

烟叶烘烤阶段不同 YOLO 算法模型的实时判别性能比较

马一鸣¹, 尹爽², 郭瑞³, 周晴⁴, 王志华⁴, 张雍⁴, 王文杰⁴, 张浩⁴, 朱娟花⁴, 聂庆凯², 宋朝鹏¹, 吴俊锋⁴

(1.河南农业大学烟草学院, 河南 郑州 450046; 2.河南中烟工业有限责任公司, 河南 郑州 450016; 3.中国烟草总公司河南省公司, 河南 郑州 450018; 4.河南农业大学机电工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要: 【目的】比较 YOLO 算法模型在烟叶烘烤阶段的性能, 以提高烟叶智能烘烤的实时性, 进而提升工艺匹配的精度。【方法】选用 YOLOv3、YOLOv5s、YOLOv8s 和 YOLOv11s 等早中期 4 个版本分别构建模型, 并根据模型的判别性能、复杂程度和检测实时性 3 个方面进行对比评估。【结果】YOLOv8s 模型整体性能表现优于其余 3 种, 其中精确度为 95.0%, 平均精度均值为 97.1%, F1 得分为 93.0%, 3 项指标均为最优, 而模型整体召回率为 91.1%, 也仅略低于 YOLOv5s 模型的 93.3%; 此外, YOLOv8s 算法检测速度最快, 单张图像检测时间仅为 5.5 ms。值得一提的是, YOLOv8s 算法模型对烟叶状态变化微弱的干筋期相关阶段的判别性能表现突出。从轻量化考虑, YOLOv5s 模型最为出色, 其参数量为 7.04 M, 计算量为 15.8 GFLOPs, 模型体积为 13.7 MB; 在 4 种模型运行功耗差距不明显的情况下, YOLOv5s 模型的运行内存为 1 081 MB, 仅略高于 YOLOv8s 模型的 916 MB。【结论】通过对比分析, 4 种版本 YOLO 算法模型在烟叶烘烤阶段判别性能方面表现出显著差异, 其中 YOLOv5s 和 YOLOv8s 表现较好。YOLOv8s 整体性能表现最为出色, 而 YOLOv5s 计算量、模型体积等指标较低, 更能满足低成本嵌入式设备轻量化的需求。因此, YOLO 算法模型适合用于烟叶烘烤阶段的实时判别, 但是版本选择应当根据实际需求而定。

关键词: 烟叶烘烤; 阶段判别; YOLO 算法; 实时判别; 图像处理

中图分类号: S24; TP391. 41

文献标志码: A

Optimization and applicability study of the YOLO algorithm for tobacco leaf curing stage discrimination

MA Yiming¹, YIN Shuang², GUO Rui³, ZHOU Qing⁴, WANG Zhihua⁴, ZHANG Yong⁴, WANG Wenjie⁴, ZHANG Hao⁴, ZHU Juanhua⁴, NIE Qingkai², SONG Chaopeng¹, WU Junfeng⁴

(1. College of Tobacco Sciences, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450046, China; 2. China Tobacco Henan Industrial Co.Ltd., Zhengzhou, Henan 450016, China; 3. China National Tobacco Corporation of Henan Province, Zhengzhou, Henan 450018, China; 4. College of Mechanical and Electrical Engineering, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: 【Objective】To explore the applicability of YOLO algorithm models in the discrimination of tobacco leaf curing stages and identify the optimal version. 【Methods】Four versions of YOLO, including YOLOv3, YOLOv5s, YOLOv8s, and YOLOv11s, were selected to construct models. These models were compared and evaluated based on three aspects:

收稿日期: 2025-01-20

基金项目: 中国烟草总公司科技项目(国烟科[2021]55号); 河南省科技攻关项目(232102110303)

作者简介: 马一鸣(2001—), 男, 河南商丘人, 硕士研究生, 主要从事烟叶智能烘烤方面的研究, E-mail: 2401616968@qq.com。

通讯作者: 吴俊锋(1990—), 男, 河南商丘人, 教授, 博士, 硕士生导师, E-mail: jfwu@henau.edu.cn。

discrimination performance, complexity, and real-time detection ability. 【Results】 The YOLOv8s model performed better overall than the other three versions, with an accuracy of 95.0%, an average precision of 97.1%, and an F1 score of 93.0%, all of which were the best among the models. The model's overall recall rate was 91.1%, which was slightly lower than the YOLOv5s model's 93.3%. Additionally, the YOLOv8s algorithm demonstrated the fastest detection speed, with a detection time of only 5.5 ms per image. Notably, the YOLOv8s algorithm model showed outstanding performance in classifying stages with subtle changes in tobacco leaf condition, such as the stem drying stage. In terms of lightweight design, YOLOv5s performed the best, with a parameter count of 7.04 M, a computational load of 15.8 GFLOPs, and a model size of 13.7 MB. Under comparable power consumption levels across all four models, the YOLOv5s model required 1 081 MB of runtime memory, only slightly higher than the 916 MB required by the YOLOv8s model.

【Conclusion】 Through comparative analysis, significant differences were observed in the performance of the four YOLO algorithm versions in discriminating tobacco leaf curing stages, with YOLOv5s and YOLOv8s performing better. YOLOv8s exhibited the best overall performance, while YOLOv5s had lower computational load and model size, making it more suitable for low-cost embedded devices requiring lightweight models. Therefore, YOLO algorithm models are suitable for real-time discrimination of tobacco leaf curing stages, and the version selection should be based on specific needs.

Key words: tobacco leaf curing; stage discrimination; YOLO algorithm; real-time discrimination; image processing.

烟叶的烘烤工艺是影响烤烟质量形成的关键因素^[1]，因此，实现烘烤阶段烟叶状态的及时判别并进行精准调控尤为重要^[2]。近年来，随着物联网技术与机器学习的飞速发展，人工智能已逐步融入人类社会的各个领域，使智能化和信息化成为各行各业的必然趋势，烟草的生产加工亦是如此。目前机器视觉已逐步应用于烟叶部位判别^[3]、鲜烟叶成熟度的划分^[4]和制丝工艺中烟梗的识别剔除^[5]等生产环节。在此背景下，构建能够实现烟叶烘烤阶段实时检测与工艺曲线适时调整的智慧烤房已成为研究热点^[6]。其中，烟叶烘烤的可视化与烘烤阶段的准确判别是实现智能烘烤的关键。目前，国内在烟叶烘烤阶段图像判别模型的研究方面已取得了一定进展。

