基于深度学习的石榴缺陷检测

于 欢,张圆圆,林以星,朱玉霞,侯丽新

吉林农业大学信息技术学院, 吉林 长春

收稿日期: 2024年6月30日; 录用日期: 2024年8月1日; 发布日期: 2024年8月13日

摘 要

由于石榴的缺陷严重影响了其品质,文章基于深度学习方法对石榴缺陷进行识别与检测。根据国家林业局发布的"LY/T2135—2013石榴质量等级"行业标准,将缺陷分为鸟啄、裂果、腐烂、锈斑和日灼五种类型。采用YOLOv5模型和Mask R-CNN模型进行缺陷识别,检测精度分别为93.6%和88%。

关键词

石榴,缺陷,YOLOv5,Mask R-CNN

Pomegranate Defect Detection Based on Deep Learning

Huan Yu, Yuanyuan Zhang, Yixing Lin, Yuxia Zhu, Lixin Hou

College of Information and Technology, Jilin Agricultural University, Changchun Jilin

Received: Jun. 30th, 2024; accepted: Aug. 1st, 2024; published: Aug. 13th, 2024

Abstract

Because the defect of pomegranate seriously affects its quality, this paper uses deep learning method to identify and detect the defect of pomegranate. According to the industry standard "LY/T2135—2013 Pomegranate Quality Grade" issued by the State Forestry Administration, the defects are divided into five types: bird damage, fruit cracking, rot, rust and sunburn. YOLOv5 model and Mask R-CNN model were used for defect identification, and the detection accuracy was 93.6% and 88%, respectively.

Keywords

Pomegranate, Defects, YOLOv5, Mask R-CNN

文章引用: 于欢, 张圆圆, 林以星, 朱玉霞, 侯丽新. 基于深度学习的石榴缺陷检测[J]. 食品与营养科学, 2024, 13(3): 318-326. DOI: 10.12677/hjfns.2024.133041

Copyright © 2024 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

随着人们生活水平的不断提高,对食品质量的标准也日益提升。经研究表明,石榴具有丰富的维生素 C,还具有健脾提神、增强食欲的作用[1][2]。如今石榴已是我国需求量较大的一种水果,它的品质和产量受到广泛关注。由于石榴在生长、采摘和运输过程中会出现各种类型的缺陷,会严重影响石榴的品质,进而影响销售,造成较大的经济损失。目前对石榴缺陷的识别还主要依赖于人工检测,通过肉眼观测石榴颜色和表面完整度进行判断的方式过于低效且准确率不高,受人为因素影响较大,不利于石榴产业提速增效。

目前,石榴品质的影响研究主要集中在生长条件对品质方面的影响[3]-[5]。近年来,计算机视觉在水果缺陷方面的应用广泛。马博等基于机器视觉设计了番茄分选系统,采用缺陷检测方法,对番茄的缺陷进行识别和分级[6]。吴建清等基于机器视觉对芒果进行检测与分级,首先对芒果图像进行预处理,取五个缺陷参数并进行归一化,利用 GMM、MLP、SVM 和 KNN 4 种分类器,平均准确率可达 92.5%、93.75%、98.75%和 98% [7]。申飘基于图像处理与机器学习对柑橘表面缺陷进行检测研究,其中 IAO-SVM 具有更好的分类性能,分类准确率可达 95.83% [8]。罗山等基于机器视觉对石榴品质进行分级,以缺陷面积与总面积之比和缺陷数目作为划分依据,分级准确率可达 92.9%,但其不能识别出具体的石榴缺陷类型[9]。Manisha Bhange 等基于图像处理检测石榴病害,使用 k 均值算法进行聚类,SVM 用于分类,识别石榴病害的准确率为 82%,不能识别出具体的缺陷类型[10]。巨志勇等基于自适应阈值 Prewitt 算子对石榴病斑进行检测,识别黑腐病和疥疮病两种石榴缺陷,识别的正确率可达 98.24% [11]。

由于石榴缺陷的检测研究较少,本文基于 YOLOv5 模型和 Mask R-CNN 模型分别对石榴五种缺陷进行检测,识别并标注出石榴的缺陷类型,并对比两个模型的缺陷检测精度。

