

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60016

# 基于物联网和机器学习的番茄内外品质在线检测

高燕飞<sup>1,2</sup> 徐雪峰<sup>3</sup> 黄余<sup>4</sup> 赵小飞<sup>5</sup>

(1. 山西省财政税务专科学校, 山西 太原 030001; 2. 太原理工大学, 山西 太原 030024; 3. 江苏电子信息职业学院, 江苏 淮安 223003; 4. 圣路易斯大学, 菲律宾 碧瑶 2600; 5. 南京农业大学, 江苏 南京 210014)

**摘要:** [目的] 解决传统的番茄人工分级效率低、主观性强的问题, 开发一套基于物联网与机器学习技术的番茄内外品质在线检测与分级系统, 实现番茄内外品质无损实时检测。[方法] 融合机器视觉与近红外光谱技术, 基于物联网和机器学习技术, 设计并实现了一套番茄在线无损检测与分级系统。通过实时采集番茄的外部图像和内部光谱信息, 通过深度学习模型对外部缺陷、果形指数和果径进行检测, 同时利用近红外光谱技术预测番茄的可溶性固形物和硬度, 最终实现番茄的在线检测与分级。[结果] 番茄品质在线检测系统性能优异: 外部品质检测准确率为 94.9%, 内部品质预测模型准确率为 87.3%, 融合分级后综合准确率提升至 88.5%, 系统处理效率达 19 个/min。[结论] 通过机器视觉与近红外光谱的协同优化, 突破了传统单一品质检测的局限性, 显著提升了番茄内外品质分级的精度与效率。

**关键词:** 物联网; 番茄品质; 在线检测; 机器视觉; 近红外光谱

## Online detection of tomato internal and external quality based on IoT and machine learning

GAO Yanfei<sup>1,2</sup> XU Xuefeng<sup>3</sup> HUANG Yu<sup>4</sup> ZHAO Xiaofei<sup>5</sup>

(1. Shanxi Finance & Taxation College, Taiyuan, Shanxi 030001, China; 2. Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China; 3. Jiangsu Vocational College of Electronics and Information, Huai'an, Jiangsu 223003, China; 4. Saint Louis University, Baguio 2600, Philippines; 5. Nanjing Agricultural University, Nanjing, Jiangsu 210014, China)

**Abstract:** [Objective] To address the low efficiency and strong subjectivity of traditional manual tomato grading, this study developed an online tomato internal and external quality detection and grading system based on the Internet of Things (IoT) and machine learning technologies, enabling real-time, non-destructive detection of both internal and external quality attributes. [Methods] By integrating machine vision and near-infrared spectroscopy, and leveraging IoT and machine learning algorithms, a comprehensive system for online, non-destructive tomato detection and grading was designed and implemented. Real-time acquisition of external images and internal spectral information of tomatoes was performed. External defects, shape index, and diameter were detected using deep learning models, while soluble solids content and firmness were predicted using near-infrared spectroscopy. Ultimately, this enabled online detection and grading of tomato quality. [Results] The system demonstrated excellent performance: the accuracy of external quality detection reached 94.9%, internal quality prediction accuracy was 87.3%, and the integrated grading accuracy improved to 88.5%. The system achieved a processing efficiency of 19 tomatoes per minute. [Conclusion] By synergistically optimizing machine vision and near-infrared spectroscopy, the system overcomes the limitations of traditional single-attribute detection approaches, significantly improving the accuracy and efficiency of internal and external quality grading of tomatoes.

**Keywords:** internet of things; tomato quality; online detection; machine vision; near-infrared spectroscopy

**基金项目:** 山西省职业教育教学改革与实践研究重点项目(编号:202302013); 江苏省科技厅产学研项目(编号:BY20231018)

**通信作者:** 高燕飞(1983—), 女, 山西省财政税务专科学校副教授, 博士。E-mail: nfgsfqq@sina.com

**收稿日期:** 2025-01-22 **改回日期:** 2025-05-28

**引用格式:** 高燕飞, 徐雪峰, 黄余, 等. 基于物联网和机器学习的番茄内外品质在线检测[J]. 食品与机械, 2025, 41(7): 78-85.

**Citation:** GAO Yanfei, XU Xuefeng, HUANG Yu, et al. Online detection of tomato internal and external quality based on IoT and machine learning[J]. Food & Machinery, 2025, 41(7): 78-85.