烟叶在烘烤过程中颜色持续变化，故可作为各阶段判别的重要依据。在烟叶烘烤阶段的识别任务中，传统的图像判别方法主要有基于色彩特征提取算法判别和基于经典机器学习的分类两个方面。汪伯军等^[7]通过使用阈值筛选 HSV 特征的方法进行烟叶烘烤阶段的识别，模型整体准确率达到 90.64%，并且阶段三和阶段四的准确率达到了 100%。该方法通常计算量较小，适用于烤房设备算力受限的应用场景，但在处理复杂背景和多样化烘烤状态时，准确性和鲁棒性受到限制。吴娟^[8]通过遗传算法（GA）选出 RGB、HSI 和 Lab 3 种通道的部分特征，结合支持向量机（SVM）分类模型进行训练，识别精度最高可达 96.5%。整体来看，变黄期和定色期的准确率较高，而干筋期表现一般，可能是由于该阶段的颜色和形态变化较小。李增盛等^[9]优选出的 4 个颜色纹理特征用于 GA-SVM、PSO-BP 神经网络和 ELM 分类模型训练，结果表明，烘烤阶段识别准确率均达到 90% 左右，这些模型干筋期误识率同样较高。由此可以看出，传统机器学习和图像处理技术阶段判别模型仍存在短板。

近年来深度学习技术在图像处理领域的应用为烟叶烘烤阶段的自动识别提供了新的思路^[10]。特别是 2024 年诺贝尔物理学奖颁授于人工智能领域作出杰出贡献的约翰·霍普菲尔德和杰弗里·辛顿^[11]，使得深度学习得到更加广泛应用。张成双等^[12]采用 MobileNetv3-ECA 模型进行训练，识别整体准确率达到了 91.38%。然而，该模型在 7-10 阶段的判别仍不

理想。此外，该模型本地识别的计算压力较大，这对于在烟草烤房微型设备上的部署造成了挑战。姜增昀等^[13]使用了改进版的轻量级 EfficientNetB0 模型进行训练，识别准确率达到了 96.13%，且该模型在硬件资源有限的情况下能够高效运行，为未来的智能烘烤系统的建设提供了理论依据和技术参考。闫九福等^[14]利用 CNN 和 LSTM 的优势，搭建了一个 CNN-LSTM 混合深度神经网络模型，识别准确率超过 98%。该方法具有广泛的应用前景，尤其是在实现烟叶智能烘烤系统的自动化、精准控制方面，将为烟草行业的生产工艺提供强有力的支持。

烟叶烘烤阶段烟叶状态判别对于烘烤工艺调整非常重要，这就对模型的实时性提出了更高的要求。作为一种高效的单阶段检测深度学习复合算法模型，YOLO 系列既避免了人工提取图像特征所带来的繁琐与人为误差，还适用于需要实时检测的应用场景^[15]。郝亦龙等^[16]率先将 YOLOv5 算法应用于烟叶“三段式”烘烤阶段的判别，通过引入 CBAM 注意力机制改进所得 C-YOLOv5 模型识别精确度达到了 94.4%。然而，“三段式”烘烤过程各阶段的烟叶形态变化较为明显，模型具备较高的识别精度理所应当，但针对普遍使用的“十段式”烘烤阶段的实时判别，YOLO 模型是否适用仍有待考证。此外，由于 YOLO 算法因不同应用需求已历经多次迭代，何种版本最适用于烟叶烘烤阶段的判别亦尚不清楚。

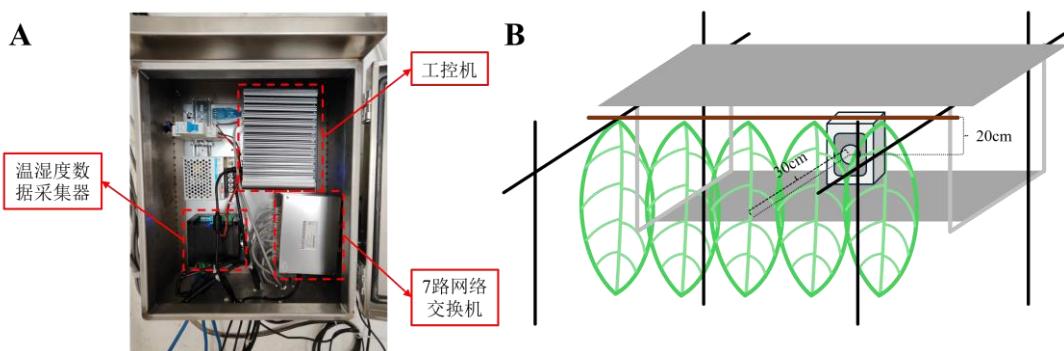
本研究从众多 YOLO 算法中选用 YOLOv3、YOLOv5、YOLOv8、YOLOv11 等早、中、近期 4 个版本进行验证研究，旨在筛选出最适合用于“十段式”烟叶烘烤阶段判别模型的版本。基于特定图像预处理后所构建的中部叶烘烤图像数据集，分别训练烘烤阶段判别模型，并对 4 种模型的相关性能进行对比验证。该工作对 YOLO 系列算法模型适用于烟叶烘烤阶段判别提供理论依据和方法指导，有望提高烟叶智能烘烤的实时性，进而提升工艺匹配的精度。

1.材料与方法

1.1 中部叶烘烤图像数据的获取与预处理

1.1.1 试验材料 本试验的图像数据于 2023-2024 年在河南农业大学实验基地采集。所使用的烟叶烤房为气流上升式生物质烤房，具有三层双路装烟结构。图像采集采用海康威视 DS-2XC8045FWD-LZ/TO/YC 型号摄像头，同时配备多路温湿度传感器以监测烤房内环境温度和湿度。这些设备通过自主研发的烤房环境参数控制系统进行远程控制与数据采集。如图 1-a 所示，该系统由 7 路网络交换机、工控机和温湿度数据采集器组成。

1.1.2 图像数据的采集 如图 1-b 所示，图像采集摄像头安置于烤房最内侧，配备隔挡装置，并在隔挡装置侧方布置温湿度传感器探头。摄像头距离所拍摄烟叶约 30 cm，与装烟杆的垂直距离约 20 cm，能够有效拍摄烟叶的叶身与叶柄等关键部位，具备良好的图像采集范围。所采集图像的分辨率为 2 560×1 920，格式为 JPG。本研究采用自主开发的烤房数据采集软件，在图像采集的同时同步记录烟叶附近的温度和湿度数据，采集间隔设定为 10 min。该软件可以实时查看烘烤过程中的温湿度变化曲线，以与预设的烘烤工艺曲线进行比较。



A 烟草烤房数据的实时监测设备；B 烤房内摄像头布置示意图。

A The real-time monitoring equipment for parameters of tobacco curing room data ; B Schematic diagram

of camera layout in the curing room.

