专题 农业信息高质量图谱数据

面向智慧果园机器视觉的不同成熟度毛桃果实图像数据集

陈万志[1*]，姜衣彤[1]，袁航[1]，李壮[2]，尹龙[1,2]

1. 辽宁工程技术大学软件学院，辽宁葫芦岛 125105
2. 中国农业科学院果树研究所，辽宁葫芦岛 125105

摘要：随着智慧农业的发展，精准果实检测与成熟度分类成为智能果园管理的关键技术之一。本研究构建了一个高质量的毛桃成熟度分类数据集，以提升目标检测模型在智慧果园机器视觉中的应用效果。本数据集基于我国毛桃主产区真实果园场景采集，通过智能手机采集不同生长阶段的毛桃图像，涵盖硬熟、半熟和完熟三种成熟度类别。为保证数据的多样性，采集过程中考虑不同拍摄距离、光照条件以及果实生长状态等因素。经过剔除光照过暗、模糊失焦、遮挡严重及重复度过高的图像，再依据果实清晰度、构图完整性及成熟度类别均衡性，人工筛选保留高质量、具有代表性的样本，最终得到 1245 张高分辨率图像（原始数据集 8.23 GB，增强数据集 15.56 GB），并手动标注 3493 个果实边界框，同时提供 Pascal VOC 和 YOLO 两种格式的标注文件。本数据集在 YOLO v8、RT-DETR 和 Mamba-YOLO 等模型上测试表现优异，可为智慧果园机器人的视觉智能系统研发提供基础数据支撑。

关键词：毛桃；果实成熟度；图像分类；目标检测

数据库（集）基本信息简介

数据库（集）名称	面向智慧果园机器视觉的不同成熟度毛桃果实图像数据集
数据通讯作者	陈万志（chenwanzhi@lntu.edu.cn）
数据作者	陈万志、姜衣彤、袁航、李壮、尹龙
数据时间范围	2024 年 5 月 27 日–6 月 21 日
地理区域	河南安阳（地理范围为北纬 36°1′8″，东经 114°45′56″）
图像分辨率	3024×4032 dpi
数据量	23.79 GB
数据格式	*.jpg, *.txt, *.xml
数据服务系统网址	https://doi.org/10.57760/sciencedb.23630
基金项目	中国农业科学院科技创新工程项目（CAAS-CSSAE-202401）；辽工程 GPU 资源支持项目（2026-01）。

www.sciengine.com/CSD
ISSN 2096-2223
CN 11-6035/N

文献 CSTR：
32001.14.11-6035.nasdc.2025.0061.zh

文献 DOI：
10.11922/11-6035.nasdc.2025.0061.zh
数据 DOI：
10.57760/sciencedb.23630

文献分类：农学

收稿日期：2025-04-15
录用日期：2025-05-20
发表日期：2026-02-06

* 论文通信作者
陈万志：chenwanzhi@lntu.edu.cn

数据库（集）组成	本数据集由原始图像和增强图像两部分数据组成，其中每个部分均包含 3 个文件夹：（1）Images 文件夹存放图像数据，以 jpg 格式保存；（2）annotationTXT 文件夹存放目标检测标注文件，以 txt 格式保存；（3）annotationXML 文件夹存放目标检测标注文件，以 xml 格式保存。上述各文件夹按照三类不同成熟度又分为 Immature、SemiMature 和 Mature 三个子文件夹。

引　言

桃子以其爽脆的口感和丰富的营养价值而深受人们的喜爱，中国是世界上最大的桃生产国，同时也拥有最大的桃子交易市场[1]。适时地对成熟的桃子进行采摘和运输可以最大程度保证桃子的食用口感和经济价值，但桃子属于呼吸跃变型果实，进入成熟期后果实变化迅速[2]，采后寿命短。因此，精准地对桃子的成熟度进行检测变得尤为重要。

传统的桃果实成熟度检测方法主要依赖于人工，由经验丰富的果农对桃子的颜色变化、触摸硬度与弹性、绒毛脱落程度和果实气味等进行判别，以此来确定桃子的成熟程度[3]，并决定采摘时机。但这样的检测方法不仅高度依赖个体果农的知识储备和经验判断，而且效率低下，检测结果的品质无法保证，并且很难适应大规模的果实检测需求[4]。

随着深度学习的快速发展，近年来，深度学习越来越多地应用于与水果成熟度[5]相关的农业领域，许多学者在苹果[6]、火龙果[7]、菠萝[8]、蓝莓[9]、草莓[10]、甜瓜[11]、葡萄[12]、枣[13]等的成熟度分级方面都证实了深度学习方法的可用性。王丰仪等整理了一组毛桃目标检测多模态图像数据集，包含白天、阴天、顺光、逆光、遮挡等典型自然条件下、关键果园作业阶段（疏果期、套袋期和采摘期）的毛桃基础图像数据，以及对应的深度图像和红外图像，可为多模态图像数据融合和基于深度学习的毛桃果实目标检测建模研究提供训练和测试样本[14]。但由于采用 Azure Kinect 深度相机拍摄，导致成本高、操作复杂、产地区域化更新困难等问题无法适用于区域智慧果园。此外，该数据集关注于毛桃目标检测，而不是毛桃果实成熟度。

