

基于YOLOv5对花生种子质量的识别研究

黄骞瑶, 陆安江*

贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2023年10月16日; 录用日期: 2023年11月22日; 发布日期: 2023年11月29日

摘要

针对传统人工种子筛选方式存在的不精准、不完全、效率低等问题。本文提出一种基于改进YOLOv5的花生种子质量的识别研究算法。首先, 我们收集了几种不同质量类型的花生种子图片, 利用labelImg工具制作数据集。其次, 我们使用轻量级网络ShuffleNetV2取代了原始的骨干网络, 在不降低精度的状况下提高网络运行速度。然后本文在YOLOv5颈部层引入高效通道注意力ECA来抑制不重要的特征信息, 增强网络的特征提取能力。最后, 将改进后的YOLOv5模型在自制的花生种子数据集进行实验。结果表明, 所提模型与YOLOv4和原YOLOv5相比, mAP分别提升了2.7%和4.1%。另外该模型具有更好的检测速度, FPS为63帧/s。

关键词

YOLOv5, 花生质量检测, 注意力机制, 轻量级网络

Identification of Peanut Seed Quality Based on YOLOv5

Qianyao Huang, Anjiang Lu*

College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Oct. 16th, 2023; accepted: Nov. 22nd, 2023; published: Nov. 29th, 2023

Abstract

In response to the issues of imprecision, incompleteness, and low efficiency associated with traditional manual seed screening methods. Aiming at the inaccuracy and incompleteness of traditional artificial seed screening methods, this paper proposes an algorithm for detecting the quality of peanut seeds based on the improved YOLOv5 algorithm. Firstly, we collected several images of peanut seeds of different quality types to create the dataset using the labelImg tool. Secondly, we

*通讯作者。

replace the original backbone network with a lightweight network, ShuffleNetV2, to increase the network speed without decreasing the accuracy. The paper then introduces efficient channel attention (ECA) into the neck layer of YOLOv5 to suppress unimportant feature information and enhance the feature extraction capability of the network. Finally, the improved YOLOv5 model is experimented on a homemade peanut seed dataset. The results show that the improved YOLOv5 network improves mAP by 2.7% and 4.1% compared to YOLOv4 and the original YOLOv5. The model has a better detection speed and reaches 65 frames per second (FPS).

Keywords

YOLOv5, Peanut Quality Inspection, Attention Mechanism, Lightweight Network

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

花生是豆科植物的一种, 是优质食用油的主要种类之一, 其内含有多种蛋白质、维生素和人体必需的氨基酸成分等[1]。花生中富含的各种营养物质极大促进人们身心健康发展。在当前国际花生出口市场竞争激烈的情况下, 花生生产、加工和质量控制显得更加重要。农作物种子作为农业生产的根基, 种子检测技术不仅能在确保种子质量上发挥关键作用还能保护农业从业者的权益[2]。传统的种子检测方法是传统人工检测, 根据人眼观察种子的形状、大小、色泽、质地、表面的光泽、饱满程度以及种子外观各部位的特征等对种子进行人工检测。这种方法不仅十分消耗人力物力并且带有很多人为主观性[3]。虽然深度学习在农业中的应用研究相对其它领域起步较晚, 但有着广泛的应用和重要意义。该技术在对象的无损检测中, 能在不直接接触检测对象的条件下从图像数据中得到大量参数和信息, 在动物、植物、农产品等生命体的检测和质量综合评估上具备适用性。

目前国内外许多学者利用深度学习技术在智慧农业的研究中取得了很大的发展。彭文等[4]使用深度卷积神经网络技术成功对水稻田间的杂草进行识别。薛月菊等人[5]使用了 YOLOv2 技术, 对位于有干扰环境中未成熟芒果进行了识别检测。成伟等[6]选择 YOLOv3 技术来识别种植在大棚中的西红柿。研究人员利用卷积神经网络进行农作物种子质量检测, 获得了很好的效果[7] [8]。范晓飞等[9]采用了 YOLOv4 模型对玉米种子品质进行了检测。Kundu 等[10]采用了 YOLOv5 模型对包括小米、健康玉米、患病玉米种子图像的数据集进行了分拣和质量测试。