图 1 本项目设计开发的烟草烤房数据采集系统

Fig. 1 The data acquisition system for tobacco drying rooms designed and developed in this project

1.1.3 图像数据的划分 本试验所采集烟叶图像包括下二棚叶、中部叶、上二棚叶与顶叶。

由于中部叶的图像数量充足, 共计涵盖 6 组烘烤流程数据, 样本总量为 7 082 张, 因此本文选择中部叶图像进行后续分析。本试验依据“三段式”烘烤方式, 并结合当地烘烤工艺指标及所采集温湿度变化趋势, 对烘烤阶段进行了划分^[17]。具体而言, 最初的鲜烟期为 1 个阶段, 而变黄期、定色期和干筋期则分别进一步细分为 3 个阶段, 共划分为 10 个阶段, 分别记为 stage1~10。

1.1.4 图像数据预处理 尽管本试验所采集的中部叶图像数量较为充足, 但仅涵盖 6 组烘烤流程, 样本来源相对单一。若基于原始图像数据直接进行训练集、验证集和测试集的划分, 则各数据集必高度相似, 所训练模型将出现严重的过拟合现象, 导致模型在实际样本识别中的效果较差。基于上述原因, 本试验对同一阶段的所有图像采用“均匀剪切, 随机拼接”的预处理方法。具体而言, 首先对同一阶段的图像进行纵向均匀剪切, 形成尺寸一致的切片, 随后将所有切片进行不重复的随机拼接, 生成与原始图像尺寸一致且数量相同的新图像。经观察各烘烤阶段烟叶凋萎状态和变化趋势, 确定 stage1~2 的每幅图像均匀剪切 3 份, stage3~5 的每幅图像剪切 4 份, stage6~10 的每幅图像剪切 6 份。

1.1.5 图像数据集的构建 基于预处理获取的图像, 按照 4:1 的比例进行随机抽取, 分别构建训练集与验证集。同时, 为评估训练完成的判别模型的真实性能, 需构建测试集。测试集由原始图像随机抽取构建, 以尽可能还原真实的检测环境。各数据集比例为 8:2:1, 具体图像数量分别为 5 666, 1 416 和 708。所有图像数据采用 Labelme 标注软件, 根据烘烤阶段进行类别标注。

1.2 基于 YOLO 算法的中部叶烘烤阶段图像判别模型

与传统机器学习算法相比, YOLO 作为单阶段目标检测算法代表, 兼具高检测速度和优良准确性, 广泛应用于复杂环境下的图像识别任务^[18]。如图 2 所示, 其网络结构主要包括输入端、骨干网络、颈部网络和头部预测网络四部分^[19]。自 YOLOv1 提出以来, 该系列算法不断演进, 尤其是 YOLOv3、YOLOv5 和 YOLOv8 在农业图像处理领域表现出较强的实用性与稳定性^[20-26]。本研究选用 YOLOv3、YOLOv5s、YOLOv8s 和最新的 YOLOv11s 算法, 针对中部烟叶烘烤阶段图像构建模型, 并评估不同 YOLO 版本在判别准确性、模型规模和检测速度间的平衡能力。其中, YOLOv3 采用残差连接和多尺度特征融合结构, 提升了训练稳定性和检测精度^[27]; YOLOv5s 在其基础上引入 Focus、SPP 和 C3 模块以增强特征提取与压缩能力^[28]; YOLOv8s 则通过引入 C2f 和 SPPF 模块, 并采用解耦头设计提升检测性能与计算效率^[29]; YOLOv11s 进一步优化 C2f 为 C3K2 模块、引入 C2PSA 注意力机制并改进解耦头中分类分支, 旨在提升对图像中关键区域的感知能力并减少参数量, 增强模型性能与实用性。

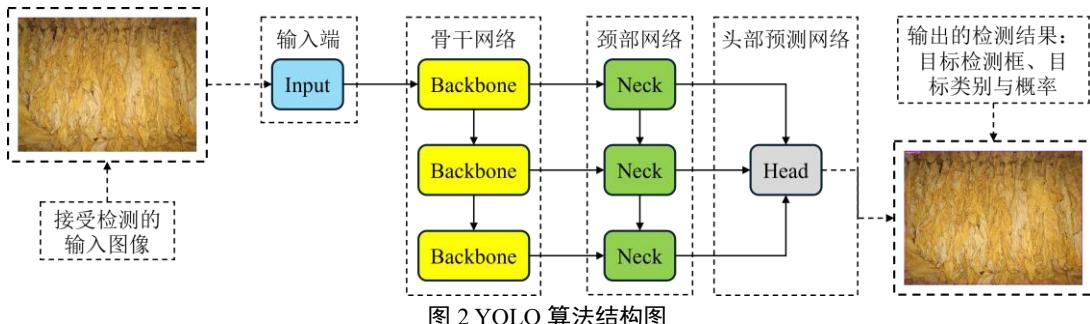


图 2 YOLO 算法结构图

Fig. 2 Architecture diagram of the YOLO algorithm

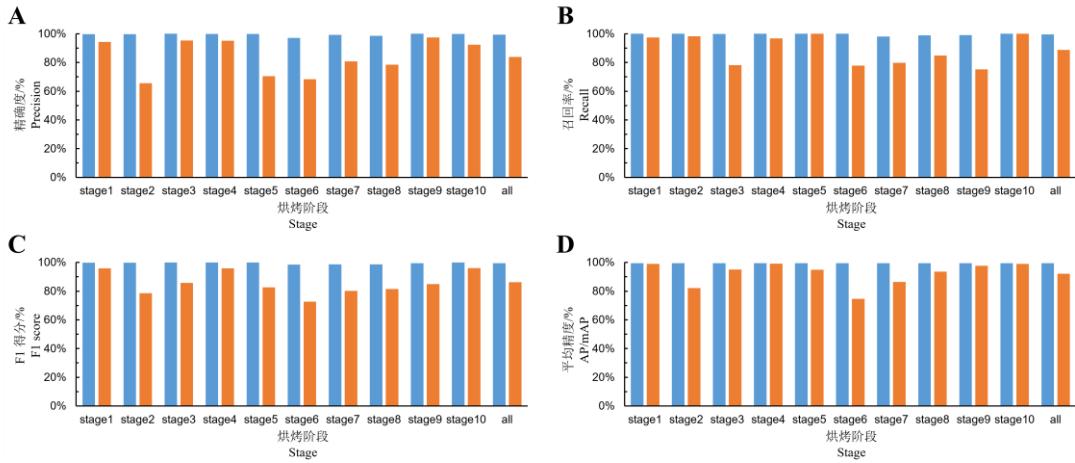
1.3 计算机配置及模型性能评估

本研究在硬件配置为 AMD Ryzen、16 G 内存、NVIDIA GeForce RTX 4060 以及 windows11 操作系统的环境下进行模型训练，使用 CUDA12.4、Pycharm24.1.2 作为开发环境，编程语言为 Python3.12；在模型性能评估方面，采用精确度、召回率、平均精度、F1 得分和平均精度均值全面衡量检测效果；基于参数量、计算量和模型体积来分析和比较模型的复杂程度。同时，运行内存和运行功耗两个指标用于评估模型的运行成本，单张图像的判别时间指标用于评估模型的检测实时性。

