doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.06.025

# 基于 YOLO v5 - Lite 的自然环境木瓜成熟度检测方法

熊俊涛　韩咏林　王　潇　李泽星　陈浩然　黄启寅
(华南农业大学数学与信息学院, 广州 510642)

**摘要**: 利用深度学习实现视觉检测技术对自然环境下树上木瓜成熟度的识别,从而监测木瓜生长期成熟度有重要意义。针对目前木瓜的成熟度主要以人工判断为主,缺乏对木瓜成熟度快速、准确的自动检测方法问题,本研究基于轻量化 YOLO v5 - Lite 模型,对自然环境下木瓜成熟度检测方法进行研究,通过采集的 1 386 幅木瓜图像,训练得到最优权值模型。实验结果表明,该模型对木瓜检测 mAP 为 92.4%,与目前主流的轻量化目标检测算法 YOLO v5s、YOLO v4 - tiny 以及两阶段检测算法 Faster R - CNN 相比,其 mAP 分别提高 1.1、5.1、4.7 个百分点;此外,在保证检测精度的前提下,检测时间为 7 ms,且模型内存占用量仅为 11.3 MB。同时,该模型对不同拍摄距离、不同遮挡情况、不同光照情况下的果实均能实现准确识别,能够快速有效地识别出复杂背景下木瓜果实的成熟度,具有较强的鲁棒性,可以为木瓜果园的产量估计和采摘机器的定位检测提供技术支持。

**关键词**: 木瓜; 水果成熟度检测; 机器视觉; 深度学习; 深度卷积神经网络
**中图分类号**: TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2023)06-0243-10　　**OSID**:

# Method of Maturity Detection for Papaya Fruits in Natural Environment Based on YOLO v5 - Lite

XIONG Juntao　HAN Yonglin　WANG Xiao　LI Zexing　CHEN Haoran　HUANG Qiyin
(*College of Mathematics and Informatics*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*)

**Abstract**: Using visual detection technologies based on deep learning to identify the maturity of papaya fruits on tree in natural environment and monitor the growing periods of papaya is of great significance to the intelligent management of papaya orchard. At present, there are relatively few studies on the identification of papaya maturity. The maturity of papaya is mainly judged manually, which have urgent needs to be replaced by some alternative fast and accurate automatic detection methods. Based on the lightweight YOLO v5 - Lite model, a method of papaya maturity detection in natural environment was studied. The detection algorithm was improved based on the YOLO v5 network. In order to alleviate frequent slicing operations, a faster convolution operation was used to replace the Focus layer of the original network, which reduced the amount of computation and released the memory usage and accelerated the inference speed. To reduce the amount of calculation, the ShuffleNetv2 was used in the model to change the 1 × 1 group convolution in the middle to ordinary convolution by reducing the use of group convolution. At the same time, the ordinary convolution on the branch was changed to a depth-wise separable convolution, which greatly reduced the amount of calculation and improved the calculation efficiency. The number of C3 Layers especially the ones in deep neural blocks was reduced, so as to reduce the cache space occupation and speed up the operations. The channel number in FPN and PAN was set identical to speed the memory accessment. Totally 1 386 papaya images were selected to create a dataset in PASCAL VOC format. Under the Ubuntu 16.04 environment, the training parameters of network were set as the epoch number of 300, the batchsize of 128, the total number of iterations of 300, and the initial learning rate of 0.001. During training, the loss value of the model tended to stabilize at the 200th iteration, indicating that the network was converged and the training performance was good. The evaluation indicators for papaya maturity identification of the experiments were the accuracy rate,

收稿日期: 2022 - 09 - 27　修回日期: 2022 - 11 - 04
**基金项目**: 国家自然科学基金项目(32071912)、广东省农业科技创新十大主攻方向“揭榜挂帅”项目(2022SDZG03)和广东省大学生科技创新培育专项资金项目(pdjh2023a0075)
**作者简介**: 熊俊涛(1981—),男,副教授,博士,主要从事农业机器人智能认知研究,E-mail: xiongjt2340@163.com

recall rate, overall average accuracy, detection speed and model size. The experimental results showed that the mAP of the papaya maturity detection model was 92.4%, which outperformed the mainstream lightweight object detection algorithms namely the YOLO v5s and the YOLO v4 - tiny and the classic two-stage algorithm Faster R - CNN by 1.1 percentage points, 5.1 percentage points and 4.7 percentage points, on mAP, respectively. In addition, under the condition of relatively accurate detection, the detection time was up to 7 ms, and the model size was only 11.3 MB. At the same time, the model can accurately identify the fruits under different shooting distances, occlusion conditions and lighting conditions, showing the performance of fast and effective identification and good robustness under complex backgrounds. The proposed method provided technical support for yield estimation of papaya orchards and the positioning detection of picking robots, which can also provide reference for researches on the maturity detection of other fruits.

**Key words**: papaya; fruit maturation detection; machine vision; deep learning; deep convolutional neural network

## 0 引言

随着科学技术的快速发展,农业信息化与智能化水平得到了较大的提升,基于深度学习实现果蔬的视觉检测,识别精度高,提取特征丰富[1-2]。近年来,越来越多的学者将计算机视觉与农业结合起来,将其应用于作物培育、采摘、收获等[3-6]。深度学习已经和计算机视觉紧密融合,在水果成熟度检测领域的研究也逐渐深入。

由于大多数水果在生长过程中具有成熟期不一致、分批成熟的特点,所以果实成熟度判断是采摘中的一个重要环节,同时,精准检测和统计树上果实成熟度有利于采收计划调度和水果产量估计等工作。目前我国对果实的成熟度判断主要依赖于人工辨别,自动化程度低。随着计算机视觉技术迅速兴起,水果成熟度检测技术也迅速发展,计算机视觉技术能实现对果实的精准识别和成熟度判断。基于机器视觉的水果成熟度识别与判断方法也日益成熟,对提高农业生产效率有很大的应用价值和很强的现实意义[7-10]。

