

基于机器视觉的苹果表损智能检测系统设计

Design of apple damage automatic detection system based on machine vision

秦寅初¹ 李 涛¹ 李 旭² 王美玲³ 谭治英²

QIN Yinchu¹ LI Tao¹ LI Xu² WANG Meiling³ TAN Zhiying²

(1. 常州大学机械与轨道交通学院, 江苏 常州 213164; 2. 河海大学机电工程学院,

江苏 常州 213200; 3. 中国科学院合肥物质科学研究所智能机械研究所, 安徽 合肥 230031)

(1. College of Mechanical Engineering and Rail Transit, Changzhou University, Changzhou, Jiangsu 213164, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213200, China; 3. Institute of Intelligent Machinery, Hefei Institute of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China)

摘要: [目的] 满足苹果外观品质和大小综合分级的现实需求, 解决中国苹果人工分选效率低, 分选设备结构复杂、成本高等问题。 [方法] 提出一种 YOLOv5s-apple 模型, 在主干网络中引入 Transformer 模块和 CBAM 注意力模块, 同时加入加权双向特征金字塔网络 (Bi-FPN) 改进颈部网络, 并结合 HALCON 软件, 利用自行设计的一种苹果表损智能检测系统进行表损分拣和大小分级。 [结果] 与原 YOLOv5s 模型相比, YOLOv5s-apple 模型的 mAP 提升了 6.2%, 检测系统的分拣分级准确率可达 97.5%, 试验系统的处理速度为 5 s/个。 [结论] 试验系统可以有效地进行苹果分级分选。

关键词: 苹果; 分选; 无损检测; 深度学习; YOLOv5; 注意力机制

Abstract: [Objective] To meet the practical requirements for comprehensive grading based on the appearance quality and size of apples, and to address issues such as low efficiency of manual sorting, complex structure, and high cost of sorting equipment for Chinese apples. [Methods] A YOLOv5s-apple model was proposed. The transformer module and CBAM attention module were introduced into the backbone network, and the weighted Bidirectional feature pyramid network (Bi-FPN) was added to improve the neck network. Then, combined with HALCON software, a self-designed intelligent apple damage detection

system was used to carry out damage sorting and size classification. [Results] The experimental results showed that compared with the original YOLOv5s model, the mAP of the YOLOv5s-Apple model was improved by 6.2%, and the accuracy of apple sorting system could reach 97.5%, the processing speed of the system was 5 s/apple. [Conclusion] The system can effectively carry out apple grading and sorting, and provide a reference for the intellectualization and low cost of Apple detection equipment.

Keywords: apple; sorting; non-destructive testing; deep learning; YOLOv5; attention mechanisms

随着农业和信息技术的发展, 智慧农业已成为一个流行的概念^[1]。以苹果为例, 作为日常不可或缺的水果之一, 中国的苹果年产量和种植面积一直高居世界第一^[2], 但在苹果采摘后的检测分选方面却相对落后, 现有苹果品质和大小分选大多采用人工分拣, 容易出现视觉误差、疲劳, 准确率低, 且检测分选设备复杂笨重, 价格较高, 导致苹果的附加成本高, 限制了苹果产业链的发展。

近年来, 苹果的检测分选设备与识别方法不断发展^[3-8]。Zhang 等^[9]研制了一种通过可变螺距螺杆输送和浆片分选的分级机构, 对苹果颜色和大小的评估分级精度可达 99% 以上。Hu 等^[10]开发了一种田间苹果检测和分级设备, 利用支持向量机 (SVM) 对苹果的大小、颜色、形状和表面缺陷 4 个特征进行融合分级, 平均分级精度为 94.12%。Lee 等^[11]结合旋转机制和多摄像头, 提出了一种新的苹果缺陷检测系统, 优化后的 CNN 分类器分选准确率可达 93.83%。目前, 机器视觉已被广泛应用于苹果分拣中, 但分拣设备结构复杂、成本高, 且无法确保

基金项目: 江苏省产业前瞻与关键核心技术重点项目 (编号: BE2021016-4)

