

基于视触觉的桌面式猕猴桃硬度无损检测与即食分级装置

林家豪^{1,2} 张泽健³ 孙铭宇⁴ 孙博瀚⁴ 蔡武斌^{1,2} 张霄阳^{1,2}
李善军^{1,2} 陈耀晖^{1,2}

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070;
3. 湖北物流流通技术研究所, 襄阳 441002; 4. 华中农业大学植物科学与技术学院, 武汉 430070)

摘要: 硬度是评估猕猴桃成熟度的关键指标,对果实成熟度评估、商品化分选至关重要。为解决现阶段国产猕猴桃“即食性”差和低成本分级装备技术薄弱等问题,本文以“翠香”猕猴桃为研究对象,提出一种视触觉传感和深度学习技术结合的猕猴桃硬度检测方法,设计一种集上料、输送、检测和分选功能一体的桌面式自动化装置,可实现中小批量猕猴桃硬度无损检测与即食成熟度分级。首先阐述视触觉传感器制作方法、检测原理、装置硬件系统构建和软件控制流程,搭建并训练一种添加 CBAM 注意力机制的 ResNet18_CBAM-LSTM 深度学习模型,提出一种即食分级标准与果肉硬度进行相关性分析并作为即食分级依据,随后对样机进行性能评估,并基于呼吸强度进行 Mann-Whitney U 显著差异检验评估无损性。试验结果表明,提出的视触觉检测方法具备可重复性和稳定性,接触力变异系数为 0.54%;神经网络预测硬度与猕猴桃实际硬度 R^2 和 RMSE 分别为 0.81 和 1.39 N,可实现猕猴桃硬度准确评估;猕猴桃最佳即食硬度为 8.72~14.28 N,以此为参考样机上料落果成功率为 89.92%,分级准确率为 90.16%,分拣效率为 4.12 s/个;Mann-Whitney U 检验下经装置分选后试验组猕猴桃和对照组差异性检验 P 大于 0.05。样机整体运行稳定,检测效果良好,可实现无损分级。研究结果为国产猕猴桃硬度检测和即食分级提供了一种新的参考方案。

关键词: 猕猴桃;无损检测;视触觉传感器;深度学习;即食分级

中图分类号: S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)06-0379-11

OSID:



Desktop-level Non-destructive Kiwifruit Firmness Evaluating and ‘Ready-to-eat’ Grading Device Based on Vision-based Tactile Sensing

LIN Jiahao^{1,2} ZHANG Zejian³ SUN Mingyu⁴ SUN Bohan⁴ CAI Wubin^{1,2} ZHANG Xiaoyang^{1,2}
LI Shanjun^{1,2} CHEN Yaohui^{1,2}

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

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

3. Hubei Institute of Logistics Technology, Xiangyang 441002, China

4. College of Plant Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: Firmness is a key indicator for evaluating the ripeness of kiwifruit, which is essential for fruit maturity evaluation and commercial grading. It's aimed at the challenges of poor ‘ready-to-eat’ quality and the lack of low-cost grading technology for domestic kiwifruit. Focusing on the ‘Cuixiang’ kiwifruit, a novel method combining vision-based tactile sensing and deep learning techniques for kiwifruit firmness detection was proposed. An integrated desktop automation device, which combined feeding, conveying, detecting, and grading functions, was developed to enable non-destructive firmness evaluation and ‘ready-to-eat’ maturity grading for small to medium batches of kiwifruit. The fabrication method, detection principles, and hardware system construction of the vision-based tactile sensor, as well as the software control process were firstly outlined. A deep learning model, ResNet18_CBAM-LSTM with the

收稿日期: 2025-01-02 修回日期: 2025-03-22

基金项目: 湖北省重点研发计划项目(2025BEB005)和国家柑橘产业技术体系项目(CARS-Citrus)

作者简介: 林家豪(1997—),男,博士生,主要从事视触觉传感器和无损检测技术与装备研究, E-mail: linjiahao@webmail.hzau.edu.cn

通信作者: 陈耀晖(1993—),男,副研究员,博士,主要从事智慧果园、机器人与人工智能研究, E-mail: yaohui.chen@mail.hzau.edu.cn

CBAM attention mechanism, was constructed and trained. A ‘ready-to-eat’ grading method was proposed, and its correlation with firmness was analyzed and used as the basis for the device’s grading process. Subsequently, the prototype device was evaluated, and non-destructive testing was assessed by using Mann – Whitney U significance tests based on kiwifruit respiration intensity. Experimental results showed that the proposed vision-based tactile sensing method was repeatable and stable, with a contact force variation coefficient of 0.54%. The neural network’s predicted firmness and the actual firmness of the kiwifruit yielded an R^2 value of 0.81 and an RMSE of 1.39 N, demonstrating accurate firmness assessment. The optimal ‘ready-to-eat’ firmness range for the test kiwifruit was found to be between 8.72 N and 14.28 N. Using this reference, the prototype’s fruit feeding success rate was 89.92%, with a grading accuracy of 90.16% and sorting efficiency of 4.12 s per fruit. Under Mann – Whitney U testing, the P -value for the difference between the test and control groups after grading by the device was greater than 0.05. Overall, the prototype demonstrated stable operation and effective detection, achieving non-destructive grading. The research result can provide a reference for the firmness detection and ‘ready-to-eat’ grading of domestic kiwifruit.

Key words: kiwifruit; non-destructive evaluating; vision-based tactile sensing; deep learning; ‘ready-to-eat’ grading

0 引言

2024年中国猕猴桃种植面积已达 2×10^5 hm², 产量超过 3.8×10^6 t, 为农业农村经济发展发挥了重要作用^[1]。然而, 国产猕猴桃需在国际市场竞争力薄弱, 优质果品大量依赖进口^[2]。猕猴桃在待成熟阶段进行大规模商业采摘, 但国内猕猴桃种植个体相对分散, 缺少统一管理策略^[3], 同时猕猴桃为呼吸跃变型水果, 即使是同一收获期内果实成熟特性也存在较大差异^[4]。消费者购买的国产猕猴桃易出现无法即食, 最佳食用期短暂且难以估定的现象, 且放置期间极易出现腐烂问题, 影响了国内消费者食用体验和复购率^[5-7]。硬度是确定猕猴桃成熟度的关键指标之一, 与内部生理变化联系紧密。同时, 一些国内学者也提出了“即食猕猴桃”的概念, 即硬度适中、成熟度适宜、无需等待即可食用的猕猴桃^[4]。在种植分散、管理落后的国内种植情形下, 对国产猕猴桃进行采后硬度检测、评估成熟度对确定销售节点和最佳食用期、解决即食性差、提高经济效益意义重大^[8]。

国内外学者在水果硬度检测领域开展了大量研究。果肉穿刺法准确率高, 通过检测贯入式探头与果肉之间的接触力进行硬度评估, 但该方法检测速度慢, 同时具备破坏性只适用于抽样检测^[9]; TIAN等^[10]提出了一种基于声磁振动技术的猕猴桃硬度检测方法, 通过磁性螺纹管与猕猴桃接触过程中的声音信号进行频域特征提取, 建立 CARS – PLS 硬度预测模型, 交叉验证 RPD 为 5.21; 赵娟等^[11]基于特定波长范围内的漫反射光谱结合预处理和特征波长提取方法, 建立了 CARS – NARX 模型检测苹果硬度, R^2 为 0.796。虽然光谱法和振动法在水果成熟