2.结果与分析

2.1 基于 YOLOv3 的中部叶烘烤阶段图像判别模型性能分析

基于 YOLOv3 算法构建的中部叶烘烤阶段判别模型在验证集和测试集上的检测结果如图 3 所示。YOLOv3 模型在验证集的检测上具有出色表现，整体精确度达到 99.4%，召回率为 99.6%， F_1 得分为 99.5%，平均精度均值为 99.5%。而该模型针对测试集的检测总体精确度为 83.8%，召回率为 88.8%， F_1 得分为 86.2%，平均精度均值为 92.1%。特别是对于 stage2 和 stage6，其 F_1 得分仅为 78.6% 与 72.7%，且平均精度也仅为 82.2% 与 74.6%，明显低于整体 F_1 得分与平均精度均值；而对于 stage1、stage4 和 stage10， F_1 得分分别为 95.8%、95.9% 和 96.0%，其平均精度也分别达到了 99.0%、99.1% 和 99.0%，均处于较高水平。结果表明，基于 YOLOv3 算法构建的模型对 stage2 和 stage6 的检测能力较弱，而对于 stage1、stage4 和 stage10 的检测能力则较为出色。



A 为精确度；B 为召回率；C 为 F_1 得分；D 为平均精度。蓝色代表验证集，橘色代表测试集，下同。

A is accuracy; B is Recall rate; C is F_1 score; D is average accuracy. The blue represents the validation set and orange represents the test set, the same applies below.

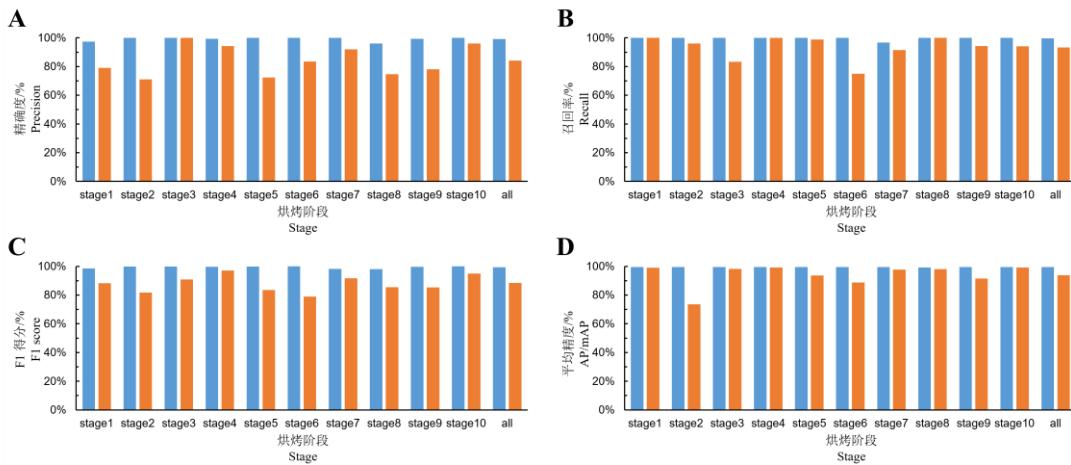
图 3 YOLOv3 模型的各项评估指标

Fig. 3 Evaluation metrics of the YOLOv3 model

2.2 基于 YOLOv5s 的中部叶烘烤阶段图像判别模型性能分析

基于 YOLOv5s 算法构建的中部叶烘烤阶段判别模型在验证集和测试集上的检测结果如图 4 所示。该模型在验证集的检测上也表现出了优异，其整体精确度、召回率、 F_1 得分和平均精度均值分别为 99.2%、99.7%、99.4% 和 99.5%，与 YOLOv3 模型的结果相当。然而，该模型在测试集上的检测结果略显不足，整体精确度、召回率、 F_1 得分和平均精度均值分别为 84.1%、93.3%、88.5% 和 93.9%。特别是对于 stage2 和 stage6 的检测能力较弱， F_1 得分分别为 81.7% 和 79.0%，平均精度为 73.6% 和 88.7%；而 stage4 和 stage10 的表现则相对优异， F_1 得分达到了 97.1% 和 95.0%，平均精度也达到了 99.3% 和 99.2%。总体来看，与 YOLOv3 相比，YOLOv5s 通过采取引入 C3 核心模块与 Focus 层等改进措施，优化了对图像特征的提

取与融合能力，使其检测性能稍占优势，尤其在整体召回率方面高达 93.3%。



A 为精确度；B 为召回率；C 为 F1 得分；D 为平均精度。

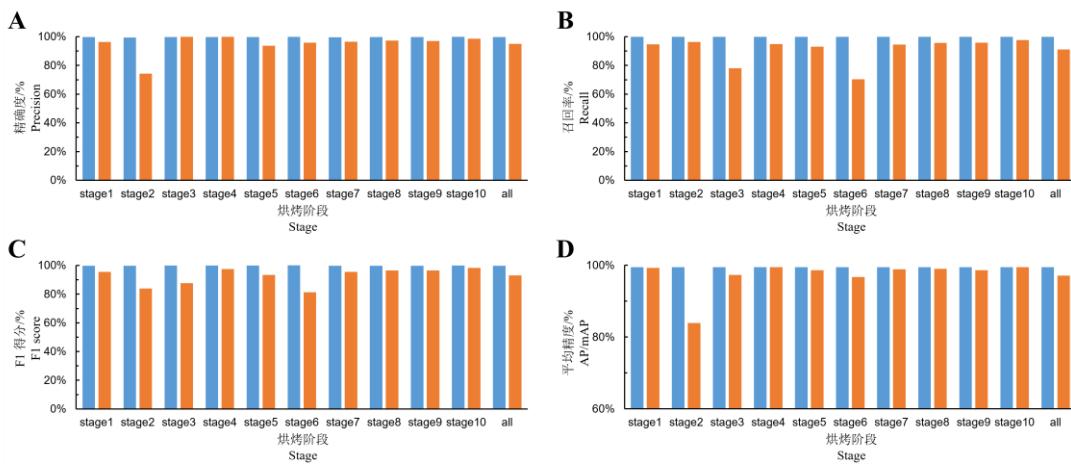
A is accuracy; B is Recall rate; C is F1 score; D is average accuracy.

图 4 YOLOv5s 模型的各项评估指标

Fig. 4 Evaluation metrics of the YOLOv5s model

2.3 基于 YOLOv8s 的中部叶烘烤阶段图像判别模型性能分析

基于 YOLOv8s 算法构建的中部叶烘烤阶段判别模型在验证集和测试集上的检测结果如图 5 所示。通过引入解耦头的设计，YOLOv8s 具备了更为高效的类别判断与目标识别能力，C2f 核心模块的替换更进一步提高了算法的判别性能。因此，YOLOv8s 模型在验证集和测试集上均表现出极其优异的检测性能，尤其是在测试集上，其整体精确度、召回率、F1 得分和平均精度均值均超过了 90%，分别为 95.0%、91.1%、93.0% 和 97.1%。特别是在对 stage4 与 stage10 的检测中，模型的 F1 得分更是分别达到了 97.4% 和 98.2%，平均精度也均高达 99.5%，显示出了出色的检测能力；然而，对于 stage2 和 stage6 的检测，F1 得分与平均精度相对较低，分别为 83.9% 和 81.2% 及 83.9% 和 96.7%。与 YOLOv3 和 YOLOv5s 相比，YOLOv8s 模型在检测性能上更具优势。



A 为精确度；B 为召回率；C 为 F1 得分；D 为平均精度。

A is accuracy; B is Recall rate; C is F1 score; D is average accuracy.