因此将深度学习技术应用到农业中的种子质量检测, 保证优质产品的特性继承, 达到提高农作物产量。同时基于深度学习的 YOLOv5 算法检测能够有效获取优质的花生种子、保障农业生产的安全, 促进农业生产持续优质、高效、稳产, 进而实现农业生产模式的发展。这种智能化和自动化的方式也能够减轻农民的工作负担, 增加他们的经济收入, 进而促进社会稳定与和谐。

2. 数据处理与分析

数据获取是深度学习领域一项必不可少的技能。数据获取方式多种多样, 具体而言有以下几种:

- 1) 找与任务相关的公开数据集。
- 2) 利用外包平台进行数据获取。

3) 可以根据需要自己使用摄像头采集。

4) 利用网络爬虫技术获取。

由于花生种子数据集在网上没有公开, 仅凭网上搜寻的花生种子图片数量远远不够, 故本项目选择第三种方式手工制作数据集。本文主要以红皮花生为样本, 自制了一个花生种子数据集。为模拟真实工厂环境, 我们以白底为背景, 并用手机摄像头拍摄了不同角度、不同密度和不同光照环境下的花生照片, 采集的图像使用软件预设的分辨率为 $640 * 480$ 。最终获得符合实验条件 2000 张花生种子的图像, 每一张图像中包含的花生种子数量不一。

我们用目标检测标签制作器 labelImg 对采集到的花生图像进行人工标注, 如图 1 所示, 使用矩形框标注目标, 生成包含标注信息的 xml 文档, 该文档为 HTML 代码格式, 分别记录了目标图像的高和宽、类别和位置信息。标注分为 4 个类别, 分别是 intact (完好的)、broken (破损的) 和 shrunk (缩水的), moldy (发霉的), 如图 2 所示。

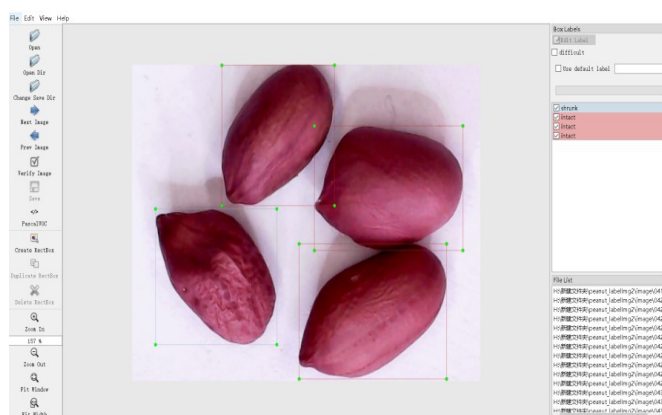


Figure 1. labelImg annotation interface

图 1. labelImg 标注界面

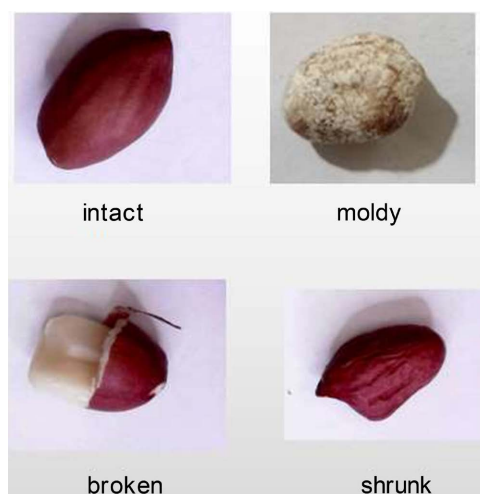


Figure 2. Peanut seed category

图 2. 花生种子类别

数据集制作完成后, 将这 2000 张包含标记信息的花生种子图像分别分成训练集和测试集。

生成训练集和测试集文件:

执行 python 脚本: `python prepare_data.py`。

我们在 VOCdevkit/VOC2007 目录下观察到生成了文件夹 YOLOLabels; 在 VOCdevkit 目录下生成了 images 和 labels 文件夹; 在 yolov5 下生成了两个文件: `yolov5_train.txt` 和 `yolov5_val.txt`。

标签下文件是图像文件夹中每个图像的 yolo 格式注释文件, 这些文件是从注释 XML 注释文件转换而来的 YOLOLabels 中存在的文件是 images 文件夹中各个图像的 yolo 格式的标注文件, 这些文件是从 annotations 的 xml 标注文件转换来的; images 文件夹下有 train 和 val 文件夹, 分别放置训练集和测试集图片; labels 文件夹有 train 和 val 文件夹, 两个文件分别存放训练集和测试集标签(yolo 格式); `yolov5_train.txt` 和 `yolov5_val.txt` 分别给出了训练图片文件和测试图片文件的列表, 含有每张图片的路径和文件名。

3. 算法结构与改进的算法结构

3.1. YOLOv5 检测算法

YOLOv5 目标检测模型是 YOLO 系列的第 5 个版本, 它识别精度高, 推理速度快, 避免了两阶段系列中候选区域的重计算。它的核心思想就是利用整张图作为网络的输入, 在输出层回归预选框的位置和类别。YOLOv5 包括 4 种结构相似的网络模型, 分别命名为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x [11]。YOLOv5s 属于其中网络深度和宽度最小的模型, 其余模型的网络宽度和深度在它的基础上依次增加[12]。我们在本文中采用 YOLOv5s 网络为基础模型。

图 3 为 YOLOv5 网络结构。它在 YOLOv4 的基础上做了进一步的改进, 检测性能方面得到了提升。YOLOv5 的基本框架可以分为 4 个部分[13]: Input、Backbone、Neck 和 Head。

