

基于改进 YOLOV8 模型的小麦病害识别

郝巧红¹, 冯庆贺¹, 江铭凯¹, Mateu Sbert², 胡 辉¹, 杨富超¹

(1. 河南工学院 智能工程学院, 河南 新乡 453003; 2. 赫罗纳大学 信息学与应用研究所, 西班牙 赫罗纳 17003)

摘要: 小麦在生长过程中常遭遇各种病害, 这些病害显著降低了小麦的产量。鉴于小麦病害识别的迫切需求, 开发了一种基于 YOLOV8 改进的识别模型。首先, 采用多元化的数据增强策略, 涵盖随机裁剪、噪声添加、光照调整以及旋转变换等手段, 针对六种小麦病害图像及健康小麦图像进行了数据扩增。其次, 在原有的 YOLOV8 模型中创新性地融入上采样 DySample 模块和 SA 注意力模块以提高精度。最后, 通过在小麦病害数据集上进行定量对比与定性评价, 验证了所提出模型的可靠性与适用性。

关键词: 小麦病害识别; SA 注意力模块; YOLOV8

中图分类号: TP13

文献标志码: A

文章编号: 2096-7772-(2025)04-0015-04

0 引言

在生长过程中, 小麦易受多种因素的侵扰, 这些因素可能扰乱其生长代谢, 引发各类疾病, 进而妨碍小麦的正常发育, 从而导致产量和质量下降^[1-2]。因此, 开展小麦病害识别研究对于保障粮食安全具有至关重要的意义。

传统的小麦病害识别方式主要依赖人工检查, 耗时费力, 成本高昂。随着计算机视觉和深度学习技术的迅猛进步, 已能实现对小麦疾病的快速准确识别。邓继忠等^[3]以显微镜下的小麦腥黑穗病害为研究对象, 运用图像分析技术, 并采用向量机算法进行识别分类, 达到了 82.9% 的识别准确率。田杰^[4]通过改进的线性判别方法提取小麦叶部病害特征, 又分别基于随机森林算法、反向传播神经网络以及支持向量机构建了三种识别模型, 对小麦叶部病害进行了准确高效的识别。夏永泉等^[5]采用高斯混合模型与期望最大化算法相结合的方式, 精准地提取了小麦叶部病害的纹理特征信息, 随后利用颜色直方图等先进技术对提取的纹理特征进行了精细的筛选和优化处理, 并基于随机森林算法实现了病害的分类与

识别。党梦佳^[6]以小麦条锈病的病害等级为研究焦点, 构建了 YOLOv5s 与 GrabCut 相结合的分割模型, 并对该识别模型进行了进一步优化改进, 经过训练, 该模型对小麦条锈病的识别率达到了 97.3%。

为了将神经网络中的 YOLOV8 模型更有效地应用于小麦病害识别, 本文基于前人研究, 提出一种改进的 YOLOV8 模型。数据准备阶段, 采用随机裁剪、增噪、光照和旋转等多种方法扩增六种小麦病害及健康小麦图像, 并使用 Labeling 工具标注病害部位。网络构建阶段, 融合上采样 DySample 模块和 SA 注意力模块至原 YOLOV8 模型, 以提高识别精度。实验阶段, 通过小麦病害数据集上的定量对比和定性评价, 验证改进的 YOLOV8 模型在小麦病害识别中的准确性和实用性。

1 网络模型

1.1 图像数据增强

为防止因训练数据不足而引发模型过拟合问题, 本文采用了五种多样化的数据增强技术, 即添加噪声、随机角度旋转、水平镜像翻转、对比度调整以及图像平移, 以丰富和扩充样本数据。这些技术有助于模型

收稿日期: 2025-03-11

基金项目: 河南省国际科技合作项目(242102520036); 河南工学院高层次人才科研启动基金(KQ2417); 河南省重点研发与推广专项(科技攻关)项目(232102210094)

