



文献 CSTR:

32001.14. 11-6035.csd.2022.0055.zh

文献 DOI:

10.11922/11-6035.csd.2022.0055.zh

数据 DOI:

10.57760/sciencedb.j00001.00470

文献分类: 生物学

收稿日期: 2022-07-02

开放同评: 2022-07-13

录用日期: 2022-10-21

发表日期: 2022-12-02

毛桃多模态图像目标检测数据集

王丰仪^{1,2,3}, 饶元^{1,2,3*}, 罗庆^{1,2,3}, 张通^{1,2,3}, 万天与^{1,2,3}, 张敬尧⁴,

时玉龙^{1,2,3}

1. 安徽农业大学, 信息与计算机学院, 合肥 230036
2. 农业农村部农业传感器重点实验室, 合肥 230036
3. 智慧农业技术与装备安徽省重点实验室, 合肥 230036
4. 合肥工业大学, 计算机与信息学院, 合肥 230601

摘要: 果实目标全生长期的可靠精准检测一直是实现果园精准智能高效生产管理亟待突破的难点和重要瓶颈。针对当前毛桃果实目标识别领域数据多样性不足、实际生产场景样本匮乏的情况, 本数据集面向毛桃疏果、套袋、采摘等关键果园作业阶段的果实目标检测应用, 通过实地拍摄和数据处理, 构建了毛桃多模态目标检测数据集, 涵盖疏果期、套袋期和采摘期高质量毛桃多模态图像的采集、分类、标注、存储与使用等多方面的内容。其中, 毛桃多模态图像数据集获取场景涵盖了多种天气、复杂光照和多类遮挡情况, 数据类型包括可见光、深度和红外多模态图像数据, 共计 8.27 GB。本数据集将为多模态图像数据融合和目标检测等研究方向提供宝贵的基础图像数据资源, 同时可作为大数据环境下+深度学习建模的标准图库, 对促进果实目标检测领域研究具有重要的实际应用价值。

关键词: 自然环境; 毛桃; 多模态; 果园作业; 目标检测

数据库(集)基本信息简介

数据集名称	毛桃多模态图像目标检测数据集
数据通信作者	饶元 (raoyuan@ahau.edu.cn)
数据作者	王丰仪、饶元、罗庆、张通、万天与、张敬尧、时玉龙
数据时间范围	2021.5~2021.8
地理区域	安徽合肥
数据量	8.27 GB
数据格式	*.png, *.txt, *.xml
数据服务系统网址	http://doi.org/10.57760/sciencedb.j00001.00470
基金项目	安徽省重点研究和开发计划面上攻关项目 (201904a06020056, 202104a06020012, 202204c06020022); 农业农村部农业国际合作项目 (125A0607)。
数据集组成	本数据集由三部分数据组成, 幼小毛桃(疏果期)多模态图像、套袋毛桃(采摘期)多模态图像、成熟毛桃(采摘期)多模态图像, 其中每部分数据由5个文件夹构成: (1) RGB 文件夹存放桃子的可见光图像, 以PNG格式保存, 共3627张;

* 论文通信作者

饶元: raoyuan@ahau.edu.cn

数据集组成

- (2) Depth 文件夹是对应可见光图像的深度图像，以PNG格式保存，共3627张；
- (3) Infrared 文件夹是对应可见光图像的红外图像，以PNG格式保存，共3627张；
- (4) Annotations-VOC 文件夹是对应可见光图像的VOC格式标注文件，包含图像大小和图像中桃子的位置信息；
- (5) Annotations-COCO 文件夹是对应可见光图像的COCO格式标注文件，包含图像中桃子的位置信息。

引言

果树是我国重要的经济作物，随着生活水平的不断提高，人们对优质果品的需求日益增加，果树种植在农业生产中占据重要地位^[1]。果园生产作业中，疏果、套袋、采收等约占整个果实生长期作业量的 50%以上。目前这些工作仍主要依靠人力来完成，劳动强度大、工作效率低。农村劳动力的季节性紧缺以及人力成本不断上升，使得现有依赖人工作业的传统生产方式难以满足产业的可持续发展需求。充分利用智能作业机器人进行果蔬的精准智能高效生产，始终是国内外智能农机装备研究领域的愿景目标。智能视觉系统是机器人的核心组件，实现果实目标全生长期的可靠精准检测一直是智能视觉系统研究亟待突破的难点和重要瓶颈^[2-3]。

近年来，深度卷积神经网络模型、注意力机制等方法的提出和应用，使果实检测模型得以通过多层次自主特征学习获得强大的表征能力，显著提高了在体果实检测的效果^[4-7]。果实的目标检测任务已得到广泛研究，主要依赖可见光 RGB 图像的颜色、纹理等差异通过图像预处理或者深度学习模型进行特征提取。然而，实际的果实生长环境呈现出复杂性和非结构化特点，受天气、自然光线、果实密集分布与遮挡等影响，不同果园关键作业阶段的果实检测任务对数据集特征和场景多样性的需求和对标注质量的依赖较高^[8-9]。因此，在非结构化生产环境中使用传统的图像采集设备和果实目标检测方法容易受到多种因素影响，距实际场景的应用需求尚有较大差距^[10-11]。近年研究表明深度、红外等不同模态视觉数据的引入有利于获取场景与目标的空间关系或特征差异，有效提高目标检测效果^[12]。