随着智能手机、无人机、果园机器人[15]等高清智能终端设备的推广应用，迫切需要构建适于轻量化端系统应用领域深度学习模型的个性化区域智慧果园果实成熟度分类数据集，以满足依据全国性跨区域个性化需求实施水果采收物流一体化联动的社会效益最大化目标。因此，本研究基于我国毛桃主产区真实果园的检测环境，依据桃果实从幼果发育至成熟的过程中其表皮颜色变化展现出阶段性且明显特征的特点[16]，建立一个毛桃果实三种经典成熟度分类判别的图像数据集，达到平衡检测精度与轻量化的预期目标。所构建数据集适于利用深度学习对毛桃成熟度分级的任务，利用其训练的图像目标检测模型检测速度更快、精度更高、鲁棒性更强，综合性能更优，可依据实际需求部署于无人机、果园机器人等终端设备，为智慧果园依据全国跨区域个性化需求实施水果采收物流一体化联动的社会效益最大化目标奠定基础。在实际应用中，通过这些筛选后的图像样本，数据集能以更低成本反映毛桃的生长过程和典型区域性样本，为后续的轻量化深度学习模型算法能够通过便携式智能终端随时随地获取的高质量图像即可实现毛桃果品成熟度的识别和分类[17]提供数据支持。

1　数据采集和处理方法

1.1　数据采集方法

2024 年 5 月 27 日至 6 月 21 日，调查团队在河南省安阳市内黄县赵林村优质毛桃种植示范基地开展为期 26 天的系统性样本采集工作。采集设备为 Apple iPhone 14 Pro 智能相机，主摄像头为 4800 万像素，拍摄图像尺寸为 3024×4032，拍摄过程中没有使用闪光灯。在毛桃果实的生长过程中，为了全面记录其从成果期开始直至完全成熟的变化过程，调查人员收集了大量相关图像数据。这些图像涵盖毛桃生长的多个关键阶段，确保数据的丰富性和代表性。在拍摄过程中，调查人员采用多角度、多方位的方式，力求全面展现毛桃果实的外观特征及其随时间推移的变化。

具体而言，拍摄的对象包括单个果实和多个果实的组合，以观察不同生长状态下毛桃的形态特征。调查人员还在无遮挡和有遮挡的情况下分别拍摄毛桃，以研究叶片、枝条或其他自然因素对果实可见度[18]的影响。同时，考虑到天气因素，他们在晴天和阴天等不同光照条件下进行拍摄，以评估光线变化对毛桃图像质量的影响。调查人员选择不同的拍摄距离，包括近距离、中距离和远距离，以获取不同尺度下的果实图像，为后续的分析提供更全面的参考数据。这些丰富的拍摄条件确保数据的多样性，为毛桃果实生长研究奠定坚实的基础。

1.2 数据处理方法

对拍摄的图像进行整理，经过采集筛选后的数据集数量为 1245 张。图像整理后，使用 LabelImg 标签工具对每张图像中的目标进行标注，为使数据集的目标标签数量有更为精确的统计，采用格式为 Pascal VOC（.xml）的标签文件作为图像标注信息的存储文件。

毛桃成熟度划分标准由资深果农及农业专家建议给出，专家团队综合考虑毛桃果实在不同生长阶段的外观特征、果皮颜色变化及其对市场需求的适应性，毛桃果实已生长至足重（单果平均重量 150 克以上），由毛桃着色面积决定其标注分类。其标注方案为：

（1）毛桃果实表面全绿，未出现果顶或果肩部红晕，则标记为硬熟（immature）。

（2）毛桃果实的果顶开始出现由浅红或橙红色向下扩散，着色区多呈不规则块状或条状分布，常伴有红绿交错或红晕边缘模糊的现象，且红色着色面积占果实有效感受野的 30%–70%，标注为半熟（semimature）。

（3）毛桃果实大部分区域转为红色、橙红色或紫红色，呈现大部分红润状态，或由果顶向果底均匀扩展，部分果实可见完整的红色覆盖，且红色着色面积已达 70%以上，标记为完熟（mature）。

在标注过程中，由果树专家对采集的图像进行成熟度分级指导，并且进行标记示例，保证在后续标记过程中可以完整地将毛桃目标进行精准的标注，以进一步提高数据集的质量，便于在训练过程中深度学习模型可以更精准的捕捉目标位置和特征，减少对于其他信息的冗余学习。XML 文件中的关键信息如表 1 所示，数据集预处理过程如图 1 所示。

