

基于 YOLOv8 的水果外观检测与分类方法

Research on fruit appearance detection and classification method based on YOLOv8

唐兴萍¹ 王白娟² 杨红欣¹

TANG Xingping¹ WANG Baijuan² YANG Hongxin¹

杨正明¹ 李汝嘉³ 吴文斗^{1,3}

YANG Zhengming¹ LI Rujia³ WU Wendou^{1,3}

(1. 云南农业大学食品科学技术学院, 云南 昆明 650201; 2. 云南农业大学茶学院,

云南 昆明 650201; 3. 云南农业大学大数据学院, 云南 昆明 650201)

(1. College of Food Science and Technology, Yunnan Agricultural University, Kunming, Yunnan 650201, China; 2. College of Tea Science, Yunnan Agricultural University, Kunming, Yunnan 650201, China; 3. College of Big Data, Yunnan Agricultural University, Kunming, Yunnan 650201, China)

摘要:[目的]建立一种水果外观无损检测方法。[方法]以油桃为研究对象,使用 IQQU3 手机相机采集图像数据,并进行图像预处理。使用 LabelImg 图像标注软件标注数据。采用镜像翻转、左右翻转、平移等方法对数据进行扩充。将扩充后的图像按照 8 : 2 划分为训练集和测试集。最后使用 YOLOv8 (n, s, m, l, x) 5 个模型对数据进行训练,训练 150 轮,比较分析 5 个模型的训练结果,选出最优的检测模型。[结果]构建了油桃数据集,共 4 205 张图像;YOLOv8 (n, s, m, l, x) 训练集总损失值分别为 2.275,1.778,1.482,1.880,1.401,测试集的总损失值分别为 2.724,2.253,2.057,2.105,2.004;YOLOv8 (n, s, m, l, x) 的精确率分别为 94.0%,98.0%,97.4%,97.3%,97.9%,召回率分别为 95.4%,95.5%,95.9%,96.9%,96.9%。综合比较,YOLOv8s 为较优的模型,其平均检测精确率达 97.8%,正常、损伤、疤痕的平均精确率分别为 96.2%,98.8%,98.4%,其推理时间、计算量 (GFLOPs) 分别为 179.4 ms、28.4。[结论]YOLOv8 能够有效地检测水果外观品质,可用于水果外观的无损检测。

关键词:YOLOv8;油桃;外观品质;检测分类

Abstract: [Objective] To establish a nondestructive detection

基金项目: 云南省重大科技专项计划项目 (编号: A303202324600101); 科技创新项目 (编号: S9032023111)

作者简介: 唐兴萍,女,云南农业大学在读硕士研究生。

通信作者: 吴文斗 (1974—),男,云南农业大学教授,博士。

E-mail: wuw2004@126.com

收稿日期: 2023-08-29

改回日期: 2024-04-11

method for fruit appearance. [Methods] Nectarines were used as the research subject. The IQQU3 smart phone camera was used to capture the picture data, which was then preprocessed. The image annotation program Labelimg was used to label the data. Panning, left-right flipping, and mirror flipping were used to enlarge the data. Using an ratio of 8 : 2, the enlarged photos were split into training and test sets. Lastly, the data was trained for 150 epochs using five YOLOv8 models (n, s, m, l, x). The training results of the five models were compared and analyzed in order to determine which detection model was the best. [Results] The nectarine dataset was constructed, there were 4,205 total photos; YOLOv8 (n, s, m, l, x) the total loss values in the training set were 2.275, 1.778, 1.482, 1.880, and 1.401, respectively. The total loss values of the test set were 2.724, 2.253, 2.057, 2.105, and 2.004, respectively; YOLOv8 (n, s, m, l, x) precision were 94.0%, 98.0%, 97.4%, 97.3%, 97.9%, respectively. The recall were 95.4%, 95.5%, 95.9%, 96.9%, and 96.9%, respectively. In a comprehensive comparison YOLOv8s was the better model, and the average detection accuracy mAP_{0.5} was 97.8%. The average precision of fresh, bruise and scar were 96.2%, 98.8% and 98.4%, respectively. The inference time and calculation amount (GFLOPs) were 179.4 ms and 28.4 respectively. [Conclusion] YOLOv8 can effectively detect the quality of fruit appearance, which can be used for non-destructive testing of fruit appearance, and this study can provide new ideas for non-destructive testing of fruits.

Keywords: YOLOv8; nectarine; fruit appearance quality; testing and classification

对水果的外观品质进行检测,根据不同质量合格的水果进行分级销售,可以减少水果的质量安全问题,减少水果浪费,在满足消费者需求的同时还能根据水果不同的品质等级实现经济效益最大化。以往的水果品质检测大多依靠人工操作,浪费人力资源且效率低下^[1]。早期水果损伤检测方法是由专家进行感官分析,利用仪器进行检测。但感官分析效率低,成本高,结果稳定性较差;仪器测量虽然可以通过测定果实的理化指标来准确评价果实的质量,但仍存在一些问题,如样品预处理复杂、具有破坏性、耗时、低效且对操作人员要求高,不能满足大规模的检测需求^[2]。