度检测方面发展迅速, 但前者仍然面临设备成本高^[12]与建模复杂^[13]等问题, 后者则具有检测条件苛刻^[14]和易导致机械损伤^[15]等缺陷。

视触觉传感技术是一种结合视觉与触觉的感知技术^[16], 类似于人类触觉与神经感知系统, 具有灵敏度高、接触安全、价格低廉等优势^[17]。近年来深度学习和边缘计算技术发展迅速, 解决了柔性材料接触过程复杂、理论分析困难的局限性^[18]。马程宏等^[19]提出了一种基于视触觉传感器的番茄外轮廓接触局部点云信息, 判断抓取过程中果实尺寸与姿态信息, 果轴投影面水平夹角和垂直偏转角平均相对误差分别达到 10.03% 和 14.02%。MA 等^[20]基于视触觉传感器采集到的图像信息, 结合改进 DFD 的有限元理论实现了三维位移测量, RMSE 低至 0.154 mm; LIN 等^[21]设计了一种视触觉的鳍状水果机械爪, 实现了水果抓取和硬度检测, 对番茄和油桃成熟度分级准确率分别为 84.6% 和 81.5%。综上, 在机器人领域, 视触觉传感技术可实现抓取位移检测、力场重建、硬度评估等功能, 在农产品成熟度检测方面, 其精度高、成本低的优势具备开发和普及应用潜力^[22]。

本文以“翠香”猕猴桃为研究对象, 基于视触觉传感技术, 设计一种桌面式猕猴桃硬度检测与成熟度分级装置。首先对视触觉传感器与装置机械结构进行设计, 并集成嵌入式机电系统, 采集视触觉序列图像数据后构建深度学习模型和相关评价, 以可变形柔性材料制作触觉传感器, 对视觉传感器进行图像采集, 基于深度学习技术进行建模分析交互力学信息。开展硬度评价与即食分级试验, 以期对猕猴桃成熟度分级提供参考。基于呼吸强度进行装置无损性评估, 测试上料成功率、分级准确率、分拣效率等主要样机性能指标, 以期为

国产猕猴桃硬度检测与即食成熟度分级及其装备研发提供参考。

1 视觉硬度传感器设计与制作

1.1 视觉传感器原理

视觉硬度传感器如图1所示,传感器主要由摄像头、三色LED照明灯、复合式接触体、对射式光电开关和支撑框架等组成。摄像头固定在支撑框架上方,三色LED包括红、绿、蓝三原色照明灯在摄像头侧下方间隔 120° 进行布置,复合式接触体主要包括基底凸点,中央弹性体和上方铺面铜粉3部分,光电开关用于检测复合式接触体与待检测物体是否发生接触。

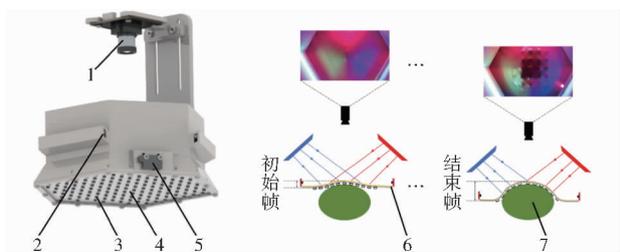


图1 视觉传感器组成与检测原理

Fig. 1 Compose and evaluating principle of vision-based tactile sensor

1. 摄像头 2. LED 3. 凸点 4. 弹性体 5. 光电开关 6. 铜粉层 7. 猕猴桃

视觉传感器硬度检测原理为,当视觉传感器与猕猴桃发生接触时,光电开关电平发生变化,摄像头开始记录,复合式接触体发生位移和变形过程,上方铜粉反射层可沿物体轮廓法线方向对三色LED光线进行反射,图像内部RGB颜色分量强度和对比度发生变化,记录的二维序列图像会隐含三维空间特征^[23],基于接触体位移变形和RGB颜色分离实现像素法线重建与接触面力学信息获取^[24],进而实现猕猴桃硬度精确评估。

1.2 复合式接触体制备

复合式接触体为视觉传感器核心部件,其选型制作与力学性能直接相关,接触体较软时在接触过程易产生疲劳与破裂,过硬时则变形不够明显且可能对果实造成损伤。相关研究表明,接触体与猕猴桃硬度较为接近时,检测结果最为准确^[25]。复合式接触体基底凸点使用Dragon skin20硅胶材料制作,中心间隔为8 mm;中央弹性层使用Ecoflex 0050硅胶材料制作,硬度相较凸点更低,既能分散交互接触力,还能让凸点位移更为明显。

复合式接触体制作过程为:首先按比例1:1混合Dragon skin20的A、B 2部分液体原材料,倒入模具并在真空桶内去除气泡,随后刮除模具平面上多余部分硅胶混合物;然后分别称取30 g的Ecoflex

0050 A、B 2种硅胶,搅拌后倒入模具,再次真空去除气泡,8 h后硅胶基本固化成型,使用 $10\ \mu\text{m}$ 片状铜粉制备反射层,筛选后均匀涂刷于未脱模的弹性体表面,确保完全覆盖后即可脱模完成复合式弹性体制作。整个制作过程如图2所示。

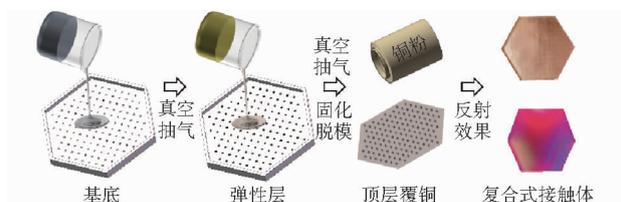


图2 复合式接触体制备过程

Fig. 2 Manufacturing process of composite contact sensor

1.3 视觉传感器稳定性试验

为验证弹性体在多次重复按压过程是否发生疲劳失效现象,将视觉传感器固定,基底凸点部分朝上放置,使用TA-XT Plus型质构分析仪(SMS公司,英国)进行重复按压测试,仪器末端装载P-10型圆柱形探头,通过计算机调整接触参数,探头与弹性体接触后以速度 $1\ \text{mm/s}$ 继续运行30 mm按压,并记录该过程探针所受的最大应力和接触力变化曲线,试验进行800次。

2 桌面式猕猴桃硬度检测与分级装置结构设计

2.1 硬件设计

设计制作的桌面式猕猴桃硬度检测与分级装置如图3所示,该装置主要包括计算机、上料系统、硬度检测系统、分级系统和平带输送系统。



图3 桌面式猕猴桃硬度检测与分级装置

Fig. 3 Desktop kiwifruit firmness evaluation and grading device

1. 计算机 2. 上料系统 3. 硬度检测系统 4. 猕猴桃分级果箱
5. 分级系统 6. 平带输送系统

2.1.1 上料系统

上料系统如图4所示,主要包括储果仓、低位单排式上料输送带、毛刷、对射式光电开关、PVC缓冲板、步进电机与主动轮等传动部件。储果仓最大储果量为65个;系统工作时,猕猴桃被输送带挡板提升至末端PVC缓冲板,缓冲板为椭圆形结构且上方铺有5 mm厚的Ecoflex 0050软硅胶层,可缓冲猕猴桃滑落产生接触与振动;顶部毛刷可防止果实堆积;光