目前,国内外关于木瓜成熟度的研究主要是化学方法、物理方法和光谱方法等,如孙思盛等[11]利用 1-甲基环丙烯处理不同成熟度的木瓜果实,根据色泽、果肉糖、酸相关生理的变化来判断木瓜成熟度。BRO 等[12]采用敲打番木瓜然后分析共鸣音频的方法,对番木瓜成熟度进行分级。BRON 等[13]采用叶绿素荧光分析技术,对番木瓜成熟度分级进行了研究。利用计算机视觉方法来检测木瓜成熟度的相关研究还较少。对其它水果成熟度的视觉检测研究,主要基于传统颜色特征和统计学习相结合的方法。如 PRABHA 等[14]使用香蕉图像中的 $R$、$G$、$B$ 分量的一阶矩到四阶矩特征识别香蕉成熟阶段。刘阳泰等[15]通过图像的 $R$ 分量和 $H$ 分量设计了香蕉成熟度的评定指标,人工设置合适的阈值从而判别香蕉的成熟度等级。毕智健等[16]对番茄的 14 个颜色分量组合后,使用线性判别分析法对番茄成熟度进行检测,平均准确率达到 90%。叶晋涛等[17]利用 $R-G$ 分量对哈密瓜区域进行分割,在 RGB 和 HSV 空间下提取 8 种颜色分量均值,构建 SVM 分类模型,预测准确率达 97.2%。周文静等[18]将红提葡萄果穗用 KNN 模型从背景中分割出来,再运用圆形 Hough 变换提取出葡萄果实,提取果实的 $H$ 颜色分量值,设置特定的颜色阈值对单个果实成熟度进行判定,经过统计后再判断整个果串的成熟度等级。由于上述机器学习进行果实检测仍存在检测精度较低,检测时间较长等问题,而随着神经网络的发展并在各种视觉任务中有较好的检测效果,一些学者开始利用深度学习对水果成熟度进行识别分类。如 HABARAGANUWA 等[19]利用卷积神经网络对温室草莓进行识别和成熟度判断。NASIRI 等[20]利用卷积神经网络 VGG16 对枣果实成熟度分类,总体分类准确率达 96.98%。刘振[21]利用 YOLO v3 对番石榴的成熟度进行识别分类,总体检测效果达 94.8%。熊俊涛等[22]将 YOLO v3 的骨干网络替换为 DarkNet53,结合残差网络和密集连接网络,提出了一种夜间柑橘识别的方法,最终夜间对柑橘检测精度达 97.67%。

综合所述,深度卷积神经网络在目标检测中具有较大的优势,能够快速且精准地实现检测任务,从而识别复杂环境中果实的成熟度[23]。目前大多数研究主要在自然光环境下进行水果成熟度检测,适用于强光和弱光等环境的相关研究较少,同时对于遮挡、拍摄距离等问题研究也相对较少。此外,现有水果成熟度检测研究的对象主要集中在葡萄[24]、芒果[25]、番茄[26]、枣类[27]、油棕榈[28]等作物,而木瓜作为结果快、可食用阶段多的经济类水果作物,其相关研究反而较少。

YOLO v5 - Lite 作为 YOLO v5 改进后的算法,

具有检测效率高、准确率高、模型占用内存小等特点，同时可以在整体配置较低、算力较弱的边缘设备上进行部署，为果园智能采收设备提供视觉支持。本文获取不同自然光条件下、不同拍摄距离以及不同遮挡情况的木瓜图像，基于 YOLO v5 - Lite 深度学习算法模型进行木瓜成熟度检测，以期为农业生产中水果选择性采收的视觉检测提供技术支持。

## 1　数据集与预处理

### 1.1　数据采集

对果实成熟度的判定和识别是进行机械智能化收获的必要条件，果实的成熟度会影响其用途和采摘时间，因此需要进行选择性采摘。

木瓜是蔷薇科木瓜属植物，未成熟的木瓜果实外观是青色的，果肉相对坚硬、酥脆，成熟的木瓜果实外表皮一般为黄色或者是橘红色。由于木瓜属于典型的呼吸跃变型水果，在常温下运输贮藏容易腐烂变质。利用木瓜的该特点，果农会在木瓜处于未成熟或半成熟时，根据运输距离来采摘相应成熟度的果实，从而达到运输过程中果实不腐烂的目的，保证木瓜最大的销售价值。所以，为了采摘到最合适运输或销售的木瓜，对木瓜进行准确的成熟度判断是非常重要的。本文的木瓜成熟度主要以颜色为判断依据，根据感官评价法[29-30]、表皮相比例法[31]以及人工采摘专家的经验，将木瓜果实成熟度分为 3 类：未成熟全绿木瓜、半成熟半黄木瓜和成熟全黄木瓜。如图 1 所示，未成熟果实表皮颜色为全绿或有轻微黄色，具体性状表现为果实表面的绿色区域面积占比超过 3/4，半成熟果实表皮颜色逐渐发黄但仍有大面积绿色，具体性状表现为果实表面的黄色区域面积占比介于 1/4 和 2/3 之间，成熟的果实表皮颜色呈黄色或带有少量绿色，具体性状表现为果实表面的黄色区域面积占比超过 2/3。本研究所用木瓜图像数据采集自广州市从化区罗洞工匠小镇木瓜采摘基地，基地的木瓜采用规范化种植方式。同时，为了增强数据，加强模型的鲁棒性、适用性和泛化性，采集图像的设备采用佳能 EOS - 750D 型相机与 iPhone12 手机，相机图像分辨率为 4 000 像素 × 6 000 像素，手机图像分辨率为 4 032 像素 × 3 024 像素，图像最终保存格式为 .jpg。

由于果园智能采收设备是在果园中作业且作业能力是有范围的，按照作业的逻辑顺序，先是远距离检测，然后靠近目标采摘。所以在其有效作业范围内，需要对不同距离的果实进行识别和成熟度检测，以便设备规划下一步动作。因此，为了满足果园智能采摘机器设备的作业能力和范围，需要保证数据

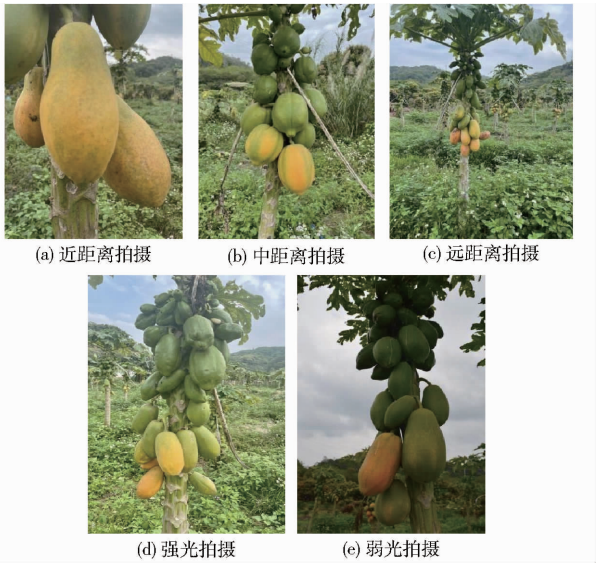


(a) 未成熟全绿木瓜　(b) 半成熟半黄木瓜　(c) 成熟全黄木瓜

图 1　3 种成熟度的木瓜图像

Fig. 1　Images of papayas of three maturities

集的多样性，所以数据集中不仅要有不同拍摄距离、不同光照情况以及不同遮挡情况的木瓜果实，每幅图像中还需要存在不同成熟度的多个果实。在拍摄距离上，考虑到果园中果树的种植间隔与设备的作业范围，拍摄距离选择在 0.2 ~ 2.0 m 之间，其中，近、中、远 3 种拍摄距离分别对应拍摄设备与果树距离 0.2 ~ 0.8 m、0.8 ~ 1.4 m、1.4 ~ 2.0 m；在光照条件上，根据照度分为强光与弱光，在室外阴天时，照度为 50 ~ 10 000 lx，算作弱光条件；在室外晴天时，照度为 10 000 ~ 100 000 lx，算作强光条件[32]。数据集拍摄为远、中、近距离和强光、弱光的随机组合，可以满足选择性收获作业。共采集 1 386 幅 RGB 图像用于模型数据训练及测试，部分图像如图 2 所示。



