

基于深度学习与 Delta 机器人的病损柑橘上料部位初筛系统设计与试验

陈耀晖^{1,2} 蔡武斌¹ 孙博瀚³ 陶国新¹ 林家豪¹ 李善军^{1,4}

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 果蔬园艺作物种质创新与利用全国重点实验室, 武汉 430074;
3. 华中农业大学植物科学技术学院, 武汉 430074; 4. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070)

摘要: 在同一条生产线上完成柑橘清洗、打蜡、分级等系列商品化处理步骤有利于减少果实损伤, 提升果实品质, 但其中病损柑橘的存在容易造成果间侵染并污染后续产线。为在产线上料部位剔除病损柑橘, 本研究设计了一种基于深度学习和 Delta 机器人的病损柑橘初筛系统。首先, 通过对不同检测模型对比试验, 选出了检测精度最高的 YOLO v7 模型, 并结合 DeepSORT 跟踪算法实现了对产线上柑橘的快速、精准跟踪与检测; 其次, 提出了优化后的 Delta 机器人门型轨迹, 依据插补法计算出步进电机精确控制策略; 最终, 搭建了具备快速定位与抓取能力的筛除装置样机, 并将其集成到了生产线上。试验结果表明, YOLO v7 模型 F1 值为 90%, 相较于 YOLO v5 和 SSD 网络分别高出 2、4 个百分点; 设计的 Delta 机器人具有较高的定位精度, 对同一点的平均定位误差为 1.5 mm, 满足抓取的精度要求; 病损柑橘平均筛除成功率可达 83.25%。因此, 本文设计的设备在柑橘分拣产线上具有出色的自动筛除能力, 能够有效减轻病损柑橘果间侵染以及污染产线的情况, 从而保障柑橘生产线正常运行。

关键词: 柑橘筛选; Delta 机器人; YOLO v7; 多目标跟踪

中图分类号: TP391.4; S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2025)06-0535-11

OSID:



Design and Experiment of Defective Citrus Sieving System Based on Deep Learning and Delta Robot

CHEN Yaohui^{1,2} CAI Wubin¹ SUN Bohan³ TAO Guoxin¹ LIN Jiahao¹ LI Shanjun^{1,4}

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. National Key Laboratory for Germplasm Innovation & Utilization of Horticultural Crops, Wuhan 430074, China

3. College of Plant Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430074, China

4. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-Lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China)

Abstract: Completing a series of commercialization processing steps such as cleaning, waxing, and grading of citrus on the same production line is conducive to reducing fruit damage and improving fruit quality. However, the presence of diseased and damaged citrus can easily cause cross-contamination and pollution to the subsequent production line. Therefore, it is necessary to remove diseased and damaged citrus at the feeding section of the production line. For this reason, a disease-damaged citrus preliminary screening system was developed based on deep learning and Delta robots. Firstly, through comparative experiments of different detection models, the YOLO v7 model with the highest accuracy was selected, and combined with the DeepSORT tracking algorithm to achieve rapid and precise tracking and detection of citrus on the production line. Secondly, an optimized Delta robot door-shaped trajectory was proposed, and the precise control strategy of the stepping motor was calculated based on the interpolation method. Finally, a prototype of a screening device with fast positioning and grasping capabilities was built and integrated into the production line. The experimental results showed that the F1-score of the YOLO v7 model was 90%, which was 2 and 4 percentage points higher than that of the YOLO v5 and SSD networks, respectively. The Delta robot designed had high positioning accuracy, with an average positioning error of 1.5 mm for the same point, which met the precision requirements for grasping. The

收稿日期: 2024-04-07 修回日期: 2024-06-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(32302206)、国家柑橘产业技术体系项目(CARS-26)和湖北省重点研发计划项目(2023BBB119)

作者简介: 陈耀晖(1993—),男,副研究员,博士,主要从事水果品质无损检测研究,E-mail: yaohui.chen@mail.hzau.edu.cn

通信作者: 李善军(1977—),男,教授,博士,主要从事丘陵山地智能装备研究,E-mail: shanjunlee@mail.hzau.edu.cn

average success rate of screening out diseased and damaged oranges could reach 83.25%. Therefore, the equipment proposed had excellent automatic screening capabilities on the citrus sorting production line, which can effectively reduce the cross-contamination of diseased and damaged citrus and pollution to the production line, thus ensuring the normal operation of the citrus production line.

Key words: citrus screening; Delta robot; YOLO v7; multi-object tracking

0 引言

近年来,我国柑橘产业蓬勃发展,种植面积和产量均跃居世界首位^[1]。为了节省人力、提高生产效率以及提升果实品质,在一条自动化生产线上集成清洗、烘干、打蜡、分级等步骤,对果实进行集中商品化处理,已经成为了产业的发展趋势^[2-5]。但是,病损柑橘容易造成果间侵染并污染后续产线,严重影响了商品化处理工作的正常开展。为了解决这个问题,可以在生产线的上料阶段人工对病损果进行筛选,然而该过程过于依赖从业者的感官和经验,准确性难以保证,人力成本也有逐渐提高的趋势。因此,如何快速、准确、低成本地对生产线上的病损柑橘进行初筛,对于提升果实品质、防止产线污染以及维护消费者购买信心均至关重要^[6]。

随着计算机图像处理技术、光谱技术以及机器视觉技术的不断突破与发展,水果分选领域正经历着从传统人工分选向机器视觉分选的深刻转变^[7]。已有学者采用多光谱、高光谱等传统图像处理方式对病损柑橘进行检测并取得了一定的效果^[8-9],但是传统图像处理方法的检测速度较慢,泛化能力往往较低,因此难以满足实时分选的严苛要求。此外,生产线上料阶段的柑橘数量庞大且滚动前进,光照变化、果实尺寸形态区别等因素都会对传统图像处理产生影响。深度学习技术由于具有较强的特征自动提取能力,在提高检测准确率和优化检测效率等方面显示出了较大的应用潜力^[10-12]。

此外,将深度学习技术与机械结构结合的视觉分选系统已经在产业中广泛应用,实现了对农产品的自动分选^[13-14]。但是,这些系统往往需要将果实排成一列后进行视觉识别与机械剔除,只适用于已经经历了清洗、烘干等步骤后的果实,而无法搭载于大量果实同时滚动的生产线上料部位。

已有研究证明了基于深度学习和机械设备对病损柑橘进行初筛具有可行性,但目前的研究仍存在以下问题:首先,大多数研究是基于静态场景,而在柑橘产线上料阶段,柑橘在滚动中前进,病损区域会在相机视域中不断变化;其次,大部分装置让果实排序成单列后进行检测和分选,但柑橘在产线上料阶段上分布不规则并且数量庞大,相机视域

中多个位置均会随机出现柑橘。针对上述问题,本文提出一种基于深度学习算法的快速实时跟踪、检测方案,将相邻帧中同一个柑橘的图像进行匹配,以更准确地判断其病损情况。开发低成本的Delta机器人,优化门型运行轨迹,对识别出的病损果进行快速剔除。