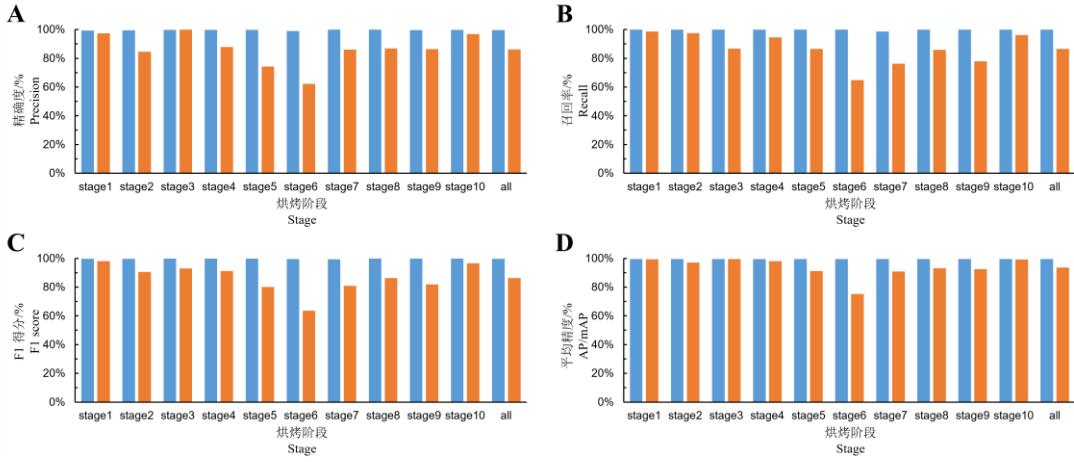
图 5 YOLOv8s 模型的各项评估指标

Fig. 5 Evaluation metrics of the YOLOv8s model

2.4 基于 YOLOv11s 的中部叶烘烤阶段图像判别模型性能分析

基于 YOLOv11s 算法构建的中部叶烘烤阶段判别模型在验证集和测试集上的检测结果如图 6 所示。该模型在验证集上表现出较优异的判别性能，其整体精确度、召回率、F1 得

分和平均精度均值分别达到了 99.6%、99.9%、99.7% 和 99.5%。然而，在测试集上的表现则相对欠佳，其整体精确度、召回率和 F1 得分均未达到 90%，具体为 86.2%、86.5% 和 86.3%，仅 mAP 达到了 93.6%。进一步分析不同阶段的判别效果可发现，对于 stage1 和 stage10 两个阶段，模型的检测性能较为理想，F1 得分达到了 97.4% 和 98.2%，对应的 mAP 为 99.4% 与 99.2%，说明模型对两个阶段具有较强的判别能力。然而，对 stage6 的判别结果较为不理想，其 F1 得分和 mAP 仅为 63.5% 和 75.2%，表明模型对该阶段的判别能力明显不足，可能存在特征表达不充分或样本分布不均衡等问题。总体而言，相较于 YOLOv8s 模型，YOLOv11s 在本任务中的判别性能存在一定差距。尽管 YOLOv11s 通过引入新的核心模块和 C2PSA 注意力机制在通用目标检测任务中实现了性能优化，但该结构调整在烟叶烘烤阶段判别这一特定领域中未能显著提升模型效果，甚至在部分阶段表现出性能退化。这表明该优化策略在应用于细粒度时序阶段判别任务时仍存在局限性，有待进一步改进与适配。



A 为精确度；B 为召回率；C 为 F1 得分；D 为平均精度。

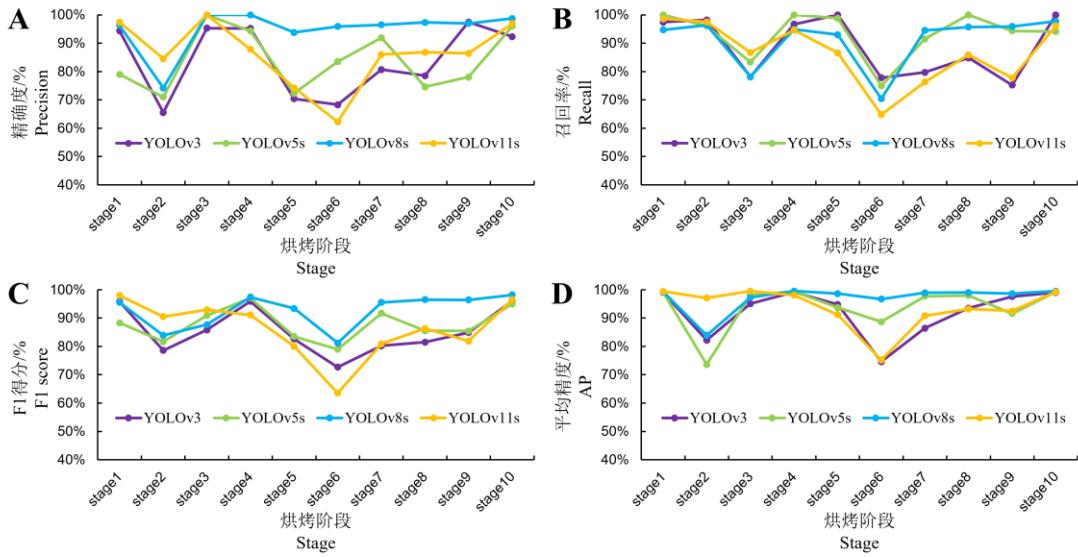
A is accuracy; B is Recall rate; C is F1 score; D is average accuracy.

图 6 YOLOv11s 模型的各项评估指标

Fig. 6 Evaluation metrics of the YOLOv11s model

2.5 判别模型的综合性能对比

2.5.1 各烘烤阶段检测性能对比分析 图 7 展示了基于 YOLO 系列算法构建的 4 种判别模型在不同烟叶烘烤阶段的判别性能对比结果。从整体趋势来看，YOLO 系列模型对 stage1、stage4 和 stage10 等阶段表现出了较强的判别能力，相关指标均保持在较高水平，说明在这些阶段的图像特征较为明显，易于模型识别。然而，在 stage2 和 stage6 两个阶段，各模型的判别性能普遍较差。结合烟叶图像和烘烤温湿度变化规律分析，其原因可能如下：stage2 处于烘烤初期，温度尚未达到显著影响烟叶外观的程度，导致图像中颜色和纹理特征变化不明显，模型难以提取有效特征；而 stage6 处于定色中期，其典型特征为主脉发白，颜色变化相对温和，且现有模型仍主要依赖颜色通道作为主要判别依据，因而对这类细微结构特征的敏感度不足，进而导致判别性能下降。值得注意的是，在干筋期的三个阶段中，YOLOv8s 模型展现出显著优势，其准确率、召回率、F1 分数和平均精度均优于其他模型，尤其在 stage10 阶段的检测效果尤为出色。与已有的烟叶烘烤阶段图像判别模型相比^[7,9,12]，YOLOv8s 在后期阶段的判别性能明显更强，表现出更强的鲁棒性和泛化能力。但是，YOLO 系列模型在早期和中期特征不明显阶段的检测仍存在一定挑战，提升对颜色变化不敏感阶段的识别能力，是后续研究需重点关注的方向。



A 为精确度；B 为召回率；C 为 F1 得分；D 为平均精度。

A is accuracy; B is Recall rate; C is F1 score; D is average accuracy.