(a) 近距离拍摄　(b) 中距离拍摄　(c) 远距离拍摄

(d) 强光拍摄　(e) 弱光拍摄

图 2　不同拍摄条件下的木瓜图像

Fig. 2　Papaya images under different shooting conditions

### 1.2　数据集制作

数据集在不同光照条件与不同拍摄距离组合拍摄获得，具体数据集分布情况如表 1 所示。为了保证数据参数的准确性，在模型训练前使用标注工具 LabelImg 对数据进行人工标注，采用 PASCAL VOC 标注格式，其中，全绿木瓜标注为 immature_papaya，半黄木瓜标注为 semi_papaya，全黄木瓜标注为 mature_papaya。标注时要将整个木瓜的最小外接矩

形作为真实框,以此减少框内背景上的无用像素。标注完成后,生成 .xml 类型的标注文件。然后将 1 386 幅木瓜图像,按照比例 8∶1∶1分为训练集、验证集和测试集,最终训练集 1 108 幅图像,验证集 139 幅图像,测试集 139 幅图像。训练集与验证集用于模型训练以及在单次训练中对结果进行评估,测试集用于最终模型的检测效果评估。

**表 1 不同条件下数据集及其数量**

**Tab.1 Data sets and their quantities under different conditions**

| 数据集类别 | 距离/m | 样本数量 | |
|---|---|---|---|
| | | 强光 | 弱光 |
| 近距离 | 0.2~0.8 | 246 | 213 |
| 中距离 | 0.8~1.4 | 276 | 236 |
| 远距离 | 1.4~2.0 | 211 | 204 |

## 2 网络模型

### 2.1 YOLO v5 目标检测网络

YOLO v5 算法是 YOLO 系列算法最新提出的算法之一,它是在 YOLO v4 算法基础上进行改进得到的,YOLO v5 可以获得准确、实时、高效的检测结果。相较于 YOLO v4,在保证准确性的前提下,实现了模型轻量化。YOLO v5 网络模型检测精度高,推理速度快,最快检测速度可达 140 f/s。YOLO v5 体系结构包含 4 种结构,分别命名 YOLO v5s、YOLO v5m、YOLO v5l 和 YOLO v5x。它们之间的主要区别在于特征提取深度和宽度不同,YOLO v5 整体结构可以分为 4 个模块:输入端、主干(Backbone)、颈部(Neck)和输出层。

在主干网络中,YOLO v5 采用 CSPNet 结构,从输入图像提取丰富的图像特征,解决了其他大型卷积神经网络框架 Backbone 中网络优化的梯度信息重复问题,有效减少了模型的参数数量,在保证模型准确性的同时,减少了模型尺寸。与 YOLO v4 不同的是,YOLO v5 基于 CSP 设计了 2 种结构:CSP1、CSP2,并将 CSP2 用于 Neck,能够深层次提取目标特征信息。

在颈部网络中,延续了前代 YOLO v4 采用路径聚合 PANET 网络结构,进行不同层级的位置与语义信息融合,利用 FPN 自上而下方式对特征进行上采样,利用 PAN 结构自底向上方式进行下采样,通过低层级和高层的特征信息融合,改善识别检测效果。

此外,YOLO v5 还新增了 Focus 结构,其对原始输入进行切片分割,减少计算量,加快网络速度,其采用 GIOU_Loss 作为 Bounding box 的损失函数,且采用加权极大值抑制(NMS)对 GIOU_Loss 进行非极大值抑制,能快速选择最佳的预测框,具有准确度高和识别检测速度快的特点。YOLO v5 目标检测网络模型的权重文件较小,仅为 YOLO v4 的 10%,同时其检测精度高、占用内存小,检测速度快。

### 2.2 改进的 YOLO v5-Lite 网络

YOLO v5-Lite 体系结构包含 4 种结构,分别命名为 YOLO v5-Lite-e、YOLO v5-Lite-s、YOLO v5-Lite-c 和 YOLO v5-Lite-g。它们都是基于 YOLO v5 网络进行改进得到的,主要区别在于特征提取深度和宽度不同,与其他 3 种结构的版本相比,由于 YOLO v5-Lite-g 在满足精度高、速度快的同时,模型也较小,综合网络的各项指标后,本文研究选择 YOLO v5-Lite-g 版本。

#### 2.2.1 去除掉 Focus 层

由于 Focus 层频繁的图像切片操作,会对芯片造成很大的负荷,加重计算处理的负担,对模型进行部署时,Focus 层的转换也比较繁琐复杂。不同于 YOLO v5,在 YOLO v5-Lite 中,使用更加快速的卷积操作替代 Focus 层,并且获得了更好的性能,在减少计算量的同时释放了内存的占用,使得模型更加快速。

#### 2.2.2 使用 ShuffleNetv2

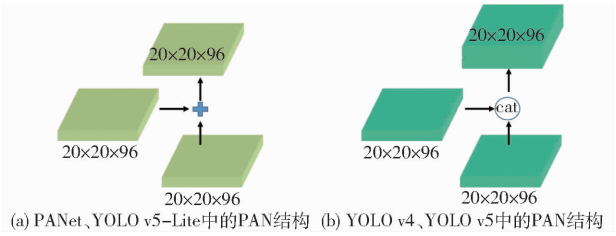
ShuffleNet 是旷视科技公司提出的一种轻量级深层神经网络,它通过逐点群卷积和 channel shuffle 两种操作,使模型既能保持很高的精度,又可以减轻模型的计算量。在此基础上,进行了 Channel Split 的操作,同时创建了 ShuffleNetv2。其主要有 2 个优点:①把 ShuffleNet 中 1×1 的组卷积改成了普通的卷积,通过减少组卷积的使用降低了计算量。②将分支上的普通卷积,更改为深度可分离卷积,大大减少了计算量,增加了计算效率。