番茄作为全球核心经济作物,其产量与消费量长期位居前列。高品质番茄需兼具标准化外观(规格均一、表皮完整)、丰富营养价值和优良食用品质,但传统人工检测存在劳动强度大、效率低、主观误差显著等固有缺陷,难以满足现代化生产需求。目前,果蔬检测技术主要包括外部品质检测和内部品质检测。外部品质检测主要依赖机器视觉技术,例如燕红文<sup>[1]</sup>构建了基于缺陷特征阈值判定的表面瑕疵识别模型,Zhang等<sup>[2]</sup>提出了彩色图像多维特征分析算法, Van Roy等<sup>[3]</sup>研发了RGB图像分级系统。此类方法通过图像分类或像素阈值处理实现特定缺陷识别,虽具备较高识别精度,但存在缺陷类型覆盖局限。内部品质检测主要采用近红外光谱技术,如龙燕等<sup>[4]</sup>通过高光谱成像与近红外光谱融合实现了番茄内部品质评估,王彦群等<sup>[5]</sup>利用该技术成功测定了库尔勒香梨糖度。但现有研究多聚焦单一技术维度,缺乏对多模态检测数据的同步关联分析。

在果蔬分级系统研发领域,周西福等<sup>[6]</sup>开发了柑橘小型化分级设备,李龙等<sup>[7]</sup>设计了苹果内外品质在线检测系统,缙新科等<sup>[8]</sup>开发了樱桃番茄在线分级系统。这些成果通过光学特征提取实现了高效外观分级,但普遍存在内部品质评估缺失问题,尚未建立全面的品质评估体系。研究拟提出一种融合机器视觉与近红外光谱技术的番茄品质智能检测系统,为番茄产业品质管控提供智能化整体解决方案。

## 1 分级指标和检测方法确定

### 1.1 番茄外部品质分级指标确定

根据GH/T 1193—2021,番茄外部品质分级主要基于外部缺陷、果形指数和果径3项核心指标。常见外部缺陷如日灼、褪色斑等,在生长过程中形成且易识别剔除,试验聚焦于运输贮藏中的机械伤,如划伤、碰伤等。果形指数(平均直径/外接圆直径)决定等级:≥0.9为I级,果形接近完美圆形(如圆形或高圆形品种);0.8~0.9为II级,果形为轻度扁圆或椭圆形(如部分卵形品种);<0.8为III级,果形明显畸形或不对称(影响商品外观)。果径范围:直径7.0~10.0 cm为I级,大果型品种;5.0~7.0 cm为II级,中果型品种;<5.0 cm或>10.0 cm为III级,小果型或超大果。

### 1.2 番茄内部品质分级指标确定

根据GH/T 1193—2021,番茄内部品质分级主要依据可溶性固形物(糖度)和硬度两项关键指标。可溶性固形物≥5.0 °Brix为I级,表示高糖度,口感甜味突出,风味浓郁;可溶性固形物为4.0~5.0 °Brix为II级,表示中等糖度,风味适中;可溶性固形物<4.0 °Brix为III级,说明糖度较低,风味偏淡。硬度为2.0~8.0 kg/cm<sup>2</sup>为I级,说明硬度适中,果肉紧实且耐贮藏;硬度<2.0 kg/cm<sup>2</sup>或>8.0 kg/cm<sup>2</sup>

为II级,过软(易损)或过硬(口感差)。

### 1.3 融合分级

番茄等级划分需综合内外部品质指标进行多维评估,具体分级体系:依据品质融合指标(I/II/III级),将产品划分为一等果、二等果和三等果3个等级。其中,一等果对应最高品质标准(I级),二等果为中等品质(II级),三等果则满足基础品质要求(III级)。具体分级标准由内外部品质参数联动构成,量化指标见表1。

表1 番茄内外部品质分级标准表

Table 1 Tomato internal and external quality grading standard table

外部品质分级	内部品质分级	融合品质分级
I	I	I
I	II	II
II	I	II
II	II	II
I	III	II
II	III	III
III	I	III
III	II	III
III	III	III