电开关用于计数,挡板出现缺果时,跳过该位置后续检测与分级流程,提高检测效率。上料系统动力由步进电机提供,经外侧带轮过渡至传送带下方辊子,实现自动化往复上料流程。

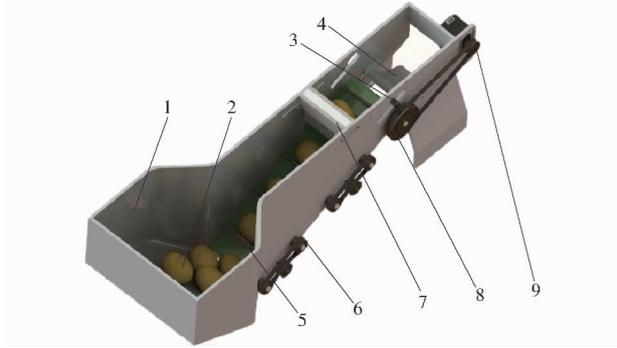


图4 上料系统结构示意图

Fig. 4 Structure diagram of feeding system

1. 储果仓 2. 猕猴桃 3. 光电开关 4. PVC 缓冲板 5. 传送带挡板 6. 从动辊子 7. 毛刷 8. 从动轮与主动辊子 9. 步进电机与主动轮

2.1.2 平带输送系统

平带输送系统如图5所示,主要由分体式仿形果杯、主体铝型材、传送平带和步进电机与主动轮等传动部件组成。步进电机安装在主体铝型材下方,铝型材主体尺寸为1200 mm × 150 mm × 30 mm。黑色哑光传送平带可减少环境光对检测的影响,带上开有通孔可安装11个果杯,果杯内部开有仿形凹槽可贴合猕猴桃表面轮廓,分体式设计可防止皮带转角处发生打滑和卡顿,两端辊子可通过调节在主体铝型材上的安装位置进行平带张紧。平带输送系统传动设计方案与上料系统类似,2个步进电机使用相同的脉冲信号驱动。



图5 平带输送系统结构示意图

Fig. 5 Structure diagram of grading system

1. 从动轮与主动辊子 2. 步进电机与主动轮 3. 分体式仿形果杯 4. 铝型材

2.1.3 硬度检测系统

硬度检测系统如图6所示,主要包括视触觉传感器、暗箱、对射式光电开关、步进电机及滑台模块、微控制器和计算机组成。暗箱两端布置有黑色遮光绒布,内部涂有哑光漆料,确保检测环境不受外部光源干扰。猕猴桃到达视触觉传感器正下方时,暗箱下方光电开关产生电平变化,上料系统和平台输送系统停止运行,滑台带动视触觉传感器与猕猴桃发生初始接触时,微控制器向计算机发送拍照指令,随后传感器每位移4 mm 发送图像拍摄信号,拍摄待

检测猕猴桃视触觉序列图像共计6幅。

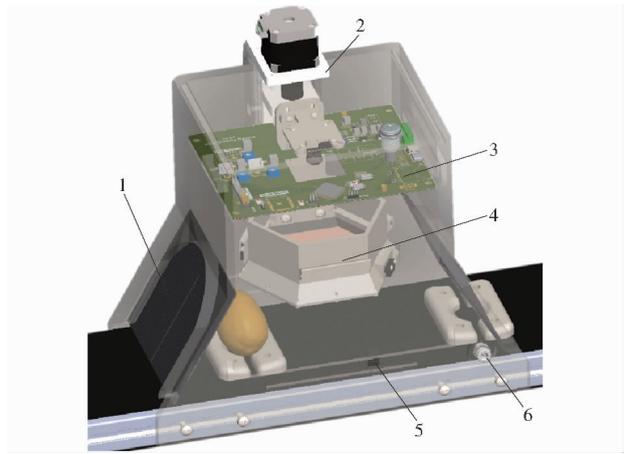


图6 硬度检测系统结构示意图

Fig. 6 Structure diagram of firmness evaluation system

1. 遮光绒布 2. 步进电机与滑台滑轨 3. 微控制器 4. 视触觉传感器 5. 光电开关 6. 电源接口

拍摄到的视触觉序列图像如图7所示,计算机部署有深度学习模型,基于该序列图像进行猕猴桃的硬度评估,并将硬度检测结果返回到微控制器。

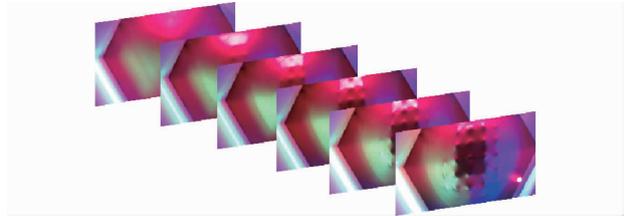


图7 单个猕猴桃视触觉序列图像

Fig. 7 Vision-based tactile sequence pictures of per kiwifruit

2.1.4 分级系统

分级系统如图8所示,主要由分级果箱、龙门架、舵机和末端U形爪组成。硬度检测系统将猕猴桃硬度检测结果返回给微控制器,与内部设定的成

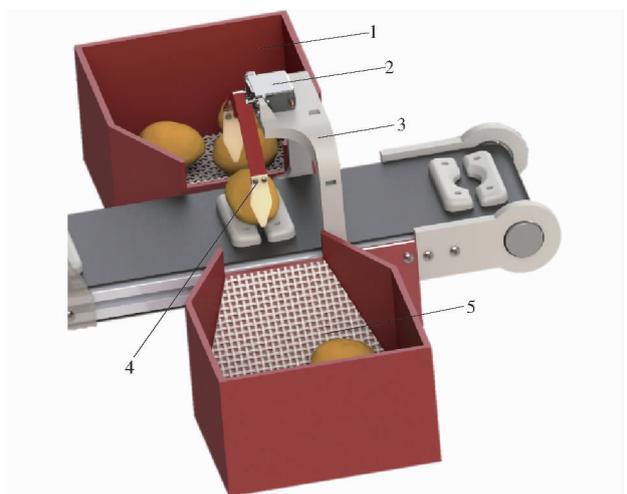


图8 分级系统结构示意图

Fig. 8 Structure diagram of grading system

1. 分级果箱 2. 舵机 3. 龙门架 4. U形爪 5. 发泡塑料

熟阈值区间进行比较,随后猕猴桃输送至龙门架下方,舵机在微控制器 PWM 信号控制下,驱动 U 形爪进行两侧摆动将猕猴桃拨至果箱内完成分级,果箱内发泡塑料用于缓冲,以防止猕猴桃造成损伤。

2.2 软件设计

微控制器选择基于 ARM 内核的 STM32F103ZET6(意法半导体公司,意大利)作为主控芯片,其多个引脚可用于读取电平变化,可输出电机、舵机驱动信号,同时支持多种通信接口与协议实现主控芯片与计算机之间信号与数据传输,工作频率可达 72 MHz,满足装置实时控制需求;结合 Altium Designer 软件进行系统供电、信号读取、串口通讯、程序烧录等功能的电路设计,主控芯片与相关电子元器件封装后,制作 PCB 集成电路板形成微控制器。使用 C 语言进行模块化编程实现系统功能,并烧录到微控制器内部。