#### 2.2.3 减少使用 C3 Layer 以及高通道 C3 Layer

C3 Layer 是 CSPBottleneck 改进版本,它更简单、更快、更轻,在近乎相似的损耗上能取得更好的结果。但 C3 Layer 采用多路分离卷积,测试证明,频繁使用 C3 Layer 以及通道数较高的 C3 Layer,会占用较多的缓存空间,减低运行速度。

#### 2.2.4 剪枝 FPN+PAN

FPN+PAN 源于 CVPR 的 PANet,经过拆分后应用到 YOLO v4 中,大大提高了特征提取能力。但是 YOLO v5-Lite 在此基础上,对其进行通道剪枝,同时改进了 YOLO v4 中的 FPN+PAN 的结构,如图 3 所示,具体改进为:①选择使用相同的通道数量,从而最优化了内存访问和使用。②选择使用原始的 PANet 结构,还原 YOLO v4 的 cat 操作为相加操作,进一步优化了内存使用。




(a) PANet、YOLO v5-Lite中的PAN结构　(b) YOLO v4、YOLO v5中的PAN结构

图 3　FPN + PAN 结构

Fig. 3　FPN + PAN structure

#### 2.2.5　YOLO v5－Lite 网络模型

YOLO v5－Lite 网络模型如图 4 所示，采用 Mobilenetv3 作为主干特征提取网络替换原来的 CSPDarknet53，而主干特征提取网络替换的实现思路就是将 3 个具有相同的初步有效特征层进行对应替换。为了进一步减少参数量，在加强特征提取网络中使用深度可分离卷积代替普通卷积。

### 2.3　评价指标

为评估训练所得模型的检测效果，采用准确率（$P$）、召回率（$R$）、平均精度均值（mAP）、检测速度（FPS）与模型内存占用量（weights）。准确率表示识别正确的木瓜数在识别目标中所占比率，召回率表示在所有木瓜中被识别出来的比率。这 2 个指标越高，表明训练所得模型检测性能越好。准确率和召回率是一对矛盾的度量标准，准确率越高，召回率一般会偏低，反之亦然，准确率越低，召回率则一般会偏高。

mAP 为各类准确率 $P$ 与召回率 $R$ 构成 $P-R$ 曲线下面积的平均值，是衡量目标检测模型性能的重要指标，值越大，检测效果越好。通常性能较好的算法以上指标都较优，因此综合分析上述指标可以较好反映其性能。

## 3　实验结果与分析

### 3.1　实验环境与参数设置

本文实验的软硬件平台硬件配置：CPU 为 Intel Core i7－11700K，六核十二线程，最大主频率为 3.6 GHz，GPU 为 NVIDIA 3090，拥有 10 496 个 CUDA 核心用于模型的加速训练，内存 32 GB，主板为华硕 B85M－F。软件配置：操作系统采用 Ubuntu 16.04 系统，网络模型以 Python 3.8 编程语言实现，软件平台为 PyCharm，搭配环境 CUDA 11.3、Cudnn 7.6，采用 Pytorch 深度学习框架进行训练。

考虑在实时检测及采摘机器人上的部署需求，能够更好识别到目标果实，本文采用 YOLO v5－Lite 模型为主要框架与预训练权重，设置初始学习率为 0.01，设置输入图像尺寸为 640 像素 ×640 像素，以 128 幅图像为一个批处理量，最大迭代次数为 300 次的模型参数，进行随机梯度下降法（SDG）网络训练。YOLO v5－Lite 参数具有快速收敛的特点，能够在较小的迭代次数获得较好的训练结果。

### 3.2　训练过程与结果

在训练过程中记录模型的损失函数、准确率 $P$、召回率 $R$ 以及 $P-R$ 曲线如图 5 所示。由图 5 可以看出，损失函数在训练初期下降速度快，整体波动较小，且训练到第 200 轮左右时损失值达到了 0.027，经过 300 轮训练后，损失值完成收敛，损失值为 0.025。最终模型准确率为 89.7%，召回率为 85.5%，mAP（重叠率 0.5）为 92.4%。