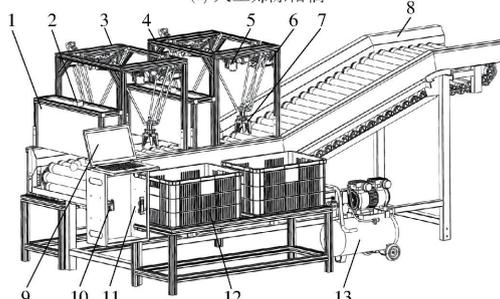
1 初筛系统硬件架构与工作流程

1.1 初筛系统硬件架构

目前,生产线上料部分人工筛选病损柑橘情况如图1a所示,由于柑橘数量庞大、产线速度较快、单人筛选效率有限,需要4名工人均匀排列在生产线两侧才能满足筛选要求。为加快筛选速度,提高筛选效率,参考人工筛选方式,设计了柑橘自动化筛选设备,如图1b所示。



(a) 人工筛选柑橘



(b) 柑橘自动化筛选设备

图1 人工以及自动化设备筛选柑橘示意图

Fig. 1 Schematic of manual and automatic equipment for sieving citrus

1. 亚克力遮光板 2. 相机 3. Delta 机器人 4. 铝型材架 5. 57 步进电机闭环驱动器 6. 57 步进电机 7. 气动柔性夹具 8. 柑橘输送带 9. 便携式计算机 10. Arduino 微控制器 11. 电控箱 12. 收集箱 13. 空气压缩机

该设备由上料系统、图像采集系统和筛除执行系统3部分构成。上料轨道(GJDLX-5型,湖北国炬农业机械科技股份有限公司)以恒定的速度(0.3 m/s)带动柑橘匀速上料,使柑橘平稳、一致地

朝向图像采集系统移动。图像采集系统则集成了由黑色亚克力板搭建的暗箱、1 个白色 LED 灯条 (500 mm × 12 mm × 5 mm, 12 V, 8 W, 1 500 lm) 以及 1 个配备 USB 接口的相机 (KS2A418 - 3.0 型, 1 080 像素 × 720 像素, 帧率 30 f/s)。暗箱有效隔绝外界光线, 确保图像采集不受自然光干扰。LED 条取合适长度均匀贴放于暗箱顶部四周, 为图像采集提供明亮且均匀的白光照。相机则安装在距轨道 50 cm 的暗箱顶面中心。筛除执行系统包括计算机、基于 ATmega2560 的 8 位 Arduino 微控制器、57 步进电机闭环驱动器 (Emm57_V5.0)、57 步进电机 (57BYG250H)、Delta 机器人、气动柔性夹爪以及气泵 (220 V, 15 L, 1 100 W) 等。计算机负责高效处理图像信息, 与 Arduino 微控制器协同工作, 实现对电机的控制。Arduino 微控制器发送脉冲信号, 调节 57 步进电机转动速度和角度。Delta 机器人凭借闭合对称三支链结构, 无累计误差, 能够在三维空间内实现精准定位。4 台机器人协同工作, 通过计算目标柑橘进入各抓取空间内时, 对应机器人在不中断现有工作任务的前提下, 能否顺利位移到柑橘上方以选择执行本次筛除操作的机器人。前一执行器完成抓取后, 产线上的柑橘再次进入图像采集系统进行位置信息更新。气动柔性夹爪则负责产线上柑橘的抓取作业, 气泵通过调整气流单向导通情况, 控制夹爪的开合, 柔性夹爪能够紧密贴合柑橘, 从而确保抓取过程的稳定性和可靠性。为验证该系统的可行性, 首先搭建配备视觉检测功能与单 Delta 机器人的筛除系统, 并开展系列验证试验。

参照人工筛除方式, 分配 Delta 机器人工作区间如图 2 所示, 其中深蓝色长方体表示搭建的机器人工作区间, 具体尺寸为 400 mm × 300 mm × 250 mm。为使机器人运动空间满足工作区域要求, 设计了合适的机器人结构, 其中主动臂长度为 220 mm, 从动臂长度为 380 mm, 动静平台半径差为 40 mm, 工作高度为 220 mm。

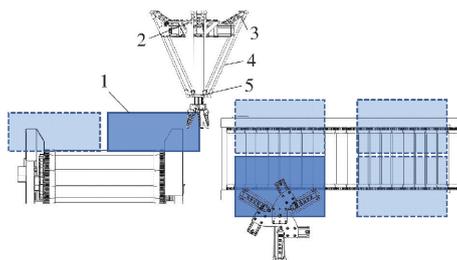


图 2 Delta 机器人与工作区间示意图

Fig. 2 Diagram of Delta robot and working area

1. 工作区间 2. 静平台 3. 主动臂 4. 从动臂 5. 动平台

同时, 对 Delta 机器人的运动空间进行建模, 如图 3 所示, 该空间完整覆盖了为其分配的工作区域,

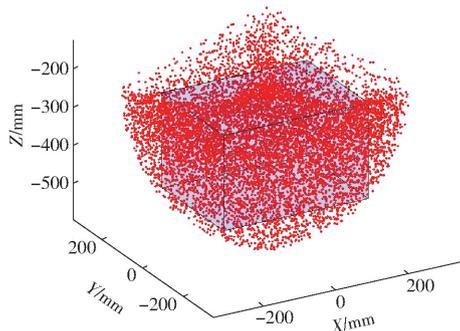


图 3 Delta 机器人运动空间示意图

Fig. 3 Schematic of screening workspace

因此能够充分发挥其运动能力, 为高效、精准的分拣作业提供保障。

1.2 初筛系统工作流程

在病损柑橘从图像识别系统被送往筛除执行系统的过程中, 输送轨道平稳、输送行程短, 因此, 位移轨迹可以近似为直线, 这为图像识别系统与筛除执行系统分离的工作方案提供了可行性。除了上述工作方案, 还存在一种图像识别与执行抓取结合在相同区域同步进行的方案, 然而, 该方案中工作的 Delta 机器人进入相机视域将影响图像采集, 降低检测成功率。综合考虑柑橘产线的尺寸与模型检测准确性的要求, 本研究最终选择将视觉识别区域与病损柑橘抓取区域分离。

基于该工作方案, 设备的连续筛除流程如图 4 所示。柑橘通过传输轨道进入图像采集系统, 计算机通过 YOLO v7 - DeepSORT 跟踪检测模型对相机捕捉的图像信息进行实时分析, 同时计算机与相机通过 USB 接口进行高效通信, 迅速获取病损柑橘的位置信息。随后, 计算机对其进行运动学逆解并通过串口将精确的位置数据发送给 Arduino 微控制器, 以确定 Delta 机器人步进电机运动转角及所需的脉冲数。微控制器接收到指令后, 通过 IO 口输出相应频率和脉冲数以精确控制步进电机, 使其转动至指定位置。当 Delta 机器人的末端执行构件到达预定位置时, 通过电磁阀控制气流的单向导通使末端柔性爪迅速执行抓取动作, 从而实现对目标柑橘的抓取。完成抓取动作后, 步进电机控制 Delta 机器人使其末端执行机构返回初始位置, 电磁阀打开使末端柔性夹爪张开, 释放已筛除的目标柑橘。

2 病损柑橘检测与跟踪模型开发

2.1 柑橘样本数据集采集

试验柑橘样本来自宜昌市秭归县, 品种为秭归脐橙。依据柑橘有无经济价值将样本柑橘分为有价值柑橘 (Valuable citrus, V) 和无价值柑橘 (Non-valuable citrus, N) 两类。其中, 有价值柑橘指表面