近年来,机器学习、卷积神经网络在检测和分类中的应用研究逐渐火热,探索基于深度学习技术的水果损伤检测和分类方法成为了研究热点^[3]。Rashid 等^[4]提出了一种自动重量分级系统,利用立体视觉技术和图像处理进行尺寸测量分级,准确率为 85.65%。周胜安等^[5]研究表明,MO-CenterNet 模型对直径 > 4 mm 的苹果缺陷识别率达 99.7%。安小松^[6]采用 SSD(single shot MultiBox detector)、YOLO-V4 (you only look once)、Efficient Det 3 种目标检测算法分别构建了不同的缺陷柑橘检测模型,其准确率分别为 87.4%,89.5%,88.4%。Liang 等^[7]利用 BiSeNet V2 网络来确定缺陷区域的潜在位置,缺陷苹果的平均准确率为 94.31%。Chen 等^[8]提出了一种基于多优化卷积神经网络的水果图像分类方法,该方法用于水果分类的准确性达 99%。Dhiman 等^[9]提出的深度神经网络模型,利用 VGGNet (visual geometry group networks)进行迁移学习,该模型在随机选取的健康、低度、高度和中度损伤图像上测试准确率分别为 96%,99%,98%,97%。Nithya 等^[10]提出了一种使用 CNN (convolutional neural networks)的计算机视觉系统,用于对优质芒果进行分类,其准确率为 98%。以上研究方法在不同程度上实现了对水果的检测和分类,但仅从单方面考虑水果的分类分级,从质量、疾病、缺陷、不同损伤程度等单方面进行研究。

YOLOv8 是一种针对目标检测的深度学习模型,YOLOv8 建立在以前版本成功的基础上,并进行了改进,引入了新的功能,以增强性能、灵活性和效率,它使用多尺度特征图,具有良好的全局感知能力和较高的精度。作为先进的目标检测算法之一,YOLOv8 目前主要用于水果成熟度、水果病害的检测,利用其进行水果外观品质检测的相关研究较少。研究拟利用手机相机采集油桃外观(正常、损伤、疤痕)图像,对图像进行预处理,利用镜像翻转、左右翻转、像素亮度变化等数据增强方法对图像进行数据增强,再利用 YOLOv8 (n, s, m, l, x)不同大小的网络模型对油桃的外观品质进行检测,以期探索深度学习技术无损检测水果外观品质的可行性。

1 YOLOv8 模型

图 1 是 YOLOv8 的网络结构图,YOLOv8 使用了与 YOLOv5 类似的主干,包括输入端(input)、骨干网络(backbone)、颈部网络(Neck)、输出端(head)4 个模块。输入端主要有马赛克(mosaic)数据增强、自适应锚框计算和自适应灰度填充。骨干网络提取特征的网络,其作用就是利用卷积操作从 RGB(红绿蓝)彩色图像中提取不同尺度的特征^[11]。包含 Conv、C2f、SPPF 等模块。其中 Conv (convolution)模块主要作用就是对输入图像进行卷积、BN (batch normalization)和 SiLU 激活函数操作。c2f 模块全称为 cross stage partial feature fusion module,是对残差特征进行学习的主要模块,采用了交叉阶段部分特征融合的方式,将低层特征图和高层特征图进行融合,同时采用了上采样和下采样的方式,使得特征图的尺寸和通道数都得到了优化。将高级特征和低级特征融合起来,其结构让 YOLOv8 可以在保证轻量化的同时拥有丰富的梯度流信息,从而提高 YOLOv8 的检测精度。快速空间金字塔池化(fast spatial pyramid pooling, SPPF),它能够任意大小的特征图转换成固定大小的特征向量,是由 3 个 5×5 的最大池化(MaxPool)层组成的系列,输入图像依次通过这些层,再将 3 个层的输出进行 Concat 操作。不同尺度的最大池化和跳跃连接使得图像能够学习到不同尺度的特征,然后融合局部和全局特征来丰富特征图的代表性。其中,最大池化将图像分成几个矩形区域,为每个子区域输出最大值。这样可以达到减少冗余信息的目的。通过多次池化操作获取不同尺度的特征,有效避免了由于图像裁剪、缩放操作导致的图像物体裁剪不全以及形状扭曲等问题;解决了卷积神经网络对图像重复特征提取的问题,提高了候选框的速度,节省了计算成本,实现了局部特征和全局特征的融合,融合更多不同分辨率的特征,获取了多尺度目标信息,具有更好的表现和泛化能力^[12]。颈部网络的主要作用是对多尺度的特征进行融合,生成特征金字塔,颈部网络部分采用的结构是 PANet (path aggregation network)结构,即一个自顶向下和自底向上的双向融合骨干网络。其核心结构由特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)和路径聚合网络(path aggregation network, PAN)两部分组成。FPN 是自顶向下利用上采样与更粗粒度的特征图融合来实现不同层次特征的融合;PAN 是使用自底向上的结构,通过使用一个卷积层来融合来自不同层次的特征图,精确地保留了空间信息。FPN 与 PAN 的结合,充分实现了网络的上下信息流的融合,提升了网络的检测性能^[13]。输出端,根据不同尺寸的特征图来获取目标检测物的类别和位置信息。先分叉开两个 conv 模块,再通过一个 Conv2d,最后分别算出分类损失(classification loss)、边界框损失(Bbox loss)。一个做目标识别,用边界框损