表 1　XML 文件核心内容

Table 1　Core content of the XML file

键名	释义
Filename	对应图片的名称
Path	对应图像的存放路径
Size	600×600
Object	存储目标检测标注信息。其中，name 字段表示目标的类别名称，本数据集以 immature、semimature、mature 分别表示硬熟、半熟、完熟；边界框横纵坐标最小值和最大值<x_{min}>，<x_{max}>，<y_{min}>，<y_{max}>。

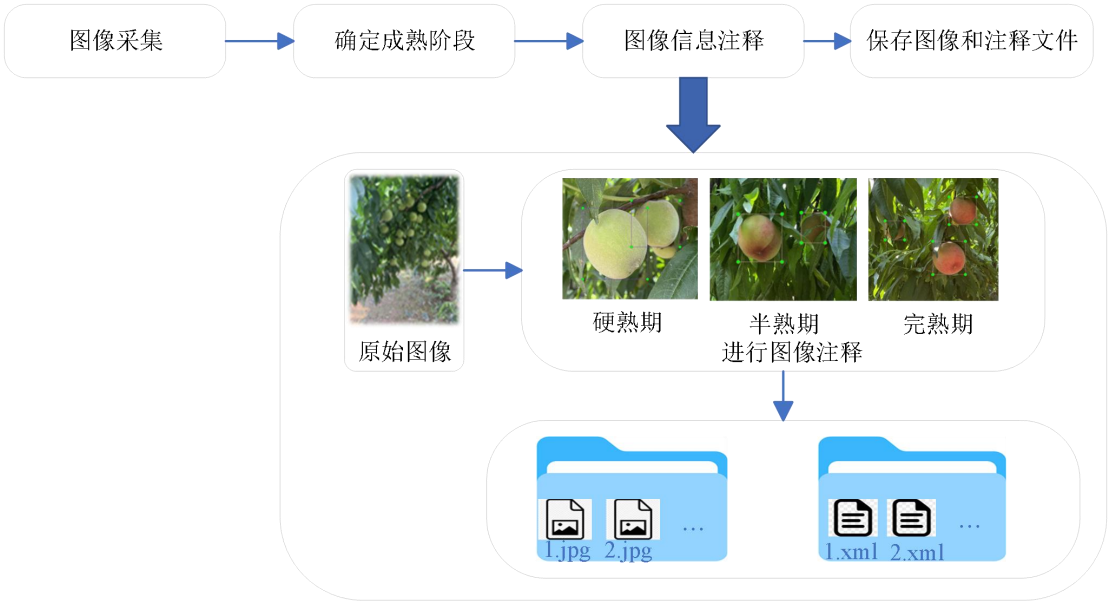


图 1　数据预处理过程

Figure 1　Data pre-processing process

1.3　数据增强处理

最初采集的图像虽然已包含毛桃在不同环境条件下的呈现情况，例如光照、天气等因素的影响，但现实中的果园环境较为复杂，仍然存在许多不可控因素可能影响果实的外在表现。例如，树木的枝叶遮挡、地形起伏、周围植被的干扰等，都会影响果实在图像中的可见度和清晰度。此外，考虑到未来在智能果园管理中，机器人在工作过程中可能因果园地面的不平整而导致拍摄角度变化较大，因此，需要进一步丰富数据集，以提高模型对复杂环境的适应能力。

为此，在原始数据集的基础上，对带有 Pascal VOC 格式标注文件的原始图像进行数据增强处理。数据增强的方法包括高斯噪声添加、随机亮度调整、图像旋转、水平翻转、高斯模糊处理以及随机饱和度变化等。为了确保数据增强的有效性，在整个处理过程中，至少对每张原始图像应用一种数据增强方法，以增加数据的多样性和鲁棒性。数据增强过程如图 2 所示。

经过上述增强处理，数据集的规模得到显著扩展，最终生成 10350 张新的增强图像，使得增强后数据集的总数达到 11595 张。在数据增强过程中，原始数据集中的标签文件信息也随着目标位置的变化自动更新，确保增强后的图像仍然保持精准的标注信息。此外，为了满足后续可行性实验模型的验证需求，增强后生成的新标注文件进一步被转换为 YOLO 格式，使其能够适配深度学习目标检测模型的训练和测试。通过一系列的数据增强预处理有效地提升数据集的多样性，使得模型在复杂果园环境下的泛化能力进一步加强。

2　数据样本描述

在数据管理过程中，为了确保毛桃图像数据的规范存储与高效管理，对数据集进行合理的组织与分类。所有采集到的毛桃果实图像均存放在 images 文件夹中，以便统一管理和调用。同时，使用 LabelImg 软件对这些图像进行标注，生成的标注文件（包含果实类别及其在图像中的坐标信息）被单独存放在 labels 文件夹中，以实现图像数据与标注信息的分离管理，提高数据存取和处理的效