### 3.3　检测效果

#### 3.3.1　不同光照程度的木瓜检测效果

YOLO v5－Lite 模型在强光与弱光不同光照条

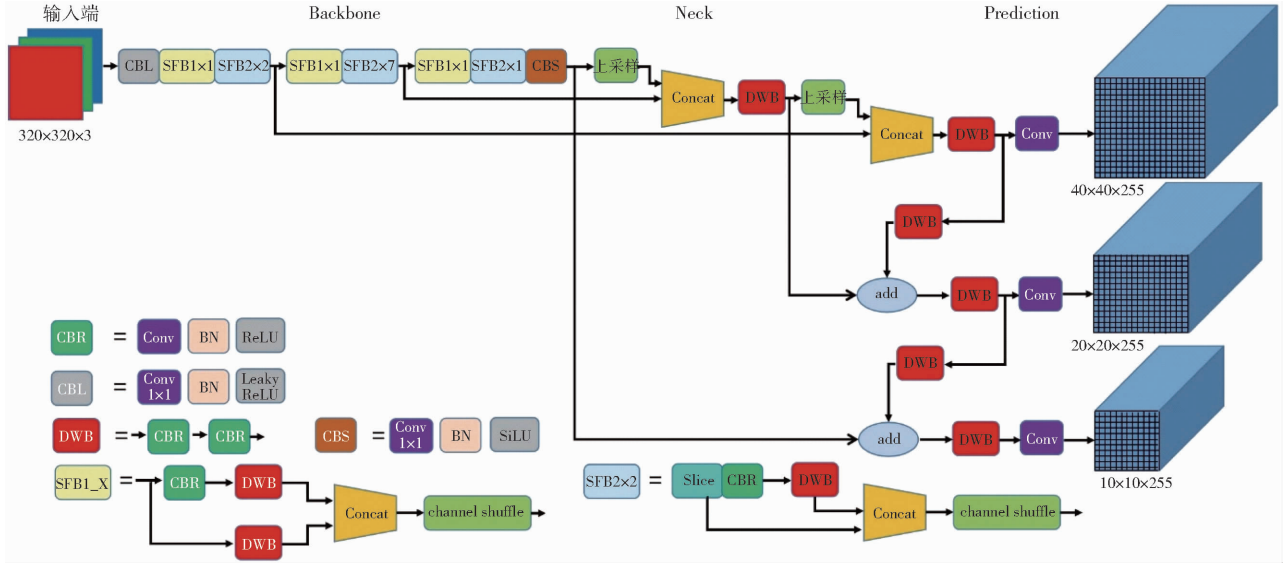



图 4　YOLO v5－Lite 网络结构

Fig. 4　Network architecture of YOLO v5－Lite

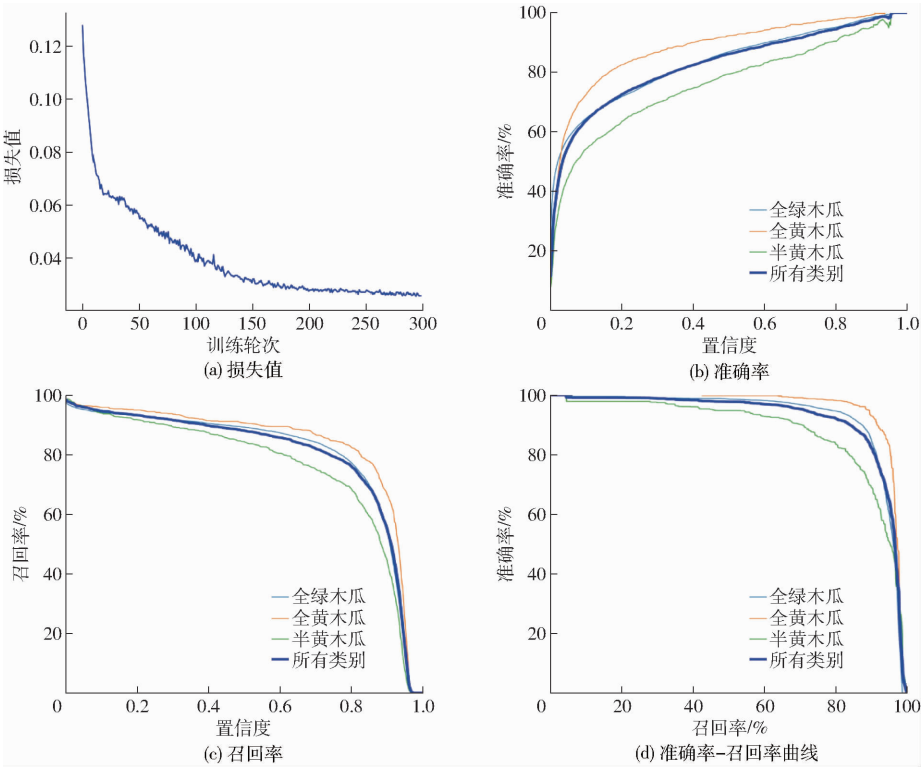



图 5 训练过程中损失函数、$P$、$R$、$P-R$ 变化曲线

Fig. 5 Loss function, $P$, $R$, $P-R$ change curves during training

件下的检测效果如图 6 所示,可以看出在强光条件下,YOLO v5 - Lite 对检测任务完成较好,对于一些遮挡严重的果实也有很好的检测效果;而在弱光下,一些本身为绿色的果实由于遮挡严重导致光照强度的较弱,在图 6b 中木瓜表皮的颜色特征由绿色变为较深的深绿或黑色,导致模型对于该种情况果实学习的效果较差,从而导致小部分果实存在漏检和误检的情况。

### 3.3.2 不同拍摄距离的木瓜检测效果

为了探究在不同拍摄距离下模型对木瓜检测的效果,考虑到果园中果树的种植间隔与设备的作业范围,根据实验需要,选用了 3 种不同拍摄距离的图像数据。将训练好的 YOLO v5 - Lite 模型,用在不同拍摄距离的木瓜时,检测效果如图 7 所示,可以看出当模型检测近距离和中距离图像中的木瓜时,无论是对木瓜果实的识别还是对木瓜成熟度的判断,都有非常好的检测效果。而当木瓜处在较远距离拍摄时,模型则出现误检漏检的问题,同时还会误判果实的成熟度。

### 3.3.3 不同遮挡情况的木瓜检测效果

为了探究遮挡情况对模型的影响程度,采用 3 种不同遮挡情况进行测试。在面对无遮挡和轻微遮挡的木瓜图像时,如图 8 所示,模型仍可以保持很好的识别精度,在特征明显的情况下,不会出现漏检误检的情况。而当出现较严重的遮挡时,由于果实间生长不规律构成较多的缝隙,该种情况所漏出的特征不能给模型足够的信息去做出正确的判断,所以会出现较多的漏检情况,错检情况极少出现。同时,由于受遮挡影响导致的部分弱光环境,也会使树干表皮成为误判因素。




图 6 不同光照程度的木瓜检测效果

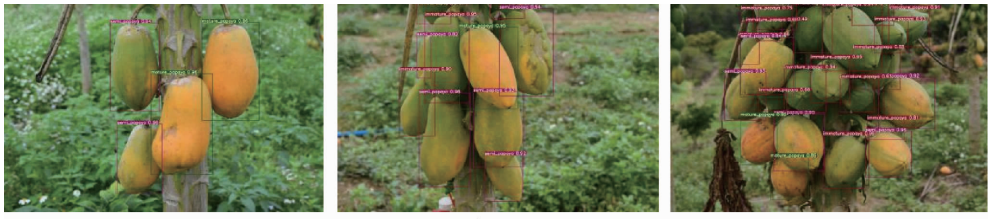
Fig. 6 Detection effect of papaya under different illumination levels



(a) 近距离拍摄　(b) 中距离拍摄　(c) 远距离拍摄

图 7　不同拍摄距离的木瓜检测效果

Fig. 7　Detection effect of papaya under different shooting conditions



(a) 无遮挡　(b) 轻微遮挡　(c) 严重遮挡

图 8　不同遮挡情况的木瓜检测效果

Fig. 8　Detection effect of papaya under different occlusion conditions

### 3.3.4　不同算法检测能力对比

YOLO v5－Lite 模型与其他模型在验证集上对不同成熟度木瓜检测的实验结果如表 2 所示。由表 2 可知，YOLO v5－Lite 模型在检测中的总体平均正确率比 YOLO v5s、YOLO v4－tiny 和 Faster R－CNN 分别高 1.1、5.1、4.7 个百分点，且检测速率也较高。其中，YOLO v5s 的检测精度较高，但容易出现漏检误检的情况且检测速度较慢；YOLO v4－tiny 模型检测速度最快但检测精度较差且容易出现漏检错检多检的现象，同时所需内存较大且训练时间较长；Faster R－CNN 模型作为两阶段算法，模型所需内存最大且检测速度最慢，在检测精度效果上表现也较为一般。因此，综合对比可以看出，YOLO v5－Lite 模型在检测木瓜各种成熟度的精度与速度上都有更大的优势。