第一作者简介: 郝巧红(1990—), 女, 河南周口人, 讲师, 博士, 主要从事机器学习和图像处理方向的理论与方法研究。

更好地应对各种复杂场景，从而提升其识别准确率。

图 1 展示了小麦病害数据增强后的图片示例。

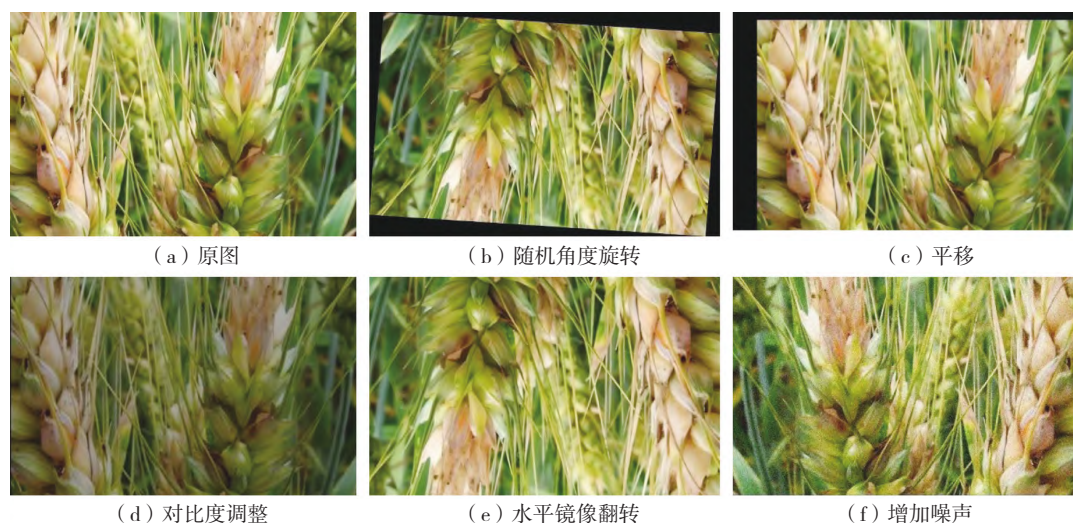


图 1 样本增强示例

1.2 网络模型构建

一方面，在 YOLOV8 中 UpSample 模块作为一种静态上采样方法，不仅采样规则固定而且无法感知采样内容。为了克服这些难题，DySample 上采样模块摒弃了 UpSample 的方式，转而从点采样的角度出发来设计上采样过程。这种设计不仅节省了资源，而且能够轻松利用 PyTorch 中的标准内置函数实现，无需定制的 CUDA 包。同时，DySample 在参数数量、浮点运算量、GPU 内存占用以及延迟时间都显著减少，DySample 模块流程图如图 2 (a) 所示。鉴于这些显著优势，本文

选择引入 DySample 模块以改进 YOLOV8 算法的网络结构。具体来说，在 YOLOV8 的 Neck 部分，本文使用 DySample 替换了原有的 UpSample 模块

另一方面，鉴于注意力机制能够促使神经网络精确地聚焦于图像数据中最关键部分^[7]。本文采纳了一种高效的 SA 模块，该模块的设计初衷在于优化整合两种注意力机制的处理流程。SA 模块流程图如图 2 (b) 所示。具体而言，SA 模块通过引入洗牌单元，实现了对通道维度的并行化细分，将其划分为多个子特征，这一创新策略显著增强了模块的功能性。