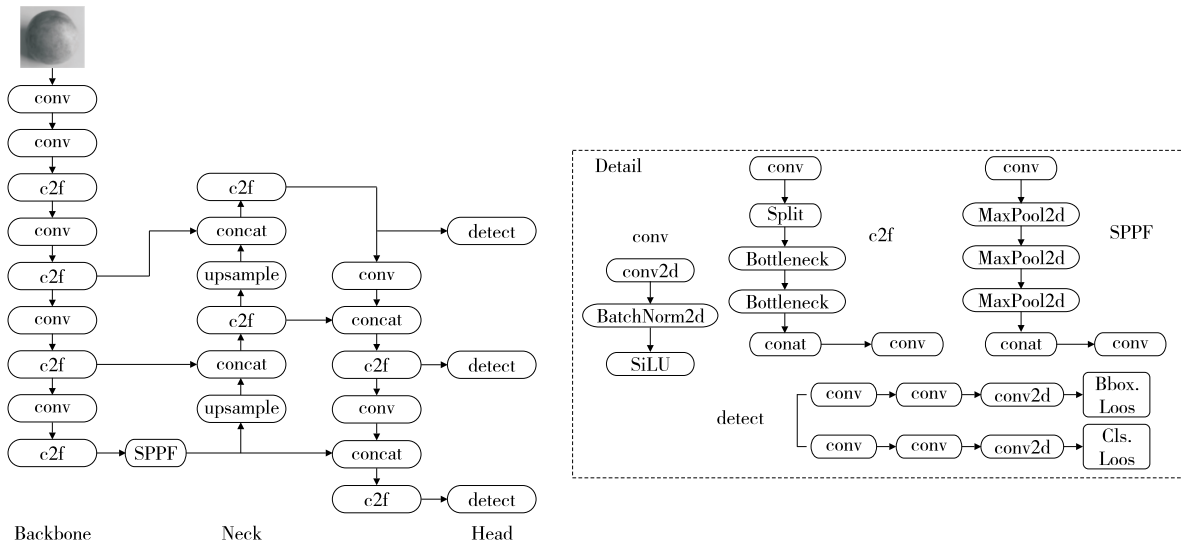


图 1 YOLOv8 网络结构图

Figure 1 YOLOv8 network structure diagram

失来衡量;一个做分类,用焦点损失 VFL(varifocal loss)来衡量。YOLOv8 有 5 个不同大小的模型,YOLOv8n(特小)、YOLOv8s(小)、YOLOv8m(中)、YOLOv8l(大)和 YOLOv8x(特大)。研究对这 5 个模型进行了试验,对比分析选出较适合的水果外观品质检测模型。

2 数据集构建

2.1 数据采集

油桃采收后细胞壁强度、细胞间黏附、糖、有机酸和挥发性有机化合物(VOC)的积累会下降,过度软化、损伤会加快桃的软化,还会污染其他正常的桃,加快桃腐烂造成食品安全问题^[14]。研究以可食用成熟度的白肉油桃(于 2023 年 7 月 7 日购买于昆明水果批发市场)为研究对象,使用 iQOOU3 智能手机拍摄,共拍摄 991 张图像。其中包括正常果 511 张、损伤果 304 张、疤痕果 176 张,根据 NY/T 586—2002《鲜桃》等级规格划分外观品级。图像数据采集后,对图像进行预处理,去除模糊、重复的图像后,共 969 张图像,正常果 495 张,损伤果 299 张,疤痕果 175 张。将图像命名为 fresh_000、bruise_000、scar_000 的格式。拍摄后数据较大,占存储空间的同时,数据大也会影响模型训练的速度,因此对拍摄后的图像进行压缩。

2.2 数据标注

使用 LabelImg 图像标注软件对预处理后的图像进行手动标注。将目标分为三类:正常(fresh)、损伤(bruise)和疤痕(scar),标注情况如图 2 所示。注释文件以“XML”格式保存,然后转换为“TXT”格式,利用 YOLOv8(n, s, m, l, x)模型进行训练。

2.3 数据增强

有限数量的训练集可能会发生过拟合,导致网络过度关注图像中的噪声和干扰信息,导致测试精度下降,数

据集中的噪声和误差会对模型性能产生负面影响,通常需要大量的数据以避免过度拟合。数据增强在机器学习算法中有着悠久的历史,是一种克服过度拟合和提高模型泛化能力的直接方法^[15]。数据增强通过对原始数据进行随机变换、扰动等操作来生成新的训练样本的技术,可以有效提高深度学习模型的泛化性能。在目标检测任务中,数据增强的作用尤为重要,因为目标检测涉及到对图像中目标位置、大小、姿态等多个因素的精确识别,需要对模型进行充分的训练以适应各种复杂情况。数据增强能够让深度学习模型的性能和泛化能力显著提高,并且仍然是一种高度适应不断发展的模型架构和不同数量的数据的方法^[16]。研究利用镜像翻转、左右翻转、像素亮度变化、图像缩放、旋转、平移、高斯模糊等方法对