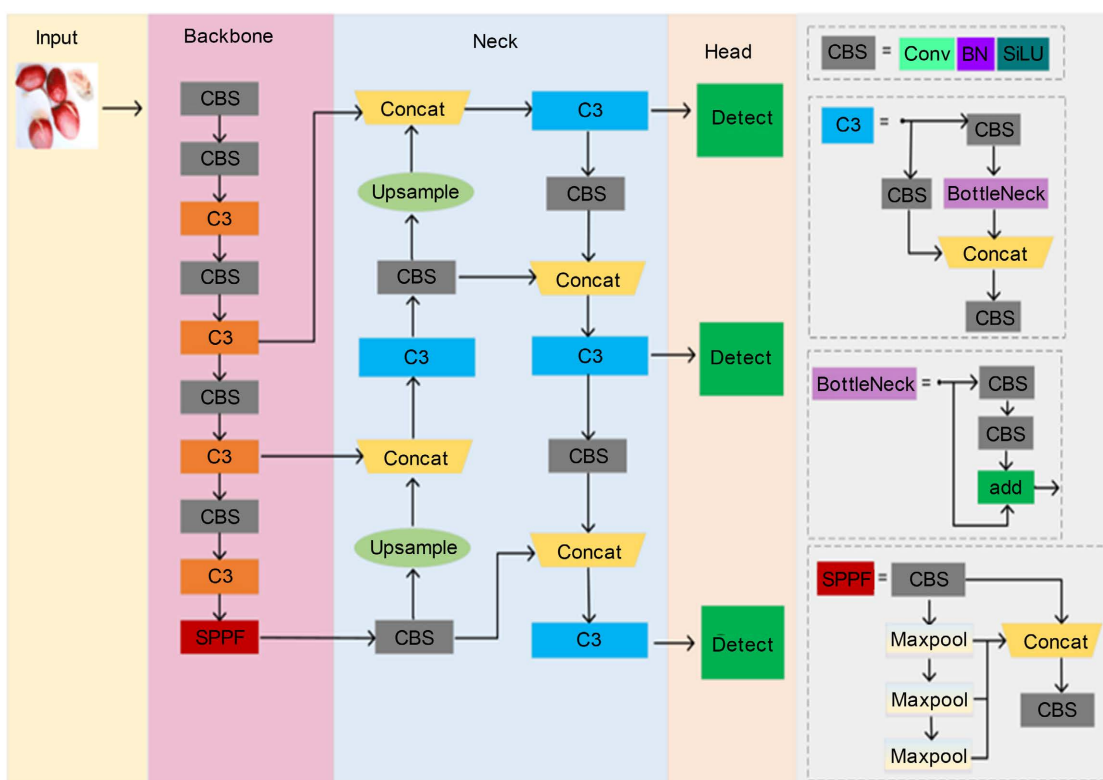


Figure 3. YOLOv5 network structure

图 3. YOLOv5 网络结构

- (a) Input: 这里使用了 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算与自适应图片缩放。Mosaic 方法通过拼接数据增强来丰富数据集。
- (b) Backbone: 骨干网络通过 CSPDarknet53 结构进行特征提取。它由 CBS、C3、SPFF 等模块组成[14]。
- (c) Neck: 使用 FPN 和路径聚合网络(PANet)来聚合该阶段的图像特征。
- (d) Head: 输出检测头由三个检测层组成进行预测。

3.2. 改进的 YOLOv5 网络结构

本研究对 YOLOv5 体系结构进行了改进, 如图 4 所示。这些改进包括: 1) 初始特征提取主干部分, 我们选择了 ShuffleNetV2 [15]对 YOLOv5 网络进行轻量化。它可以减少参数量和计算负担, 并在不降低精度的情况下进一步提高模型的计算效率。2) 为了提升网络的特征提取能力并减轻不重要的信息对模型训练的干扰。本文针对颈部部分, 在其中增添了 ECA-Net 机制[16]。该模块具备自适应提取关键特征信息的能力, 而且避免了降维。