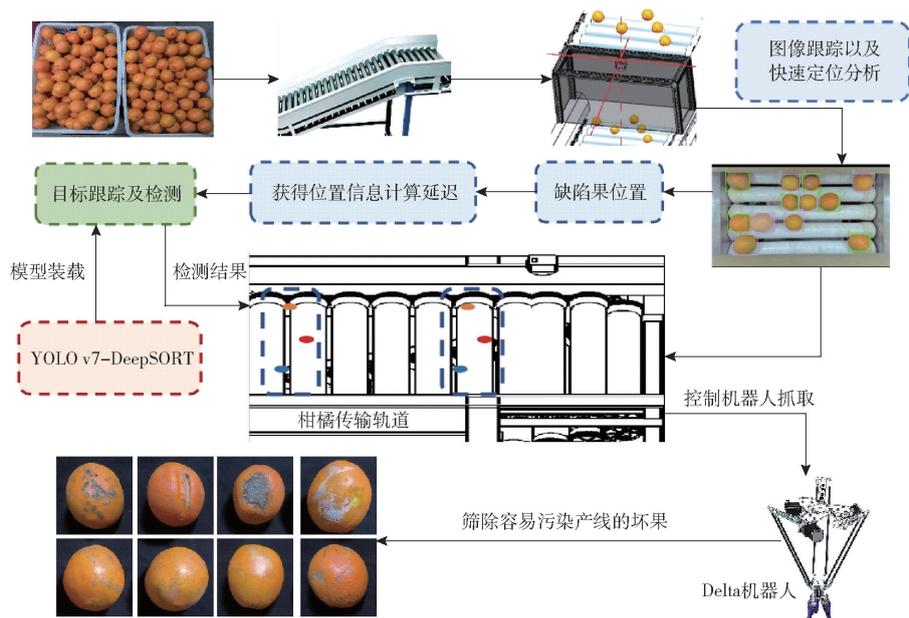


图4 柑橘筛选机器人工作流程示意图

Fig. 4 Schematic of working process of citrus screening robot

光泽、外形完整的可正常销售的优质柑橘和允许外皮存在细微瑕疵的略次柑橘。略次柑橘仍可作为次果售卖或送往罐头、果汁加工厂进行加工处理,因此仍具有一定经济价值。相比之下,无价值柑橘则存在大面积病变条纹、霉变、虫蛀或严重外部损伤,这类柑橘不仅品质低下,还可能对产线造成污染,因此一般直接丢弃,不具有经济价值^[15]。柑橘分类情况如图5所示。

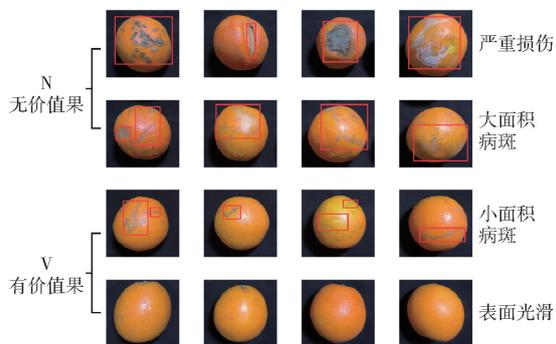
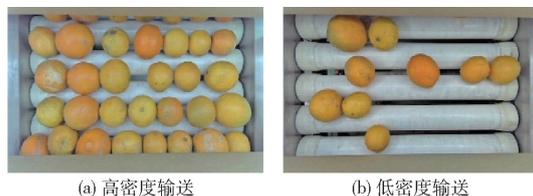


图5 柑橘分类情况示意图

Fig. 5 Classification of citrus fruits

为构建针对检测模型的样本数据集,挑选500个柑橘进行图像采集,其中有价值柑橘共计223个,无价值柑橘共计277个。在图像采集过程中,为了获得柑橘不同表面的图像信息,轨道以固定速度(0.3 m/s)带动柑橘匀速滚动前进,由于柑橘尺寸存在差异,图像采集轨道697 mm × 255 mm的区间内满载平均需要柑橘39个,为了贴近实际产线上柑橘上料情况,分别以高密度、低密度2种输送方式进行动态拍摄采集。柑橘个数超过满载数量的一半即视为高密度输送方式,未超过则视为低密度输送方式,

拍摄过程如图6所示。



(a) 高密度输送

(b) 低密度输送

图6 产线上柑橘拍摄过程

Fig. 6 Citrus sorting process in conveying production line

对于高、低密度上料方式,分别从500个柑橘中随机挑选200、100个柑橘以随机姿态倒入轨道进行动态拍摄,共收集了11条图像尺寸为1080像素 × 720像素、帧率为30 f/s的视频,其中以高密度上料方式拍摄的视频5条,低密度上料方式6条。为了避免相邻帧之间的信息重叠,每个视频间隔10帧截取1幅图像,即每秒收集3帧图像。柑橘在通过图像采集轨道区间的时间范围内,平均被截取5幅图像,这些图像涵盖了柑橘全表面信息,不存在漏检。通过上述方法,最终获得2084幅高质量图像,按照比例8:1:1将这些图像划分为训练集,验证集和测试集,以便用于分类模型的构建和优化。使用LabelImg软件,对有价值柑橘和无价值柑橘进行了手动标注,分别标记为V类和N类。

2.2 柑橘目标检测模型

YOLO作为单阶段目标检测典型算法,因其具有较快的运行速度被广泛应用于实时检测任务中^[16],其模型网络结构如图7所示。YOLO v7模型主要包含输入层(Input)、主干网络(Backbone)、预测头(Head)3层网络结构。输入层的任务是将采集到的图像进行预处理;主干网络接收处理后的图像并通过