图 7 4 种模型在各阶段的评估指标对比

Fig. 7 Comparison of evaluation metrics for four models at different stages

2.5.2 整体判别性能对比分析 基于 YOLO 系列算法构建的 4 种判别模型的整体判别性能对比如图 8 所示。在整体判别性能方面，YOLOv8s 判别模型表现最为出色，其整体精度度、平均精度均值和 F1 得分均优于其他 3 种算法，四项指标均超过 90%。其次，YOLOv5s 判别模型同样表现较为优异，其中整体召回率在 4 种模型中表现最佳。

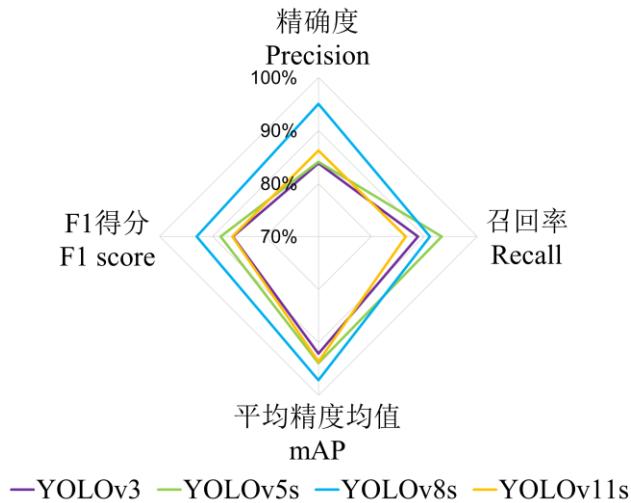
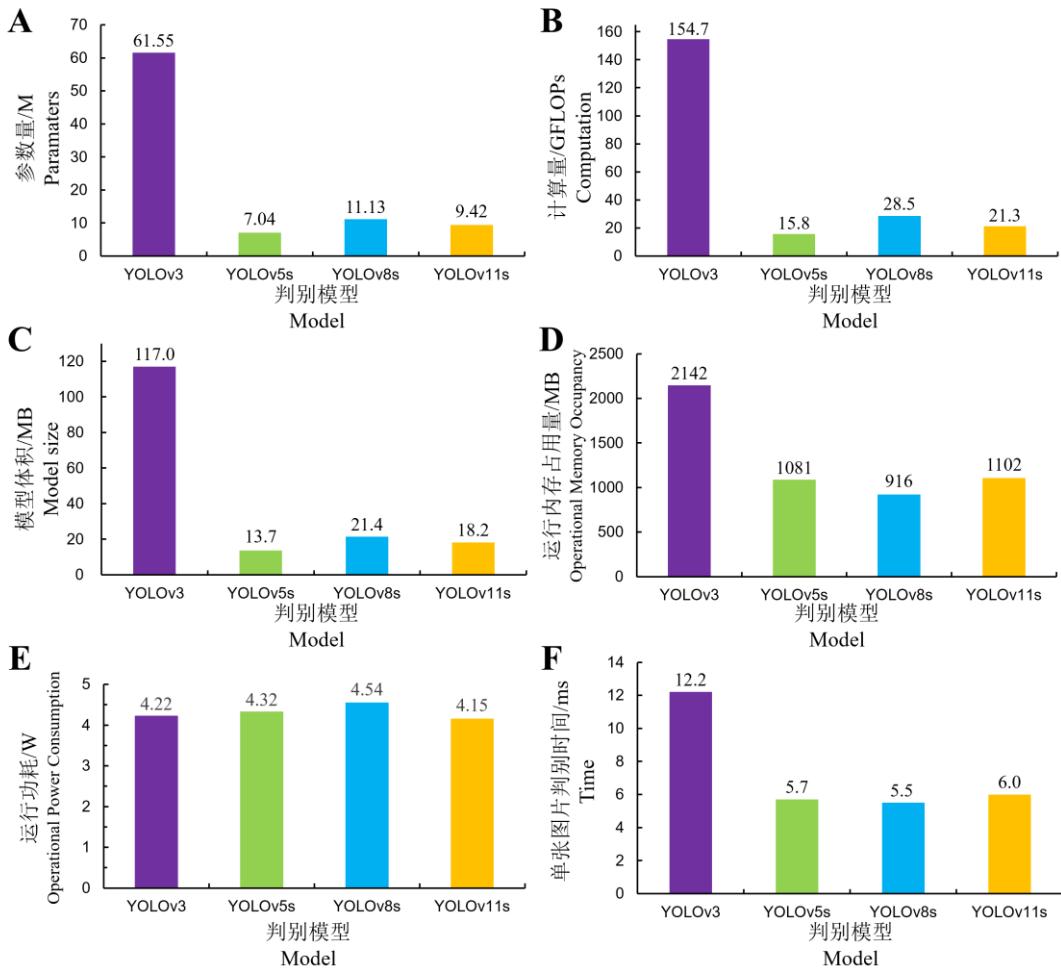


图 8 4 种模型在整体上的评估指标对比雷达图

Fig. 8 Radar chart comparing the overall evaluation metrics of four models

2.5.3 复杂程度与运行成本及检测实时性对比分析 本研究采用参数量、计算量和模型体积 3 个参数来评估模型复杂程度，并以运行内存和运行功耗为依据比较模型的运行成本，基于 YOLO 系列算法构建的 4 种判别模型的复杂度与运行成本及检测实时性对比如图 9 所示。其中，4 种判别模型的运行功耗差距并不明显，而 YOLOv5s 判别模型的参数量、计算量、模型体积和运行内存依次为 7.04 M、15.8 GFLOPs、13.7 MB 和 108.1 MB，其前 3 项指标均为最低，低于判别性能最优的 YOLOv8s 模型，且其运行内存也仅高于 YOLOv8s 模型。这表明 YOLOv5s 模型对其硬件要求相对更低，更符合智能判别设备的轻量化需求。相较之下，YOLOv3 判别模型在复杂度和运行内存占用量上均明显高于其他 3 种模型，且 YOLOv3 模

型的判别性能也未明显优于其他模型。因此，YOLOv3 模型难以满足实际部署的需求。在检测实时性方面，YOLOv8s 模型的单张检测速度最快，仅为 5.5 ms，优于 YOLOv5s、YOLOv11s 和 YOLOv3 模型的检测时间，能够满足烘烤阶段实时检测的需求。



A 为各模型参数量；B 为各模型计算量；C 为各模型体积；D 为各模型运行内存；E 为各模型运行功耗；F 为各模型单张图像判别时间。

A shows parameter quantity of each model; B shows computational cost of each model; C shows volume of each model; D shows runtime memory of each model; E shows power consumption of each model during operation; F shows time for single image discrimination of each model.