计算机使用 Python 语言进行程序编程、摄像头驱动、深度学习模型开发与部署;基于视触觉序列图像进行猕猴桃硬度检测时,计算机与微控制器通过 USART 串口进行拍照指令通信和硬度数据传输。系统控制逻辑流程如图 9 所示。

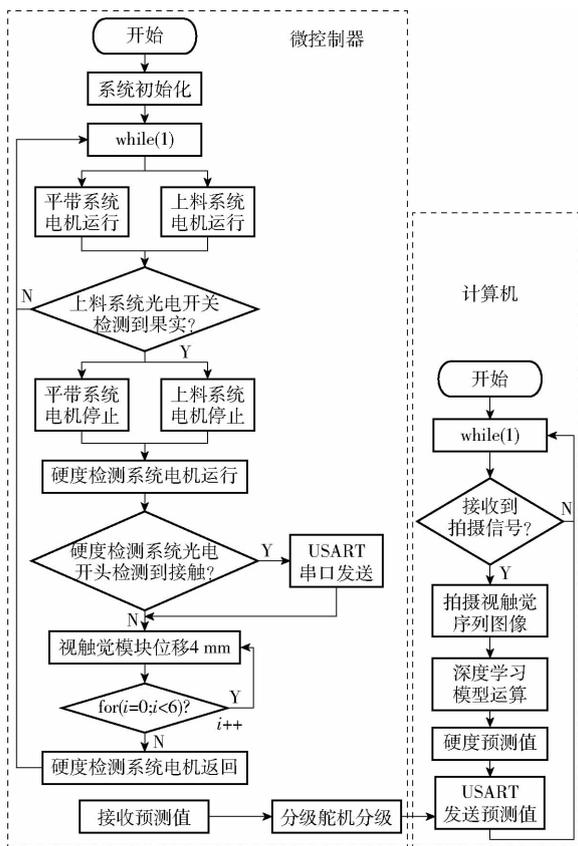


图 9 系统控制逻辑流程图

Fig. 9 Logical flowchart of system control

2.3 装置调试

装置上料系统、硬度检测系统和分级系统主要安装在平带输送系统内部主体铝型材上,调节

至各个系统至指定位置后装配安装,使上料、硬度检测、分级流程可实现同步启停,即猕猴桃进行硬度检测时,左侧猕猴桃开始随缓冲板落果至仿形果杯,右侧猕猴桃进行分级操作,以提高装置检测与分级效率。

3 猕猴桃硬度预测模型建立

3.1 试验样本

试验所用猕猴桃于湖北省武汉市当地随机 5 个水果市场挑选,共计购买 700 个无明显损伤、大小随机的“翠香”猕猴桃,随后在模拟常温的空调室内(25℃ ± 1℃)进行保存,果箱上覆盖开有透气孔的塑料膜,以减少呼吸作用下造成的果实失水与表皮褶皱。随后在连续 5 d 试验周期内,每天随机挑选 40 个用于即食硬度评价与分级试验,100 个进行视触觉图像采集,建立深度学习数据集。

3.1.1 即食硬度评价试验

试验通过成立“即食”评价小组,模拟消费者于水果市场购买猕猴桃后,不同贮藏日期下果品食用体验进行偏好评价,探究猕猴桃成熟期内硬度变化与即食品质评价两者相关性,为成熟度分级提供参考,同时作为分选系统即食硬度分级方案^[26]。

评价小组内包含成员 30 人,包括 15 名男性,15 名女性,年龄 12 ~ 48 岁。首先对试验组猕猴桃进行硬度测量,硬度测量标准为选用装载直径 7.9 mm 探头的 GY-4 型数显水果硬度计(艾普计量仪器,中国)进行穿刺试验,削去 1 mm 果皮后,探头贯入果肉内部 10 mm 过程取应力峰值为该猕猴桃样本真实硬度,单位 N,相关研究也表明赤道位置果肉硬度变化最为典型^[27]。随后去除测量部分果肉,取猕猴桃赤道中心部分果肉切片,评价小组进行食用,每次食用后成员食用无味苏打饼干和清水漱口,2 个果实食用间隔为 1 min^[28]。硬度测试人员不参与感官评价试验,感官评价小组未知猕猴桃硬度情况下通过食用直接打分,具体评分标准如表 1 所示,取该猕猴桃小组评分均值为即食评价价值。

表 1 即食品品质评价试验评分标准

Tab. 1 Scoring criteria of ‘ready-to-eat’ evaluation

0 ~ 2 分	2 ~ 4 分	4 ~ 6 分	6 ~ 8 分	8 ~ 10 分
明显酸涩	较酸稍甜	甜、食用	口感略差	果肉软化
未成熟	可食用	体验最佳	尽早食用	食用不佳

3.1.2 序列图像数据采集

采集猕猴桃视触觉序列图像时,微控制器通过调试内部程序停止分级系统工作。待检测猕猴桃放入储果仓后,装置通电运行,猕猴桃依次运输至硬度

检测系统正下方,内部视触觉模块与果实发生接触和步进电机每次位移为 4 mm 时,微控制器通过串口向计算机发送拍摄指令,按压距离达到 20 mm 后完成该猕猴桃的视触觉序列图像拍摄,单样本猕猴桃拍摄 6 幅视触觉序列图像存储在计算机内。数据采集完成后猕猴桃由人工在平带输送系统末端进行收集,并标记接触位置,随后在标记位置进行硬度测量作为猕猴桃硬度数据标签,方法与即食硬度评价试验相同。

所有样本视触觉序列图像与硬度标签采集完成后,对视触觉序列图像数据进行预处理,原始图像分辨率为 1 920 像素 × 1 080 像素,对两侧冗余区域进行裁剪,感兴趣区域尺寸为 1 080 像素 × 1 080 像素,随后使用双线插值算法将尺寸归一化为 224 像素 × 224 像素以提高算法运算速度。将数据集和对应标签进行随机划分,其中 80% 为训练集,20% 为测试集。

3.2 深度学习模型

在图像处理领域,卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)可对输入的三维图像进行图像识别^[29]、目标检测^[30]和特征提取^[31]等任务,其结构独特,特征提取能力强,由于柔性材料与猕猴桃接触信息复杂,相较于传统数学建模方法,神经

网络非线性映射能力更强^[32]。选取 ResNet 架构为卷积特征提取网络主干,相较于其他 CNN 主干结构,其残差结构使得网络稳定性更高,对视触觉传感器颜色、位移变化等波动更加敏感^[33]。同时,为了提升卷积神经网络对图像感兴趣区域的关注能力,抑制噪声和无关信息,在内部采样层残差块输出位置引入注意力机制(Convolutional block attention module, CBAM)与神经网络进行融合,提高卷积神经网络模型性能与效率^[34],同时引入长短时记忆单元(Long short-term memory, LSTM)实现动态特征信息分析^[35]。

搭建的猕猴桃视触觉序列图像预处理流程与深度学习网络结构如图 10 所示。深度学习网络主要包括以 CBAM_CNN 图像特征提取网络和 LSTM 序列特征硬度预测网络 2 部分。视触觉序列图像经前半部分并行特征提取后,输出 6 个 1 000 维度特征信息,引入下半层 LSTM 进行序列图像特征动态解析,经 LSTM 处理后连接全连接层进行参数和权重调整,同时使用 ReLU 函数和批标准化(Batch normalizing, BN)方法,泛化引入非线性变换同时增加模型泛化能力,随后输出 1 维度的预测数据为猕猴桃预测硬度。