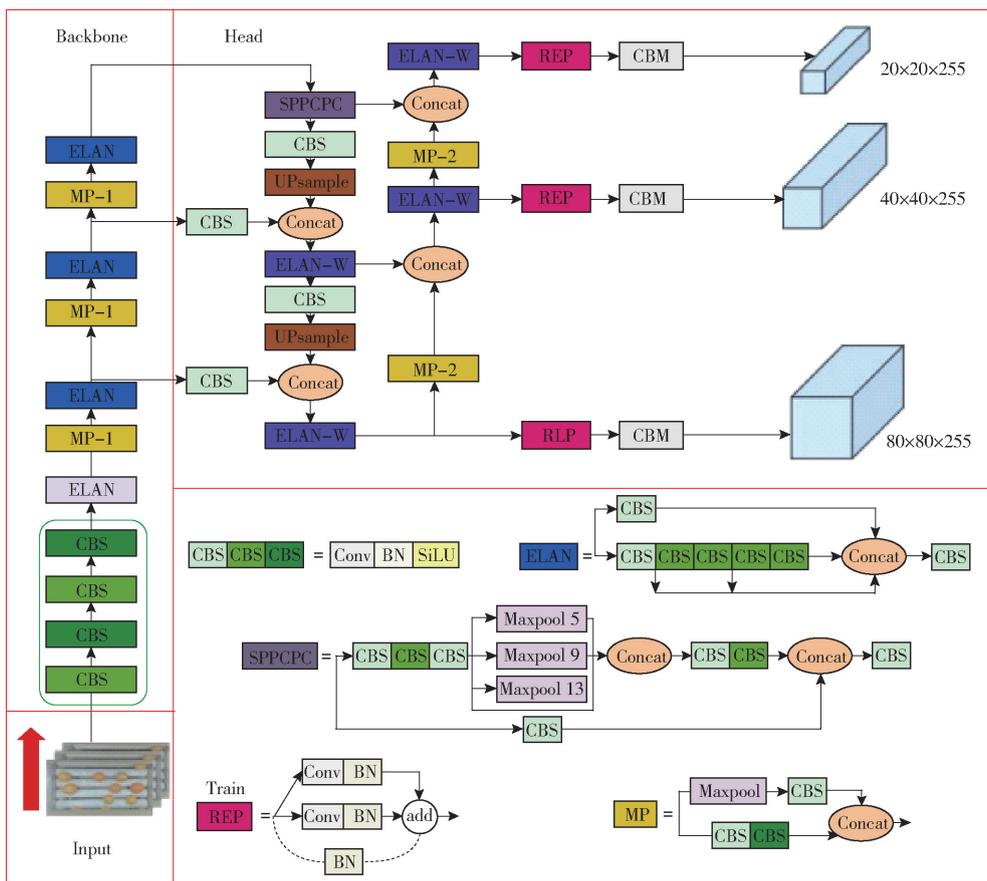


图 7 YOLO v7 网络结构示意图

Fig. 7 Schematic of YOLO v7 network structure

ELAN 和 MP 的组合卷积结构提取出不同大小的特征信息;预测头主要由 SPPCPC 层、UPsample 层、若干 CBS 层、ELAN 层、MP 层、REP 层以及 CBM 层组成,它的任务主要是结合提取出的特征信息,通过重参数化结构 REP 层输出预测结果^[17]。

2.3 柑橘跟踪模型

由于柑橘在轨道上滚动前进,在不同的时刻呈现不同的特征面,这些特征面可能被归为不同类导致检测模型无法确定同一柑橘的真实类别。针对此问题,采用多目标跟踪算法记录柑橘运动过程中的历史分类信息,并通过历史分类信息确定每个柑橘的真实类别。具体策略为将每连续 10 帧的检测结果归为一个历史列表,若同一跟踪 ID 在任一历史列表中超过 3 帧被检测为无价值果,则暂定为无价值果;若此类历史列表累计超过 8 个,则判定该柑橘真实类别为无价值果。常见的多目标跟踪算法有 SORT^[18-20]、DeepSORT^[21-24]、ByteTrack^[25-26]。本研究使用 DeepSORT 算法对视野内的全部柑橘进行多目标跟踪。DeepSORT 算法基于 SORT 算法发展而来,为了解决 SORT 算法鲁棒性较差,当跟踪目标消失后又出现时容易发生的 ID 互换问题,DeepSORT 算法在 SORT 算法的基础上加入了图像信息,同时通过对马氏距离和余弦距离的度量,将对

追踪目标的预测信息同追踪目标的外部特征及运动情况联合考虑,增加了算法的鲁棒性。在检测模型 YOLO v7 中加入 DeepSORT 算法结构最终形成多目标追踪检测模型 YOLO v7 - DeepSORT,模型结构如图 8 所示。

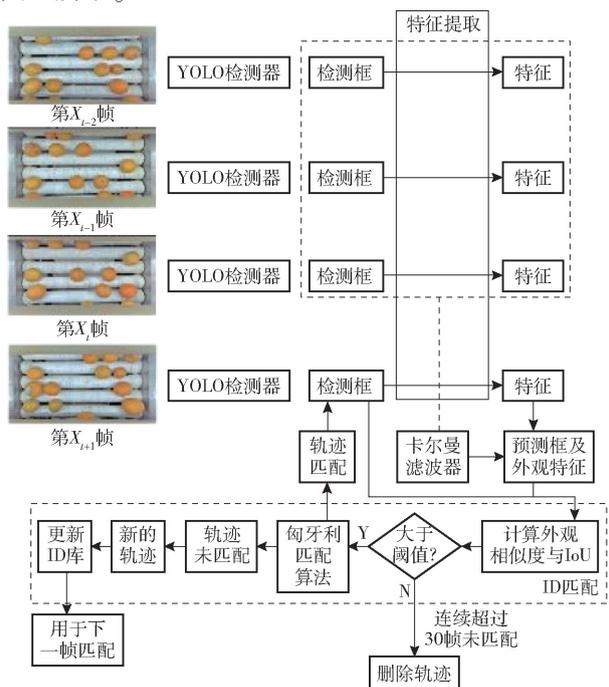


图 8 跟踪检测算法框图

Fig. 8 Tracking detection algorithm framework

2.4 实验平台与训练过程

为满足模型训练要求,搭建如下配置的实验平台: NVIDIA - GPU - GTX - 3070 显卡, 显存 12 GB。CPU 为 AMD Ryzen 7 5800, 运行内存 32 GB。操作系统为 Windows, 使用 Pytorch 1.2、Python 3.8 和 Cuda 11.6 版本。模型训练时, 训练优化器选择 Adam 算法, 控制批量大小为 4, 迭代次数为 300, 初始学习率为 0.001, 图像尺寸为 640 像素 \times 640 像素。

3 坐标系标定及末端执行机构运动轨迹规划

3.1 坐标系标定

由于柑橘的筛除动作需在 Delta 机器人坐标系下完成, 因此需要将相机坐标系下采集到的病损柑

橘位置信息转移到机器人坐标系下。相机安装在距离轨道上方 50 cm 处, 其顶面与轨道平面保持平行。如图 9 所示, 相机拍摄视域为 697 mm \times 255 mm, 能够保证柑橘进入图像检测系统时被清晰捕捉。柑橘进入检测范围时, 相机会对其进行实时拍摄。随后, 计算机通过 YOLO v7 - DeepSORT 模型对捕捉到的图像进行高效处理。该模型不仅能够快速识别出多个柑橘目标, 还能实时为这些目标分配等级标签。同时, 模型还能够精确计算出每个柑橘在相机坐标系下的形态学中心坐标。为了确保 Delta 机器人能够准确抓取到目标柑橘, 在相机和 Delta 机器人的形态学中心分别建立坐标系。通过测量这两个坐标系中心之间的实际距离, 可以将相机坐标系转换为 Delta 机器人坐标系, 从而实现两坐标系标定。