## 2 基于物联网的番茄品质在线检测系统架构

研究设计了一套基于物联网的番茄品质在线检测系统,由传感器节点、混合通信网络和云端平台三部分构成。传感器节点搭载多光谱相机(采集表面颜色/纹理特征)与近红外光谱仪(获取内部化学成分),通过微处理器完成数据预处理后,采用ZigBee与4G混合网络传输;节点间通过ZigBee星型拓扑组网,再经4G网关实现广域数据上云。云端采用分布式架构,集成数据存储(NoSQL数据库)、处理(特征提取/模型训练)及可视化模块,支持实时显示品质参数、更新检测模型。系统通过硬件传感层—网络传输层—云端分析层的模块化设计(见图1),兼顾数据采集可靠性(双协议通信)与功能扩展性,实现番茄内外品质的全流程在线监测与智能分析<sup>[9-11]</sup>。

## 3 在线检测系统整体设计

### 3.1 系统组成

番茄在线检测分级系统采用模块化集成设计,其核心架构包含五大功能模块:① 输送模块实现果实的精准定位与传输;② 信息采集模块通过多模态传感器同步获取外观缺陷与内部品质参数;③ 智能分级模块运用数据融合算法构建三维品质评估模型;④ 控制中枢模块负责实时解析分级指令并生成控制信号;⑤ 精准分选模块则

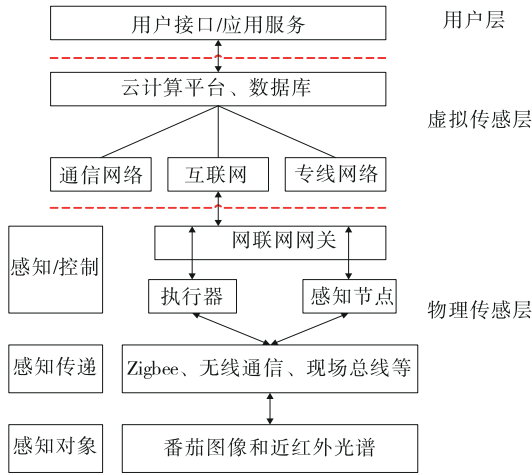


图 1 理论架构

Figure 1 Theoretical framework

驱动执行机构完成分级输出。各模块通过数据总线实现信息互联,形成“采集—传输—计算—控制—执行”的高效闭环,确保分级系统的精度与效率协同优化,系统整体设计如图 2 所示。

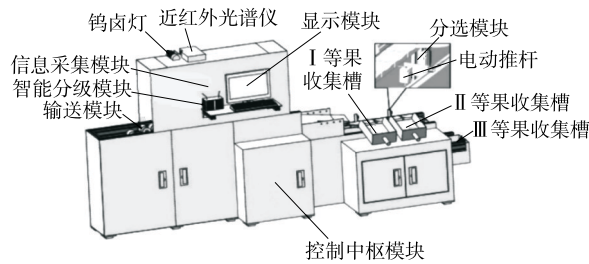


图 2 在线检测系统整体设计

Figure 2 Overall design of the online detection system

### 3.2 检测流程

番茄随输送机构进入检测区域后,首先由光谱信息采集机构采集番茄的光谱信息,并传输至上位机。随后,图像信息采集机构采集番茄的图像信息,同样传输至上位机。上位机根据预先训练的检测模型对光谱信息和图像信息进行分析处理,得出番茄的内外品质参数,并根据分级标准进行综合分级。最后,控制系统根据分级结果控制分选机构完成番茄的分选动作。

### 3.3 控制系统设计

番茄在线检测分级系统的核心控制单元采用可编程逻辑控制器(PLC),其功能架构设计如下:

(1) 运动控制模块:PLC通过驱动伺服系统确保番茄在输送过程中保持稳定的速度和间距,为数据采集提供可靠条件。

(2) 数据采集模块:在传送带匀速运动的同时,PLC同步触发采集模块(包括光谱采集设备和图像采集设

备),实时获取运动中的番茄光谱数据和图像数据,并将数据传输至上位机进行处理。

(3) 分级决策模块:上位机基于接收的光谱和图像数据,通过算法模型对番茄的内外品质进行综合评估,生成分级指令,并通过串口将指令传输至 PLC。

(4) 分选执行模块:PLC接收分级指令后,联动继电器、光电传感器和电动推杆等执行机构,精准控制分选动作,将番茄分选至相应的等级区域。

通过运动控制、数据采集、分级决策和分选执行的闭环协同,系统实现了番茄自动化分选全流程的精准管理,显著提升了分级的效率和准确性。系统结构如图 3 所示。

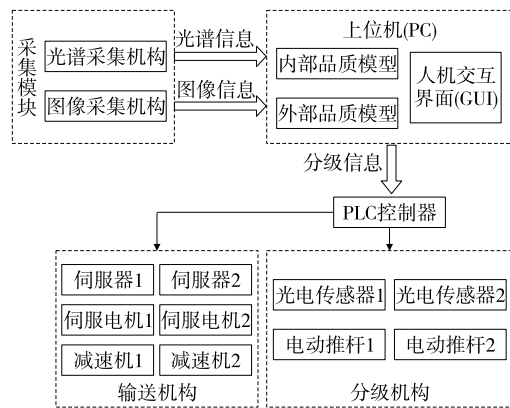


图 3 番茄在线分级控制系统结构示意图

Figure 3 Schematic diagram of the structure of the online grading control system for tomatoes

## 4 番茄内外品质检测模型

### 4.1 基于机器视觉的外部品质检测

4.1.1 图像采集与预处理 图像采集系统采用三视角工业相机阵列,分别从顶面、左侧面和右侧面同步获取番茄外观信息。原始图像经灰度化、中值滤波去噪等标准化预处理后,构建包含 618 个样本(含 328 个缺陷样本)的检测模型数据集。按 6:2:2 将样本划分为训练集(1 854 幅)、验证集(618 幅)和测试集(618 幅),统一规范为 1 440 像素×1 080 像素。为提升模型泛化性能,对训练集实施多策略数据增强:通过随机旋转( $\pm 15^\circ$ )、高斯噪声叠加( $\sigma=10$ )及比例缩放(0.8~1.2 倍)等操作<sup>[12-13]</sup>,将训练样本扩展至 5 550 幅(扩增倍数 3×),可有效增强模型对形态差异的适应能力和检测鲁棒性。

4.1.2 外部缺陷检测 基于 YOLOv7 框架进行番茄外部缺陷检测优化<sup>[14-15]</sup>,该模型通过扩展高效层聚合网络(ELAN)和重构非残差连接的 RepConv 结构,在保持推理速度的同时提升特征学习能力。针对实际检测中存在的类别不平衡问题导致无缺陷样本识别精度受限的缺陷,

提出双重改进策略:首先采用YOLOX解耦头替代原检测头增强特征解耦能力,其次引入YOLOv8的C2f模块替换部分ELAN/E-ELAN模块,通过多分支残差结构实现模型轻量化并优化梯度流信息,改进结构如图4所示。该方案在降低计算成本的同时显著提升模型对复杂缺陷特征的捕捉能力。

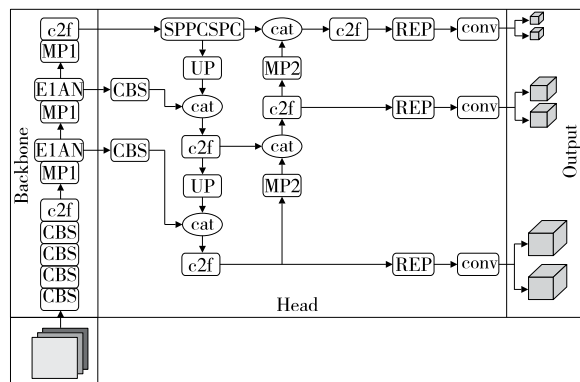


图4 改进YOLOv7框架图

Figure 4 Improved YOLOv7 framework diagram

为验证改进YOLOv7模型的有效性,在相同测试集(618幅图像)上对比了原始YOLOv7、改进YOLOv7(引入YOLOX解耦头和C2f模块)及YOLOv8的检测性能,结果见表2。改进模型在保持推理速度(18.7 FPS)的同时,mAP@0.5提升至94.9%,较原始模型提高2.3个百分点,且参数量减少15.6%。改进策略通过增强特征解耦能力和梯度流优化,显著提升了小目标缺陷(如划伤)的识别精度(F<sub>1</sub>-score提升12.1%)。