毛桃的生长阶段包括幼小毛桃、套袋毛桃和成熟毛桃，不同生长阶段的毛桃果实大小、颜色、形态差异明显，增加了果园机械化管理中果实目标检测难度。现有的桃子检测数据集大多仅集中于单一生长阶段的可见光图像，缺少多生长阶段、多模态的果实图像数据^[13-15]。鉴于此，本数据集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。

1 数据采集和处理方法

1.1 数据采集方法

本数据集采集时间为 2021 年 5–8 月份，其中幼小毛桃多模态图像采集时间为 2021 年 5 月，套袋毛桃多模态图像采集时间为 2021 年 7 月上旬，成熟毛桃多模态图像采集时间为 2021 年 8 月上旬。自然环境下的毛桃图像来源于安徽省合肥市大圩生态区，使用 Azure Kinect 深度相机拍摄所得，图像分辨率大小均为 1280×720，图像获取设备与采集环境如图 1 所示。数据采集使用的 Azure Kinect

深度相机基本性能参数如表 1 所示。

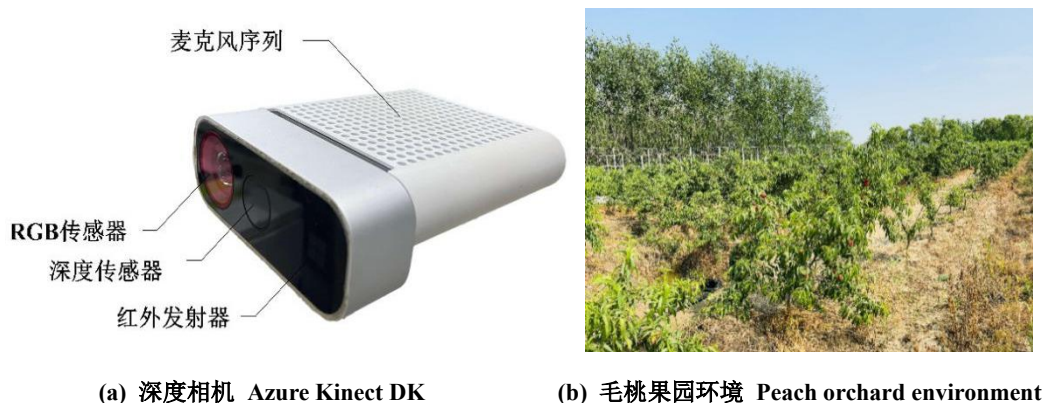


图 1 数据获取试验设备及采集环境

Figure 1 The equipment and environment of data acquisition

表 1 Azure Kinect 深度相机基本性能参数

Table 1 Basic performance parameters of Azure Kinect DK

指标项	性能参数
每秒帧数	30FPS
RGB 相机分辨率	RES_720P
深度模式	NFOV_2X2BINNED
惯性测量单元	LSM6DSMU/1.6kHz
感兴趣视场角	90°×59°/75°×65°

数据采集的对象为疏果期和采摘期的毛桃果实。采集过程中充分考虑实际果园的复杂场景，在白天自然光和夜晚人工光源条件下，使用摄像头在果树单边固定位置，从树冠外围、上部、下部距离果实 50 cm 左右的距离进行拍摄。共采集了晴天和阴天、白天和夜晚、顺光和逆光、是否套袋、运动模糊等情况下的果实图像，拍摄角度尽量垂直于果实表面所在平面，并尽量保证果实表面受光均匀，保证了图像质量。

1.2 数据处理与标注

数据处理与标注是将采集到的含有深度和红外的原始视频进行分别提取并与 RGB 图像对齐，删除无效及污染数据，并为视觉任务的研究对象打上标签的过程。

1.2.1 数据预处理

采集毛桃图像的原始数据为视频格式，在数据预处理阶段首先从视频提取可见光图像、深度图像和红外图像，其中深度和红外图像的位深度为 16 bit。使用 Pyk4a 工具将深度图像和红外图像与可见光图像对齐（大小为 1280×720），并对应编号后以 PNG 格式保存。最后，为显示深度图像和红外图像，将 16 bit 位深度的深度图像和红外图像转化为 8 bit。

1.2.2 数据标注

本研究基于本数据集中毛桃果实的形状和颜色特点，采用方框标注的方式对图像中目标进行标

注，使用 LabelImg 工具通过矩形标记图像中毛桃的位置和大小，每张图像对应 PASCAL VOC 格式和 MS COCO 格式两种格式的标注文件。

具体标注实践采用人工标注和半自动标注人工确认的方式完成。首先使用 LabelImg 标注 500 张图像，然后将图像和标注文件输入 YOLOv5s 模型进行训练得到检测模型，将数据集图像输入训练好的 YOLOv5s 进行检测，将检测结果生成标注文件并保存，最后根据果实大小和坐标人工校正标注框。