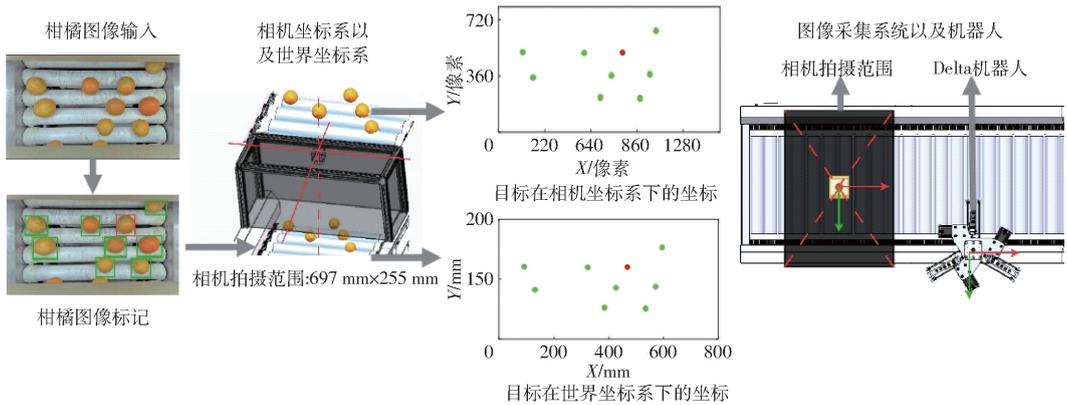


图 9 坐标系标定说明图

Fig. 9 Illustrative of coordinate system calibration

3.2 末端执行机构运动轨迹规划

为了避免受到刚性碰撞, 降低机器人运动产生的震颤, 实现两端点的位置转换, 使用一种优化的门型运动轨迹^[27]。如图 10 所示, 优化的门型轨迹在门型轨迹速度与加速度突变的部分增加过渡区间, 该运动轨迹将机器人原本受到的刚性碰撞转换为柔性碰撞, 有效提高了机器人寿命并且提高了抓取稳定性。

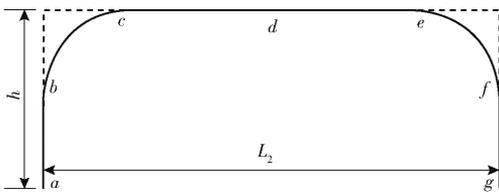


图 10 优化的门型轨迹

Fig. 10 Optimized gate-shaped trajectory

为了满足实际生产过程中的动态初筛要求, 需要获取柑橘在不同时刻的精确位置。因此, 根据轨道运行速度以及末端执行机构的运行时间建立产线上柑橘动态定位模型, 建模过程如图 11 所示。

其中红点 A、B、C、D 表示抓取目标在不同时刻

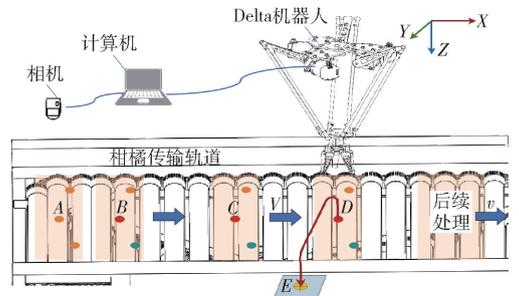


图 11 目标柑橘动态定位过程示意图

Fig. 11 Schematic of dynamic locating process for target citrus

坐标, 分别为 (x_1, y_1, z_1) 、 (x_2, y_2, z_2) 、 (x_3, y_3, z_3) 、 (x_4, y_4, z_4) 。黄点 E 表示 Delta 机器人末端执行机构开始运动起始点。点 A 表示拍摄产线上柑橘图像时的原始坐标, 经过计算机处理后更新目标柑橘坐标为 (x_2, y_2, z_2) 。点 C 表示末端执行机构开始运行时柑橘所在的位置, 点 D 表示末端执行机构完成抓取动作的位置。X 为点 A 到点 D 的距离, 计算公式为

$$X = v(t_1 + t_2 + t_3) \quad (1)$$

式中 v ——轨道运动速度

t_1 ——计算机处理图像信息并计算位置坐标所需要的时间

t_2 ——目标柑橘点 B 运动到点 C 所需要时间

t_3 ——目标柑橘从点 C 运动到点 D 所需要时间,同时也是 Delta 机器人末端执行机构从点 E 运动到点 D 时间

由于 X, v, t_1 均已知, t_3 可以通过对 Delta 机器人单次运动时间的求解获得,结合优化的门型曲线以及修正梯形加减速曲线^[28]可得加速度表达式为

$$a_m = \frac{h}{\left(\frac{23}{128} + \frac{3}{32\pi^2}\right)T^2} \quad (2)$$

式中 h ——门型轨迹高度

T ——运动周期

a_m ——末端执行机构最大加速度

由于 h, a_m 均已知,由此可以计算出 t_3 并得出机器人开始执行操作时目标柑橘所在的位置 C 。

对修正梯形加减速曲线连续进行 2 次不定积分求解即可得出位移函数

$$s = \begin{cases} \frac{a_m t^2}{4} + \frac{a_m}{2} \left(\frac{t_3}{8\pi}\right)^2 \cos\left(\frac{8\pi t}{t_3}\right) - \frac{a_m t_3^2}{128\pi^2} & \left(t \in \left[0, \frac{1}{8}t_3\right)\right) \\ \frac{a_m t^2}{2} + a_m t_3^2 \left(\frac{1}{256} - \frac{1}{64\pi^2}\right) - \frac{a_m t_3 t}{16} & \left(t \in \left[\frac{1}{8}t_3, \frac{3}{8}t_3\right)\right) \\ - \left(\frac{t_3}{4\pi}\right)^2 a_m \cos\left(\frac{4\pi^2}{t_3} \left(t - \frac{3t_3}{8}\right)\right) + \\ \frac{5}{16} a_m t_3 t + a_m t_3^2 \left(\frac{3}{64\pi^2} - \frac{17}{125}\right) & t \in \left(\frac{3}{8}t_3, \frac{5}{8}t_3\right) \\ a_m t_3^2 \left(\frac{7}{64\pi^2} - \frac{67}{256}\right) - \frac{a_m t^2}{2} + \frac{15 a_m t_3 t}{16} & \left(t \in \left[\frac{5}{8}t_3, \frac{7}{8}t_3\right)\right) \\ - \frac{a_m t^2}{4} + a_m t_3^2 \left(\frac{13}{128\pi^2} - \frac{9}{128}\right) + \frac{a_m t_3}{2} + \\ \frac{a_m}{2} \left(\frac{t_3}{8\pi}\right)^2 \cos\left(\frac{8\pi}{t_3} \left(t - \frac{7t_3}{8}\right)\right) & \left(t \in \left[\frac{7}{8}t_3, t_3\right]\right) \end{cases} \quad (3)$$

式中 s ——末端执行机构位移

t ——末端执行机构运动时间

为求解抓取过程中关节的转速以实现对电机的控制,首先对 Delta 机器人进行运动学逆解,计算方法为

$$\begin{cases} [(R-r+L_i \cos\theta_i) \cos\alpha_i - x]^2 + (L_i \sin\theta_i + z)^2 + \\ [(R-r+L_i \cos\theta_i) \sin\alpha_i - y]^2 = L_a^2 \quad (i=1,2,3) \end{cases} \quad (4)$$

式中 R ——静平台铰点外接圆半径

r ——动平台铰点外接圆半径

L_b ——主动臂长度

L_a ——从动臂长度

θ_i ——驱动关节转角

(x, y, z) ——Delta 机器人坐标系下末端执行机构所处位置坐标

通过对位移函数间隔 t_0 进行插补获得。 t_0 计算公式为

$$t_0 = \frac{t_3}{N} \quad (5)$$

其中 N 为插补个数,则步进电机转角计算公式为

$$\begin{cases} \varphi_1 = \theta_{1,n+1} - \theta_{1,n} \\ \varphi_2 = \theta_{2,n+1} - \theta_{2,n} \\ \varphi_3 = \theta_{3,n+1} - \theta_{3,n} \end{cases} \quad (6)$$