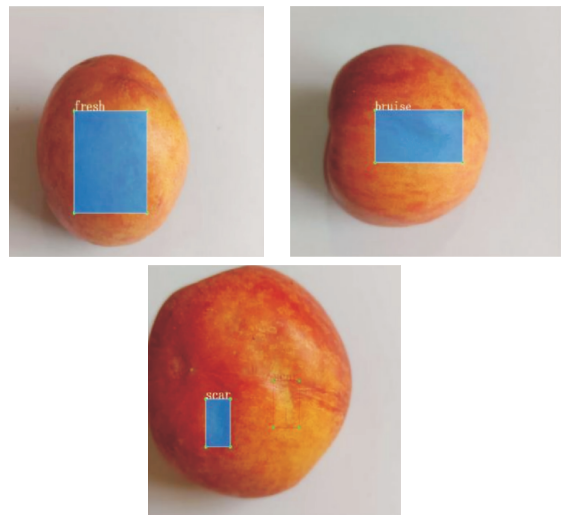


图 2 油桃标注(正常、损伤、疤痕)

Figure 2 Nectarine annotation (fresh, bruise, scar)

图像进行增强。图 3~图 5 是部分正常、损伤、疤痕油桃图像增强的示例图。不同类别样本数存在差异,可能导致模型对于样本数少的类别的检测效果差,通过数据增强增加正常、损伤、疤痕类别的权重,提高检测器对少数类别的学习能力^[17],充分学习到每个类别的特征,从而提高模型的检测性能。为保证数据的平衡,对三类数据进行不同倍数的数据增强,分别增强 3,5,7 倍,增强后的数据量如表 1 所示。对增强后的数据按 8:2 的比例划分训练集、测试集。

3 试验方法

3.1 试验环境与参数设置

试验环境 NVIDIA GeForce RTX 3090D 显卡,32 GB 内存,Python3.8.10,采用 PyCharm2021.1.3 版本。

试验使用随机梯度下降(stochastic gradient descent,

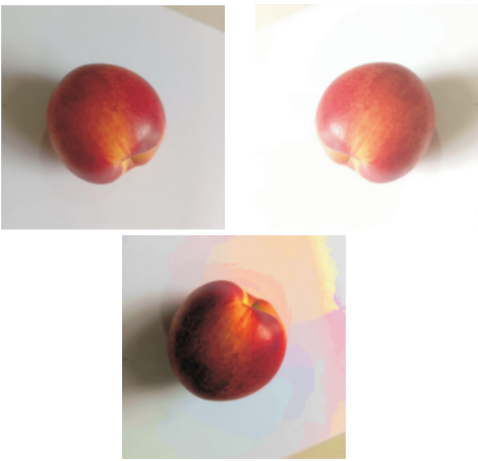


图 3 正常果数据增强示例

Figure 3 Fresh nectarine data enhancement example



图 4 损伤果数据增强示例

Figure 4 Bruise nectarine data enhancement example



图 5 疤痕果数据增强示例

Figure 5 Scar nectarine data enhancement example

表 1 数据集数量

Table 1 Number of data sets		
类别	原始数据	数据增强
正常	495	1 485
损伤	299	1 495
疤痕	175	1 225
合计	969	4 205

SGD)优化器训练网络,目标种类参数 nc(number of classes)为 3,迭代次数(epochs)为 150,批处理大小(batch size)为 8,输入图像尺寸(image)为 640,初始动量(momentum)为 0.937,优化器的权重衰减(weight decay)为 0.000 5,初始学习率为 0.01。

3.2 模型评价指标

采用精确率(precision)、召回率(recall)、损失值(F_1 -score)、平均精度均值(mAP)作为模型的评价指标。

(1) 精确率:正确预测为正(T_p)的占全部预测为正($T_p + F_p$)的比例,计算式如式(1)所示。

$$P_{\text{recision}} = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (1)$$

式中:

P_{recision} ——精确率, %;

T_p ——正常桃的图片被正确识别为正常桃的数量;

F_p ——错误地将损伤或者疤痕的桃识别为正常桃的数量。

(2) 召回率:正确预测为正(T_p)的占实际为正($T_p + F_N$)的比例,计算式如式(2)所示。

$$R_{\text{ecall}} = \frac{T_p}{T_p + F_N}, \quad (2)$$

式中:

R_{ecall} ——召回率, %;

T_p ——正常桃的图片被正确识别为正常桃的数量;

F_N ——错误地将损伤或者疤痕的桃识别为正常桃的数量。

(3) 损失值:精度和召回率的调和平均,计算式如式(3)所示。

$$F_1 = \frac{2 \times P_{\text{recision}} \times R_{\text{ecall}}}{P_{\text{recision}} + R_{\text{ecall}}}, \quad (3)$$

式中:

F_1 ——损失值;

P_{recision} ——精确率, %;

R_{ecall} ——召回率, %。

(4) 平均精度均值(mAP):用于评价网络模型的整体检测精度的综合指标,其含义为数据集中所有需要检测类别的平均精确率的平均值。计算式如式(4)、式(5)所示。

$$A_p = \int_0^1 P(R) dR, \quad (4)$$

$$m_{AP} = \frac{1}{c} \sum_{i=0}^c A_{p,i}, \quad (5)$$

式中:

P ——精确率, %;

R ——召回率, %;

A_p ——平均精度均值, %;

m_{AP} ——所有类别的平均精度的均值, %;

c ——类别数,试验中 c 为 3;