2 数据样本描述

本数据集的文件组织形式如表 2 所示，共包括幼小毛桃（疏果期）、套袋毛桃（采摘期）、成熟毛桃（采摘期）三部分毛桃多模态图像数据，各部分数据主要包括图像数据和标注数据两类，其中图像数据包括 RGB 图像、深度图像和红外图像，标注数据包括 VOC 格式标注、COCO 格式标注。下面分别对这两类数据的典型样本进行描述和分析。

表 2 数据集文件组织形式

Table 2 Organization form of dataset files

文件夹	子文件夹		文件内容/说明
Peach_young	RGB/*.png		幼小毛桃图像目录
	Depth/*.png		幼小毛桃深度图像目录
	Infrared/*.png		幼小毛桃红外图像目录
	Annotations-VOC	VOC-1label/*.xml	PASCAL VOC 格式标注文件
		VOC-4label/*.xml	
	Annotations-COCO	COCO-1label/*.txt	MS COCO 格式标注文件
		COCO-4label/*.txt	
Peach_bag	RGB/*.png		套袋毛桃图像目录
	Depth/*.png		套袋毛桃深度图像目录
	Infrared/*.png		套袋毛桃红外图像目录
	Annotations-VOC	VOC-1label/*.xml	PASCAL VOC 格式标注文件
		VOC-4label/*.xml	
	Annotations-COCO	COCO-1label/*.txt	MS COCO 格式标注文件
		COCO-4label/*.txt	
Peach_nobag	RGB/*.png		成熟毛桃图像目录
	Depth/*.png		成熟毛桃深度图像目录
	Infrared/*.png		成熟毛桃红外图像目录
	Annotations-VOC	VOC-1label/*.xml	PASCAL VOC 格式标注文件
		VOC-4label/*.xml	
	Annotations-COCO	COCO-1label/*.txt	MS COCO 格式标注文件
		COCO-4label/*.txt	

2.1 图像数据样本

数据集中的每阶段毛桃数据都含有 RGB、深度、红外三种模态的图像数据，分辨率为 1280×720 像素，8 位深，每张 RGB 图像大小为 1.93 MB，深度图像大小为 229 KB，红外图像大小为 365 KB。每阶段数据内的多模态图像文件名按序对应从 1.png 开始依次递增至 N.png 编号，其中 N 为阶段内单模态图像的总数量。

数据集中包含不同光照、天气等典型自然条件下拍摄的毛桃图像，以保证图像数据集的多样性。其中光照条件包括顺光、逆光、夜晚人工光源；天气包括晴天、阴天和其他天气情况，不同场景下毛桃图像数据分布情况如表 3 所示。不同光照和天气情况组成复杂多变的毛桃园环境，图 2–图 4 显示了分别从幼小毛桃、套袋毛桃、成熟毛桃三个阶段图像中各抽取 4 张不同光照、天气与遮挡条件下的多模态图像样本示例：包括幼小毛桃阶段的晴天逆光、阴天逆光、夜晚运动模糊、夜晚人工光源条件；套袋毛桃阶段的晴天顺光、阴天逆光、晴天运动模糊、夜晚弱光条件；成熟毛桃阶段的晴天顺光、晴天逆光、晴天运动模糊、阴天顺光条件。

表 3 复杂果园场景下毛桃图像数据分布情况

Table 3 Distribution of peach image data in the complex orchard scene

关键作业期	不同光照			不同天气		
	顺光	逆光	夜晚人工光源	晴天	阴天	其他
幼小毛桃（疏果期）	397	234	369	528	253	219
套袋毛桃（采摘期）	846	728	476	739	891	410
成熟毛桃（采摘期）	218	173	186	201	187	189