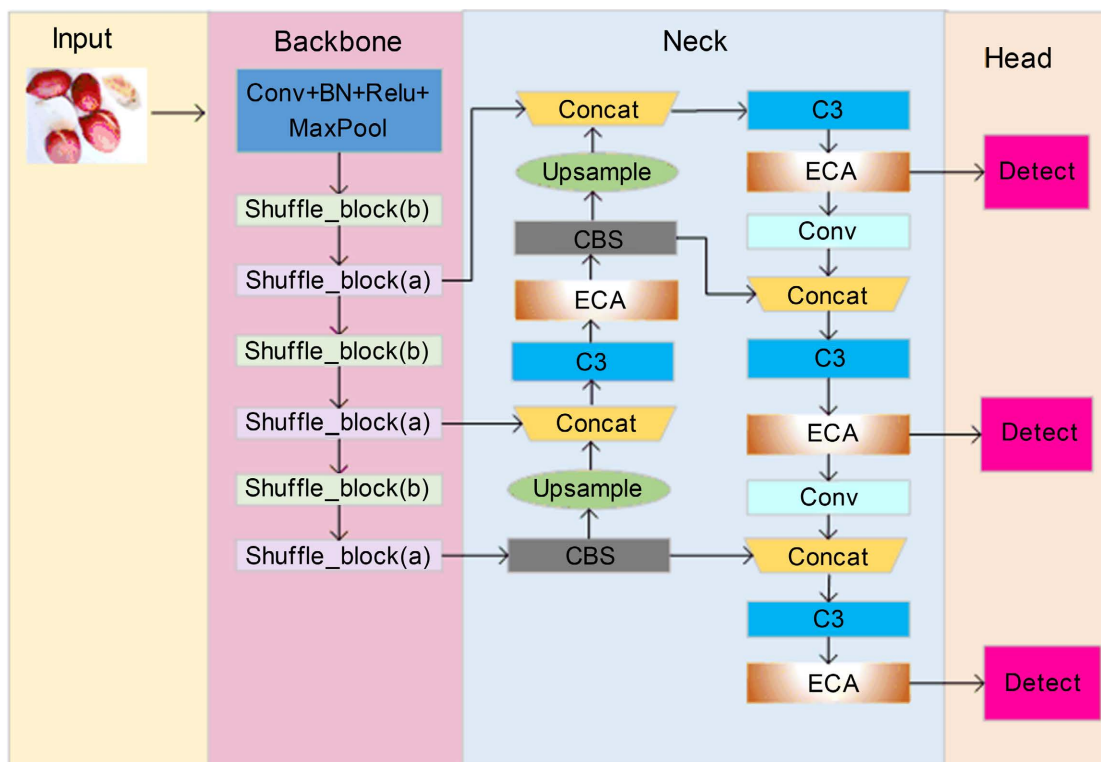


Figure 4. Improved YOLOv5 overall structure
图 4. 改进的 YOLOv5 整体结构

3.2.1. ShuffleNetV2 架构

图 5 为 ShuffleNetV2 架构。块(a)中, 输入的特征图被切分成两组。其中左侧保持不变, 右侧包括了 3 次卷积运算, 它们的步距都是 1。右侧分支在中间阶段利用了 3×3 的深度可分离卷积, 其余阶段为 1×1 普通卷积。经过卷积操作之后, 利用 Concat 操作合并两部分的通道信息。最终将拼接后的特征进行通道混洗以促进各个组之间的信息交流。块(b)为下采样模块, 它未像块(a)一样存在通道分割操作。除此之外, 两路均利用了深度卷积, 步长均为 2。最后在此结构中, 特征图大小缩小一倍, 通道数翻倍。