作者简介: 秦寅初, 男, 常州大学在读硕士研究生。

通信作者: 李涛 (1983—), 男, 常州大学副教授, 博士。

E-mail: robylee@163.com

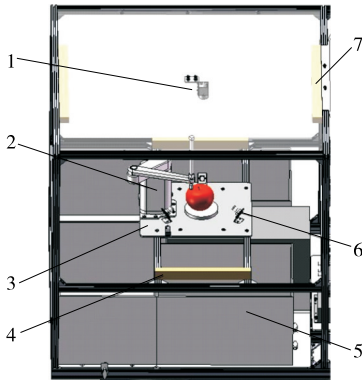
收稿日期: 2024-01-15 **改回日期:** 2024-06-05

苹果整个表面均被检测到^[12]。

研究拟提出一种改进型 YOLOv5s 的苹果识别方法,通过 3 个方面提高检测准确率,再结合 HALCON 软件,利用自行设计的小型化、模块化、紧凑型、低成本的苹果分级设备对苹果的表面缺陷、大小进行检测识别与分拣分级,以期在保证检测精度的同时,实现设备的低成本化,为苹果检测设备的发展提供依据。

1 视觉图像采集系统

图像识别系统由 1 个上摄像头、3 个下摄像头、相机主板、光源以及工控机组成(见图 1),下方 3 个摄像头均匀分布安装在检测平台的支架上,上方一个摄像头安装在检测平台上方的顶板上。光源分为上下光源,上光源布置在顶部两侧,下光源布置在检测平台支撑架上,检测平台的中央放置黑色吸光布以减少检测背景的反射光对摄像头识别检测的影响,此布置可以有效避免上下摄像头被光源直射,使图像出现过曝现象。下方 3 个摄像头呈 60°倾斜放置,均匀分布在检测平台四周,实现对苹果全表面的识别检测。



1. 上摄像头 2. SCARA 机械臂 3. 检测平台 4. 下光源
5. 收集箱 6. 下摄像头 7. 上光源

图 1 视觉检测系统结构图

Figure 1 Structure of visual inspection system

由于 CMOS 相机集成度高、传输速度快、动态变化大,所以用其采集图像。上方检测摄像头型号为 U3SMT200GC 工业相机,下方摄像头型号为 U3SMT200GC-4C 四通道工业相机,可以同时处理 4 个通道的数据采集和图像显示,相机技术性能参数见表 1。

图像处理单元主要由工控机、显示器及人机交互软件组成,对相机采集到的图像进行分析反馈以及结果显示。

表 1 相机的主要技术性能参数

Table 1 Detailed camera parameters

传感器 型号	像素	分辨率	曝光时间/ ms	像元尺 寸/ μm	像素位 深/bit
AR0234	230 万	1 920×1 200	0.010~3 000	3.0×3.0	8/10

2 苹果表损检测算法设计

2.1 YOLOv5s 网络模型

综合系统所需求的识别准确率和识别速度,选用 YOLOv5s 作为检测系统的表损识别算法。在单阶段目标检测算法中,YOLOv5 为 YOLO 系列中推演速率和识别效果最佳、性能最好的算法^[13],而 YOLOv5 的 5 种模型中,YOLOv5s 综合表现最优^[14],更是被广泛应用于目标的实时检测。YOLOv5s 网络结构主要包括输入端 Input、骨干网络 Backbone、颈部网络 Neck 和输出端 Prediction 4 个部分。

YOLOv5s 中使用的 Mosaic 采用 4 张图像随机裁剪、缩放、排布拼接的方式进行数据增强^[15]。同时,每次训练会自适应地计算不同训练集中的最佳锚框值与自适应图像缩放^[16]。输入的图像首先在 Backbone(Conv+CBL+C3+SPPF)部分进行特征提取,Neck(FPN+PAN)部分的特征金字塔网络(FPN)通过上采样方式进行特征传递融合,路径聚合网络(PAN)在此基础上自底向上传达强定位特征,两个网络从不同的主干层进行特征聚合。输出端 YOLOv5s 采用 CIOU_Loss 作损失函数,经过 NMS 非极大值抑制处理后,输出各目标的类别、置信度等信息。