2. 图像采集

我们选用 Intel RealSense D435i 型号的相机拍摄石榴表面缺陷,从正反侧面以及花萼、果梗共四个方向拍摄。为了保证石榴缺陷数据的准确性与广泛性,符合"LY/T2135—2013 石榴质量等级"的分级标准,采集石榴五种不同的缺陷类型,分别为鸟啄(brid damage)、裂果(fruit cracking)、腐烂(rot)、锈斑(rust)和日灼(sunburn)。采集的石榴缺陷类型除了质量等级的几种常见类型之外,还增加了腐烂缺陷类型,大大增加了检测的全面性和准确性。

3. 图像预处理

Table 1. Training and testing sets for different defect types 表 1. 不同缺陷类型训练集和测试集

	Bird damage	Fruit cracking	Rot	Rust	Sunburn	Total
Training set	250	250	250	250	250	1250
Test set	62	62	62	62	62	310

由于样本图像携带较多噪声,采用 pycharm 软件处理样本数据,将图像亮度增强,使石榴背景干净减少噪声。同时,为了增加样本数量,通过旋转、翻转、增亮、变暗、沿 X 及 Y 轴分别增大、对比度增强、锐度变化、随机颜色九种变换将数据集扩充,原数据为 156 张,扩增后为 1560 张,采用欠采样和过采样的方式处理数据集中存在类别不平衡问题,优化处理数据。YOLOv5 模型采用 labelimg 软件对石榴缺陷的位置打标并保存,Mask R-CNN 模型采用 via 软件打标并保存,按照 8:2 的比例随机划分训练集和测试集。不同缺陷类型的训练集和测试集情况见表 1。

4. YOLOv5 模型

4.1. YOLOv5 缺陷检测架构

本文采用了 YOLOv5 中的 YOLOv5s 版本, YOLOv5s 是一个轻量级的目标检测模型。YOLOv5s 采用了 FPN + PAN 结构,这种金字塔模型能够使上下层语义互通,提高检测的准确性。YOLOv5s 是 YOLOv5 系列中深度最小、特征图宽度最小的网络模型,具有尺寸小、速度快、轻量化等优点。YOLOv5s 的网络结构见图 1。

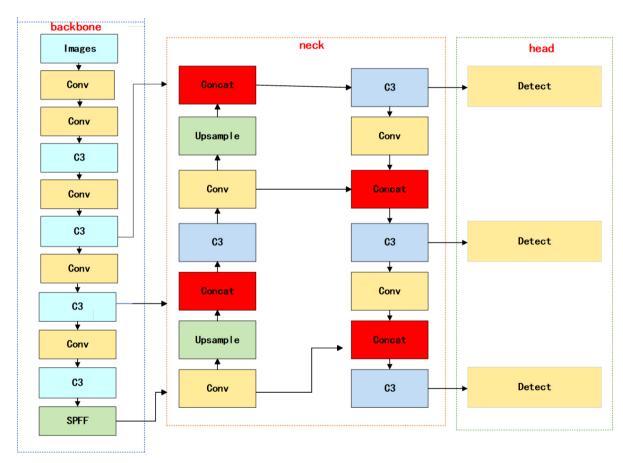


Figure 1. Network structure of YOLOv5s 图 1. YOLOv5s 的网络结构

YOLOv5s 网络结构由 Backbone、Neck 和 Head 组成。由 Backbone 提取特征信息后,再由 Neck 进行特征融合,最后通过 Head 模块的三个检测层分别对应得到 3 种不同尺寸的特征图,每个网格上预设了 3 个不同宽高比的 Anchor,用来预测和回归目标。

4.2. YOLOv5 模型训练

YOLOv5 模型的主要性能指标包括损失函数、精确率、召回率和 P-R 曲线。损失函数包含分类损失 (cls_loss),定位损失(box_loss)和置信度损失(obj_loss)。损失越小,模型训练效果越好。P 和 R 表示精确率和召回率,它们的值越高效果越好。P-R 曲线是以召回率为横轴,精确率为纵轴的曲线,展示了不同召回率下精确率的变化。MAP 的值是精确率和召回率所围成的面积,MAP 越接近 1 模型预测精度越高,性能越好。MAP@0.5:0.95 (MAP@[0.5:0.95])表示在不同 IoU 阈值(从 0.5 到 0.95,步长 0.05)下的平均 MAP。训练性能各指标结果见表 2,损失函数见图 2,P-R 曲线见图 3。