率。为了进一步细化数据集，并针对毛桃果实不同成熟阶段的特征进行研究，整个数据集按照果实成熟程度划分为三个子文件夹，分别为硬熟期、半熟期和完熟期。在数据存储结构上，每个成熟阶段的子文件夹中，包含对应阶段的图像文件，以及与之相匹配的标注文件。所有标签文件和图像文件均一一对应，确保在模型训练和测试时能够正确读取相应的标注信息，从而保证数据的完整性和一致性。这种分类方式不仅有助于分析不同成熟阶段毛桃的特征，还能为后续深度学习模型的训练提供清晰的层次结构，使得数据处理更加高效和有序。



图 2　数据增强过程

Figure 2　Data augmentation process

本数据集的各成熟度图像的数据量和标签量如表 2 所示，图像数据样本如图 3 所示。



硬熟期　　半熟期　　全熟期

图 3　各成熟度样本示例

Figure 3　Examples samples at different ripeness levels

表 2　各成熟度数据量和标签量

Table 2　Data and label quantities at different ripeness levels

成熟度	数据量	标签量
硬熟期	408	1618
半熟期	399	707
完熟期	438	1168

在实际采摘作业中，机器人的机械臂端部传感器会因装置运动获得不同方位、不同距离的信息。随机选取部分图像数据样本，包含不同角度、不同方位、不同距离、不同遮挡程度、不同天气情况等复杂场景，如图 4 所示。



近距离



中距离



远距离



仰视



平视



侧视



晴天顺光



晴天逆光



阴天



无遮挡　　部分遮挡　　遮挡严重

图 4　不同成像条件下样本示例

Figure 4　Examples samples under different imaging conditions

3　数据质量控制和评估

为验证数据集的有效性，选用经典目标检测模型 YOLO v8[19]、RT-DETR[20]、Mamba-YOLO[21]模型进行质量评估，对增强后数据集按照 7：2：1 的比例随机分配为训练集、验证集、测试集。其中对于单个类，以平均精度（AP）作为主要评估指标。此外，还记录所有类别的平均 AP（mAP）。对于一个类别的 AP，使用 IoU 阈值 0.5，以 0.05 的间隔增加到 0.95，并报告每个阈值下 AP 的平均值，以及精确度、召回率为评价指标，各模型的训练结果分别如表 3、4、5 所示，三种模型评价指标横向对比如图 5 所示。

表 3　YOLO v8 训练结果

Table 3　YOLO v8 training results

成熟度	精确度/%	召回率/%	mAP/%	mAP50-95/%
硬熟	98.4	97.7	99.3	93.8
半熟	99.2	98.4	99.4	97.8
完熟	99.3	98.7	99.5	96.9

表 4　RT-DETR 训练结果

Table 4　RT-DETR training results

成熟度	精确度/%	召回率/%	mAP/%	mAP50-95/%
硬熟	97.7	96.1	99.2	92.6
半熟	98.9	97.8	99.3	97.3
完熟	98.6	98.6	99.4	96.3

表 5　Mamba-YOLO 训练结果

Table 5　Mamba-YOLO training results

成熟度	精确度/%	召回率/%	mAP/%	mAP50-95/%
硬熟	98.8	98.2	99.4	95.6
半熟	99.2	98.6	99.4	96.3
完熟	99.3	98.8	99.5	97.6