2.2 YOLOv5s 网络改进

针对苹果图像包括尺度不同的目标,考虑在特征提取网络中融入 Transformer 模块,获取缺陷特征的全局视野,提高网络对于小目标缺陷特征的学习能力,进而提高目标检测的准确率^[17]。将 YOLOv5s 网络的 C3 模块替换为含有 Transformer 编码器的 C3TR 模块,放置于 backbone 部分的最末端,通过其多头自注意力机制^[18]从不同角度捕获全局信息,捕捉特征之间的关系,使模块看到整个 backbone 部分的特征图,挖掘更丰富的缺陷特征上下文全局信息,有效增强识别苹果缺陷特征的能力,并减小模型的运算成本与储存成本。

在拍摄的苹果图像输入时常伴有噪声等,这些冗余信息经过深度卷积会使得部分有用信息丢失,导致检测精度降低,为更好地关注和定位苹果表面的关键信息,融入结合了通道注意力与空间注意力的 CBAM 卷积注意力模块^[19],添加在每个 C3 模块后面,每层进行一次注意力,使注意力机制看到局部的特征。

对特征图的输入特征进行融合的过程中,路径聚合网络 PAN 在对特征图进行多次融合操作时,特征易受浅层网络影响,无法充分利用不同尺度间的有效特征,特征金字塔结构,FPN 在自顶向下融合特征时,深层特征图中可能出现特征语义信息丢失,从而影响了目标检测算法的准确性^[20]。在特征融合部分引入加权双向特征金字塔网络 BiFPN,以改进颈部网络结构,使其不再对输入的特

征均平等处理,而是根据不同特征的分辨率,赋予其不同的特征融合权重,让网络去学习每个输入特征的重要程度^[21]。从而在不提高计算量的前提下,融入更多特性,弥补骨干网络卷积过程中的特征损失,进一步增强模型对苹果表面信息的提取,提高检测性能。改进后的网络结构如图 2 所示。

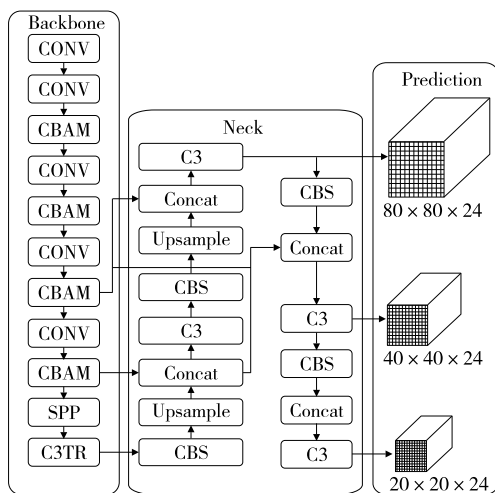


图 2 YOLOv5s-apple 结构示意图

Figure 2 Schematic diagram of YOLOv5s-apple structure

2.3 消融试验

2.3.1 试验环境与参数配置 在 Windows 11 操作系统上构建试验模型,CPU 为 AMD Ryzen 97945HX,GPU 为英伟达 RTX4060。利用 Anaconda 创建 Python 版本为 3.8.16 的虚拟环境,使用 Cudnn8.9.5 进行 GPU 加速,同时进行相关依赖库的安装。苹果分级模型训练在 Pytorch 深度学习框架下实现。试验所使用的数据集均为实景拍摄的图片,分为健康苹果和缺陷苹果,共 3 000 张,按照 8 : 2 的比例划分训练集与测试集,健康苹果的训练集标注目标数为 800 个,测试集目标数为 200 个,缺陷苹果的训练集标注目标数为 1 600 个,测试集目标数为 400 个,迭代次数为 500 次。

2.3.2 评价指标 使用深度学习中的评价指标,包括精确度(P)、召回率(R)和平均精度均值(mAP)作为评价指标,来衡量苹果表损识别检测的准确度,并分别按式(1)~式(4)进行计算。

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \times 100\%, \quad (1)$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \times 100\%, \quad (2)$$

$$A_p = \int_0^1 P(R) dR, \quad (3)$$

$$m_{AP} = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C A_{P,i} \times 100\%, \quad (4)$$

式中:

T_P ——苹果被正确检测为苹果的数量;

F_P ——非苹果被错误检测为苹果的数量;

F_N ——被漏检的苹果数量;