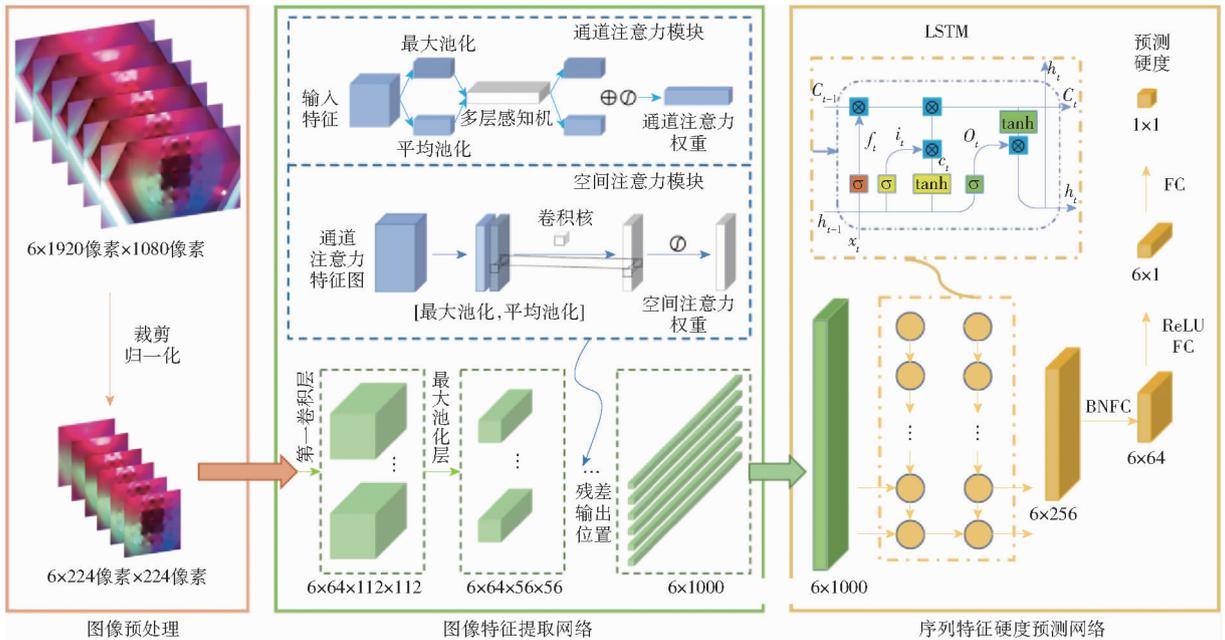


图 10 图像预处理与深度学习模型结构图

Fig. 10 Image preprocessing and deep learning model architecture diagram

深度学习通过内部结构,拟合输入数据的复杂线性和非线性关系,另一方面,训练集使用多数的猕猴桃样本同时以一定概率进行数据增强,使得模型泛化性进一步提升,模型能够进一步准确将不同形状、大小的猕猴桃在不同硬度下采集到的视触觉传感图像数据作为输入特征,并准确预

测其硬度。

3.3 模型训练与评价指标

深度学习模型训练基于 Windows 10 操作系统进行,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3070,处理器为 AMD Ryzen 7580H with Radeon Graphics 3.2 GHz,基于 PyTorch 深度学习框架,在 GPU 处理器上进行模

型训练与迭代。

训练过程采用自适应估计(Adaptive moment estimation, ADAM)进行模型优化动态调整每个参数学习率,从而更新权重求得最优解^[36]。模型训练迭代周期为1 000,训练学习率为0.000 5,批量大小为4,LSTM网络模型隐藏层大小为256,堆叠层数量为2,遗忘概率为0.2,训练时训练集以概率30%进行随机旋转、裁剪、明暗度变换等方法进行数据增强,提高模型鲁棒性能^[37]。

模型使用均方误差损失(Mean squared error loss, MSELoss)作为训练时损失函数,该函数计算值为网络预测值与猕猴桃真实硬度之间误差平方平均值^[38],在该值最小时保存训练模型与预测结果,训练循环结束后,使用均方根误差(Root mean square error, RMSE)、决定系数 R^2 作为评价指标。

4 结果与分析

4.1 弹性体稳定性试验

图11为质构仪探头与复合式弹性体接触过程中接触力变化曲线,峰值处波动变化为探头改变速度与方向时惯性力所致。试验结果如表2所示。由表2可知,试验重复800次接触力峰值均值为152.88 g,方差与标准差分别为 0.68 g^2 和 0.82 g ,变异系数为0.54%。试验结果表明,在试验重复范围内,复合式接触体可实现与探头重复稳定接触,未发生疲劳失效或明显误差现象,制作的视触觉传感器可用于多次重复测量与数据采集。

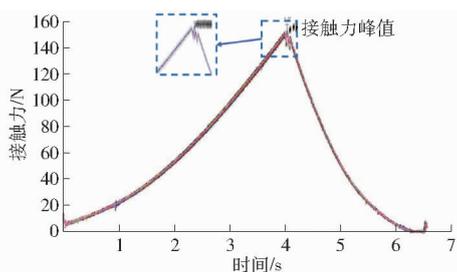


图11 接触力变化曲线

Fig. 11 Contact force fluctuation curves

表2 试验结果

Tab. 2 Experimental results

参数	均值/g	最大 值/g	最小 值/g	方差/ g^2	标准 差/g	变异系 数/%
数值	152.88	154.78	150.87	0.68	0.82	0.54

4.2 即食品质评价与成熟度分级

图12为即食品质评价与猕猴桃硬度相关性分析结果,试验期间评价小组食用的猕猴桃硬度为 $1.52 \sim 26.90 \text{ N}$,即食品质评价与硬度变化 R^2 为

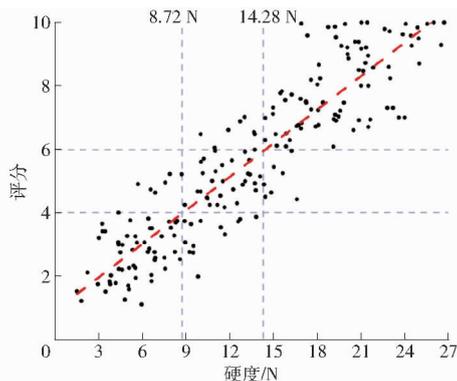


图12 即食评价与硬度相关性分析

Fig. 12 Correlation between evaluating sensory score and firmness

0.829,呈高度相关性,模型线性拟合曲线为

$$y = 0.36x + 0.87 \quad (1)$$

式中 x ——猕猴桃硬度

y ——消费者即食评分

基于表1即食品质评价标准下,模型拟合曲线获得的即食评分小于且越接近5时,可认为该猕猴桃越临近最佳食用期,即食价值越高,消费者对其偏好程度越喜爱,当即食评分大于5时,可认为该猕猴桃可能已错过最佳食用期,应尽早食用。在试验获得的拟合线性曲线模型下,4~6分评价区间为最佳食用期,对应的猕猴桃硬度为 $8.72 \sim 14.28 \text{ N}$,可认为该硬度区间内猕猴桃即食价值最高,与相关研究结论 $9 \sim 13 \text{ N}$ 食用范围大致相同^[39]。