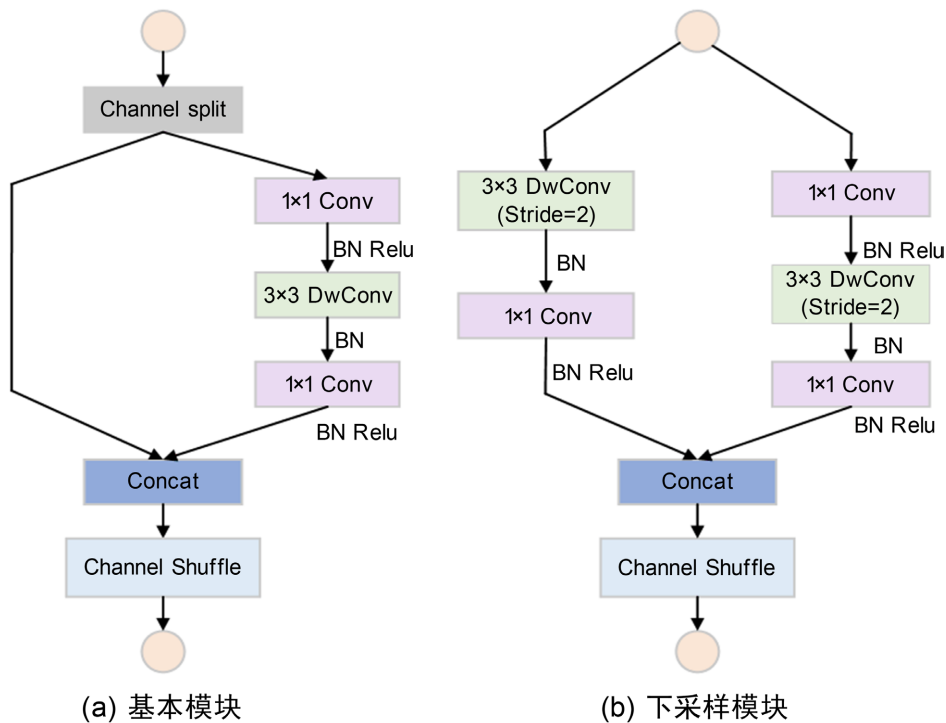


Figure 5. ShuffleNetV2 architecture
图 5. ShuffleNetV2 架构

3.2.2. 添加 ECA 注意力机制

为了提升花生种子的检测精度，我们选择轻量级通道注意力 ECA 模块实现其增加特征提取能力，它的结构如图 6 所示。它通过全局平均池化将全局信息嵌入到每个通道中，之后执行具有自适应选择卷积核大小的一维卷积来获取花生种子特征的通道信息，然后使用 Sigmoid 激活函数进行归一化，接下来它利用归一化的通道信息与原始的花生种子特征图相乘获得关键特征。

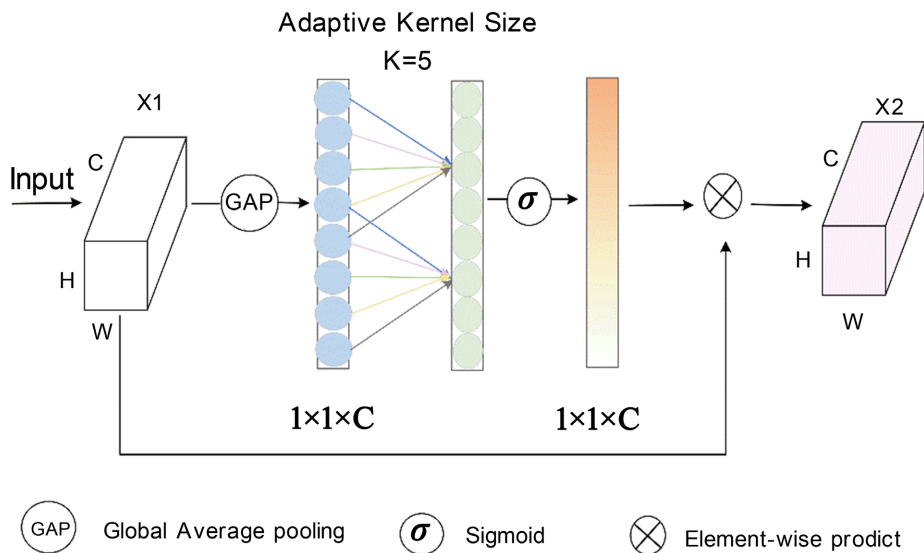


Figure 6. ECA module structure
图 6. ECA 模块结构

4. 实验与分析

4.1. 搭建实验环境

实验在 Intel(R) Core(TM) i-7200U CPU @2.50GHz, Windows10 64 位操作系统, Python 3.9 运行环境下对数据集进行检测, 根据实验配置及网络结构搭建环境, 完成环境配置, 其中本文将总迭代次数设置为 40。

4.2. 实验评估指标

平均精度均值(mAP)是目标检测算法中最重要的评估指标, 衡量了检测算法的精度, 所以本文采用目标检测算法中的 mAP 值对 YOLOv5s 算法的性能进行评估, 平均精度均值 mAP 的计算表达式为:

$$mAP = \frac{\sum_{k=1}^N PR}{N} \quad (1)$$

式中, P 为精确度, R 为召回率, 计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

其中, TP 为真阳性样本数量; FP 为假阳性样本数量; FN 为假阴性样本数量; N 为样本中种类数量。另外, 本文为了评估所提方法的检测速度, 我们选择了每秒帧率(Frame Per Second, FPS)进行评估。

4.3. 实验结果

本文方法实验结果如图 7、图 8 所示。图 7 展示了自制花生种子数据集中部分图片检测结果, 图 8 为 mAP 曲线图。观察图中预测框的置信度和 mAP 得出本文方法能取得较好的检测效果。