A_p ——各类苹果的平均精度;

m_{AP} ——两类苹果的平均精度的平均值。

2.3.3 试验结果与分析 在原始 YOLOv5s 模型基础上,提出 5 种改进模型并进行消融试验以检验不同优化策略的有效性。模型①表示引入 C3TR 模块;模型②表示引入 CBAM 模块;模型③表示引入 BiFPN 模块;模型④表示引入 C3TR 模块和 CBAM 模块;YOLOv5s-apple 引入 C3TR 模块、CBAM 模块和 BiFPN 模块。消融试验结果对比见表 2。由表 2 可知,与 YOLOv5s 相比,引入 C3TR 模块后 mAP 增加了 3.9%,引入 CBAM 模块后 mAP 增加了 5%,引入 BiFPN 模块后 mAP 增加了 3.3%,同时引入 C3TR 和 CBAM 模块后 mAP 增加了 5.2%,改进后的 YOLOv5s-apple 模型 mAP 增加了 6.2%,改进后的模型精度可以达到很好的检测效果,满足系统所要求。

表 2 消融试验对比

Table 2 Comparison of ablation experiment performance

模型	准确率	召回率	平均精度
YOLOv5s	89.6	82.9	87.7
模型①	91.2	86.8	91.6
模型②	93.3	87.4	92.7
模型③	93.5	86.9	91.0
模型④	93.1	85.9	92.9
YOLOv5s-apple	94.5	87.9	93.9

2.4 苹果尺寸特征识别方法

苹果的形狀尺寸特征采用 HALCON 图像处理软件^[22]进行识别。通过相机采集苹果图像后,对图像进行预处理,划出 roi 区域,从而减少计算量,加快计算速度。将 roi 区域 RGB 图像转化为灰度图,并对其进行滤波降噪。应用滤波器后,使用阈值分割处理将图像中的黑色背景提取出来。而后将选择出的黑色背景区域与 roi 区域求差集,提取出苹果轮廓。最后拟合计算出苹果轮廓的最小外接矩形,得到苹果直径的像素大小,通过相机标定获得的内外参数将像素尺寸映射到苹果的实际直径尺寸。基于 HALCON 开发环境进行尺寸识别的流程如图 3 所示。

3 苹果表损检测与分级试验

为验证苹果检测系统的可行性以及苹果分级系统的可靠性与准确性,根据理论分析与模型训练完成整个系

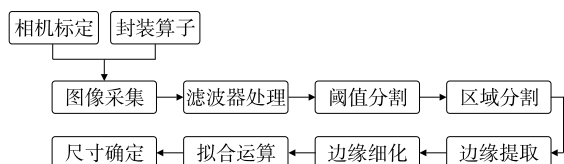


图3 果径尺寸测量流程图

Figure 3 Fruit diameter measuring process

统设备的搭建。取120个不同等级的苹果进行系统的分拣测试,输出结果包括水果好坏、边界框及相应的置信度,测试效果如图4所示。

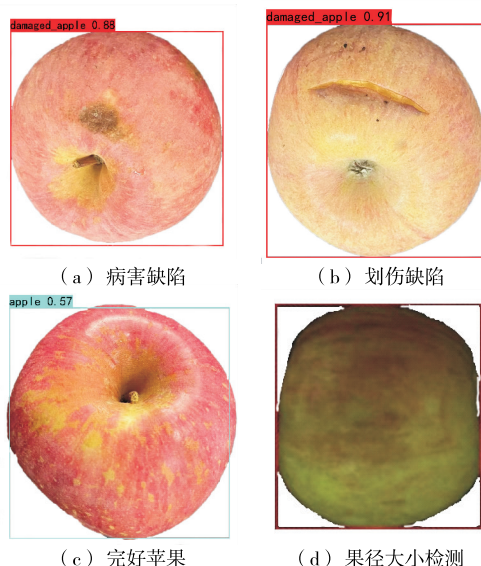


图4 检测效果示意图

Figure 4 Test results

分别通过人工和分拣系统进行分级测试,对比结果如表3所示。

由表3可知,分拣系统的效率远远高于人工分拣,但分级结果有差别,主要是由于苹果形状的不规则性,导致系统在检测果径大小时会有一定误差,但通过系统的多摄像头检测判别,实际准确率仍可达97.5%。人工分拣时,对于苹果大小的检测可以通过质量更加直观地判断,但人工分拣的效率要比系统分拣效率低,且为重复工作,后期人工分拣出现了对于色度的混淆与缺陷的疏漏,导致苹果分拣评判的标准不一致,这些缺点通过分拣系统均得到了极大改善。