式中 $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$ 为 3 个步进电机转角,通过对转角求得步进电机转速,实现对电机的控制; $\theta_{i,n}$ 为第 n 个插补点轮动关节转角, n 为插补序号。

4 试验结果与分析

Delta 机器人对无价值柑橘的动态连续抓取成功率受到多个关键因素的共同影响,这些因素包括模型检测准确度、多目标跟踪精度与准确度、手眼标定精度、末端执行机构定位精度以及机器人受冲击程度等。为了探究这些因素对最终抓取成功率的具体影响,并验证无价值柑橘筛除效果,设计了一系列试验。通过试验全面评估 Delta 机器人在筛除过程中的性能。

4.1 柑橘检测准确度

为了选择最适合本研究的检测模型,在保持迭代次数一致的前提下,深入对比 YOLO v5、YOLO v7 以及 SSD 网络在检测性能。评估模型时,采用了精确率 P (Precision)、召回率 R (Recall)、模型 F1 值以及单帧检测时间等多个关键指标。不同网络多次训练后针对两类柑橘的平均检测结果见表 1。由表 1 可知,由于 YOLO v7 在参数上的增加导致其检测速度略有降低,但仍远小于图像采集的时间间隔,满足实时性要求。结合产线 0.3 m/s 的运行速度,YOLO v7 模型单帧检测时间 16.1 ms 会造成 4.83 mm 的定位误差,远小于机器人末端执行机构 156.5 mm 的最大抓取直径,因此,由于检测时间造成的微小延迟对产线上病损柑橘筛除的影响不大。同时,YOLO v7 模型在精确率以及召回率方面均实现了显著提

表 1 不同检测模型平均检测结果对比

Tab. 1 Comparison of detection results of different models

检测模型	F1 值/%	P /%	R /%	单帧检测时间/ms
YOLO v5	88	89.5	85.9	15.3
YOLO v7	90	91.7	88.9	16.1
SSD	86	83.0	83.0	16.0

升。具体而言,与 YOLO v5 以及 SSD 网络相比, YOLO v7 的 F1 值分别高出 2、4 个百分点。以上优势使得 YOLO v7 能满足柑橘流水线上的实时检测需求。

4.2 柑橘跟踪精度及准确率

跟踪模型选用 DeepSORT、SORT 和 ByteTrack 共 3 种,与 YOLO v7 分别实现对产线上柑橘的多目标跟踪,跟踪评价结果如表 2 所示。

表 2 跟踪评价指标

Tab.2 Metrics for tracking evaluation

检测模型	跟踪器			MOTA/ %	MOTP/ %
	SROT	DeepSORT	ByteTrack		
YOLO v7	√	×	×	69.2	97.1
	×	√	×	81.2	97.6
	×	×	√	63.2	96.7

注:√表示采用此算法,×表示不采用此算法。

由表 2 可知, YOLO v7 和 DeepSORT 所得柑橘多目标跟踪精度 (MOTA) 为 81.2%, 多目标跟踪准确度 (MOTP) 为 97.6%, 证明 DeepSORT 算法能够有效地跟踪柑橘在输送带上的运动轨迹, 并保持较好的跟踪准确率。

4.3 手眼标定精度

两坐标系通过实际空间位置进行转换, 由于实际空间位置测量存在误差, 故转换将存在一定偏差。首先, 在标定纸上用马克笔手动随机画出 5 个点放入图像采集系统下进行拍照采集, 获取相机坐标系下点的坐标 (X_0, Y_0) , 进而转至世界坐标系下点的位置 (X_1, Y_1) 。然后, 保持标定纸不动, 启动轨道进行平移并带动标定纸平移至 Delta 机器人坐标系下, 控制轨道启动时间为 3 s, 即平移距离为 0.9 m, 由此获得平移后各点在世界坐标系下的实际坐标 (X_2, Y_2) 。最后, 在机器人末端执行机构上安装上同款马克笔, 控制其在 Delta 机器人坐标系下运动并在标定纸 5 个点的位置分别画点, 记录下画点时各点在 Delta 机器人坐标系下的坐标 (X'_1, Y'_1) , 进一步转换为世界坐标系下的坐标 (X'_2, Y'_2) , 通过对比 (X_2, Y_2) 与 (X'_2, Y'_2) 即可检验手眼标定精度。试验结果见表 3。

标定平均距离差为 4.3 mm。与文献 [29] 研究的番茄授粉机器人正常情况下手眼标定精度 (6.5 mm) 相近。

4.4 末端执行机构重复定位试验

除标定精度对筛除成功率的影响外, 末端执行机构的定位能力也是决定筛除是否成功的关键因素。夹爪定位精度过低可能导致无价值柑橘抓取面积过小, 抓取不牢靠进而发生脱落, 这不仅会影响抓

表 3 手眼标定精度试验结果

Tab.3 Hand-eye calibration accuracy test results

试验点	重复次数	坐标平均值/mm		平均距离差/mm
		(X_2, Y_2)	(X'_2, Y'_2)	
点 1	10	(836.4, -145.5)	(838.8, -142.1)	4.2
点 2	10	(974.5, -257.6)	(971.1, -254.2)	4.8
点 3	10	(902.8, 13.3)	(905.6, 9.5)	4.7
点 4	10	(866.7, 96.2)	(864.5, 99.1)	3.6
点 5	10	(977.7, 174.4)	(981.2, 172.3)	4.1

取效果, 还可能引发产线的进一步污染。

为验证末端执行夹爪的定位效果, 设计重复定位试验。试验中, 在 Delta 机器人末端动平台上夹装马克笔, 将标定纸放置在筛除执行系统下, 选定标定纸上固定位置的 4 个点并分别记录其机器人坐标, 控制机器人通过记录的坐标按照顺序不断在 4 个点上重复画点, 各重复 5 次, 以第 1 次画出的点作为基准点, 观察相同坐标下实际画点与基准点的距离, 试验设计如图 12 所示。试验结果见表 4。

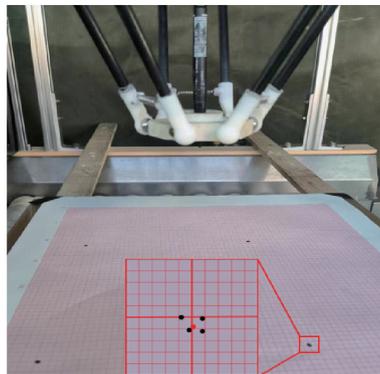


图 12 重复定位试验示意图

Fig.12 Schematic of repeated positioning test

表 4 重复定位试验结果

Tab.4 Repeated localization test results mm

试验点	基准点坐标	重复点与基准点距离				平均距离
		1	2	3	4	
点 1	(198.4, 32.2)	1.4	1.2	1.7	2.0	1.6
点 2	(384.1, 38.2)	1.4	1.5	1.5	1.6	1.5
点 3	(385.3, 216.4)	1.3	1.2	0.9	1.8	1.3
点 4	(195.4, 224.9)	1.0	1.3	1.7	2.1	1.5