$A_{p,i}$ ——第 i 个类别的 AP 值。

IOU (intersection over union) 交并比,预测框(prediction)与原标记框(ground truth)之间的重叠度(overlap),最理想情况是完全重叠,即比值为 1,一般来说, $IOU \geq 0.5$ 可以认为是一个不错的结果。AP_{0.5} 是 IOU 的阈值为 0.5 时,针对这一类样本的平均精确度, mAP_{0.5} 是 IOU 阈值为 0.5 时所有类别样本的精确率值的平均值,它反映的是模型的精确率随召回率的变化趋势,该值越高代表模型越容易在高召回率下保持着高精确率。

4 结果分析与讨论

4.1 损失值分析

YOLOv8 损失值输出包括目标边界框损失(box_loss)、分类损失(cls_loss)和置信度损失(dfl_loss)^[18],研究以这 3 种损失之和绘制损失值变化曲线。由图 6 可知,训练初期损失值迅速下降,15 轮后下降缓慢,140 轮后趋于平缓,150 轮后损失值完成收敛,5 个模型最终都达到了收敛状态。其中, YOLOv8x 是最大的模型,其损失值较小的 YOLOv8n 收敛快,损失值也较小为 1.401。 YOLOv8 (s, m, l) 的总损失值变化较 YOLOv8n 快,逊色于 YOLOv8x,总损失值分别为 1.778, 1.482, 1.880。图 7 是测试集的总损失变化曲线图,5 个模型的损失值均达到收敛状态,但在开始训练时的损失曲线差异较大,经过 25 个 epoch 后损失值下降缓慢,经过 130 个 epoch 后趋于平稳,最终 5 个模型均达到收敛状态。其中,最大的模型 YOLOv8x 与最小的模 YOLOv8n 总损失值相差较大, YOLOv8n 与其他 4 个模型相比其总损失值较大, YOLOv8 (s, m, l) 的总损失值变化基本相同,曲线变化也相对平稳,最终分别为 2.253, 2.057, 2.105。

4.2 精确率、召回率、推理时间、计算量分析

YOLOv8(n, s, m, l, x) 5 个模型的精确率、召回率如表 2 所示, YOLOv8n 是试验中最小的模型,其精确率、召回率、推理时间、计算量(GFLOPs)也是 5 个模型中最小的,分别为 94.5%, 95.6%, 81.3 ms, 8.1。 YOLOv8x 是试验中最大的模型,召回率、推理时间、计算量是 5 个模

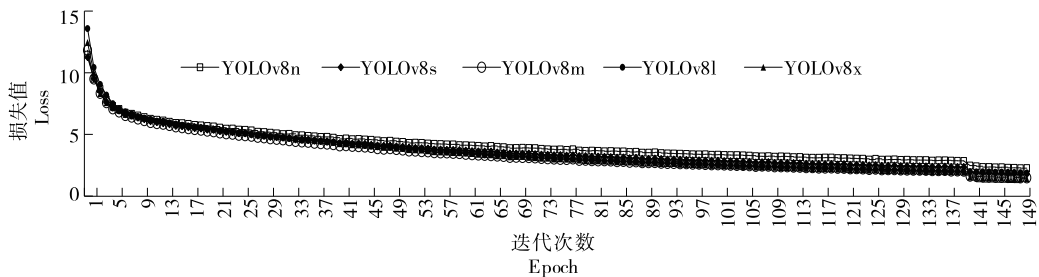


图 6 YOLOv8 训练集损失值变化曲线

Figure 6 YOLOv8 loss value change curve in the training set

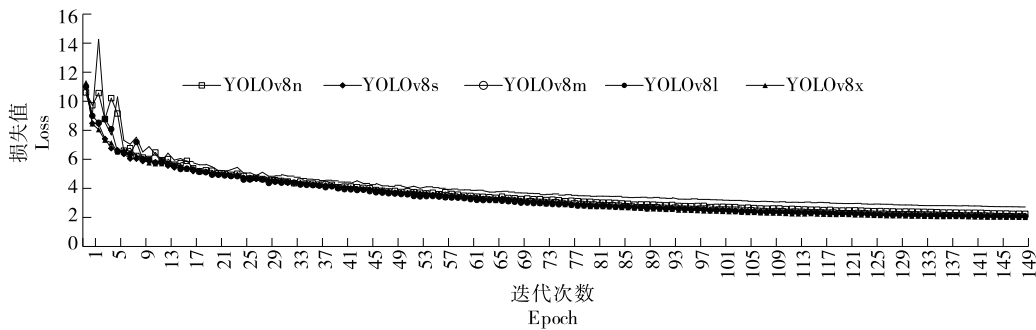


图 7 YOLOv8 测试集损失值变化曲线

Figure 7 Loss value change curve in the YOLOv8 test set

表 2 精确率、召回率、推理时间、计算量

Table 2 Precision, recall, inference, GFLOPs

模型	精确率/%	召回率/%	推理时间/ms	计算量
YOLOv8n	94.5	95.6	81.3	8.1
YOLOv8s	98.0	95.5	179.4	28.4
YOLOv8m	97.4	95.9	403.9	78.7
YOLOv8l	97.3	96.9	676.4	165.2
YOLOv8x	97.9	96.9	920.1	257.4