表3 系统分拣与人工分拣对比

Table 3 Comparison between systematic sorting and manual sorting

组别	一级果	二级果	三级果	坏果	平均分拣时间/s
系统分级	43	65	7	9	5
人工分级	41	66	8	9	37

4 结论

为了准确快速地完成苹果全表面质量与尺寸大小识别及分级分拣,基于机器视觉设计了一种小型化、模块化、可移动、可拓展、紧凑型、低成本的苹果检测系统。采用多摄像头结合SCARA机械臂的结构,设计简单,成本低,分拣效果可靠;通过添加C3TR模块、CBAM模块和BiFPN模块改进YOLOv5s模型,改进后的YOLOv5s-apple模型识别苹果表面机械损伤和病虫害的精度有了明显提升,可以较为准确地区分病虫害、损伤果等缺陷苹果与正常的苹果,同时系统利用HALCON图像识别软件提取苹果外接矩形并拟合出实际尺寸;苹果果损检测系统检测的实际平均准确率可达97.5%,平均分拣时间为5s/个,实现了苹果的高效质检,满足了高效精准地在农业生产中在线跟踪式智能检测识别与分拣筛选苹果的要求。虽然系统的检测精度与检测速度已经满足需求,但模型大小等方面仍有提升空间,因此,后续可研究减小计算量的同时进一步提高精度与速度。

参考文献

- [1] TIAN Y, YANG G, WANG Z, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 417-426.
- [2] 余梅, 文艺, 毛敏. 我国苹果对外贸易格局及发展趋势[J]. 中国果树, 2022(7): 100-104.
- [3] YU M, WEN Y, MAO M. The pattern and development trend of China's apple foreign trade[J]. China Fruits, 2022(7): 100-104.
- [4] SOFU M M, ER O, KAYACAN M C, et al. Design of an automatic apple sorting system using machine vision [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 395-405.
- [5] FAN S, LIANG X, HUANG W, et al. Real-time defects detection for apple sorting using NIR cameras with pruning-based YOLOV4 network [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106715.
- [6] XU B, CUI X, JI W, et al. Apple grading method design and implementation for automatic grader based on improved YOLOv5 [J]. Agriculture, 2023, 13(1): 124.
- [7] 姚素红, 陈凯峰, 赵华洋. 基于PLC控制的苹果分拣系统设计与测试[J]. 包装与食品机械, 2022, 40(4): 62-67.
- [8] YAO S H, CHEN K F, ZHAO H Y. Design and test of apple sorting system based on PLC control[J]. Packaging & Food Machinery, 2022, 40(4): 62-67.
- [9] 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.
- [10] ZHOU S A, HUANG G S, ZHANG Y J, et al. Real time detection Method of fruit defects based on deep learning [J]. Food & Machinery, 2021, 37(11): 123-129.
- [11] 李学军, 程红. 基于决策融合的苹果分级检测关键技术研究[J]. 食品与机械, 2020, 36(12): 136-140.