Table 2. Training results of each index 表 2. 各指标训练结果

Class	P	R	MAP50	MAP50-95
All	0.922	0.944	0.936	0.52
Bird damage	1	1	0.995	0.669
Fruit cracking	0.926	0.952	0.95	0.437
Rot	0.899	0.901	0.907	0.509
Sunburn	0.913	0.938	0.91	0.503
Rust	0.87	0.93	0.918	0.482

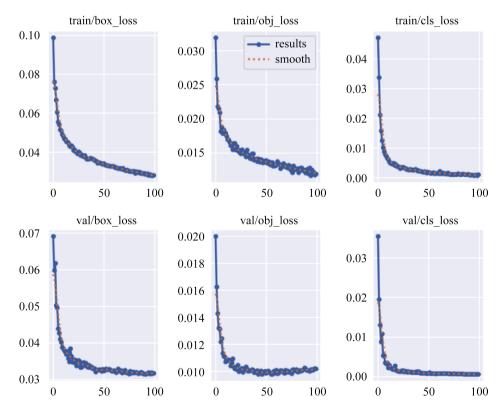


Figure 2. Training results of loss function 图 2. 损失函数训练结果

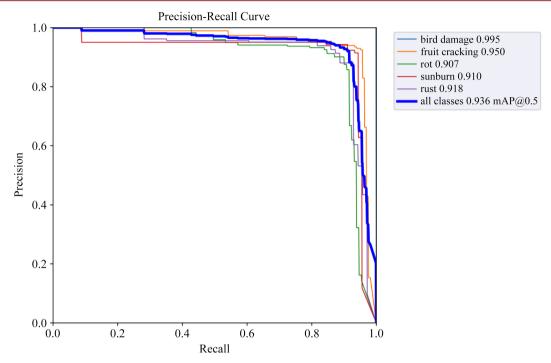


Figure 3. P-R curve 图 3. P-R 曲线

由表 2 可知,此模型训练的平均检测准确率为 93.6%,模型训练结果较精确。由图 2 可知,损失函数随着训练次数的增多而逐渐减小,模型准确率越来越高。从图 3 中 P-R 曲线观测出不同召回率下精确率的变化,曲线期望接近(1,1)模型性能好,P-R 曲线下面积为 0.936,由此可见,模型训练效果整体良好。

5. Mask R-CNN 模型

5.1. Mask R-CNN 缺陷检测架构

Mask R-CNN 属于实例分割与 YOLOv5 模型的目标检测分割不同,实例分割要求检测出目标位置同时对目标进行检测,所以需要结合目标检测(Faster R-CNN) [12]和语义分割(FCN)方法,见图 4。

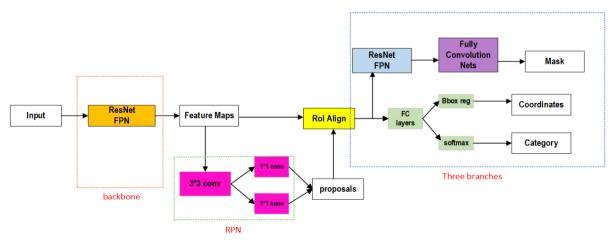


Figure 4. Network structure for Mask R-CNN 图 4. Mask R-CNN 的网络结构

主要框架使用的是 Faster R-CNN, 但 Mask R-CNN 模型将 Faster R-CNN 的主干特征提取网络 vgg-16 更换成了 resnet101 + FPN 结构,得到若干个不同尺度的特征图,根据不同尺度特征图生成若干不同大小的预设框。

将预设框通过 RPN 网络进行筛选(前景或者背景),得到筛选后的预设框。

将预设框分为两条线路: Faster R-CNN 和 Mask, Faster-RCNN 线路主要输出对于预设框类别和回归的信息,而 Mask 主要输出对于 proposal 的值。在训练时,输入 Mask 分支的是由 RPN 提供的并与 Faster R-CNN 经过对比后的正样本预设框,测试时输入的是经过 NMS 处理以后的目标。