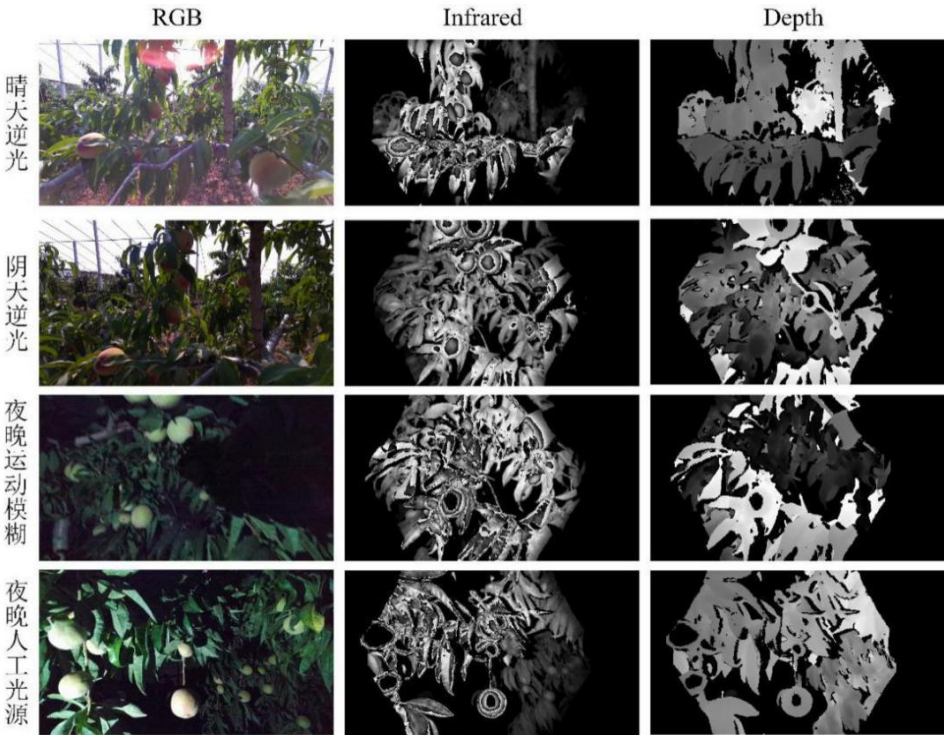


图 2 幼小毛桃（疏果期）图像示例

Figure 2 Images of young peaches (sparse fruit stage)

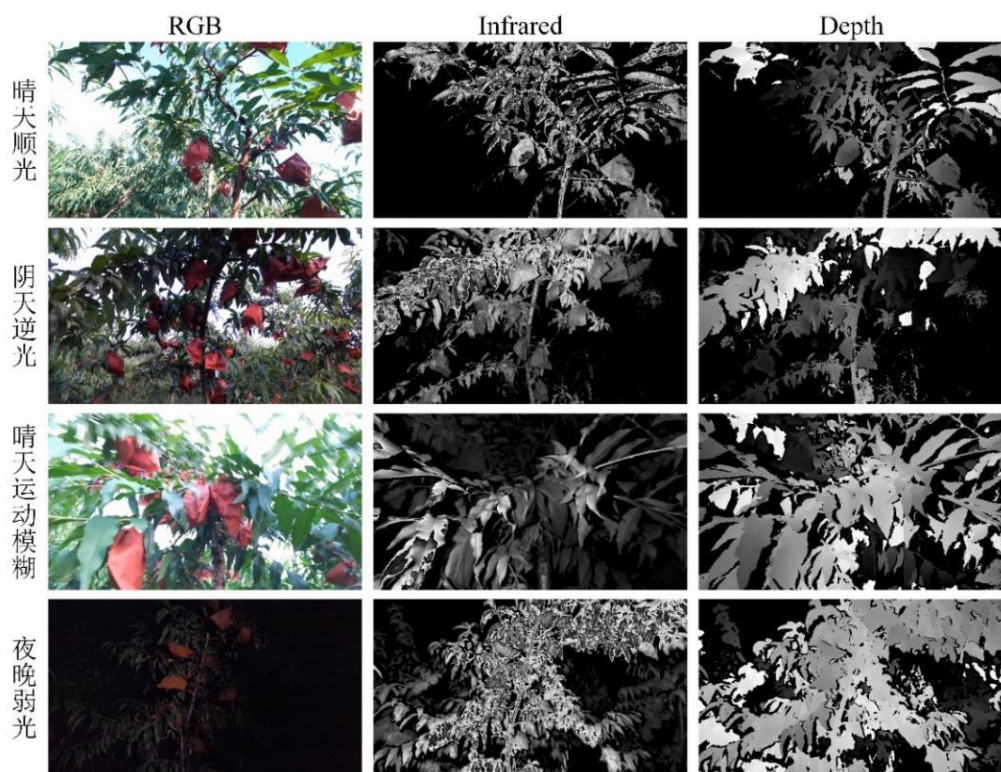


图3 套袋毛桃（采摘期）图像示例

Figure 3 Images of bagged peaches (picking stage)

