的同时，为模型性能评估保留了具有统计意义的独立测试集。

数据集的标注类别涵盖玉米在不同健康状态下的多种情形，具体类别包括：病害（Enfermedad）、状态良好（Good Condition Corn）、良好（Good Condition Maize）、害虫（Plaga）、玉米（corn）、受损玉米（damaged corn）。

（二）模型训练

本次实验在 Windows 11系统上进行，实验环境基于 Python 3.8.20，深度学习框架为 PyTorch。训练过程中指定了训练数据的配置文件路径，使用 GPU 进行加速训练，采用2个工作进程加载数据，输入图像统一调整为640×640像素，训练轮次（epoch）设置为100，每批次大小为8。深入分析 YOLOv8模型训练过程中的损失函数与性能评价曲线，如图3所示，可全面评估模型对训练数据的拟合程度、在验证集上的泛化能力，以及预测的准确性和召回率。

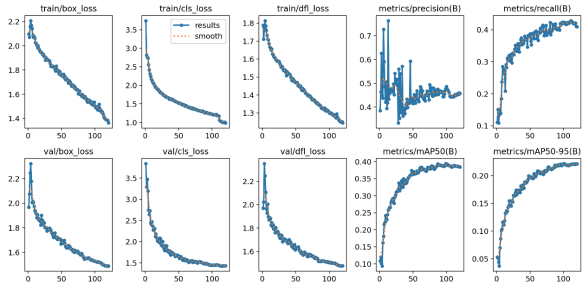


图3 损失函数与性能评价曲线

模型开展训练时，各类损失函数数值整体平稳回落，曲线没

Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

有出现剧烈震荡或是发散问题。边界框损失与分类损失持续走低，能够说明模型不断优化目标定位效果与类别区分能力，逐步完成收敛；验证集损失同步下降，可以证明模型泛化表现良好，训练阶段没有形成明显的过拟合问题。

从目标检测效果来看，训练全程精确率与召回率存在小幅起伏，但两项指标总体保持上升态势。两项指标同步提升，说明模型能够平衡好正负样本区分能力与目标完整检出能力。平均精度均值 mAP50、mAP50-95 持续稳步增长，mAP50 可以体现模型在常规交并比阈值条件下的检测水平；mAP50-95 在多组交并比阈值区间同步上涨，能够进一步证实模型面对不同定位精度要求时，依旧拥有稳定可靠的检测性能。

PR 曲线（Precision-Recall Curve）是评估分类器性能的重要工具，尤其在数据集类别分布不均衡的情况下具有重要参考价值。该曲线揭示了模型预测的精确率（Precision）与召回率（Recall）之间的动态权衡关系——精确率衡量模型预测为正类的样本中实际为正的比例，召回率衡量模型正确识别的正样本占所有实际正样本的比例。

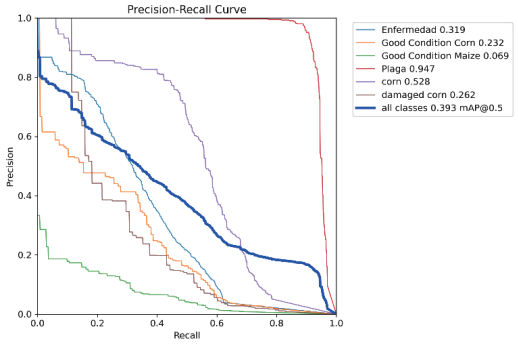


图4 各类别 PR 曲线对比

本实验各类别的 PR 曲线表现出显著的性能差异，如图4所示。“Plaga”（害虫）类别的PR曲线接近右上角，平均精度（AP）达到0.947，表明模型在该类别上具有极高的检测性能。在实际应用层面，这意味着模型能够在绝大多数情况下准确识别害虫目标，且漏检率极低，这对于害虫预警和精准防控具有重要的实用价值。