5.2. Mask R-CNN 模型训练

Mask R-CNN 是实例分割模型,在训练期间,将在每个采样后的 RoI 上的多任务损失函数定义为 L = Lcls + Lbox + Lmask。分类损失(Lcls)和检测框损失(Lbox)与 Faster R-CNN 中定义的相同。掩码分支对于每个 RoI 的输出维度为 Km^2 等即 K 个分辨率为 $m \times m$ 的二进制掩码,每个类别一个,K 表示类别数量。我们为每个像素应用 Sigmoid 函数,并将 Lmask 定义为平均二进制交叉熵损失。对于真实类别为 k 的 RoI,仅在第 k 个掩码上计算 Lmask (其他掩码输出不计入损失)。Mask R-CNN 模型训练后的各性能指标参数见表 3,损失函数值见图 5,MAP 值见图 6。

Table 3. Training results of each index 表 3. 各指标参数训练结果

	Sunburn	Rust	Rot	Fruit cracking	Bird damage	All
MAP50	0.95	0.9	0.82	0.77	0.91	0.88
MAP50-95	0.83	0.38	0.55	0.52	0.46	0.62

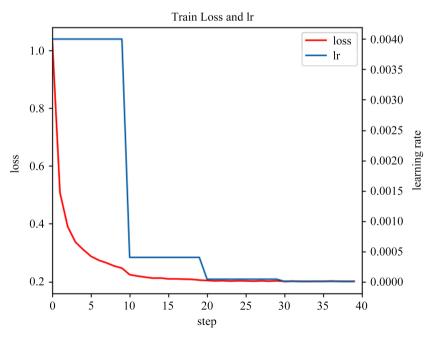


Figure 5. Loss function of training based on Mask R-CNN
图 5. Mask R-CNN 模型训练损失函数

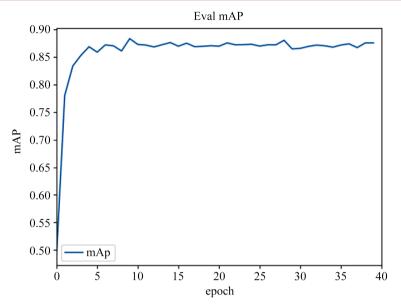


Figure 6. MAP results based on Mask R-CNN model 图 6. Mask R-CNN 模型训练的 MAP 结果

6. YOLOv5 和 Mask R-CNN 性能对比

6.1. 性能指标对比

通过图 2 和图 5 对比两个模型的损失函数,可以知道两个模型的损失函数值都是逐渐减小的,每次训练之后对两个模型改进都越来越优化。根据损失函数值可以知道模型预测值与真实值的差距,根据每次训练出的损失函数值可以评估和求解模型,最小化损失函数,进而优化两个模型。通过表 2 和表 3 对比可知,YOLOv5 模型的精度值可达 93.6%,Mask R-CNN 模型的精度只能达到 88%。可见,YOLOv5 模型的精度更高,检测效果更准确。

6.2. YOLOv5 可视化缺陷显示

在 designer 软件设置一个可视化的窗口,在 vs2010 软件配置 PySide6 环境,设置文件为可读文件,编写代码,调用训练最好的模型,显示可视化窗口,显示情况见图 7,五种缺陷类型的检测见图 8。



Figure 7. Defect detection based on YOLOv5 图 7. YOLOv5 缺陷检测结果

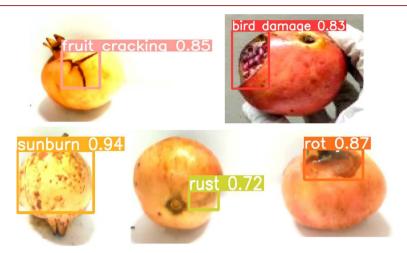


Figure 8. Test results for five defect types based on YOLOv5 图 8. 基于 YOLOv5 的五种缺陷类型检测结果