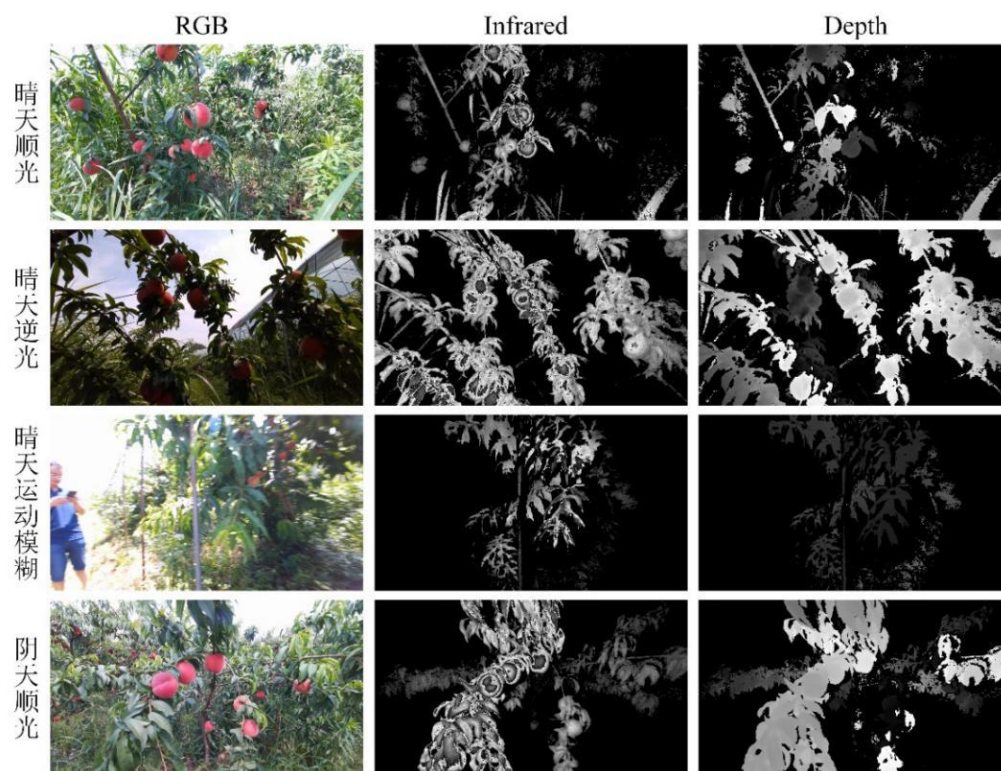


图4 成熟毛桃（采摘期）图像示例

Figure 4 Images of ripe peaches (picking stage)

2.2 标注数据样本

标注时使用矩形框对毛桃果实进行标注。为满足面向自然环境下关键果园作业阶段各农事操作应用的毛桃检测算法研究需求,标注方法分为单类标注和多类标注,其中单类标注即标注图像中的毛桃目标的大小和位置,多类目标则在标注毛桃大小和位置的同时将图像中毛桃果实的遮挡情况进行分类,共分为无遮挡、叶子遮挡、枝干遮挡和果实遮挡 4 类。机械化采摘中果实遮挡易造成机械臂对果实的损害,而枝干遮挡则会对机械臂造成损害,机械化采摘需在单一视角下优先采摘无遮挡果实和正常采摘叶子遮挡果实,不采摘互相遮挡的果实以及被枝干遮挡的果实。因此在标注不同遮挡情况时,优先标注被枝干遮挡和被果实遮挡的果实,排除这两类后再标注被叶片遮挡和无遮挡的目标。每种标注方法都生成 PASCAL VOC 格式标注文件和 MS COCO 格式两种格式的标注文件,其中 PASCAL VOC 格式的标注结果以.xml 格式保存,MS COCO 格式的标注结果以.txt 格式保存。

3 数据质量控制和评估

本数据集中的毛桃图像数据使用 Azure Kinect 深度相机在自然环境下实地拍摄所得,未经加工处理,并在后期对图像进行人工筛选,剔除不符合要求的文件,保证本数据集中毛桃图像数据的质量和可靠性。在图像中的目标位置信息均为人工标注或半自动标注下人工确认的结果。

YOLOv5s 是目标检测领域的经典模型,因其出色的多尺度特征融合能力被广泛应用于果实检测研究中^[16-17]。因此,使用 YOLOv5s 对本数据集进行验证,将无遮挡标注为 NO、叶片遮挡标注为 OL、枝干遮挡标注为 OB、果实遮挡标注为 OF。使用识别精度 (P_{NO} 、 P_{OL} 、 P_{OB} 、 P_{OF}) 评估模型对不同遮挡情况的识别情况,采用调和均值 F1 值 (F1-score)、召回率 (Recall)、准确率 (Precision) 对训练后的检测模型进行定性分析,其中 F1、Recall、Precision 的计算如公式 (1) – (3) 所示。

$$F1 = \frac{2Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

式中 TP 为真实的正样本数量,FP 为虚假的正样本数量,FN 为虚假的负样本数量。平均精度 (Average Precision, AP) 计算公式如式 (4) 所示。式中 r 为积分变量,是对召回率与精确度乘积的积分。AP 为 PR(Precision-Recall) 曲线与坐标轴围成的面积,取值在 0~1 之间。 mAP_{50} 为重叠度 (Intersection over Union, IOU)=0.5 时不同查全率下的 AP 平均值。

$$AP = \int_0^1 Precision \times Recall \, dr \quad (4)$$

数据集训练的模型检测量化与可视化效果如表 4 和图 5 所示。在毛桃数据集训练后的模型在幼小毛桃 (疏果期)、套袋毛桃 (采摘期)、成熟毛桃 (采摘期) 图像的 mAP 分别为 0.9685、0.9545、0.9346,说明毛桃数据集训练出的模型表现理想,其中成熟毛桃的特征最突出,因此检测精度最高,而套袋毛桃因为特征不够突出检测精度略低。本数据集训练出的检测模型在各毛桃园关键作业期

的检测精度和遮挡情况分类置信度上都表现出优异的检测性能，可以准确高效地检测各生长阶段的毛桃果实目标。引入多模态图像数据参与训练后，模型的检测精度提升了 1.9%~3.1%，满足自然环境下关键果园作业阶段毛桃目标检测算法研究需求。