三、YOLOv5、YOLOv6、YOLOv7和 YOLOv8对比

本文选取两项核心指标衡量各模型检测效果： F1-Score：该数值为精确率与召回率的调和平均数，可以综合体现模型两方面能力，一是对目标样本预测结果的准确程度，二是完整检出全部目标样本的能力。该评价指标在样本类别数量分布不均的数据集中，可以客观反映模型综合识别水平。

mAP（Mean Average Precision）：目标检测领域最常用的综合性评价指标，计算模型在所有类别上平均精度的均值，全面衡量检测器的定位精度与分类准确度。各模型在测试集上的实验结果如表1所示。

表1 各 YOLO 模型检测性能对比

指标	YOLOv5	YOLOv6	YOLOv7	YOLOv8
mAP	0.386	0.374	0.368	0.450
F1-Score	0.430	0.420	0.410	0.393

mAP 指标分析：YOLOv8以0.450的 mAP 值显著领先于其他三种算法，较 YOLOv5提升约16.6%，较 YOLOv6和 YOLOv7分别提升约20.3% 和22.3%。这一结果表明，YOLOv8在目标定位精度和分类准确性方面具有明显优势，其无锚框检测头和解耦设计带来的架构改进在农业检测任务中得到了有效验证。YOLOv5以0.386的 mAP 值位居第二，YOLOv6（0.374）和 YOLOv7（0.368）紧随其后，三者之间差异较小，反映出 YOLOv5至 YOLOv7系列在检测精度上的演进相对平缓。

F1-Score 分析：与 mAP 结果不同，F1-Score 指标上 YOLOv5以0.430位居首位，YOLOv6（0.420）和 YOLOv7（0.410）次之，而 YOLOv8（0.393）在该指标上表现相对偏低。这一现象值得深入关注：YOLOv8较高的 mAP 值说明其在正负样本判别阈值下的定位精度优异，但较低的 F1-Score 表明其精确率与召回率的调和平衡不如 YOLOv5理想。

四、结论

在多版本算法对比试验中，YOLOv8算法的平均精度均值达到0.450，检测性能明显优于 YOLOv5、YOLOv6、YOLOv7三种算法，后三者的平均精度均值分别为0.386、0.374和0.368。该对比结果有效证实，YOLOv8算法的无锚框检测结构与解耦设计方式，能够更好地适配农业病虫害检测场景，在玉米害虫检测任务中具备突出的应用优势。

参考文献

[1] 许晓琳，牛思琪，梁敖，等 . 基于改进 YOLOv8的玉米籽粒品种鉴别算法研究 [J]. 中国农机化学报 ,2025,46(9):137-144.
[2] 胡健威，马慧敏，宁孝梅，等 . 基于改进 YOLOv8的无人机图像玉米幼苗检测 [J]. 江苏农业学报 ,2025,41(6):1179-1187.
[3] 万利，张求东，许艳云，等 .2024年湖北省玉米病虫害防控植保贡献率评价报告 [J]. 湖北植保 ,2025,(3):13-16.
[4] [1] 伍强强，房欢欢，许彦蓉，等 . 玉米 " 一喷多促 " 防控时期与药剂组合试验 [J]. 陕西农业科学 ,2025,71(11):68-72.
[5] 庄淑雁 . 病虫草绿色防控技术在大豆玉米带状复合种植中的应用 [J]. 黑龙江粮食 ,2024,(7):131-133.
[6] 杨庆芳，张伟，李华 . 基于 YOLOv8的车辆类型识别研究 [J]. 河北建筑工程学院学报，2024，(01).
[7] 王朝辉 . 大豆 - 玉米带状复合种植病虫草绿色防控技术 [J]. 河北农业 ,2024,(1):69-70.
[8] 杨申梅 . 高产玉米种植及病虫防治关键技术 [J]. 农业开发与装备 ,2023,(7):187-188.
[9] 龚宇翔，高林，张豪，等 . YOLOv8算法多种改进模型的有效性对比研究 [J]. 湖北民族大学学报（自然科学版），2024，42(4)：470-479.
[10] 郝巧红，冯庆贺，江铭凯，等 . 基于改进 YOLOv8模型的玉米叶片病害检测 [J]. 南方农机 ,2025,56(S1):12-15.

 Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.