同时以该硬度阈值区间作为装置成熟度分级标准——将待检测猕猴桃分为待成熟、即食、过熟猕猴桃3类,试验结果基于硬度的即食品质评价分类准确率为83.50%,被错误分类的猕猴桃大多处于即食硬度分级临界点附近。

4.3 深度学习模型硬度预测结果

设计的深度学习网络最佳预测结果如表3所示。在未添加注意力机制时,不同网络深度下,ResNet18-LSTM预测结果最佳, R^2 和RMSE分别为0.73和1.76 N,增加网络深度后,ResNet34层和ResNet50层结构预测效果略有下降,表明ResNet残差连接结构可有效进行视触觉序列图像特征提取,浅层网络即可达到较优性能和特征提取表达能力^[40],增加网络深度后可能会出现一定程度的精度下降。增加CBAM注意力机制后,浅层网络ResNet18_CBAM-LSTM性能得到了大幅度提高, R^2 和RMSE分别达到0.81和1.39 N,网络深度达到一定程度时,ResNet34和ResNet50增加注意力机制略有改进,网络参数过多时,增加CBAM注意力机制未能对预测结果精度进行提升。

表3 试验结果统计分析

Tab.3 Experimental results statistical analysis

深度学习模型	R^2	RMSE/N
ResNet18-LSTM	0.73	1.76
ResNet34-LSTM	0.67	1.83
ResNet50-LSTM	0.65	1.89
ResNet101-LSTM	0.62	2.13
ResNet18_CBAM-LSTM	0.81	1.39
ResNet34_CBAM-LSTM	0.69	1.89
ResNet50_CBAM-LSTM	0.68	1.92
ResNet101_CBAM-LSTM	0.59	2.48

添加 CBAM 注意力机制后,预测结果如图 13 所示,模型整体预测精度提高 9.9%,预测硬度与真实硬度 R^2 为 0.81 > 0.80,具备高相关性,训练后的 ResNet18_CBAM-LSTM 深度学习模型可部署在计算机内,并基于视触觉序列图像并较准确预测猕猴桃硬度。

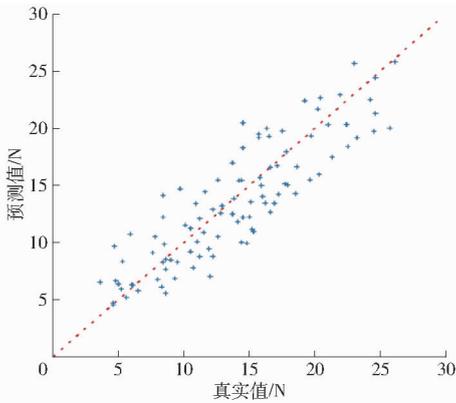


图 13 预测值与实际值相关性

Fig. 13 Correlation between predicted and measured values

5 样机性能评估

5.1 样机准确率与效率评价

训练完成后,将 ResNet18_CBAM-LSTM 深度学习模型嵌入计算机循环函数内,并添加硬度预测后的串口返回程序至装置微控制器进行分级。硬度大于 14.28 N 的猕猴桃由末端分选系统拨入待成熟类分级果箱,硬度位于 8.72 ~ 14.28 N 被分类为即食猕猴桃拨入另一侧分级果箱中,硬度小于 8.72 N 的猕猴桃进行人工装箱收集。

相关检测程序与算法调试完成后,再随机购置 65 个猕猴桃标记后进行样机性能测试,进行 5 次试验后,对猕猴桃进行硬度测量,随后检验包括上料成功率、分选效率和分级准确率 3 项主要性能指标。试验结果如表 3 所示。

试验结果表明,该装置上料落果成功率为 94.8%,分级准确率为 89.9%,分选效率为 4.12 s/个。样机整体工作性能较为稳定良好,可实现硬度检测

表3 样机试验结果

Tab.3 Experimental results of device testing

序号	果实数量/	上料个数/	分选效率/	正确分级
	个	个	(s·个 ⁻¹)	数/个
1	65	61	4.12	55
2	65	62	4.08	54
3	65	61	4.14	54
4	65	61	4.15	57
5	65	63	4.10	57
平均值	65	61.6	4.12	55.4

后较为准确分级功能。

5.2 样机检测无损性能验证

猕猴桃在受到机械损伤后,呼吸强度会增强^[21],通过设计对照组和试验组猕猴桃果实呼吸强度判断样机对猕猴桃进行分级过程是否存在潜在机械损伤^[41],评价其是否具备无损性能^[39]。

随机购置 30 个表面无明显损伤的翠香猕猴桃进行呼吸速率测定,先对其进行称量以及体积排水法测量,后将其分成 2 组,其中 15 个为对照组,15 个为试验组,在放置第 2 天、第 4 天和第 6 天对组内样品进行呼吸速率测定,测试前一天对试验组猕猴桃进行硬度测量和分选流程。

呼吸速率测定时,每个猕猴桃果实分别和 CO₂ 气体检测仪(TEL-7001 型,Telaire,美国)同时放置于不同密封容器内,在室温避光环境下记录 1 h 内密闭容器内的 CO₂ 浓度变化值进行呼吸强度计算。呼吸强度计算式为

$$R = \frac{12.4(V_1 - V_2 - V_3)\Delta_{CO_2}}{mt} \quad (2)$$

式中 V_1 ——密闭容器体积, mL

V_2 ——猕猴桃体积, mL

V_3 ——CO₂ 气体检测仪体积, mL

Δ_{CO_2} ——CO₂ 气体检测仪检测 CO₂ 浓度差值

m ——猕猴桃质量, g

t ——测试时间间隔, h

猕猴桃呼吸试验结果如图 14 所示,试验结果使

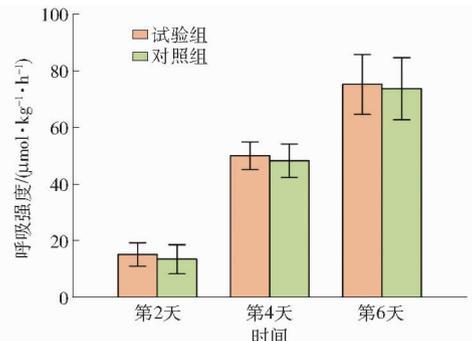


图 14 猕猴桃呼吸强度测定试验结果

Fig. 14 Respiratory experiment results of kiwifruit

用 Mann - Whitney U 进行差异性检验,取 $\alpha = 0.05$ 为检验标准,呼吸试验第 2 天统计学检验 $P = 0.462$ ($P > 0.05$),第 4 天 $P = 0.806$ ($P > 0.05$),第 6 天 $P = 0.513$ ($P > 0.05$),呼吸试验期间 Mann - Whitney U 检验下试验组与对照组猕猴桃呼吸速率 P 均大于 0.05,无显著差异。Mann - Whitney U 检验结果表明,基于视触觉的桌面级猕猴桃硬度检测与成熟度分级装置对试验猕猴桃分选,没有造成机械损伤,可实现无损硬度检测与分级。

6 结论

(1)设计一种视触觉硬度传感器,该传感器复合式接触体基于软材料位移变形和涂敷反光呈现的时序图像信息获取接触信息,实现猕猴桃硬度准确预测。弹性体稳定性试验结果表明,视触觉硬度传感器具备一定的可重复性和可靠性,试验接触力变