表 4 数据集的目标检测模型训练与验证性能定量分析

Table 4 Quantitative analysis of the training and validation performance for object detection models in the dataset

关键作业期	Recall	Precision	mAP _{0.5}
幼小毛桃（疏果期）	0.9296	0.9379	0.9685
套袋毛桃（采摘期）	0.9159	0.9343	0.9545
成熟毛桃（采摘期）	0.9356	0.9364	0.9746

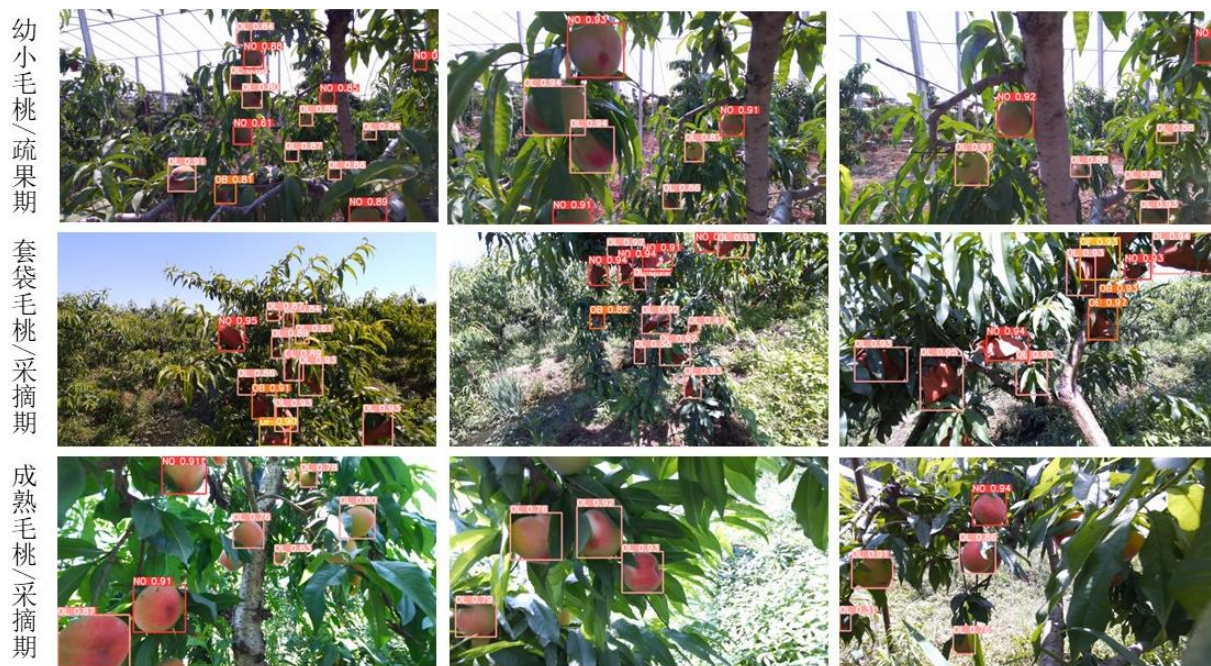


图 5 毛桃检测可视化结果

Figure 5 Visualization results of peach detection

4 数据价值

本数据集针对复杂自然环境下关键果园作业阶段毛桃目标检测问题，收集和整理了幼小毛桃、套袋毛桃、成熟毛桃在白天、阴天、顺光、逆光、遮挡等多种典型自然条件下的高质量毛桃多模态图像数据，包括 RGB 图像、深度图像和红外图像。多模态数据的引入为果实目标检测提供了更多的特征信息，为开展基于多模态图像的毛桃果实目标检测研究提供了基础图像数据资源。这些数据的使用有助于推动当前自然条件下果实目标检测下述重难点问题的研究：

（1）果实在不同生长阶段大小不一、颜色存在差异、形态多变，收集多种生长阶段的毛桃图像进行模型训练有利于提高果实检测模型的泛化能力。

（2）基于 RGB 图像的果实检测方法可学习特征有限，且易受光照影响，引入深度、红外等多模态图像有利于提高检测模型的抗干扰能力。

(3) 果实生长环境呈现出复杂性和非结构化特点,典型的复杂自然条件下毛桃图像的数据集的应用有利于提高果实检测模型的环境适应能力。

果实密集分布和遮挡情况复杂,果实之间以及被枝干遮挡都会造成果园作业中果实或执行末端损坏引起的经济损失。为满足面向自然环境关键果园作业阶段毛桃目标检测算法研究需求,数据集对图像中的毛桃目标进行位置坐标的标注,并根据目标遮挡情况分为:无遮挡、叶子遮挡、枝干遮挡和果实遮挡。本数据集为业内相关研究提供丰富的训练和测试集数据,有助于推动相关果实目标检测研究进程,提升目标检测算法研究水平,对于促进理论研究成果工程化应用也具有重要意义。