6.3. Mask R-CNN 可视化缺陷显示

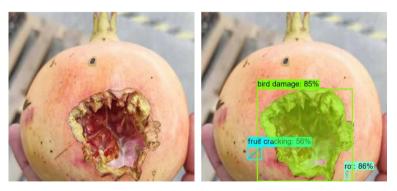


Figure 9. Defect detection based on Mask R-CNN 图 9. Mask R-CNN 缺陷检测结果

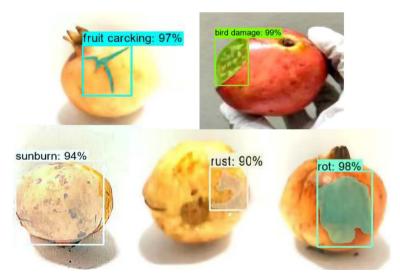


Figure 10. Test results for five defect types based on Mask R-CNN 图 10. 基于 Mask R-CNN 的五种缺陷类型检测结果

通过 Mask R-CNN 模型对数据集进行训练,得到最优模型。在 pycharm 预测模块调用训练得到的最优模型,输入需要检测的图片路径,利用 plt.show 函数和 plot_img.save 函数对检测结果进行显示并保存。输入原图片直接显示检测结果见图 9,五种缺陷类型的检测见图 10。

7. 结论

Mask R-CNN 和 YOLOv5 模型区别和联系: (1) Mask R-CNN 是两阶段目标检测, 而 YOLOv5 是单阶段目标检测。(2) 两者都使用锚框, 但 YOLOv5 基于维度簇(Dimension Clusters), 而 Mask R-CNN 是手工挑选(hand-picked)。(3) 两者都使用 author-IOU 标签方案。

本文分别用 YOLOv5 和 Mask R-CNN 网络结构训练模型进行预测分析。因为 Mask R-CNN 是自下而上和自上而下的双通道处理,所以要比 YOLOv5 的单一归一化的特征提取的效果要好。但是通过对比可知,Mask R-CNN 的 MAP 值低于 YOLOv5 的 MAP 值。所以就模型的精度来说,YOLOv5 模型精度更高,但就特征提取效果来说,Mask R-CNN 模型的检测效果更好。根据实验结果,可以选择 YOLOv5 模型来实现高精度检测石榴缺陷。

基金项目

2023年吉林农业大学本科生科技创新基金项目。

参考文献

- [1] 低糖水果 美味健康两不误[J]. 科学大观园, 2023(12): 42-45.
- [2] 石榴功效[J]. 绿色中国, 2009(5): 42-43.
- [3] 司守霞,牛娟,陈利娜,曹尚银.不同药剂对石榴可育花比率及产量和品质的影响[J].西北林学院学报,2017,32(4):111-116.
- [4] 王莉梅, 肖逸, 李游, 杜长江. 超高压和巴氏杀菌对石榴果汁饮料品质影响的研究[J]. 食品科技, 2023, 48(6): 89-94
- [5] 薛辉, 曹尚银, 牛娟, 李好先, 张富红, 赵弟广. 花粉直感对'突尼斯'石榴坐果及果实品质的影响[J]. 果树学报, 2016, 33(2): 196-201.
- [6] 马博, 李丹, 代丹丹, 李川江, 胡昊天. 基于机器视觉的番茄分选实验台系统设计[J]. 南方农机, 2024, 55(7): 35-37+49.
- [7] 吴建清, 苏信晨. 基于机器视觉的芒果检测与分级研究[J]. 海南师范大学学报(自然科学版), 2024, 37(1): 56-64.
- [8] 申飘. 基于图像处理与机器学习的柑橘表面缺陷检测研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 中南林业科技大学, 2024.
- [9] 罗山, 侯俊涛, 郑彬. 基于机器视觉的石榴品质自动分级方法[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(3): 117-122.
- [10] Bhange, M. and Hingoliwala, H.A. (2015) Smart Farming: Pomegranate Disease Detection Using Image Processing. *Procedia Computer Science*, **58**, 280-288. https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.08.022
- [11] 巨志勇, 薛永杰, 张文馨, 翟春宇. 自适应阈值 Prewitt 的石榴病斑检测算法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(8): 135-142.
- [12] 张艺博, 赵加坤, 陈攀, 支杨丹, 夏星浩. 基于改进 Mask RCNN 的遥感图像小目标检测算法研究[J]. 计算机与数字工程, 2024, 52(3): 880-885.