**表 2　不同训练网络模型的木瓜成熟度检测结果**

**Tab. 2　Papaya maturity test results of different training network models**

| 模型 | 准确率/% | 召回率/% | 平均精确率/% | 检测速度/(f·s$^{-1}$) | 内存占用量/MB |
|---|---|---|---|---|---|
| YOLO v5－Lite | 89.7 | 85.5 | 92.4 | 166.7 | 11.3 |
| YOLO v5s | 88.9 | 86.8 | 91.3 | 142.8 | 14.8 |
| YOLO v4－tiny | 87.0 | 86.0 | 87.3 | 188.6 | 23.8 |
| Faster R－CNN | 87.3 | 86.2 | 87.7 | 33.5 | 125.2 |

为验证本模型在果园复杂环境下对木瓜成熟度检测的准确性和快速性，以复杂果园为背景对木瓜的成熟度进行了检测。图 9 为不同模型在不同条件下对木瓜成熟度检测的实验结果。从图 9 可以发现，在光照条件为弱光，多个木瓜果实重叠在一起时，3 种模型检测的准确率都受到影响，这是因为逆光时木瓜的表皮会变得暗沉且不清晰，给木瓜检测增加了难度；另外，由于全绿木瓜的表皮与树干表皮的颜色、纹理和光滑度都具有一定的相似度，当果实数量很多且互相发生重叠，这种情况下在中远距离观察木瓜时，通过人眼对木瓜的成熟度进行区分也存在一定难度，因此在中远距离严重重叠的情况下，模型检测的平均精度会受到一定的影响。但相比于其他模型，YOLO v5－Lite 模型能够一定程度上优化其他模型存在的漏检、错检的情况，同时该模型的检测速度也存在很大的优势，其 mAP 达到 92.4%，平均检测时间为 7 ms，说明该模型具有更强的鲁棒性与实时性，因此能够实现果园复杂环境下对木瓜成熟度的检测。

同时，为了验证本模型的检测速度，还对不同模型相同数量数据集图像的处理时间进行了比较，如表 3 所示，YOLO v5－Lite 与 YOLO v5s、YOLO v4－tiny 与 Faster R－CNN 在对同一批数据进行检测的时间差距逐渐增大，YOLO v5s 与 Faster R－CNN 在检测精度与检测速度上效果均低于 YOLO v5－Lite，YOLO v4－tiny 虽然在检测速度上稍有领先，但在检测精度上相比 YOLO v5－Lite 稍有逊色，且模型参数更多，也更加占用内存。由表 2 与表 3 可以看出，所训练模型对木瓜成熟度检测具有较好的检测效果与检测速度。

## 4　结论

(1) 基于 YOLO v5－Lite 目标检测算法，用于复杂果园环境下木瓜成熟度的检测，使用训练完成的模型对测试集进行检测，准确率为 89.7%，召回率为 85.5%，mAP 为 92.4%，检测速度为 166.7 f/s，

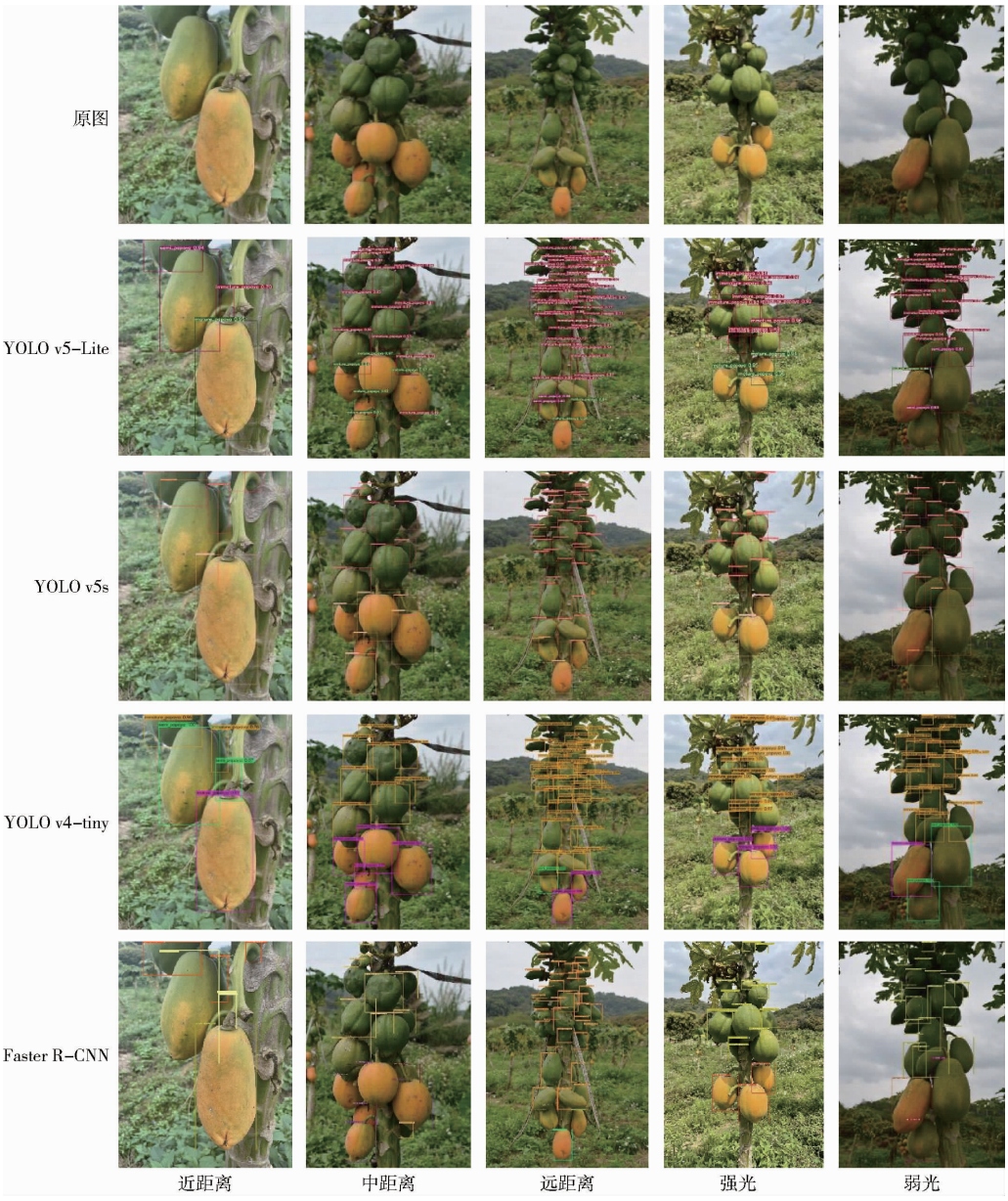



图 9 不同环境下不同训练网络模型的木瓜成熟度检测效果

Fig. 9 Effects of different training network models on papaya maturity detection in different environments