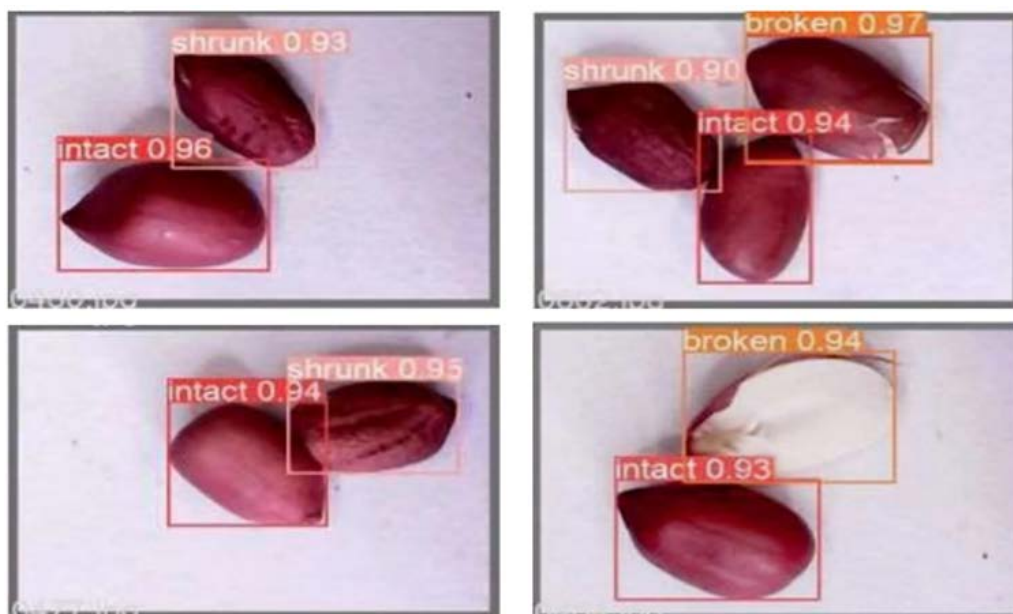


Figure 7. Partial image detection results

图 7. 部分图片检测结果

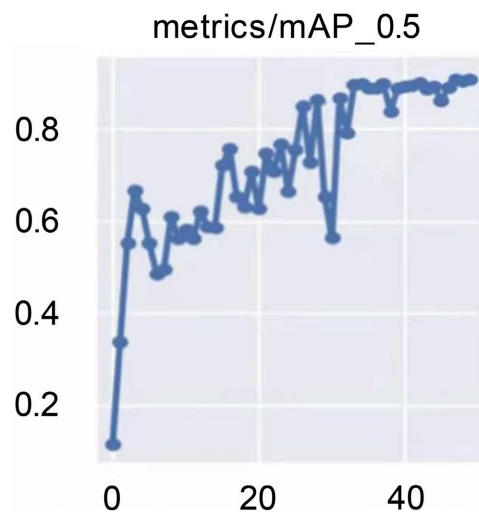


Figure 8. Improved YOLOv5 mAP curve graph
图 8. 改进后 YOLOv5 mAP 曲线图

不同模型对比实验

为了进一步评估本文算法在花生种子质量检测中的有效性,我们在相同的实验环境下将该模型与其他流行的深度学习算法如 YOLOv4 和原 YOLOv5s 算法进行了比较,实验结果如表 1 所示。我们观察到本文方法在 mAP 和 FPS 方面更有优势。与原有的 YOLOv5 和 YOLOv4 模型相比,改进方法 mAP 分别提升了 2.7 和 4.1%。改进后的方法让模型的检测速度得到了提高,该方法 FPS 为 62 帧/s,较原 YOLOv5 网络提升了 27.4%。综上所述,本文改进后的 YOLOv5 算法不仅可以确保检测速度、还具有更好的检测精度,更好的满足花生种子质量检测的要求。

Table 1. Comparison of experimental results from different models
表 1. 不同模型实验结果对比