5 数据使用方法和建议

本数据集保存的图像文件,可以通过 Python 图形库(Python Imaging Library, PIL)与开源计算机视觉(OpenSource Computer Vision, OpenCV)中的相关模块或包进行读取,再输入深度学习模型中。

致 谢

感谢安徽省合肥市大圩生态区相关农场提供拍摄基地。

数据作者分工职责

王丰仪(1998—),女,安徽省宿州市人,学士,研究方向是机器视觉。主要承担工作:图像数据集结构设计、标注。

饶元(1982—),男,安徽省合肥市人,博士,教授,研究方向是计算机应用技术。主要承担工作:提出数据采集与处理方法。

罗庆(1997—),男,安徽省六安市人,学士,研究方向是人工智能。主要承担工作:图像数据的标注。

张通(1998—),男,安徽省宿州市人,学士,研究方向是人工智能。主要承担工作:图像拍摄与校对。

万天与(1999—),男,江西省南昌市人,学士,研究方向是机器视觉。主要承担工作:图像拍摄与校对。

张敬尧(1999—),男,安徽省合肥市人,学士,研究方向是计算机应用技术。主要承担工作:图像拍摄与校对。

时玉龙(1997—),男,山东省滨州市人,学士,研究方向是农业信息化技术。主要承担工作:图像拍摄与校对。

参考文献

- [1] 吴升,温维亮,王传宇,等. 数字果树及其技术体系研究进展[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 350–360. [WU S, WEN W L, WANG C Y, et al. Research progress of digital fruit trees and its technology system[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(9): 350–360.]
- [2] 吴璞,薛彪,吴卓雅,等. 苹果辅助采摘装置的设计和制作[J]. 机械工程与自动化, 2020(3): 107–

108. DOI:10.3969/j.issn.1672-6413.2020.03.042. [WU P, XUE B, WU Z Y, et al. Design and manufacture of apple assistant picking device[J]. Mechanical Engineering & Automation, 2020(3): 107–108. DOI:10.3969/j.issn.1672-6413.2020.03.042.]
- [3] 王丹丹, 宋怀波, 何东健. 苹果采摘机器人视觉系统研究进展[J]. 农业工程学报, 2017, 33(10): 59–69. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2017.10.008. [WANG D D, SONG H B, HE D J. Research advance on vision system of apple picking robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(10): 59–69. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2017.10.008.]
- [4] PÉREZ-BORRERO I, MARÍN-SANTOS D, GEGÚNDEZ-ARIAS M E, et al. A fast and accurate deep learning method for strawberry instance segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105736. DOI:10.1016/j.compag.2020.105736.
- [5] SUO R, GAO F F, ZHOU Z X, et al. Improved multi-classes kiwifruit detection in orchard to avoid collisions during robotic picking[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 106052. DOI:10.1016/j.compag.2021.106052.
- [6] 熊俊涛, 郑镇辉, 梁嘉恩, 等. 基于改进 YOLO v3 网络的夜间环境柑橘识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 199–206. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.023. [XIONG J T, ZHENG Z H, LIANG J E, et al. *Citrus detection* method in night environment based on improved YOLO v3 network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 199–206. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.023.]
- [7] 闫建伟, 赵源, 张乐伟, 等. 改进 Faster-RCNN 自然环境下识别刺梨果实[J]. 农业工程学报, 2019, 35(18): 143–150. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2019.18.018. [YAN J W, ZHAO Y, ZHANG L W, et al. Recognition of *Rosa roxbunghii* in natural environment based on improved Faster RCNN[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(18): 143–150. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2019.18.018.]
- [8] 刘天真, 滕桂法, 苑迎春, 等. 基于改进 YOLO v3 的自然场景下冬枣果实识别方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5): 17–25. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.05.002. [LIU T Z, TENG G F, YUAN Y C, et al. Winter jujube fruit recognition method based on improved YOLO v3 under natural scene[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 17–25. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.05.002.]
- [9] 宋怀波, 江梅, 王云飞, 等. 融合卷积神经网络与视觉注意机制的苹果幼果高效检测方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 297–303. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.09.034. [SONG H B, JIANG M, WANG Y F, et al. Efficient detection method for young apples based on the fusion of convolutional neural network and visual attention mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(9): 297–303. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.09.034.]
- [10] 陈燕, 王佳盛, 曾泽钦, 等. 大视场下荔枝采摘机器人的视觉预定位方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 48–54. [CHEN Y, WANG J S, ZENG Z Q, et al. Vision pre-positioning method for *Litchi* picking robot under large field of view[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(23): 48–54.]
- [11] 王金鹏, 高凯, 姜洪喆, 等. 基于改进的轻量化卷积神经网络火龙果检测方法[J]. 农业工程学报, 2020(20): 218–225, F0003. [WANG J P, GAO K, JIANG H Z, et al. Method for detecting dragon fruit based

on improved lightweight convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020(20): 218–225, F0003.]