型中最大的,分别为 96.9%,920.1 ms,257.4,其精确率在 5 个模型中排第二,为 97.9%。5 个模型中精确率最高的模型是 YOLOv8s,精确率为 98.0%,召回率为 95.5%,推理时间、计算量分别是 179.4 ms,28.4。YOLOv8m 与 YOLOv8l 的精确率和召回率相差较小,精确率相差 0.1%,召回率相差 1.0%,但其计算量相差较大,为 86.5。在水果品质检测中,需要兼顾到模型的精度和检测速度,YOLOv8n 的计算量、推理时间最小,其精确率最低;YOLOv8x 的计算量、推理时间最大,精确率第二;YOLOv8s 的精确率最高,计算量、推理时间居 5 个模型的第二位,YOLOv8m 与 YOLOv8l 的计算量、推理时间较 YOLOv8s 的大,精确率不及 YOLOv8s。

4.3 平均精确率和平均精确率均值分析

表 3 是 YOLOv8 (n, s, m, l, x)模型的平均精确率和平均精确率均值。由表 3 可知,YOLOv8 (n, s, m, l, x)5 个模型的训练效果均较好,平均精确率均值分别达到 97.9%,97.8%,97.7%,98.6%,98.2%,其中 YOLOv8l 的平均精确率均值最高,YOLOv8 (n, s, m, l, x)5 个模型的平均精确率均值达 97%以上,较以前的 YOLO 算法有所提高,YOLOv5s 算法对水果品质检测与分类的平均检测准确率为 95.3%^[19],YOLOv7 对木瓜的 8 种疾病进行检测,平均精确率均值为 86.2%^[20]。每个模型各类检测的平均精确率值在 95%以上,其中正常果、损伤果平均精确率最高的模型是 YOLOv8l,疤痕果平均精确率最高的模型是 YOLOv8x。YOLOv8 系列模型在检测正常、损伤、疤痕桃时表现出了不同的精确率水平,YOLOv8n 对

于正常、损伤、疤痕油桃检测的平均精确率值分别为 96.2%,99.4%,98.1%;YOLOv8s 模型对于正常、损伤、疤痕油桃检测的平均精确率值分别为 96.2%,98.8%,98.4%;YOLOv8m 对于正常、损伤、疤痕油桃检测的平均精确率值分别为 96.2%,98.6%,98.3%;YOLOv8l 对于正常、损伤、疤痕油桃检测的平均精确率值分别为 97.5%,99.5%,98.8%;YOLOv8x 对于正常、损伤、疤痕油桃检测的平均精确率值分别为 96.1%,99.2%,99.4%。5 个模型损伤、疤痕油桃的平均精确率相差 0.2%~0.4%,正常油桃的平均精确率与损伤、疤痕油桃相差 1.3%~3.3%,5 个模型对损伤、疤痕油桃的检测均优于正常油桃,5 个模型间正常油桃与损伤、疤痕油桃的平均精确率值相差较小的模型为 YOLOv8l、YOLOv8m,分别相差 2.0%,2.4%;相差最大的是 YOLOv8x,为 3.3%。这一系列数据表明,YOLOv8 系列模型在桃的损伤和疤痕检测上具有较高的精确率,不同模型在不同类型的桃检测上表现出了细微的差异。其中,YOLOv8l 和 YOLOv8x 模型在损伤和疤痕桃的检测上表现尤为出色。

4.4 检测结果

图 8 是同一图像 YOLOv8 (n, s, m, l, x)模型的检测效果图,检测结果如表 4 所示。YOLOv8n 的检测效果较差(正常果 0.91,损伤果 0.91,疤痕果 0.89),YOLOv8l 和 YOLOv8x 对正常油桃(fresh)的检测效果较好,均为 0.94,YOLOv8x 对损伤油桃(bruise)的检测效果较好,YOLOv8s 对疤痕油桃(scar)的检测效果较好,YOLOv8m 与 YOLOv8s 总体检测效果差距较小。将检

表 3 平均精确率和平均精确率均值

Table 3 Average precision and mean average precision

模型	正常果/%	损伤果/%	疤痕果/%	平均精确率均值/%
YOLOv8n	96.2	99.4	98.1	97.9
YOLOv8s	96.2	98.8	98.4	97.8
YOLOv8m	96.2	98.6	98.3	97.7
YOLOv8l	97.5	99.5	98.8	98.6
YOLOv8x	96.1	99.2	99.4	98.2

测效果分三级,可归纳为:YOLOv8n 较差,YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv8l 居中,YOLOv8x 较优。