- LI X J, CHENG H. Study on key technologies for apple grading detection based on decision fusion method[J]. Food & Machinery, 2020, 36(12): 136-140.
- [9] ZHANG Z, LU Y, LU R. Development and evaluation of an apple infield grading and sorting system [J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 180: 111588.
- [10] HU G, ZHANG E, ZHOU J, et al. Infield apple detection and grading based on multi-feature fusion[J]. Horticulturae, 2021, 7 (9): 276.
- [11] LEE J H, VO H T, KWON G J, et al. Multi-camera-based sorting system for surface defects of apples [J]. Sensors, 2023, 23 (8): 3 968.
- [12] 彭彦昆, 孙晨, 刘乐, 等. 苹果外部缺陷全表面在线检测分选装置研发[J]. 农业工程学报, 2022, 38(23): 266-275.
- PENG Y K, SUN C, LIU L, et al. Development of full-surface online detection and sorting device for external defects of apples [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(23): 266-275.
- [12] 白强, 高荣华, 赵春江, 等. 基于改进 YOLOv5s 网络的奶牛多尺度行为识别方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(12): 163-172.
- BAI Q, GAO R H, ZHAO C J, et al. Multi-scale behavior recognition method for dairy cows based on improved YOLOv5s network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(12): 163-172.
- [13] YAO J, QI J, ZHANG J, et al. A real-time detection algorithm for kiwifruit defects based on YOLOv5[J]. Electronics, 2021, 10(14): 1 711.
- [14] YUN S, HAN D, OH S J, et al. Cutmix: regularization strategy to train strong classifiers with localizable features[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul, Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 6 023-6 032.
- [15] 宁远霖, 杨颖, 李振波, 等. 基于改进 YOLOv5 的复杂跨域场景下的猪个体识别与计数 [J]. 农业工程学报, 2022, 38(17): 168-175.
- NING Y L, YANG Y, LI Z B, et al. Recognition and counting of pig individuals in complex cross domain scenarios based on improved YOLOv5 [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38 (17): 168-175.
- [16] 查健, 陈先中, 王文财, 等. 基于改进的 YOLOv5s 刨花板表面小目标缺陷检测算法[J/OL]. 计算机工程与应用. (2023-08-14) [2023-12-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20230811.1707.024.html>.
- ZHA J, CHEN X Z, WANG W C, et al. Small target defect detection algorithm of particleboard surface based on improved YOLOv5s[J/OL]. Computer Engineering & Application. (2023-08-14) [2023-12-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20230811.1707.024.html>.
- [17] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: ACM, 2017: 6 000-6 010.
- [18] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]// Proceedings of the Europe Conference on Computer Vision (ECV). Munich, Germany: Springer, 2018: 3-19.
- [19] 高云茜, 邓三鹏. 基于 YOLOv5-en 算法的草莓采摘机器人目标检测技术[J]. 实验技术与管理, 2023, 40(10): 178-183, 216.
- GAO Y Q, DENG S P. Object detection technology of strawberry picking robot based on YOLOv5-en algorithm [J]. Experimental Technology & Management, 2023, 40(10): 178-183, 216.
- [20] 王梦妮, 顾寄南, 王化佳, 等. 基于改进 YOLOv5s 模型的茶叶嫩芽识别方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(12): 150-157.
- WANG M N, GU J N, WANG H J, et al. Tea bud recognition method based on improved YOLOv5s model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(12): 150-157.
- [21] 冯运发, 王新彦, 余银海, 等. 基于 HALCON 软件与 HSV 模型的树木检测算法研究[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(6): 188-192.
- FENG Y F, WANG X Y, SHE Y H, et al. Trees detection algorithm based on HALCON software and HSV model study [J]. Journal of Jiangsu Agricultural Science, 2019, 47(6): 188-192.
- [22] 项辉宇, 薛真, 冷崇杰, 等. 基于 Halcon 的苹果品质视觉检测试验研究[J]. 食品与机械, 2016, 32(10): 123-126.
- XIANG H Y, XUE Z, LEN C J, et al. Experimental study on visual inspection of apple quality based on Halcon [J]. Food & Machinery, 2016, 32(10): 123-126.
- [16] 陈启, 陈慈发, 邓向武, 等. 基于移动端轻量模型的杂草分类方法研究[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(2): 163-170.
- CHEN Q, CHEN C F, DENG X W, et al. Research on weed classification method based on mobile light weight model [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43 (2): 163-170.
- [17] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for MobileNetV3 [C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul: IEEE, 2019: 1 314-1 324.

(上接第 137 页)

- [14] SIDEHABI S W, SUYUTI A, ARENI I S, et al. The development of machine vision system for sorting passion fruit using multiclass support vector machine [J]. Journal of Engineering Science and Technology Review, 2018, 11(5): 178-184.
- [15] 汪伯军, 郭保银, 黄富饶, 等. 基于 HSV 颜色空间的烟叶烘烤阶段判别模型研究[J]. 南方农机, 2023, 54(13): 5-9.
- WANG B J, GUO B Y, HUANG F R, et al. Study on discrimination model of tobacco curing stage based on HSV color space [J]. South Forum, 2023, 54(13): 5-9.