异系数为 0.54%,未出现明显波动与误差现象,可用于多次重复测量与数据采集。

(2)搭建并训练一种卷积神经网络(CNN)和长短期记忆网络(LSTM)硬度预测模型,其中 CNN 主干为添加 CBAM 注意力机制的 ResNet18 残差神经网络。模型在测试集上预测硬度与实际硬度 R^2 为 0.81, RMSE 为 1.39 N,可实现猕猴桃视触觉序列图像的精准硬度预测。

(3)即食品质评价试验结果表明,猕猴桃最佳食用硬度为 8.72 ~ 14.28 N。设计了一种可实现上料、检测和分选的猕猴桃硬度检测与成熟度分级全自动化装置,集成相关机电系统与相关算法,并基于呼吸强度评估装置无损性能。试验结果表明,装置上料落果成功率为 94.8%,分级准确率为 89.9%,分选效率为 4.12 s/个,试验组和对照组猕猴桃呼吸强度 Mann - Whitney U 检验 P 均大于 0.05。

参 考 文 献

- [1] 李大卫,黄文俊,钟彩虹. 中国猕猴桃产业现状及“十五五”发展建议[J]. 果树学报, 2024, 41(11): 2149 - 2159. LI Dawei, HUANG Wenjun, ZHONG Caihong. Current status of China's kiwifruit industry and development recommendations for the "15th Five-Year Plan"[J]. Journal of Fruit Science, 2024, 41(11): 2149 - 2159. (in Chinese)
- [2] 韩茹梦,李瑞鹏,涂美艳,等. 中国和新西兰猕猴桃生产现状的比较分析[J]. 热带农业科学, 2023, 43(9): 122 - 129. HAN Rumeng, LI Ruipeng, TU Meiyang, et al. Comparative analysis of kiwi fruit production in China and New Zealand[J]. Chinese Journal of Tropical Agriculture, 2023, 43(9): 122 - 129. (in Chinese)
- [3] 庞宏宇,祝愿,赖飞,等. 我国猕猴桃产业现状、存在问题及对策[J]. 农业灾害研究, 2023, 13(3): 19 - 21. PANG Hongyu, ZHU Yuan, LAI Fei, et al. Present situation, existing problems and countermeasures of kiwi fruit industry in China[J]. Journal of Agricultural Catastrophology, 2023, 13(3): 19 - 21. (in Chinese)
- [4] CHAI J, YANG B, XU N, et al. Effects of low temperature on postharvest ripening and starchiness in 'Cuixiang' kiwifruit[J]. LWT, 2024, 209: 116795.
- [5] LI X, PENG W, ZHANG M, et al. Mechanisms of texture and cell microstructure changes during post-ripening of 'Cuixiang' kiwifruit[J]. Postharvest Biology and Technology, 2024, 207: 112596.
- [6] CHAI J, WANG Y, LIU Y, et al. High O_2/N_2 controlled atmosphere accelerates postharvest ripening of 'Hayward' kiwifruit[J]. Scientia Horticulturae, 2022, 300: 111073.
- [7] LI Z, JI J, MAO X, et al. Multi-omics integration analysis revealed the regulatory network of ethylene and 1 - MCP treatments on kiwifruit shelf life quality[J]. Scientia Horticulturae, 2024, 338: 113811.
- [8] 张承,王秋萍,冉飞,等. 猕猴桃适宜采摘期确定及其贮藏性能[J]. 农业工程学报, 2018, 34(17): 266 - 275. ZHANG Cheng, WANG Qiuping, RAN Fei, et al. Determination of suitable harvest period of kiwifruit and its storage performance[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(17): 266 - 275. (in Chinese)
- [9] XIAO X, LI M. Fusion of data-driven model and mechanistic model for kiwifruit flesh firmness prediction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106651.
- [10] TIAN S, WANG J, XU H. Firmness measurement of kiwifruit using a self-designed device based on acoustic vibration technology[J]. Postharvest Biology and Technology, 2022, 187: 111851.
- [11] 赵娟,沈懋生,浦育歌,等. 基于近红外光谱与多品质指标的苹果出库评价模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 386 - 395. ZHAO Juan, SHEN Maosheng, PU Yuge, et al. Out-of-warehouse evaluation and prediction model of apple based on near-infrared spectroscopy combined with multiple quality indexes[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 386 - 395. (in Chinese)
- [12] CEVOLI C, IACCHERI E, FABBRI A, et al. Data fusion of FT - NIR spectroscopy and vis/NIR hyperspectral imaging to predict quality parameters of yellow flesh "Jintao" kiwifruit[J]. Biosystems Engineering, 2024, 237: 157 - 169.
- [13] 杨涵,陈谦,王宝刚,等. 利用高光谱技术预测采前猕猴桃干物质含量的可行性试验[J]. 农业工程学报, 2022, 38(13): 133 - 140. YANG Han, CHEN Qian, WANG Baogang, et al. Feasibility of estimating the dry matter content of kiwifruits before being