由表 4 可得, 定位精度达到 1.5 mm。同类试验中, ZHANG 等 [30] 利用 Delta 机器人对茶叶进行筛选, 其定位误差为 0~4.8 mm, 相比文献 [30], 本研究末端执行机构定位准确。

4.5 机器人冲击情况仿真试验

实际生产过程中, 受到冲击将导致机器人振荡程度加大从而影响对病损柑橘抓取, 同时, 冲击还会使机器人磨损加重, 导致工作寿命降低。为了验证

本研究使用的执行机构运动轨迹能否有效规避部分冲击,式(3)反映了以修正梯形运动规律行走优化门型轨迹过程中末端执行机构的位移情况,利用Matlab软件设定运动轨迹周期 $t_3 = 4\text{ s}$,轨迹高度 $h = 1.5\text{ m}$,对位移情况求导数、2阶导数、3阶导数,得到末端执行机构速度、加速度、加加速度曲线如图13所示。图13表明机器人运动起点与终点速度、加速度均为0,运动过程中位移、速度、加速度均连续可导并且加加速度有界,说明Delta机器人的运动轨迹可有效减少冲击和振荡。

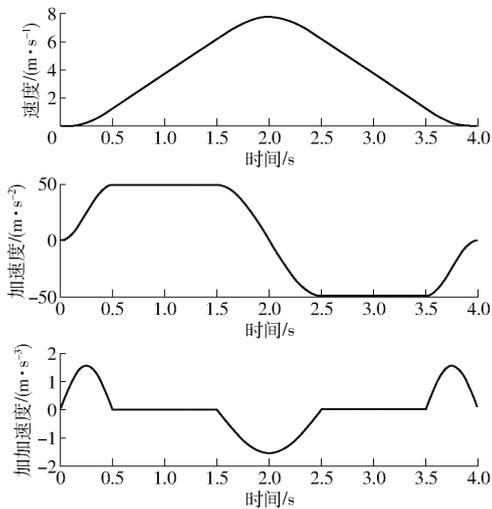


图13 修正梯形轨迹规划曲线

Fig. 13 Parameter diagram for trajectory planning

4.6 筛除成功率试验

通过Delta机器人对单个坏果的重复筛除情况可以展现装置实际工作情况下的筛除能力。为了完成试验,搭建装置如图14所示。无价值柑橘通过分拣流程,在经过Delta机器人工作区后会被其自动筛除脱离产线。共进行4组试验,每组试验进行100次无价值柑橘从上料到通过Delta机器人工作区的筛除全过程试验,试验结果见表5。

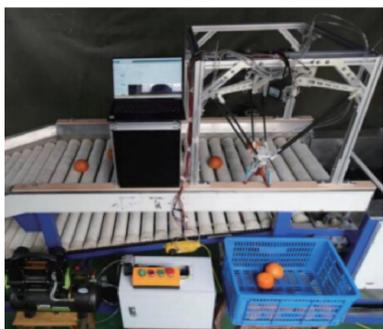


图14 柑橘筛选机器人实物图

Fig. 14 Photograph of citrus screening robot

表5 筛除试验

Tab. 5 Screening test

试验组	重复次数	成功筛除次数	失败筛除次数	平均筛除使用时间/s	筛除成功率/%
1	100	81	19	2.52	81.00
2	100	85	15	2.38	85.00
3	100	83	17	2.48	83.00
4	100	84	16	2.36	84.00
汇总	400	333	67	2.46	83.25

由表5可知,4组试验平均筛除成功率达到83.25%,其中最低筛除率为81%,最高筛除率达到85%。观察筛除失败时设备的运行情况,明确筛除成功率较低有以下3个原因:①检测错误:部分柑橘经过图像采集系统后被错误判定为有价值柑橘,导致Delta机器人无动作,筛除失败。②时间误差:病损柑橘位置信息以及执行机构控制信号在计算与传递过程中不可避免会存在延迟与误差,导致末端执行夹爪与目标柑橘并非同时到达抓取点。③轨迹误差:部分柑橘病损面积大,形态发生较大变化,在输送轨道上的位移轨迹趋向曲线,导致末端执行夹爪定位错误。

解决上述问题对于提高病损柑橘筛除成功率具有重要意义。在未来研究中,可以通过选用更为新颖的检测模型提高检测准确率,使用性能更为优越的计算机降低计算延迟,在末端执行器上添加摄像头以增加感知信息^[31],以提高筛除成功率。

5 结论

(1)提出了一种基于深度学习与Delta机器人的病损柑橘初筛系统,用于解决目前柑橘初筛过程过于依赖人工的问题。该系统实现了对产线上无价值柑橘的快速检测、精准定位和稳定抓取。

(2)YOLO v7-DeepSORT模型可以实现对产线上滚动前进柑橘的精确检测与定位。

(3)通过对筛除工作空间的规划,研究搭建了合适尺寸的Delta机器人,实现对目标操作点的精确定位,对同一点的重复定位误差为1.5 mm。

(4)对步进电机的控制使机器人末端运动轨迹呈优化的门型曲线,该轨迹有效避免了冲击的产生,降低了抓取过程中的振荡程度,提高了机器人寿命。

(5)通过无价值柑橘的筛除试验证明了该自动筛除系统的合理性和有效性。在试验中,检测成功率为90.3%,筛除成功率为83.25%,单次柑橘筛除平均时间为2.46 s。

参考文献

- [1] 翁海勇,李效彬,肖康松,等.基于Mask R-CNN的柑橘主叶脉显微图像实例分割模型[J].农业机械学报,2023,54(7):252-258,271.