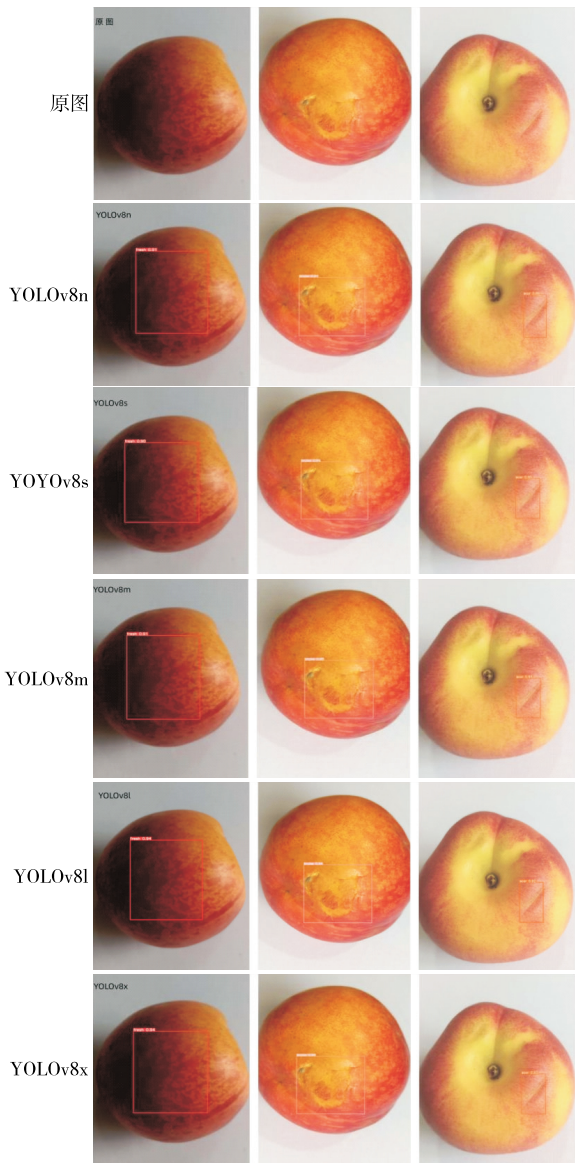


图 8 YOLOv8(s, n, m, l, x)检测结果

Figure 8 YOLOv8 (s, n, m, l, x) detection results

表 4 YOLOv8(s, n, m, l, x)检测结果

Table 4 YOLOv8 (s, n, m, l, x) detection results

模型	正常	损伤	疤痕
YOLOv8n	0.91	0.91	0.89
YOLOv8s	0.90	0.94	0.95
YOLOv8m	0.91	0.95	0.94
YOLOv8l	0.94	0.94	0.92
YOLOv8x	0.94	0.96	0.93

5 结论

YOLOv8 (s, n, m, l, x) 5 个模型在水果外观品质(正常、损伤、疤痕油桃)检测方面均具有可行性,各模型在训练集、验证集上的损失值均达到收敛状态,精确率均在 94.0% 以上,平均精确率均值达 97% 以上。不同版本的 YOLOv8 模型在性能上各有优劣。YOLOv8n 模型展现出最小的计算量和推理时间,然而其精确度相对较低,检测效果较差。相对而言,YOLOv8x 模型在检测性能上比 YOLOv8n 表现更为优越,但其计算量和推理时间最大,但精确度仅居第二。YOLOv8m 和 YOLOv8l 模型的计算量和推理时间均超过了 YOLOv8s,但精确度未能超越 YOLOv8s。YOLOv8s 模型取得了最高的精确度,且计算量和推理时间也相对较少,这使得它在保证检测精度的同时,也兼顾了实时性需求。综合衡量检测性能和计算消耗,YOLOv8s 模型是一个较优的选择。它能够在满足精度要求的同时,保持较低的计算量和较快的检测速度,从而在实际应用中实现高效且准确的水果品质检测。

研究主要使用 YOLOv8 模型针对油桃的外观品质进行了无损检测,包括正常、损伤和疤痕 3 种状态,但研究样本的选择相对较为单一。未来的研究计划将拓展更多种类水果的外观品质数据。此外,研究未对用于无损监测任务的神经网络结构进行优化。因此,未来的工作将基于 YOLOv8s 模型,对网络架构进行改进和优化,以期提高模型在水果外观无损检测任务中的性能表现。

参考文献

[1] 田有文, 吴伟, 卢时铅, 等. 深度学习在水果品质检测与分级分类中的应用[J]. 食品科学, 2021, 42(19): 260-270.
TIAN Y W, WU W, LU S Q, et al. Application of deep learning in fruit quality detection and grading[J]. Food Science, 2021, 42(19): 260-270.

[2] HE Y, XIAO Q L, BAI X L, et al. Recent progress of nondestructive techniques for fruits damage inspection: a review [J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, Taylor & Francis, 2022, 62(20): 5 476-5 494.

[3] 张杰, 夏春蕾, 张荣福, 等. 基于注意力机制的水果损伤检测及分类[J]. 光学仪器, 2023, 45(2): 26-35.
ZHANG J, XIA C L, ZHANG R F, et al. Fruit damage detection and classification based on attention mechanism[J]. Optical Instruments, 2023, 45(2): 26-35.

[4] RASHID A N A, AMIR F, RAMLAN S A, et al. Automated asian fruit grading system using stereo vision technique[J]. Journal of Physics: Conference Series, IOP Publishing, 2020, 1 535(1): 012007.