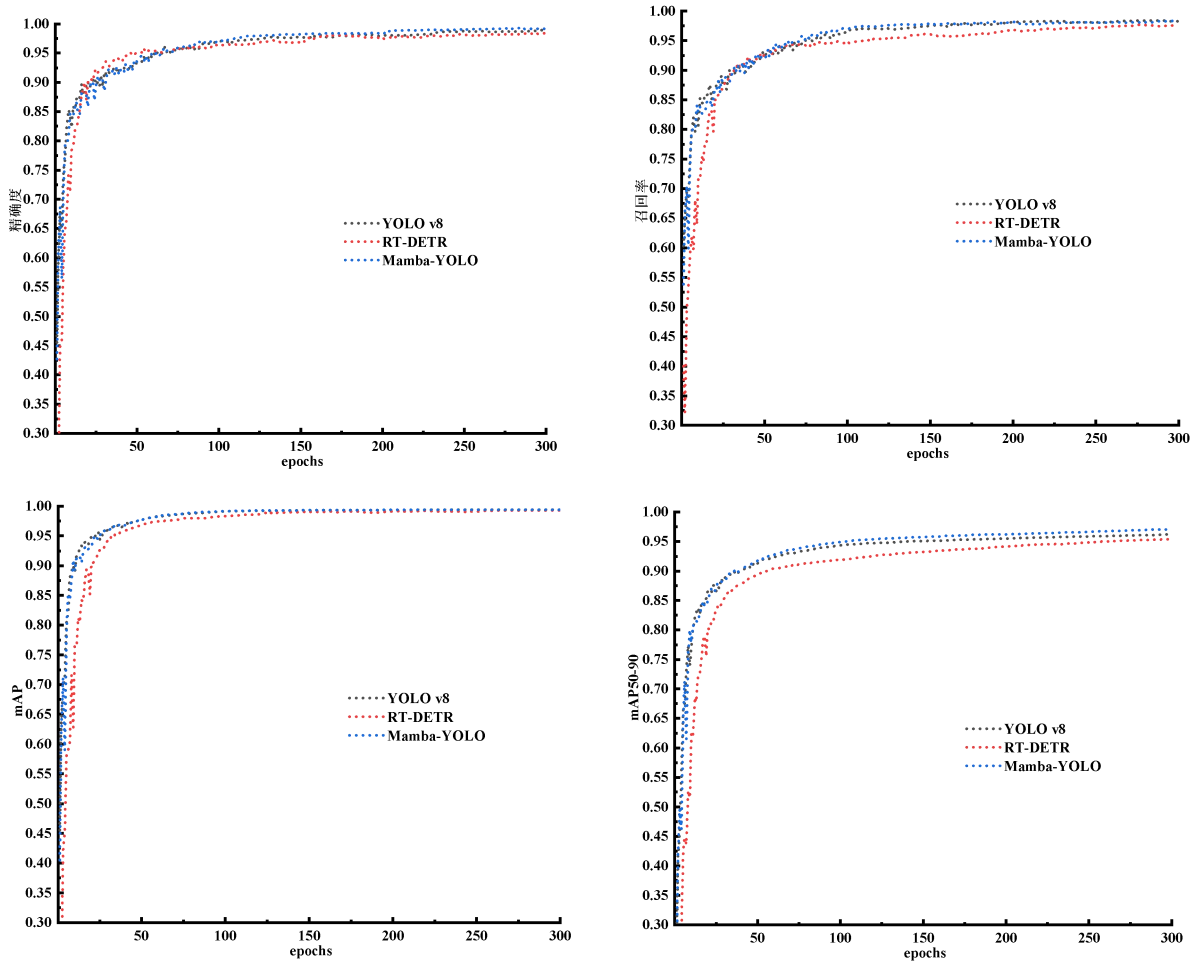


图 5　不同模型训练结果

Figure 5　Training results of different models

由图 5 可知，在经过 300 轮次的训练之后，数据集在以下三类模型上表现良好，在训练轮次达到 100 之后，各个指标趋于收敛。最终，Mamba-YOLO 的总体精确度达到 99.1%，mAP50-90 为 97.6%，均为三者中最高，Mamba-YOLO 和 YOLO v8 的总体召回率分别为 98.5%和 98.3%，均高于 RT-DETR 的 97.5%，三个模型的 mAP 值均超过 99%。实验结果表明，本数据集在深度学习模型中的准确值、召回率、mAP、mAP50-90 等主要评价指标均在 90%以上，展现出优异的性能，证明其在果实成熟度检测任务中的可靠性和有效性。

为了更直观地展示数据集在深度学习模型上的表现，选择具有代表性的图像进行训练，对于不同复杂条件下，数据集在各模型上均表现良好，其可视化检测结果如图 6 所示。

YOLO v8



RT-DETR



Mamba-YOLO



图 6　不同模型的可视化检测结果

Figure 6　Visual detection results of different models

实验结果表明，YOLO v8 适合实时部署，能在有限的算力下快速完成识别，适用于流水线、分拣等实时应用场景；RT-DETR 在精度上更有优势，有助于减少误检和漏检，特别是在多个毛桃相互遮挡或光照变化较大的情况下，其自注意力机制能有效捕捉全局信息，提高检测稳定性；而 Mamba-YOLO 作为新框架其计算更高效，能够使远距离或部分遮挡的毛桃更容易被检测。对于本数据集的目标检测任务中，选择合适的模型至关重要，以上模型各具优势，能够在不同层面上提升检测效果，使得训练更加高效和准确。

综上，本研究所构建的果园综合场景毛桃成熟度数据集在测试过程中表现出优良的性能。具体而言，本数据集不仅能够精准地标记目标果实的位置，并较为有效地解决不同遮挡条件下果实的标注难题；还能为毛桃果实的三种成熟度提供详尽的特征描述，从而增强模型的学习能力。考虑到实际果园环境中可能存在的多种变量，本数据集的设计通过不同的模型训练，实验结果充分体现其在复杂条件下的适用性，因此可作为真实果园场景下深度学习模型训练的理想资源。