**表 3 不同训练网络模型检测时间**

**Tab. 3 Detection speed of different training network models** s

| 模型 | 图像数量/幅 | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 200 | 400 | 600 | 800 | 1 000 | 1 200 | 1 386 |
| YOLO v5 - Lite | 113.5 | 225.8 | 342.9 | 428.4 | 489.5 | 537.5 | 657.9 |
| YOLO v5s | 115.1 | 234.6 | 346.9 | 442.7 | 501.8 | 558.2 | 708.8 |
| YOLO v4 - tiny | 90.3 | 190.6 | 301.3 | 397.5 | 406.3 | 504.6 | 614.7 |
| Faster R - CNN | 121.1 | 242.4 | 365.6 | 470.2 | 564.8 | 626.5 | 732.4 |

实验结果表明网络模型具有较强的鲁棒性,还具有轻量化的特点,同时保证了木瓜成熟度的检测精度和检测速率,满足在复杂环境下对木瓜成熟度的检测。

(2)为验证本模型在实际的果园复杂环境中的检测效果,在相同条件下使用不同模型分别对木瓜的成熟度作了检测。实验结果表明,YOLO v5 -Lite 模型在不同光照条件以及重叠遮挡情况下,相比于 YOLO v5s、YOLO v4 - tiny 与 Faster R - CNN 模型,在精度上分别高 1.1、5.1、4.7 个百分点,检测速度比 YOLO v5s 和 Faster R - CNN 分别快 23.9、133.2 f/s,即能提供更高的检测精度与更快的检测速度。

(3)在具有较好的检测效果与泛化特性的同时,模型所占内存仅为 11.3 MB,易于移植与部署在内存容量较小的设备。

## 参 考 文 献

[1] 吕石磊, 卢思华, 李震, 等. 基于改进 YOLOv3 - LITE 轻量级神经网络的柑橘识别方法[J]. 农业工程学报, 2019,

35(17)：205 - 214.
LÜ Shilei, LU Sihua, LI Zhen, et al. Orange recognition method using improved YOLOv3 - LITE lightweight neural network [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(17): 205 - 214. (in Chinese)
[2] REN D, YANG S X. Intelligent automation with applications to agriculture[J]. Intelligent Automation & Soft Computing, 2016, 22(2): 227 - 228.
[3] 毕松,高峰,陈俊文,等. 基于深度卷积神经网络的柑橘目标识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 181 - 186.
BI Song, GAO Feng, CHEN Junwen, et al. Detcetion method of cirtus based on deep convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 181 - 186. (in Chinese)
[4] 郭泽方,王剑彬. 基于深度学习的柑橘实时识别方法[J]. 南方农机, 2020, 51(1): 23 - 24,37.
GUO Zefang, WANG Jianbin. Real-time citrus detection method based on deep learning[J]. China Southern Agricultural Machinery,2020, 51(1): 23 - 24,37. (in Chinese)
[5] 洪添胜,杨洲,宋淑然,等. 柑橘生产机械化研究[J]. 农业机械学报,2010,41(12):105 - 110.
HONG Tiansheng, YANG Zhou, SONG Shuran, et al. Mechanization of citrus production[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(12): 105 - 110. (in Chinese)
[6] XIANG R. Image segmentation for whole tomato plant recognition at night[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154: 434 - 442.
[7] HAYASHI S, SHIGEMATSU K, YAMAMOTO S, et al. Evaluation of a strawberry-harvesting robot in a field test[J]. Biosystems Engineering, 2010,105(2): 160 - 171.
[8] AREFI A,ASAD M M,KAVEH M,et al. Recognition and localization of ripen tomato based on machine vision[J]. Australian Journal of Crop Science,2011,5(10): 1144 - 1149.
[9] WEI J, ZHI J Q, BO X, et al. A night time image enhancement method based on Retinex and guided filter for object recognition of apple harvesting robot[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2018, 15(1): 133 - 145.
[10] 包晓敏,王思琪. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(4): 5 - 9.
BAO Xiaomin, WANG Siqi. Survey of object detection algorithms based on deep learning[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(4): 5 - 9. (in Chinese)
[11] 孙思盛,贾志伟,高豪杰,等. 不同成熟度的番木瓜果实对采后 1 - MCP 处理的反应[J]. 食品科技,2012,37(6): 48 - 52.
SUN Sisheng, JIA Zhiwei, GAO Haojie, et al. The response of papaya fruits with different harvest maturities on 1 - MCP application[J]. Food Science and Technology, 2012, 37(6): 48 - 52. (in Chinese)
[12] BRO P B, ROSENBERGER C, LAURENT H, et al. IFIP international federation for information processing[M]. Bostom: Springer,2006.
[13] BRON I U, RIBEIRO R V, AZZOLINI M, et al. Chlorophyll fluorescence as a tool to evaluate the ripening of 'Golden' papaya fruit[J]. Postharvest Biology and Technology, 2004, 33(2): 163 - 173.
[14] PRABHA D, KUMAR J. Assessment of banana fruit maturity by image processing technique[J]. Journal of Food Science and Technology, 2015,52(3): 1316 - 1327.
[15] 刘阳泰,董庆利,秦智轩,等. 基于 Android 智能手机图像分析判定香蕉成熟阶段[J]. 食品与发酵工业, 2016,42(1): 212 - 218.
LIU Yangtai, DONG Qingli, QIN Zhixuan, et al. Potential of image analysis for determining banana maturity stage by Android mobile phone[J]. Food and Fermentation Industries, 2016, 42(1): 212 - 218. (in Chinese)
[16] 毕智健,张若宇,齐妍杰,等. 基于机器视觉的番茄成熟度颜色判别[J]. 食品与机械,2016, 32(12): 133 - 136.
BI Zhijian, ZHANG Ruoyu, QI Yanjie, et al. Tomato maturity color discrimination based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2016, 32(12): 133 - 136. (in Chinese)
[17] 叶晋涛,王运祥,杨杰,等. 哈密瓜颜色特征提取及成熟度分级的研究[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2016,34(1): 106 - 111.
YE Jintao, WANG Yunxiang, YANG Jie, et al. Study on color feature extraction and maturity grading of Cantaloupe[J]. Journal of Shihezi University(Natural Science), 2016, 34(1): 106 - 111. (in Chinese)
[18] 周文静, 查志华, 吴杰. 改进圆形 Hough 变换的田间红提葡萄果穗成熟度判别[J]. 农业工程学报, 2020,36(9): 205 - 213.
ZHOU Wenjing, ZHA Zhihua, WU Jie. Maturity discrimination of "Red Globe" grape cluster in grapery by improved circle Hough transform[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(9): 205 - 213. (in Chinese)
[19] HABARAGAMUWA H, OGAWA Y, SUZUKI T, et al. Detecting greenhouse strawberries (mature and immature) using deep convolutional neural network[J]. Engineering in Agriculture, Environment and Food, 2018,11(3): 1 - 12.
[20] NASIRI A, TAHERI-GARAVAND A, ZHANG Y. Image-based deep learning automated sorting of date fruit[J]. Postharvest Biology and Technology, 2019,153: 133 - 141.
[21] 刘振. 自然环境下番石榴的视觉识别及成熟度检测技术[D]. 广州:华南农业大学, 2019.
LIU Zhen. Visual recongnition and maturity detection technology of guava in natural environment[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2019. (in Chinese)
[22] 熊俊涛, 郑镇辉, 梁嘉恩, 等. 基于改进 YOLOv3 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.
XIONG Juntao, ZHENG Zhenhui, LIANG Jiaen, et al. Citrus detection method in night environment based on improved YOLOv3 network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(4):199 - 206. (in Chinese)