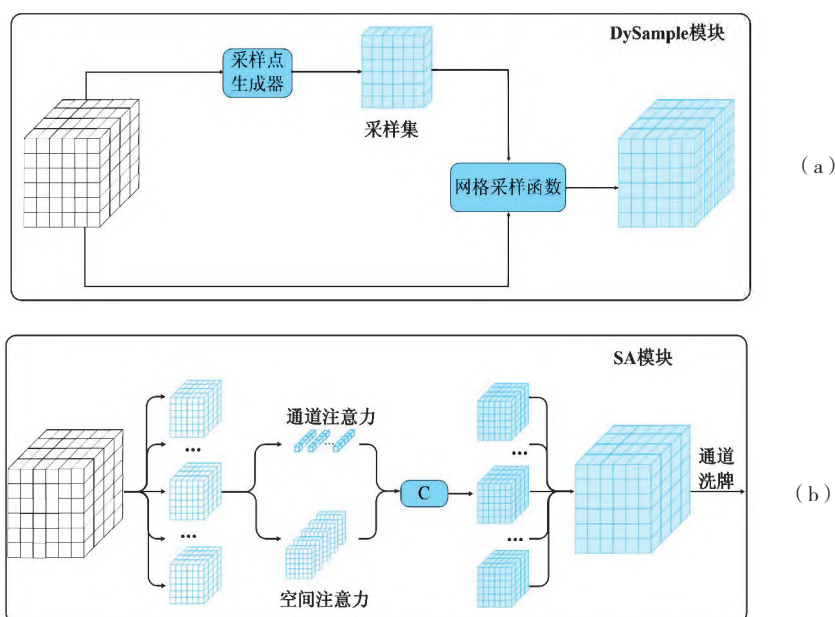


图 2 DySample 模块和 SA 模块流程图

最后，本文将 SA 注意力机制与轻量化的上采样

DySample 模块相结合，构建出改进后的 YOLOV8 网络

模型, 具体结构如图 3 所示。

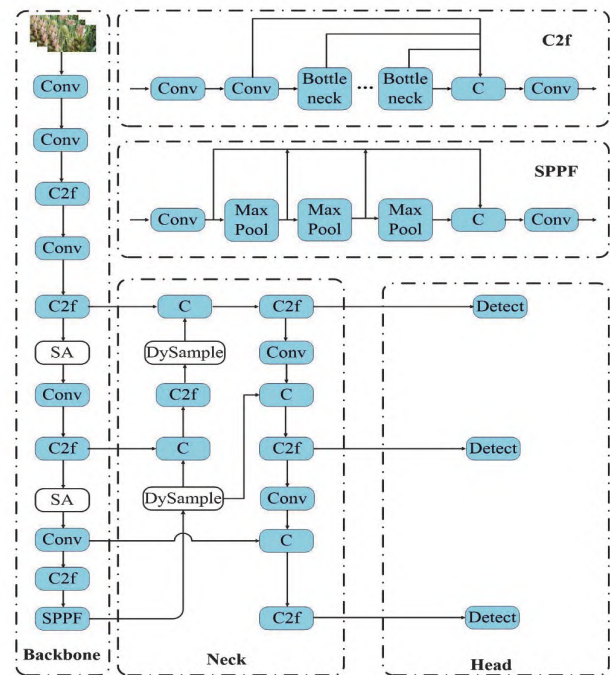


图 3 改进的 YOLOV8 网络模型

2 实验仿真

2.1 实验参数设置

本文实验采用飞浆公开的小麦病害数据集(含健康小麦、叶锈病、白粉病、黑穗病、全蚀病、赤霉病和叶枯病共 7 个类别), 经筛查去除重复及非相关图片后, 融合了 IDADP 与 Kaggle CGIAR 竞赛数据集进行补充。通过噪声添加、随机旋转、镜像翻转、对比度调整及平移等增强技术, 最终得到 5000 张小麦病害图像。在实验过

程中, 本文将数据集按 8:1:1 的比例划分为训练集、测试集和验证集, 并采用平均精准率(mAP)、精确率(P)、召回率(R)和 F_1 -score(F_1) 作为定量评价指标。

2.2 定量评价

表 1 详细对比了原始 YOLOV8 模型、YOLOV9 模型与本文提出的改进 YOLOV8 模型在小麦病害数据集上的平均精准率、精确率、召回率和 F_1 -score 表现。数据显示, 原始 YOLOV8 模型的四项数值分别为 97.2%、84.9%、99.0% 和 91.4%; YOLOV9 模型的四项数值分别为 90.0%、86.2%、98.0% 和 91.7%; 改进 YOLOV8 模型四项数值分别达到了 97.6%、88.3%、99.0% 和 93.3%, 均为最优。这一对比结果有力地证明了本文所提出的改进 YOLOV8 网络模型在小麦病害识别任务中具有更高的可靠性。

表 1 mAP 、 P 、 R 和 F_1 值对比				
网络模型	$mAP/\%$	$P/\%$	$R/\%$	F_1
YOLOV8	97.2	84.9	99.0	91.4
YOLOV9	90.0	86.2	98.0	91.7
改进 YOLOV8	97.6	88.3	99.0	93.3

2.3 定性评价

图 4 展示了小麦病害识别的示例结果, 从中可以清晰观察到, 本文提出的改进模型不仅具备识别多种小麦病害类型的能力, 还能精确标注出病害发生的大致区域。即便在小麦病害图像遭遇噪声污染、平移、旋转、对比度变化及上下翻转等复杂干扰情况下, 该模型依然能够准确无误地识别出病害。综上所述, 通过深入的定性分析, 验证了改进的 YOLOV8 模型在小麦病害识别任务中的高度适用性。