此外，本研究所构建数据集的目标检测模型训练与验证性能定量分析各项指标（精确度、召回率、mAP）均优于文献[14]数据集（详见其表 4）。为了进一步验证实际应用效果，选取文献[14]数据集中 Peach_nobag/RGB/*.png+/Annotations-VOC/label/*.xml 与本研究数据集进行对比，均采用 YOLO v8 模型，并在上述评价指标基础上增加每秒帧数 FPS（Frames Per Second）、参数量 Params 和每秒浮点运算次数 FLOPs，测试结果如表 6 所示。由对比结果可知，两个数据集在相同模型下测试的 Params、FLOPs 相当，本数据集的精确度和召回率均明显高于文献[14]数据集主要原因在于本数据集中果实的成熟度类别划分清晰，样本分布均衡，减少了类别混淆的情况，而文献[14]数据集涉及多模态图像，初衷在于弥补采集设备硬件限制而导致漏检或误检；本数据集在 mAP 和 mAP50-90 这两项指标上表现优异，尤其是在中高 IoU 阈值下仍保持稳定，说明模型在本数据集上具有较强的

定位精度与边界框回归能力，而文献[14]数据集在高 IoU 阈值下则 mAP 下降较快，说明在复杂环境中模型难以准确回归目标边界，影响整体检测精度。且本数据集仅通过智能终端采集 RGB 图像即可实现果实成熟度检测预期效果，避免文献[14]数据集多模态图像的复杂采集流程，并可减少相应模型参数量、运算量。

表 6　YOLO v8 测试结果对比

Table 6　Comparative test results of YOLO v8

数据集	类别	精确度	召回率	mAP	mAP50-95	FPS	Params	GFLOPs
文献[14] Peach_nobag/RGB	NO	0.922	0.895	0.953	0.799	-	-	-
	OL	0.900	0.919	0.956	0.743	-	-	-
	OB	0.892	0.847	0.893	0.614	-	-	-
	OF	0.822	0.806	0.828	0.502	-	-	-
	ALL	0.884	0.867	0.908	0.665	791.13	2685148	6.8
本数据集	immature	0.984	0.977	0.993	0.938	-	-	-
	semimature	0.992	0.984	0.994	0.978	-	-	-
	mature	0.993	0.987	0.995	0.969	-	-	-
	ALL	0.990	0.983	0.994	0.962	732.17	2684953	6.8

4　数据价值

随着智能终端的普及，越来越多的研究人员依据不同果实在不同成熟时期的特征构建许多水果成熟度数据集并使用深度学习模型对其进行训练和推理，取得了优异的表现结果。但目前的研究仍缺乏一个适用于区域性果园环境便携式智能终端（如智慧果园机器人的视觉智能系统）随时随地、低成本、方便快捷地实现毛桃成熟度检测的轻量化深度学习模型公开数据集。本研究所构建的基于深度学习的综合性毛桃成熟度数据集包含毛桃硬熟期、半熟期和完熟期的图像，并且涵盖顺光与逆光的光照条件，单果和多果的果实生长情况以及不同典型距离下的毛桃生长图像。在丰富数据集的特征信息的同时，充分考虑平衡增强深度学习模型的鲁棒性与轻量化需求。

5　数据使用方法和建议

本数据集按照毛桃成熟度分为三个文件夹，研究人员可以根据需求灵活使用，上传 TXT 和 XML 两种标签格式，标签文件与图像信息一一对应且可与图像数据并行导入目标检测模型中。

致　谢

在此，衷心感谢河南省安阳市内黄县赵林村毛桃种植基地提供数据采集场地，以及专业人员在毛桃果实成熟方面的经验指导。同样特别感谢中国农业科学院果树研究所的专家学者在数据集构建及标签注释过程中提供的帮助。

作者分工职责

陈万志（1977—），男，辽宁省锦州市人，博士，研究方向是人工智能与智能信息处理。主要承担工作：总体规划、组织数据集构建、技术指导。

姜衣彤（2000—），女，辽宁省鞍山市人，硕士在读，研究方向是图像与视觉信息计算。主要承担工作：数据标注、论文撰写、数据可行性验证。

袁航（1998—），男，河南省安阳市人，硕士在读，研究方向是图像与视觉信息计算。主要承担工作：数据拍摄、数据可行性验证。

李壮（1975—），男，吉林省吉林市人，研究员，硕士生导师，研究方向是果树矿物营养需求特征研究与高效施肥技术研发。主要承担工作：果树成熟度分级指导、数据标注。

尹龙（1989—），男，辽宁省葫芦岛市人，硕士在读，研究方向是图像与视觉信息计算。主要承担工作：数据标注与筛选。

参考文献

[1] 徐磊, 陈超. 中国桃产业经济分析与发展趋势[J]. 果树学报, 2023, 40(1): 133–143. DOI:10.13925/j.cnki.gsxb.20220250. [XU L, CHEN C. Economic situation and development countermeasures of Chinese peach industry[J]. Journal of Fruit Science, 2023, 40(1): 133–143. DOI:10.13925/j.cnki.gsxb.20220250.]