Methods	mAP (%)	FPS/(帧·s ⁻¹)
YOLOv4	87.2	39
YOLOv5s	88.6	45
本文方法	91.3	62

5. 总结

本研究针对传统种子检测存在的不足,提出了一种基于改进的 YOLOv5 的检测模型。该模型结合了轻量级的 ShuffleNetV2 骨干网络和 ECA 注意力机制。在自制花生种子数据集上的实验结果表明本文提出的模型在检测精度和检测速度上都表现优越。该模型 mAP 的值为 91.3%,与 YOLOv4 和原 YOLOv5 相比分别提升了 2.7%和 4.1%,同时保持了高达 63 帧/s 的检测速度。该研究为花生种子的质量检测提供了一个既快速又高精度的有效方法、并且为促进农业生产持续优质、高效、稳产提供研究基础。未来,我们计划进一步优化模型,并将其应用于其他农作物种子的检测中。

基金项目

贵大人基合(2016) 15 号;贵州省自然科学基金项目(黔科合基础-ZK [2023]一般 055)。

参考文献

- [1] 李珊珊. 花生种子活力的生理学和蛋白表达研究[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 河南农业大学, 2019.
- [2] 龙利平, 欧阳翠英, 王青, 等. 农作物种子检验的意义、内容与展望[J]. 中国种业, 2020(12): 43-45.
- [3] 孙群, 王庆, 薛卫青, 等. 无损检测技术在种子质量检验上的应用研究进展[J]. 中国农业大学学报, 2012, 17(3): 1-6. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2011.11.005>
- [4] 彭文, 兰玉彬, 岳学军, 等. 基于深度卷积神经网络的水稻田杂草识别研究[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(6): 75-81.
- [5] 薛月菊, 黄宁, 涂淑琴, 等. 未成熟芒果的改进 YOLOv2 识别方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(7): 173-179.
- [6] 成伟, 张文爱, 冯青春, 等. 基于改进 YOLOv3 的温室番茄果实识别估产方法[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(4): 176-182.
- [7] 祝诗平, 卓佳鑫, 黄华, 等. 基于 CNN 的小麦籽粒完整性图像检测系统[J]. 农业机械学报, 2020, 51(5): 36-42.
- [8] 王林柏, 刘景艳, 周玉宏等. 基于分水岭算法结合卷积神经网络的玉米种子质量检测[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(12): 168-174.
- [9] 范晓飞, 王林柏, 刘景艳, 等. 基于改进 YOLOv4 的玉米种子外观品质检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 226-233.
- [10] Kundu, N., Rani, G. and Dhaka, V.S. (2021) Seeds Classification and Quality Testing Using Deep Learning and YOLOv5. *Proceedings of the International Conference on Data Science, Machine Learning and Artificial Intelligence*, New York, 9-12 August 2021, 153-160. <https://doi.org/10.1145/3484824.3484913>
- [11] 章程军, 胡晓兵, 牛洪超. 基于改进 YOLOv5 的车辆目标检测研究[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2022, 59(5): 79-87.
- [12] 路学莹, 孙啸, 田正宏, 等. 基于改进 YOLOv5s 的塔机危险区域识别方法研究[J]. 水力发电, 2023, 49(2): 68-77.
- [13] Yang, Z.M. (2021) Activation Function: Cell Recognition Based on YoLov5s/m. *Journal of Computer and Communications*, 9, 1-16. <https://doi.org/10.4236/jcc.2021.912001>
- [14] Li, S.L., Zhang, S., Xue, J.X., et al. (2022) Lightweight Target Detection for the Field Flat Jujube Based on Improved YOLOv5. *Computers and Electronics in Agriculture*, 202, 107391. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107391>
- [15] Ma, N., Zhang, X., Zheng, H.T., et al. (2018) Shufflenet v2: Practical Guidelines for Efficient CNN Architecture Design. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 11218, 116-131. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01264-9_8
- [16] Wang, Q.L., Wu, B.G., Zhu, P.F., et al. (2020) ECA-Net: Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seattle, 13-19 June 2020, 11534-1154. <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01155>