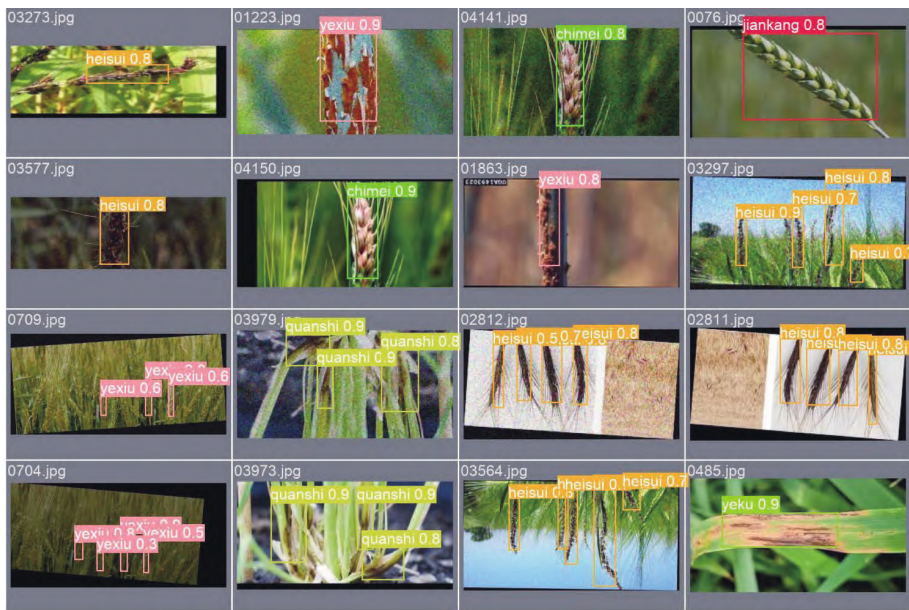


图 4 不同小麦病害识别结果示例

3 结束语

本文提出了一种改进的 YOLOV8 模型用于小麦病害识别。首先,运用了多种数据增强策略,包括随机裁剪、噪声添加、光照调整以及旋转变换等,针对小麦病害图像及健康小麦图像进行了数据扩充。其次,在原始 YOLOV8 模型基础上,创新性地融入了 DySample 模块与 SA 注意力模块,这一举措显著提升了模型在小麦病害识别任务中的精确性。最后,在小麦病害数据集上,通过对比平均精准率、精确率、召回率和 F1-score 指标,并结合小麦病害识别的实际案例展示,充分验证了本文所提出改进 YOLOV8 模型的可靠性与适用性。

参考文献:

- [1] 邵红伟. 主要病虫害对冬小麦产量的影响及其综合防治技术研究[J]. 农业与技术, 2016, 36(2): 74.
- [2] 李春广, Oerke E. C, Dehne H. W. 主要农作物病虫害防控措施的作用及损失率分析[J]. 中国植保导刊, 2014, 34(7):89-92.
- [3] 邓继忠, 李敏, 袁之报, 等. 基于图像识别的小麦腥黑穗病害特征提取与分类[J]. 农业工程学报, 2012, 28(3):172-176.
- [4] 田杰. 基于图像分析的小麦叶部病害识别方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2015.
- [5] 夏永泉, 王兵, 支俊, 等. 基于随机森林方法的小麦叶片病害识别研究[J]. 图学学报, 2018, 39(1):57-62.
- [6] 党梦佳. 基于深度学习的小麦条锈病病害等级识别研究[D]. 郑州: 河南农业大学, 2022.
- [7] 冯晓, 李丹丹, 王文君, 等. 基于轻量级卷积神经网络和迁移学习的小麦叶部病害图像识别[J]. 河南农业科学, 2021, 50(4):174-180.

Wheat Disease Identification Based on Improved YOLOV8 Model

HAO Qiaohong¹, FENG Qinghe¹, JIANG Mingkai¹, MATEU Sbert², HU Hui¹, YANG Fuchao¹

(1.School of Intelligent Engineering, Henan Institute of Technology, Xinxiang 453003, China;

2. Institute of Informatics and Applications, University of Girona, Girona 17003, Spain)

Abstract: Wheat, as one of the crucial food crops in China, has a profound impact on the country's economic infrastructure and people's daily lives in terms of both yield and quality. However, wheat often encounters a wide range of diseases caused by fungi, viruses, bacteria, and environmental factors during its growth process, which significantly reduces wheat yield. Given the urgent need for wheat disease identification, this article aims to develop a recognition model based on improved YOLOV8. Firstly, a diversified data augmentation strategy was adopted, covering methods such as random cropping, noise addition, lighting adjustment, and rotation transformation, to augment the data of six wheat disease images and healthy wheat images. Secondly, the original YOLOV8 model innovatively incorporates two new components: the upsampling DySample module and the SA attention module. Finally, the reliability and applicability of the proposed model were fully validated through quantitative comparison and qualitative evaluation on the wheat disease dataset.

Key words: wheat disease identification; SA attention mechanism; YOLOV8

(责任编辑 王磊)