[2] MINAS I S, TANOU G, MOLASSIOTIS A. Environmental and orchard bases of peach fruit quality[J]. Scientia Horticulturae, 2018, 235: 307–322. DOI:10.1016/j.scienta.2018.01.028.

[3] LJUBOBRATOVIĆ D, VUKOVIĆ M, BRKIĆ BAKARIĆ M, et al. Assessment of various machine learning models for peach maturity prediction using non-destructive sensor data[J]. Sensors, 2022, 22(15): 5791. DOI:10.3390/s22155791.

[4] 熊俊涛, 韩咏林, 王潇, 等. 基于YOLO v5-Lite的自然环境木瓜成熟度检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 243–252. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.06.025. [XIONG J T, HAN Y L, WANG X, et al. Method of maturity detection for Papaya fruits in natural environment based on YOLO v5-lite[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 243–252. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.06.025.]

[5] RAMOS R P, GOMES J S, PRATES R M, et al. Non-invasive setup for grape maturation classification using deep learning[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2021, 101(5): 2042–2051. DOI:10.1002/jsfa.10824.

[6] 王勇, 陶兆胜, 石鑫宇, 等. 基于改进YOLOv5s的不同成熟度苹果目标检测方法[J]. 南京农业大学学报, 2024, 47(3): 602–611. DOI:10.7685/jnau.202305027. [WANG Y, TAO Z S, SHI X Y, et al. Apple target detection method with different ripeness based on improved YOLOv5s[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2024, 47(3): 602–611. DOI:10.7685/jnau.202305027.]

[7] 马瑞峻, 何浣冬, 陈瑜, 等. 基于改进YOLOv5的火龙果成熟度识别方法[J]. 沈阳农业大学学报, 2023, 54(2): 196–206. DOI:10.3969/j.issn.1000-1700.2023.02.008. [MA R J, HE H D, CHEN Y, et al. Recognition method for maturity of pitaya based on improved YOLOv5[J]. Journal of Shenyang

Agricultural University, 2023, 54(2): 196–206. DOI:10.3969/j.issn.1000-1700.2023.02.008.]

[8] 周涛, 王骥, 麦仁贵. 基于改进YOLOv8的实时菠萝成熟度目标检测方法[J]. 华中农业大学学报, 2024, 43(5): 10–20. DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2024.05.002. [ZHOU T, WANG J, MAI R G. Real-time object detection method of pineapple ripeness based on improved YOLOv8[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2024, 43(5): 10–20. DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2024.05.002.]

[9] XIAO F, WANG H B, XU Y Q, et al. A lightweight detection method for blueberry fruit maturity based on an improved YOLOv5 algorithm[J]. Agriculture, 2023, 14(1): 36. DOI:10.3390/agriculture14010036.

[10] YANG S Z, WANG W, GAO S, et al. Strawberry ripeness detection based on YOLOv8 algorithm fused with LW-Swin Transformer[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108360. DOI:10.1016/j.compag.2023.108360.

[11] XU D F, REN R, ZHAO H M, et al. Intelligent detection of muskmelon ripeness in greenhouse environment based on YOLO-RFEW[J]. Agronomy, 2024, 14(6): 1091. DOI: 10.3390/agronomy 14061091.

[12] BADEKA E, KARAPATZAK E, KARAMPATEA A, et al. A deep learning approach for precision viticulture, assessing grape maturity via YOLOv7[J]. Sensors, 2023, 23(19): 8126. DOI: 10.3390/s23198126.

[13] MAHMOOD A, SINGH S K, TIWARI A K. Pre-trained deep learning-based classification of jujube fruits according to their maturity level[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(16): 13925–13935. DOI: 10.1007/s00521-022-07213-5.

[14] 王丰仪, 饶元, 罗庆, 等. 毛桃多模态图像目标检测数据集[J/OL]. 中国科学数据, 2022, 7(4): 361–373. DOI:10.11922/11-6035.csd.2022.0055.zh. [WANG F Y, RAO Y, LUO Q, et al. A dataset of multi-modal peach images for object detection[J/OL]. China Scientific Data, 2022, 7(4): 361–373. DOI:10.11922/11-6035.csd.2022.0055.zh.]

[15] 刘继展. 温室采摘机器人技术研究进展分析[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 1–18. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.001. [LIU J Z. Research progress analysis of robotic harvesting technologies in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 1–18. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.001.]

[16] GONÇALVES R G, COUTO J, ALMEIDA D P F. On-tree maturity control of peach cultivars: Comparison between destructive and nondestructive harvest indices[J]. Scientia Horticulturae, 2016, 209: 293–299. DOI:10.1016/j.scienta.2016.06.040.