- WEN Haiyong, LI Xiaobin, XIAO Kangsong, et al. Instance segmentation model for microscopic image of citrus main leaf vein based on Mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(7):252-258,271. (in Chinese)
- [2] 陈红,马露畅,万琛,等. 宽皮柑橘贮藏用薄膜包装机的设计与试验[J]. 农业工程学报, 2020,36(23):317-323.
CHEN Hong, MA Luchang, WAN Chen, et al. Design and experiment of film packaging machine for citrus reticulata[J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(23):317-323. (in Chinese)
- [3] BHATNAGAR A, PATEL R, GUPTA M, et al. Customized sorting and packaging machine[J]. Telecommunication Computing Electronics and Control, 2021, 19(4): 1326-1333.
- [4] SAKUDO A, YAGYU Y. Application of a roller conveyor type plasma disinfection device with fungus-contaminated citrus fruits[J]. AMB Express, 2021, 11: 1-8.
- [5] 杨信廷,郭向阳,韩佳伟,等. 基于 TiDE-PatchTST 模型的柑橘冷藏效率时序预测模型优化[J]. 农业机械学报, 2024, 55(7):396-404.
YANG Xinting, GUO Xiangyang, HAN Jiawei, et al. Optimization of citrus cold storage efficiency time-series prediction model based on TiDE-PatchTST[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(7):396-404. (in Chinese)
- [6] ELKAOUD N S, ELGLALY A M M. Development of grading machine for citrus fruits (Valencia Orange)[J]. Journal of Soil Sciences and Agricultural Engineering, 2019, 10(11): 671-677.
- [7] 李光梅,魏新华,李法德,等. 水果综合分选机称重模块的设计与实现[J]. 农业工程学报, 2009,25(2):96-100.
LI Guangmei, WEI Xinhua, LI Fade, et al. Design and implementation of weighing module for fruit integrative grader[J]. Transactions of the CSAE, 2009,25(2):96-100. (in Chinese)
- [8] ZHAO X, BURKS T F, QIN J, et al. Effect of fruit harvest time on citrus canker detection using hyperspectral reflectance imaging[J]. Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety, 2010, 4: 126-135.
- [9] 赵川源,何东健,LEE Won Suk. 柑橘黑斑病反射光谱特性与染病果实检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2017,48(5): 356-362,355.
ZHAO Chuanyuan, HE Dongjian, LEE Won Suk. Reflectance spectral characteristics of black spot disease and disease detection method for citrus[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(5):356-362,355. (in Chinese)
- [10] 刘小刚,范诚,李加念,等. 基于卷积神经网络的草莓识别方法[J]. 农业机械学报, 2020,51(2):237-244.
LIU Xiaogang, FAN Cheng, LI Jianian, et al. Identification method of strawberry based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(2):237-244. (in Chinese)
- [11] 张志远,罗铭毅,郭树欣,等. 基于改进 YOLO v5 的自然环境下樱桃果实识别方法[J]. 农业机械学报, 2022,53(增刊 1):232-240.
ZHANG Zhiyuan, LUO Mingyi, GUO Shuxin, et al. Cherry fruit detection method in natural scene based on improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(Supp. 1):232-240. (in Chinese)
- [12] KANG H, CHEN C. Fast implementation of real-time fruit detection in apple orchards using deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 168: 105108.
- [13] 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 Yankun, SUN Chen, LIU Le, et al. Development of full-surface online detection and sorting device for external defects of apples[J]. Transactions for the CSAE, 2022,38(23):266-275. (in Chinese)
- [14] 张晓,庄子龙,刘英,等. 基于深度学习的青梅品质智能分选技术与装备研究[J]. 农业机械学报, 2022,53(11):402-411.
ZHANG Xiao, ZHUANG Zilong, LIU Ying, et al. Technology and equipment research of green plum quality intelligent Sorting Based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(11):402-411. (in Chinese)
- [15] 李善军,胡定一,高淑敏,等. 基于改进 SSD 的柑橘实时分类检测[J]. 农业工程学报, 2019,35(24):307-313.
LI Shanjun, HU Dingyi, GAO Shumin, et al. Real-time classification and detection of citrus based on improved single short multibox detector[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(24):307-313. (in Chinese)
- [16] JIANG K, XIE T, YAN R, et al. An attention mechanism-improved YOLOv7 object detection algorithm for hemp duck count estimation[J]. Agriculture, 2022, 12(10): 1659.
- [17] 袁杰,谢霖伟,郭旭,等. 基于改进 YOLO v7 的苹果叶片病害检测方法[J]. 农业机械学报, 2024,55(11):68-74.
YUAN Jie, XIE Linwei, GUO Xu, et al. Apple leaf disease detection method based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(11):68-74. (in Chinese)
- [18] 赵新龙,顾臻奇,李军. 基于 YOLO v5s 和改进 SORT 算法的黑水虻幼虫计数方法[J]. 农业机械学报, 2023,54(7): 339-346.
ZHAO Xinlong, GU Zhenqi, LI Jun. Larvae of black soldier fly counting based on YOLO v5s network and improved SORT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(7):339-346. (in Chinese)
- [19] 陈锋军,朱学岩,周文静,等. 利用无人机航拍视频结合 YOLOv3 模型和 SORT 算法统计云杉数量[J]. 农业工程学报,

- 2021,37(20):81-89.
- CHEN Fengjun, ZHU Xueyan, ZHOU Wenjing, et al. Quantity statistics of spruce under UAV aerial videos using YOLOv3 and SORT[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(20):81-89. (in Chinese)
- [20] 姚雄,余坤勇,杨玉洁,等.基于随机森林模型的林地叶面积指数遥感估算[J].农业机械学报,2017,48(5):159-166.
- YAO Xiong, YU Kunyong, YANG Yujie, et al. Estimation of forest leaf area index based on random forest model and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(5):159-166. (in Chinese)
- [21] 涂淑琴,刘晓龙,梁云,等.基于改进 DeepSORT 的群养生猪行为识别与跟踪方法[J].农业机械学报,2022,53(8):345-352.
- TU Shuqin, LIU Xiaolong, LIANG Yun, et al. Behavior recognition and tracking method of group housed pigs based on improved DeepSORT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(8):345-352. (in Chinese)
- [22] 黄成龙,张忠福,华向东,等.基于改进 Faster R-CNN 和 Deep Sort 的棉铃跟踪计数[J].农业机械学报,2023,54(6):205-213.
- HUANG Chenglong, ZHANG Zhongfu, HUA Xiangdong, et al. Cotton boll tracking and counting based on improved Faster R-CNN and Deep Sort[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(6):205-213. (in Chinese)
- [23] 郭明月,刘雅晨,李伟夫,等.基于视频跟踪算法的果园猕猴桃产量实时预估[J].农业机械学报,2023,54(6):178-185.
- GUO Mingyue, LIU Yachen, LI Weifu, et al. Real-time production prediction of kiwifruit in orchard based on video tracking algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(06):178-185. (in Chinese)
- [24] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017: 3645-3649.
- [25] 付辰伏,任力生,王芳.基于改进 YOLO v8 的牛只行为识别与跟踪方法[J].农业机械学报,2024,55(5):290-301.
- FU Chenfu, REN Lisheng, WANG Fang. Method for cattle behavior recognition and tracking based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(5):290-301. (in Chinese)
- [26] 涂淑琴,汤寅杰,李承桀,等.基于改进 ByteTrack 算法的群养生猪行为识别与跟踪技术[J].农业机械学报,2022,53(12):264-272.
- TU Shuqin, TANG Yinjie, LI Chengjie, et al. Behavior recognition and tracking of group-housed pigs based on improved ByteTrack algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(12):264-272. (in Chinese)
- [27] LI Y, WU S, HE L, et al. Development and field evaluation of a robotic harvesting system for plucking high-quality tea[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107659.
- [28] FLOCKER F W. Addressing cam wear and follower jump in single-dwell cam-follower systems with an adjustable modified trapezoidal acceleration cam profile[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines & Power, 2009, 131(3):327-335.
- [29] 文朝武,龙洁花,张宇,等.基于3D视觉的番茄授粉花朵定位方法[J].农业机械学报,2022,53(8):320-328.
- WEN Chaowu, LONG Jiehua, ZHANG Yu, et al. Positioning method of tomato pollination flowers based on 3D vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(8):320-328. (in Chinese)
- [30] ZHANG X, WU Z, CAO C, et al. Design and operation of a deep-learning-based fresh tea-leaf sorting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107664.
- [31] GONG Z, FANG X, CHEN X, et al. A soft manipulator for efficient delicate grasping in shallow water: modeling, control, and real-world experiments[J]. The International Journal of Robotics Research, 2021, 40(1): 449-469.