[23] 朱永宁,周望,杨洋,等. 基于 Faster R-CNN 的枸杞开花期与果实成熟期识别技术[J]. 中国农业气象,2020,41(10):668-677.
ZHU Yongning, ZHOU Wang, YANG Yang, et al. Automatic identification technology of *Lycium barbarum* flowering period and fruit ripening based on Faster R-CNN[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2020, 41(10): 668-677. (in Chinese)

[24] 王立舒,秦铭霞,雷洁雅,等. 基于改进 YOLOv4-tiny 的蓝莓成熟度识别方法[J]. 农业工程学报,2021,37(18):170-178.
WANG Lishu, QIN Mingxia, LEI Jieya, et al. Blueberry maturity recognition method based on improved YOLOv4-tiny[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(18): 170-178. (in Chinese)

[25] VELEZ-RIVERA N, BLASCO J, CHANONA-PEREZ J, et al. Computer vision system applied to classification of "manila" mangoes during ripening process[J]. Food and Bioprocess Technology, 2014,7(4): 1183-1194.

[26] DAS P, YADAY J. Automated tomato maturity grading system using CNN[C]// 2020 International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC). IEEE, 2020: 136-142.

[27] FAISAL M, ALSULAIMAN M, ARAFAH M, et al. IHDS: intelligent harvesting decision system for date fruit based on maturity stage using deep learning and computer vision[J]. IEEE Access, 2020,8: 167985-167997.

[28] ALI M, HASHIM N, HAMID A. Combination of laser-light backscattering imaging and computer vision for rapid determination of oil palm fresh fruit bunches maturity[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,16(9): 1-9.

[29] MILLER W R, MCDONALD R E. Irradiation, stage of maturity at harvest, and storage temperature during ripening affect papaya fruit quality[J]. HortScience,1999,34(6): 1112-1115.

[30] 黄靖怡,谢靖娴,柯德森. 化学分析法研究成熟方式对番木瓜营养成份的影响[J]. 广州化工,2019,47(14): 118-120.
HUANG Jingyi, XIE Jingxian, HE Desen. Study on the effect of maturing mede on nutritional components of papaya by chemical analysis[J]. Guangzhou Chemical Industry, 2019, 47(14): 118-120. (in Chinese)

[31] 段华伟,王志伟,胡长鹰. 气调包装工况下番木瓜成熟度的无损分级[J]. 包装工程,2008(10): 107-108,125.
DUAN Huawei, WANG Zhiwei, HU Changying. Nondestructive classification of papaya ripeness under modified atmosphere packaging conditions[J]. Packaging Engineering, 2008(10): 107-108,125. (in Chinese)

[32] 《环境科学大辞典》编委会. 环境科学大辞典(修订版)[M]. 北京:中国环境科学出版社, 2008.

(上接第 204 页)

[13] 刘思瑶,王晓燕,陈相安,等. 用动态图层融合与纹理-灰度梯度能量模型的果树行识别[J]. 农业工程学报,2022,38(8):152-160.
LIU Siyao, WANG Xiaoyan, CHEN Xiang'an, et al. Fruit tree row recognition with dynamic layer fusion and texture-gray gradient energy model[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(8): 152-160. (in Chinese)

[14] 韩振浩,李佳,苑严伟,等基于 U-Net 网络的果园视觉导航路径识别方法[J]. 农业机械学报,2021,52(1):30-39.
HAN Zhenhao, LI Jia, YUAN Yanwei, et al. Path recognition of orchard visual navigation based on U-Net[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1):30-39. (in Chinese)

[15] YANG Z, OUYANG L, ZHANG Z, et al. Visual navigation path extraction of orchard hard pavement based on scanning method and neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106964.

[16] KIM W S, LEE D H, KIM Y J, et al. Path detection for autonomous traveling in orchards using patch-based CNN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105620.

[17] BADEKA E, KALAMPOKAS T, VROCHIDOU E, et al. Real-time vineyard trunk detection for a grapes harvesting robot via deep learning[C]// Thirteenth International Conference on Machine Vision. SPIE, 2021: 394-400.

[18] AGUIAR A S P, SANTOS F B N, SANTOS L C F, et al. Vineyard trunk detection using deep learning—an experimental device benchmark[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105535.

[19] AGUIAR A S, MONTERIRO N N, SANTOS F N, et al. Bringing semantics to the vineyard: an approach on deep learning-based vine trunk detection[J]. Agriculture, 2021, 11(2): 131.

[20] 肖珂,王文静,高冠东,等. 复杂背景下多种树形果树树冠的检测与识别方法研究[J]. 河北农业大学学报,2022,45(4):100-108.
XIAO Ke, WANG Wenjing, GAO Guandong, et al. Study on crown detection and recognition method of multiple fruit tree shapes under complex background[J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2022, 45(4):100-108. (in Chinese)

[21] 王毅,刘波,熊龙烨,等. 基于深度学习的果园道路导航线生成算法研究[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版),2019,45(6):674-678.
WANG Yi, LIU Bo, XIONG Longye, et al. Research on generating algorithm of orchard road navigation line based on deep learning[J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2019, 45(6):674-678. (in Chinese)

[22] 马驰,董子扬,陈志军,等. 基于根点替代的猕猴桃果园行间导航线生成方法研究[J]. 干旱地区农业研究,2021,39(5):222-230.
MA Chi, DONG Ziyang, CHEN Zhijun, et al. Research on navigation line generation of kiwi orchard between rows based on root point substitution[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2021, 39(5):222-230. (in Chinese)