图 9 4 种模型的技术指标对比

Fig. 9 Comparison of technical metrics for four models

3. 结论与讨论

烟叶烘烤过程是烟叶品质形成的关键阶段，精准判别烘烤阶段对提升烘烤效率和烟叶等级至关重要。本研究选取 YOLO 系列算法中具有代表性的 YOLOv3、YOLOv5s、YOLOv8s 和 YOLOv11s 版本，用于烟叶烘烤阶段智能判别模型的构建，并进行了详细的性能对比。研究表明，YOLOv8s 模型在检测性能和速度方面表现最优，但模型复杂度较高，对运行环境有一定要求。YOLOv5s 模型则在保持较低复杂度的同时，仍具备良好的检测精度和实时性。YOLOv11s 和 YOLOv3 模型的综合表现一般。在烘烤阶段判别方面，4 种 YOLO 模型对于 stage2 和 stage6 的判别精度均表现相对较差，但对于 stage1、stage4 和 stage10 表现良好。尤其 YOLOv8s 整体性能表现最佳，其对烘烤干筋期 3 个阶段的判别精确度高达 97.3%、97.0% 和 98.7%。

烟叶图像数据的预处理手段在一定程度上会影响模型的预测性能，为提升模型的实用性

与鲁棒性，通常需要对原始图像进行数据增强预处理。汪伯军等^[7]采用水平镜像与垂直镜像增强处理，姜增昀等^[13]对原始图像采取镜像、色彩抖动和中心旋转以实现数据扩充，上述处理可提升后续训练的数据量，但仍存在数据集高度相似、训练模型出现过拟合的隐患。闫九福等^[14]则将所采集原始数据中的某一烘烤流程单独作为测试集，可有效模拟真实检测环境，但该方法对原始图像的采集数量规模有着较高要求。为适应并充分利用有限的图像数据，尽可能提升模型的泛化能力，本研究创新性地提出一种“均匀剪切，随机拼接”的烟叶图像预处理方法，以丰富数据集的多样性，从而解决图像数据来源单一引起的模型过拟合问题。此外，判别模型算法的选择更是决定模型实用性的关键。李增盛等^[9]利用 GA-SVM、PSO-BP 及 ELM 算法训练判别模型，张成双等^[12]通过向 MobileNetv3 模型中引入 ECA 模块进行优化，姜增昀等^[13]在原始 EfficientNetB0 模型的基础上进行轻量化处理改进模型，而闫九福等^[14]则将 CNN 网络与 LSTM 网络进行融合构建烘烤阶段判别模型。上述研究所构建的模型均具备出色的性能，但其所使用的图像数据中，均含有大量且复杂的烘烤环境背景，而上述研究在训练模型前，均利用分割手段对图像数据中的烟叶部分进行了提取，这表明在实际应用过程中，判别模型需首先精准识别检测对象，排除外部背景的干扰。YOLO 算法作为一种网络结构完备的单阶段检测算法，兼顾了目标的定位与分类，可精准辨别出检测主体，更适配较为复杂的烘烤判别环境。实验结果证实，YOLOv8s 算法有望解决烟叶烘烤后期阶段误判率高的难题。因此，将 YOLO 算法引入烟叶烘烤阶段判别领域，有助于进一步实现烘烤阶段端到端的实时精准判别，推动烟叶烘烤智能化发展。

总之，虽然 YOLOv8s 和 YOLOv5s 对个别烘烤阶段的判别尚存不足，但因其具备较强的可塑性，可在原始算法的基础上进行改进，以进一步提高模型性能。未来，研究组将改进并降低 YOLOv8s 的复杂度和运行成本，以适应嵌入式设备需求；同时引入注意力机制，加强对烟叶颜色及主脉变化的识别能力，并通过调整骨干或颈部结构提升特征融合效果，改善对 stage2 和 stage6 的识别准确性。对于轻量化的 YOLOv5s，也将探索不同的算法结构改进策略以增强整体性能。相关针对性优化有望推动更加高效、实用的烟叶烘烤阶段判别模型的开发。

参考文献 References:

- [1] 王建安, 陈文相, 何宽信, 等. 格盘套装针插式烟框烘烤工艺研究[J]. 河南农业大学学报, 2014, 48(1): 16-20.
WANG J A, CHEN W X, HE K X, et al. Study on curing technology of grid plate package pin-plugging tobacco loading frame[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2014, 48(1): 16-20.
- [2] 陈乾锦, 池国胜, 吴华建, 等. 烤烟 K326 烤柔烤香精准烘烤工艺研究[J]. 安徽农业科学, 2021, 49(2): 183-185, 188.
CHEN Q J, CHI G S, WU H J, et al. Study on the precision curing technology for cured softness and cured fragrance of flue-cured tobacco variety K326[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2021, 49(2): 183-185, 188.
- [3] 赵晨, 王涛, 郭伟雄, 等. 基于机器视觉的烤烟烟叶部位的智能识别[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2023, 49(4): 405-411.
ZHAO C, WANG T, GUO W X, et al. Intelligent recognition of flue-cured tobacco position based on machine vision[J]. Journal of Hunan Agricultural University (Natural Sciences), 2023, 49(4): 405-411.
- [4] 李云捷, 陈振国, 孙敬国, 等. 基于 XGBoost 算法的烤烟采收成熟度图像识别[J]. 中国烟草学报, 2024, 30(3): 85-94.
LI Y J, CHEN Z G, SUN J G, et al. Image recognition of flue-cured tobacco harvest maturity based on XGBoost algorithm[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2024, 30(3): 85-94.
- [5] 郑银环, 林晓琛, 吴飞, 等. 基于改进 YOLO v4 的轻量化烟梗识别方法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版)