[5] 周胜安, 黄耿生, 张译匀, 等. 基于深度学习的水果缺陷实时检测方法[J]. 食品与机械, 2021, 37(11): 123-129.
ZHOU S A, HUANG G S, ZHANG Y Y, et al. Real-time detection

- method of fruit defects based on deep learning [J]. Food & Machinery, 2021, 37(11): 123-129.
 - [6] 安小松. 基于机器视觉的外部缺陷柑橘在线分选方法研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2022: 14-18.
AN X S. Research on online sorting method of citrus with external defects based on machine vision[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2022: 14-18.
 - [7] LIANG X T, JIA X Y, HUANG W Q, et al. Real-time grading of defect apples using semantic segmentation combination with a pruned YOLO V4 network [J]. Foods, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022, 11(19): 3 150.
 - [8] CHEN X, ZHOU G X, CHEN A B, et al. The fruit classification algorithm based on the multi-optimization convolutional neural network[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80 (7) : 11 313-11 330.
 - [9] DHIMAN P, KUKREJA V, MANOHARAN P, et al. Anovel deep learning model for detection of severity level of the disease in citrus fruits[J]. Electronics, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022, 11(3): 495.
 - [10] NITHYA R, SANTHI B, MANIKANDAN R, et al. Computer vision system for mango fruit defect detection using deep convolutional neural network[J]. Foods, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022, 11(21): 3 483.
 - [11] YANG G L, WANG J X, NIE Z L, et al. A lightweight YOLOv8 tomato detection algorithm combining feature enhancement and attention [J]. Agronomy, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2023, 13(7): 1 824.
 - [12] 麻宇轩. 基于深度学习的细粒度图像分类算法研究[D]. 北京: 北京印刷学院, 2023: 25-26.
MA Y X. Research on fine-grained image classification algorithm based on deep learning[D]. Beijing: Beijing Institute of Graphic Communication, 2023: 25-26.
 - [13] 熊恩杰, 张荣芬, 刘宇红, 等. 面向交通标志的 Ghost-YOLOv8 检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 200-207.
XIONG E J, ZHANG R F, LIU Y H, et al. Ghost-YOLOv8 detection algorithm for traffic signs[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(20): 200-207.
 - [14] VEERAPPAN K, NATARAJAN S, CHUNG H, et al. Molecular insights of fruit quality traits in peaches, prunus persica[J]. Plants, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2021, 10(10): 2 191.
 - [15] ARANTES R B, VOGIATZIS G, FARIA D R. Learning an augmentation strategy for sparse datasets [J]. Image and Vision Computing, 2022, 117(1): 104338.
 - [16] ZHOU S R, ZHANG J Q, JIANG H, et al. Data augmentation with Mobius transformations [J]. Machine Learning: Science and Technology, IOP Publishing, 2021, 2(2): 025016.
 - [17] 孙书魁, 范菁, 孙中强, 等. 基于深度学习的图像数据增强研究综述[J]. 计算机科学, 2024, 51(1): 150-167.
SUN S K, FAN J, SUN Z Q, et al. Survey of image data augmentation techniques for deep learning[J]. Computer Science, 2024, 51(1): 150-167.
 - [18] 彭勇. 基于改进 YOLO 深度学习模型的烟支外观质量检测 [D]. 昆明: 云南财经大学, 2023: 31-33.
PENG Y. Cigarette appearance quality detection based on improved YOLO deep learning model [D]. Kunming: Yunnan University of Finance and Economics, 2023: 31-33.
 - [19] 罗家梅, 王敏. 基于 YOLOv5 的水果品质检测与分类方法研究[J]. 软件导刊, 2023, 22(9): 190-195.
LUO J M, WANG M. Research on fruit quality detection and classification method based on YOLOv5[J]. Software Guide, 2023, 22(9): 190-195.
 - [20] DE MORAES J L, DE OLIVEIRA NETO J, BADUE C, et al. Yolo-papaya: a papaya fruit disease detector and classifier using CNNs and convolutional block attention modules [J]. Electronics, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2023, 12 (10): 2 202.
-
- (上接第 67 页)
- [8] 张铁, 叶景杨, 刘晓刚. 面向机器人砂带打磨的加权手眼标定算法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 142-148.
ZHANG T, YE J Y, LIU X G. Weighted hand-eye calibration algorithm for robotic belt grinding [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17): 142-148.
 - [9] TSAI R Y, LENZ R K. A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eye calibration[J]. IEEE TransActions on Robotics and Automation, 1989, 5(3): 345-358.
 - [10] WU J, ZHOU Z, GAO B, et al. Fast linear quaternion attitude estimator using vector observations [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2017, 15(1): 307-319.
 - [11] ANDREFF N, HORAUD R, ESPIAU B. Robot hand-eye calibration using structure-from-motion [J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(3): 228-248.
 - [12] GWAK S, KIM J, PARK F C. Numerical optimization on the Euclidean group with applications to camera calibration[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2003, 19(1): 65-74.
 - [13] QIU S, WANG M, KERMANI M R. A new formulation for hand-eye calibrations as point-set matching [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9): 6 490-6 498.
 - [14] PARK F C, MARTIN B J. Robot sensor calibration: solving $AX=XB$ on the Euclidean group[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1994, 10(5): 717-721.
 - [15] ARUN K S, HUANG T S, BLOSTEIN S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 698-700.
 - [16] 蔡肖肖. UR5 型机器人的运动学分析与标定实验研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2017: 53-54.
CAI X X. Kinematic analysis and calibration experimental research on UR5 robot [D]. Hangzhou: Zhejiang Science and Technology University, 2017: 53-54.