[17] LV S P, OUYANG B, DENG Z H, et al. A dataset for deep learning based detection of printed circuit board surface defect[J]. Scientific Data, 2024, 11(1): 811. DOI: 10.1038/s41597-024-03656-8.

[18] 陈青, 殷程凯, 郭自良, 等. 苹果采摘机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业工程学报, 2023, 39(4): 1–15. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.202209041. [CHEN Q, YIN C K, GUO Z L, et al. Current status and future development of the key technologies for apple picking robots[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(4): 1–15. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.202209041.]

[19] VARGHESE R, M S. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]. 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing

Systems (ADICS). Chennai, India. IEEE, 2024: 1–6. DOI:10.1109/ADICS58448.2024.10533619.

[20] 董适, 赵国瑞, 苟豪, 等. 基于改进RT-Detr的黄瓜果实选择性采摘识别方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(1): 212–220. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.202408102. [DONG S, ZHAO G R, GOU H, et al. Identifying cucumber fruits during selective picking using improved RT-Detr[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(1): 212–220. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.202408102.]

[21] GUO H, LI J M, DAI T, et al. MambaIR: a simple baseline forImage restoration withState-space model[C]. Computer Vision – ECCV 2024. Cham: Springer, 2025: 222–241. DOI:10.1007/978-3-031-72649-1_13.

论文引用格式

陈万志, 姜衣彤, 袁航, 等. 面向智慧果园机器视觉的不同成熟度毛桃果实图像数据集[J/OL]. 中国科学数据, 2026, 11(1). (2026-02-06). DOI: 10.11922/11-6035.nasdc.2025.0061.zh.

数据引用格式

陈万志, 姜衣彤, 袁航, 等. 面向智慧果园机器视觉的不同成熟度毛桃果实图像数据集[DS/OL]. V3. Science Data Bank, 2025. (2025-05-19). DOI:10.57760/sciencedb.23630.

A dataset of hairy peach fruit images at different ripeness levels for machine vision in smart orchards

CHEN Wanzhi[1*], JIANG Yitong[1], YUAN Hang[1], LI Zhuang[2], YIN Long[1,2]

1. School of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, P.R. China
2. Institute of Pomology, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Huludao 125105, P.R. China

*Email: CHEN Wanzhi (chenwanzhi@lntu.edu.cn)

Abstract: With the development of smart agriculture, precise fruit detection and ripeness classification have become one of the key technologies in intelligent orchard management. In this paper, a dataset of high-quality ripeness classification images for hairy peach to enhance the application effectiveness of object detection models for machine vision in smart orchards. The dataset is based on real orchard scenes in China, using smartphones to capture images of hairy peach fruits at different ripeness levels, covering three categories: immature, semi-mature, and mature. To ensure data diversity, various factors such as different shooting distances, lighting conditions, and fruit growth states were considered during the collection process. After excluding images that are too dark, blurry, defocused, heavily occluded, and highly repetitive, high-quality and representative samples are manually selected according to fruit clarity, composition integrity, and balanced ripeness. A total of 1,245 high-resolution images (original dataset 8.23 GB, augmented dataset 15.56 GB) were obtained, and 3,493 fruit bounding boxes were manually annotated. The dataset provides annotation files in both Pascal VOC and YOLO formats. This dataset performs well with

YOLO v8, RT-DETR, and Mamba-YOLO, and provides fundamental data support for the development of visual intelligent system for robots in smart orchard.

Keywords: hairy peach; fruits ripeness; image classification; object detection

Dataset Profile

Title	A dataset of hairy peach fruit images at different ripeness levels for machine vision in smart orchards
Data corresponding author	CHEN Wanzhi (chenwanzhi@lntu.edu.cn)
Data authors	CHEN Wanzhi, JIANG Yitong, YUAN Hang, LI Zhuang, YIN Long
Time range	May 27–June 21, 2024
Geographical scope	Anyang City, Henan Province (36°1′8"N, 114°45′56"E)
Image resolution	3,024×4,032 dpi
Data volume	23.79 GB
Data format	*.jpg, *.txt, *.xml
Data service system	https://doi.org/10.57760/sciencedb.23630
Sources of funding	Science and Technology Innovation Project of Chinese Academy of Agricultural Sciences (CAAS-CSSAE-202401); GPU Resource Support Project of Liaoning Technical University (2026-01).
Dataset composition	This dataset consists of two data parts, the original image and augmented image; each type of data contains three folders: (1) The Images folder stores the hairy peach images in JPG format. (2) The annotationTXT folder stores the object detection annotation files in TXT format. (3) The annotationXML folder stores the object detection annotation files in XML format. Each of these folders is further divided into three subfolders at different ripeness: immature, semi-mature and mature.