- harvested using hyperspectral technology[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(13): 133–140. (in Chinese)
- [14] 苑丽婧,何秀,林蓉,等. 超声预处理对猕猴桃水分状态及热风干燥特性的影响[J]. 农业工程学报,2021,37(13): 263–272.
YUAN Lijing, HE Xiu, LIN Rong, et al. Effects of ultrasound pretreatment on water state and hot-air drying characteristics of kiwifruit[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(13):263–272. (in Chinese)
- [15] RAGNI L, BERARDINELLI A, GUARNIERI A. Impact device for measuring the flesh firmness of kiwifruits[J]. Journal of Food Engineering, 2010, 96(4): 591–597.
- [16] MERIBOUT M, ABULE TAKELE N, DEREGE O, et al. Tactile sensors: a review[J]. Measurement, 2024, 238: 115332.
- [17] WU T, DONG Y, LIU X, et al. Vision-based tactile intelligence with soft robotic metamaterial[J]. Materials & Design, 2024, 238: 112629.
- [18] BABADIAN R P, FAEZ K, AMIRI M, et al. Fusion of tactile and visual information in deep learning models for object recognition[J]. Information Fusion, 2023, 92: 313–325.
- [19] 马锶宏,谭励,曾伟,等. 基于视触觉感知的番茄尺寸和姿态解析方法[J]. 农业机械学报,2024,55(1): 223–232.
MA Zenghong, TAN Li, ZENG Wei, et al. Analytical method and evaluation of tomato size and posture based on visual and tactile perception[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 223–232. (in Chinese)
- [20] MA Z, TAN L, ZENG W, et al. An improved DFD method for three-dimensional displacement measurement of vision-based tactile sensor[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2024, 378:115863.
- [21] LIN J, HU Q, XIA J, et al. Non-destructive fruit firmness evaluation using a soft gripper and vision-based tactile sensing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108256.
- [22] DING G, JIN K, CHEN X, et al. Non-destructive prediction of ready-to-eat kiwifruit firmness based on Fourier transform near-infrared spectroscopy[J]. Postharvest Biology and Technology, 2024, 212: 112908.
- [23] LU Z, LIU Z, ZHANG X, et al. 3D force identification and prediction using deep learning based on a Gelsight-structured sensor[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2024, 367: 115036.
- [24] YUAN W, ZHU C, OWENS A, et al. Shape-independent hardness estimation using deep learning and a GelSight tactile sensor [C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017: 951–958.
- [25] 张霄阳. 基于视触觉的猕猴桃硬度传感器设计与分选装置研发[D]. 武汉:华中农业大学,2024.
ZHANG Xiaoyang. Design of a kiwi hardness sensor based on vision-tactile sensing and development of a sorting device[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2024. (in Chinese)
- [26] STAVANG J A, FREITAG S, FOITO A, et al. Raspberry fruit quality changes during ripening and storage as assessed by colour, sensory evaluation and chemical analyses[J]. Scientia Horticulturae, 2015, 195: 216–225.
- [27] OKANIWA R, KOYAMA K, KOSEKI S. Does the firmness vary within a single kiwifruit estimation of firmness distribution in individual fruit by compressed air deformation measurement[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2022, 16(1): 12–18.
- [28] BIANCHI T, GUERRERO L, GRATACÓS-CUBARSÍ M, et al. Textural properties of different melon (*Cucumis melo* L.) fruit types: sensory and physical-chemical evaluation[J]. Scientia Horticulturae, 2016, 201: 46–56.
- [29] 李云红,张蕾涛,李丽敏,等. 基于 CycleGAN-IA 方法和 M-ConvNext 网络的苹果叶片病害图像识别[J]. 农业机械学报,2024,55(4): 204–212.
LI Yunhong, ZHANG Leitao, LI Limin, et al. Image recognition of apple leaf disease based on CycleGAN-IA method and M-ConvNext network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 204–212. (in Chinese)
- [30] 刘鹏,张天翼,冉鑫,等. 基于 PBM-YOLOv8 的水稻病虫害检测[J]. 农业工程学报,2024,40(20): 147–156.
LIU Peng, ZHANG Tianyi, RAN Xin, et al. Detecting rice disease using PBM-YOLOv8[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(20): 147–156. (in Chinese)
- [31] 陈理,韩毅,杨广,等. 基于改进半监督模型的空间异质性农田特征提取研究[J]. 农业机械学报,2023,54(12): 173–185.
CHEN Li, HAN Yi, YANG Guang, et al. Spatially heterogeneous cropland characteristic extraction based on improved semi-supervised models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 173–185. (in Chinese)
- [32] WU Z, ZOU Z, BU X, et al. Fixed-time neural network composite learning control for uncertain nonlinear systems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 141: 109722.
- [33] 李禧龙,韩亚芬,潘宇轩,等. 基于改进 ResNet 的马铃薯黑心病近红外光谱检测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(12):470–479.
LI Xilong, HAN Yafen, PAN Yuxuan, et al. Detection on potato black heart disease by near infrared spectroscopy based on improved ResNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(12):470–479. (in Chinese)
- [34] 林华浦,张凯,李浩,等. 基于多尺度融合注意力机制的群猪检测方法[J]. 农业工程学报,2023,39(21): 188–195.

- LIN Huapu, ZHANG Kai, LI Hao, et al. Detecting herd pigs using multi-scale fusion attention mechanism[J]. Transactions of the CASE, 2023, 39(21): 188–195. (in Chinese)
- [35] 林家豪, 张元泽, 梁千月, 等. 基于视触觉与深度学习的猕猴桃无损硬度检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 390–398.
- LIN Jiahao, ZHANG Yuanze, LIANG Qianyue, et al. Non-destructive firmness testing of kiwifruit based on vision-based tactile sensor and fusion learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 390–398. (in Chinese)
- [36] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[J]. arXiv preprint arXiv: 1412.6980, 2014.
- [37] 韩翔, 李玉强, 高昂, 等. 基于改进生成对抗网络的甜樱桃数据增强方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 252–262.
- HAN Xiang, LI Yuqiang, GAO Ang, et al. Data augmentation method for sweet cherries based on improved generative adversarial network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 252–262. (in Chinese)
- [38] HAN X Y, PAPPAN V, DONOHO D. Neural collapse under MSE Loss: proximity to and dynamics on the central path[J]. arXiv preprint arXiv: 2106.02073, 2021.
- [39] BENELLI A, CEVOLI C, FABBRI A, et al. Ripeness evaluation of kiwifruit by hyperspectral imaging[J]. Biosystems Engineering, 2022, 223: 42–52.
- [40] CHAI J, LI J, LIU Q, et al. Differential changes in respiratory metabolism and energy status in the outer pericarp and core tissues affect the ripening of ‘Xuxiang’ kiwifruit[J]. Postharvest Biology and Technology, 2024, 212: 112876.
- [41] 何兴兴, 洪伟荣, 陈爱强, 等. 不同包装对猕猴桃经运输跌落后货架品质的影响[J]. 保鲜与加工, 2024, 24(7): 1–8.
- HE Xingxing, HONG Weirong, CHEN Aiqiang, et al. Impact of diverse packaging on shelf quality of kiwifruit after falling during transportation[J]. Storage and Process, 2024, 24(7): 1–8. (in Chinese)

(上接第 355 页)

- [23] 兰成锋, 林静怡, 蔡志全, 等. 澳洲坚果根系研究[J]. 安徽农学通报, 2024, 30(2): 44–47.
- [24] 唐涛, 文思捷, 柴佳琪, 等. 澳洲坚果根际土壤养分活化与磷素营养规律研究进展[J]. 中国南方果树, 2024, 53(6): 276–281.
- TANG Tao, WEN Sijie, CHAI Jiaqi, et al. Research progress on regularity of nutrition activation and phosphorus nutrition in macadamia rhizosphere soil[J]. China Southern Fruits, 2024, 53(6): 276–281. (in Chinese)
- [25] 何振嘉, 范玉涛, 杜宜春, 等. 涌泉根灌节水灌溉技术特点、应用及展望[J]. 农业工程学报, 2020, 36(8): 287–298.
- HE Zhenjia, FAN Wangtao, DU Yichun, et al. Characteristics, application and prospects of bubbled-root irrigation[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(8): 287–298. (in Chinese)
- [26] 岳海, 何双凌, 耿建建, 等. 水分胁迫下丛枝菌根真菌对澳洲坚果幼苗磷利用效率的影响[J]. 中国油料作物学报, 2020, 42(2): 285–291.
- YUE Hai, HE Shuangling, GENG Jianjian, et al. Effect of colonization with arbuscular mycorrhizal fungi on phosphorus utilization of macadamia seedlings under water stress[J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2020, 42(2): 285–291. (in Chinese)
- [27] 陆超忠, 肖邦森, 孙光明, 等. 澳洲坚果优质高效栽培技术[M]. 北京: 中国农业出版社, 2000.
- [28] MIYAZAKI A, ARITA N. Deep rooting development and growth in upland rice NERICA induced by subsurface irrigation[J]. Plant Production Science, 2020, 23(2): 211–219.
- [29] JIA Y, YANG B, HAN Y, et al. Enhanced cotton yield and fiber quality by optimizing irrigation amount and frequency in arid areas of northwest China[J]. Agronomy, 2024, 14(2): 266.
- [30] WANG L, WU W, XIAO J, et al. Effects of different drip irrigation modes on water use efficiency of pear trees in northern China[J]. Agricultural Water Management, 2021, 245: 106660.
- [31] KOU X, HAN W, KANG J. Responses of root system architecture to water stress at multiple levels: a Meta-analysis of trials under controlled conditions[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13:1085409.