[12] FU L S, GAO F F, WU J Z, et al. Application of consumer RGB-D cameras for fruit detection and localization in field: a critical review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 177: 105687. DOI:10.1016/j.compag.2020.105687.

[13] KURTULMUS F, LEE W S, VARDAR A. Immature peach detection in colour images acquired in natural illumination conditions using statistical classifiers and neural network[J]. Precision Agriculture, 2014, 15(1): 57–79. DOI:10.1007/s11119-013-9323-8.

[14] CUI Z, SUN H M, YU J T, et al. Fast detection method of green peach for application of picking robot[J]. Applied Intelligence, 2022, 52(2): 1718–1739. DOI:10.1007/s10489-021-02456-6.

[15] MILLER B K, DELWICHE M J. Peach defect detection with machine vision[J]. Transactions of the ASAE, 1991, 34(6): 2588–2597. DOI:10.13031/2013.31911.

[16] 孙丰刚, 王云露, 兰鹏, 等. 基于改进 YOLOv5s 和迁移学习的苹果果实病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(11): 171–179. [SUN F G, WANG Y L, LAN P, et al. Identification of apple fruit diseases using improved YOLOv5s and transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(11): 171–179.]

[17] 黄彤斌, 黄河清, 李震, 等. 基于 YOLOv5 改进模型的柑橘果实识别方法[J]. 华中农业大学学报, 2022, 41(4): 170–177. DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2022.04.021. [HUANG T B, HUANG H Q, LI Z, et al. *Citrus fruit* recognition method based on the improved model of YOLOv5[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2022, 41(4): 170–177. DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2022.04.021.]

论文引用格式

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). (2022-12-02). DOI: 10.11922/11-6035.csd.2022.0055.zh.

数据引用格式

王丰仪, 饶元, 罗庆, 等. 毛桃多模态图像目标检测数据集[DS/OL]. Science Data Bank, 2022. (2022-07-19). DOI: 10.57760/sciencedb.j00001.00470.

A dataset of multi-modal peach images for object detection

WANG Fengyi^{1,2,3}, RAO Yuan^{1,2,3*}, LUO Qing^{1,2,3}, ZHANG Tong^{1,2,3}, WAN Tianyu^{1,2,3},
ZHANG Jingyao⁴, SHI Yulong^{1,2,3}

1. College of Information and Computer Science, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, P. R. China

2. Key Laboratory of Agricultural Sensors, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Hefei 230036, P. R. China

3. Anhui Provincial Key Laboratory of Smart Agricultural Technology and Equipment, Hefei 230036, P. R. China

4. School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230601, P. R. China

*Email: raoyuan@ahau.edu.cn

Abstract: Reliable and accurate detection of fruits during the whole growth period has always been one sticking point and important bottleneck for achieving precise, intelligent and efficient orchard management. In order to deal with the insufficiency of sample scale and diversity in actual production scenes, we built this dataset by focusing on the application of fruit detection in typical orchard operation stages, such as fruit thinning, bagging and picking operations based on in-field shooting and data post-processing. The dataset covers the acquisition, classification, labeling, storage and use of multi-modal peach images during fruit thinning, bagging and picking stages under the different natural circumstances, including complex weather, illumination and occlusion. The dataset involves various modalities, such as visible light, depth and infrared with a total volume of 8.27GB. It can provide fundamental and valuable image resources for the following research areas, e.g., multi-modal image data fusion and object detection. In addition, the dataset can also be used as a standard library for deep learning modeling in big data environment with the important practical application value for promoting the research on fruit object detection.

Keywords: natural environment; peach; multi-modal; orchard operation; object detection

Dataset Profile

Title	A dataset of multi-modal peach images for object detection
Data corresponding author	RAO Yuan (raoyuan@ahau.edu.cn)
Data author(s)	WANG Fengyi, RAO Yuan, LUO Qing, ZHANG Tong, WAN Tianyu, ZHANG Jingyao, SHI Yulong
Time range	May—August, 2021
Geographical scope	Hefei City, Anhui Province
Data volume	8.27GB
Data format	*.png, *.txt, *.xml
Data service system	http://doi.org/10.57760/sciencedb.j00001.00470
Source(s) of funding	Key Research and Development Projects in Anhui Province (201904a06020056, 202104a06020012, 202204c06020022); Agricultural International Cooperation Project of the Ministry of Agriculture and Rural Areas (125A0607).
Dataset composition	This dataset consists of three parts: multi-modal images of young peaches (fruit thinning stage), multi-modal images of bagged peaches (picking stage) and multi-modal images of mature peaches (picking stage). Each part of data is composed of five folders: (1) The RGB folder stores 3,627 visible images of peaches in PNG format. (2) The Depth folder stores 3,627 depth images, corresponding to the visible images, saved in PNG format. (3) Infrared folder stores 3,627 infrared images, corresponding to the visible images, saved in PNG format.

(4) Annotations-VOC folder stores a VOC format annotation file corresponding to visible images, which contains the image size and position information about the peaches in the image.

(5) Annotations-COCO folder stores a COCO format annotation file corresponding to the visible image, which contains the location information about the peaches in the image.