- 版), 2023, 46(9): 1196-1202, 1253.
- ZHENG Y H, LIN X C, WU F, et al. Lightweight tobacco stem identification method based on improved YOLO v4[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2023, 46(9): 1196-1202, 1253.
- [6] 陈霖, 肖勇, 陈阳, 等. 基于物联网技术的智慧化烟叶烤房系统探索[J]. 科学技术创新, 2024(7): 88-91.
- CHEN L, XIAO Y, CHEN Y, et al. Exploration of intelligent tobacco baking room system based on Internet of Things technology[J]. Scientific and Technological Innovation, 2024(7): 88-91.
- [7] 汪伯军, 郭保银, 黄富饶, 等. 基于 HSV 颜色空间的烟叶烘烤阶段判别模型研究[J]. 南方农机, 2023, 54(13): 5-9.
- WANG B J, GUO B Y, HUANG F R, et al. Study on discrimination model of tobacco curing stage based on HSV color space[J]. China Southern Agricultural Machinery, 2023, 54(13): 5-9.
- [8] 吴娟. 基于图像特征和 GA-SVM 的烤烟烘烤阶段识别研究[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2016, 41(9): 100-106.
- WU J. Recognition of tobacco flue-curing phases based on image features and GA-SVM algorithm[J]. Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition), 2016, 41(9): 100-106.
- [9] 李增盛, 孟令峰, 王松峰, 等. 基于图像处理的烟叶烘烤阶段判别模型优选[J]. 中国烟草学报, 2022, 28(2): 65-76.
- LI Z S, MENG L F, WANG S F, et al. Selection of optimum discriminant model in tobacco curing stage based on image processing[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2022, 28(2): 65-76.
- [10] 刘冰杰, 周雅楠, 周小辉, 等. 基于深度学习的玉米田间杂草识别模型研究[J]. 河南农业大学学报, 2024, 58(2): 279-286.
- LIU B J, ZHOU Y N, ZHOU X H, et al. Deep learning-based weed recognition model in the maize field[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2024, 58(2): 279-286.
- [11] 李国杰. 2024 年诺贝尔物理学奖和化学奖为何偏爱人工智能[J]. 科技导报, 2024, 42(19): 6-9.
- LI G J. Why does 2024 Nobel Prize favor artificial intelligence[J]. Science & Technology Review, 2024, 42(19): 6-9.
- [12] 张成双, 王先伟, 刘志刚, 等. 基于深度学习的烟叶烘烤实时识别研究[J]. 智慧农业导刊, 2022, 2(21): 18-22.
- ZHANG C S, WANG X W, LIU Z G, et al. Research on real-time recognition of tobacco curing based on deep learning[J]. Journal of Smart Agriculture, 2022, 2(21): 18-22.
- [13] 姜增昀, 祝诗平, 冯川, 等. 高精度轻量级烟叶烘烤阶段识别模型研究[J]. 中国烟草学报, 2023, 29(1): 55-63.
- JIANG Z Y, ZHU S P, FENG C, et al. Research on high-precision lightweight model for tobacco leaf curing stage identification[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2023, 29(1): 55-63.
- [14] 闫九福, 冉茂, 朱荣光, 等. 基于 CNN 与 LSTM 的烟叶烘烤阶段识别方法[J]. 烟草科技, 2024, 57(8): 104-112.
- YAN J F, RAN M, ZHU R G, et al. Identification of tobacco flue-curing stages based on CNN and LSTM[J]. Tobacco Science & Technology, 2024, 57(8): 104-112.
- [15] 王琳毅, 白静, 李文静, 等. YOLO 系列目标检测算法研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(14): 15-29.
- WANG L Y, BAI J, LI W J, et al. Research progress of YOLO series target detection algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(14): 15-29.
- [16] 郝亦龙, 吴慧欣, 刘明堂, 等. 基于 C-YOLOv5 的烟叶烘烤熟度检测模型[J]. 制造业自动化, 2023, 45(10): 186-190.
- HAO Y L, WU H X, LIU M T, et al. Tobacco curing maturity degree detection model based on C-YOLOv5[J].

Manufacturing Automation, 2023, 45(10): 186-190.

- [17] 卢贤仁, 李国彬. 贵州烤烟三段式烘烤法的影响因素[J]. 贵州农业科学, 2009, 37(7): 41-43.
LU X R, LI G B. The factors of affecting tobacco baking quality by using the three-step technology in Guizhou[J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2009, 37(7): 41-43.
- [18] 许德刚, 王露, 李凡. 深度学习的典型目标检测算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 10-25.
XU D G, WANG L, LI F. Review of typical object detection algorithms for deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(8): 10-25.
- [19] 邵延华, 张铎, 楚红雨, 等. 基于深度学习的 YOLO 目标检测综述[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(10): 3697-3708.
SHAO Y H, ZHANG D, CHU H Y, et al. A review of YOLO object detection based on deep learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(10): 3697-3708.
- [20] VIJAYAKUMAR A, VAIRAVASUNDARAM S. YOLO-based object detection models: A review and its applications[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(35): 83535-83574.
- [21] 李慧琴, 宋赵铭, 刘存祥, 等. 基于 YOLOv8n 的番茄果实检测模型改进[J/OL]. 河南农业大学学报, 2024: 1-14. (2024-05-13). <https://link.cnki.net/doi/10.16445/j.cnki.1000-2340.20240511.002>.
LI H Q, SONG Z M, LIU C X, et al. Improvement of tomato fruit detection model based on YOLOv8n[J/OL]. Journal of Henan Agricultural University, 2024: 1-14. (2024-05-13). <https://link.cnki.net/doi/10.16445/j.cnki.1000-2340.20240511.002>.
- [22] 范天浩, 顾寄南, 王文波, 等. 基于改进 YOLOv5s 的轻量化金银花识别方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(11): 192-200.
FAN T H, GU J N, WANG W B, et al. Lightweight honeysuckle recognition method based on improved YOLOv5s[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(11): 192-200.
- [23] BADGUJAR C M, POULOSE A, GAN H. Agricultural object detection with you only look once (YOLO) algorithm: A bibliometric and systematic literature review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 223: 109090.
- [24] SOZZI M, CANTALAMESSA S, COGATO A, et al. Automatic bunch detection in white grape varieties using YOLOv3, YOLOv4, and YOLOv5 deep learning algorithms[J]. Agronomy, 2022, 12(2): 319.
- [25] GAI R L, CHEN N, YUAN H. A detection algorithm for cherry fruits based on the improved YOLO-v4 model[J]. Neural Computing and Applications, 2023, 35(19): 13895-13906.
- [26] 尹川, 苏议辉, 潘勉, 等. 基于改进 YOLOv5s 的名优绿茶品质检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(8): 179-187.
YIN C, SU Y H, PAN M, et al. Detection of the quality of famous green tea based on improved YOLOv5s[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(8): 179-187.
- [27] TIAN Y N, YANG G D, WANG Z, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 417-426.
- [28] 邱天衡, 王玲, 王鹏, 等. 基于改进 YOLOv5 的目标检测算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(13): 63-73.
QIU T H, WANG L, WANG P, et al. Research on object detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(13): 63-73.
- [29] 王安静, 袁巨龙, 朱勇建, 等. 基于改进 YOLOv8s 的鼓形滚子表面缺陷检测算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(2): 370-380, 387.
WANG A J, YUAN J L, ZHU Y J, et al. Drum roller surface defect detection algorithm based on improved YOLOv8s[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58(2): 370-380, 387.