表2 不同YOLO模型性能对比

Table 2 Performance comparison of different YOLO models

模型	mAP@0.5/%	推理速度/FPS	参数量/M	F <sub>1</sub> -score (小目标)
YOLOv7	92.6	19.2	37.4	0.781
改进YOLOv7	94.9	18.7	31.6	0.876
YOLOv8	94.1	20.5	28.9	0.852

4.1.3 果形指数与果径检测 在检测到番茄无外部缺陷后,系统首先采用基于颜色通道的阈值分割方法提取番茄的轮廓信息,随后计算果形指数和果径等关键参数。为了将果径的像素尺寸转换为实际尺寸,系统基于小孔成像模型进行尺寸标定,从而实现从图像数据到实际物理尺寸的精确转换,为番茄的等级划分提供准确的量化依据。

## 4.2 基于近红外光谱的内部品质检测

### 4.2.1 光谱采集与预处理 光谱信息采集机构采用

QEpro光谱仪和分叉光纤采集番茄赤道面的光谱信息。采集到的光谱数据首先进行标准正态变量变换(SNV)预处理<sup>[16]</sup>,以消除噪声和杂散光的影响。番茄的原始光谱如图5所示。

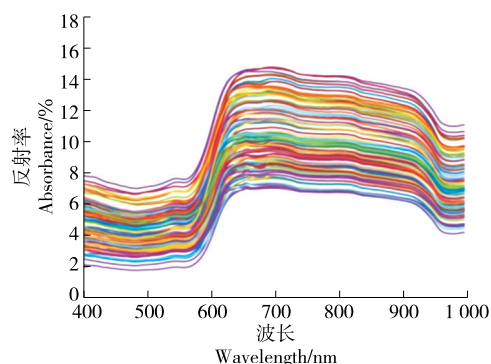


图5 原始光谱图

Figure 5 Original spectrum chart

4.2.2 特征波长提取与建模 采用竞争自适应重加权采样算法(CARS)和连续投影算法(SPA)两种特征提取方法<sup>[17-18]</sup>,提取结果如图6和图7所示。由图6可知,CARS筛选出的特征波长个数为29个,SPA算法选出的特征波长数为10。由图7可知,当CARS算法筛选出的特征波长个数为33个时,SPA算法选出的特征波长数为10。

在构建偏最小二乘回归(PLSR)预测模型时,采用交叉验证法进行模型参数优化。通过迭代计算不同潜在变量数对应的交叉验证均方根误差(RMSECV),建立预测精度与变量数的映射关系,最终选取RMSECV最小值对应的变量数作为最优建模参数。该方法通过量化评估有效避免了过拟合风险,确保模型在复杂数据条件下的泛化性能。由图8(a)可知,对于可溶性固形物预测模型,CARS算法确定的最优变量数为8(RMSECV=0.89),而SPA算法确定的最优变量数为10(RMSECV=0.92)。由图8(b)可知,对于硬度预测模型,CARS算法确定的最优变量数为8(RMSECV=1.15),而SPA算法确定的最优变量数为11(RMSECV=1.21)。通过对比分析,CARS算法在两种模型的优化中均表现出更低的RMSECV值,表明其在变量选择和模型精度方面具有更好的性能。

结合偏最小二乘回归(PLSR)和支持向量回归(SVR)两种建模方法,对番茄的可溶性固形物和硬度进行预测,预测结果如图9和图10所示。

由表3可知,SNV-CARS-PLSR模型在可溶性固形物预测中相关系数(R<sup>2</sup>)值显著高于SVR的,且均方根误差(RMSE)降低了11.2%;硬度预测结果类似,其中PLSR的稳定性更优。表明PLSR更适合线性特征明显的番茄内部品质预测(如糖度),而SVR对非线性关系(如硬度)表现稍逊。



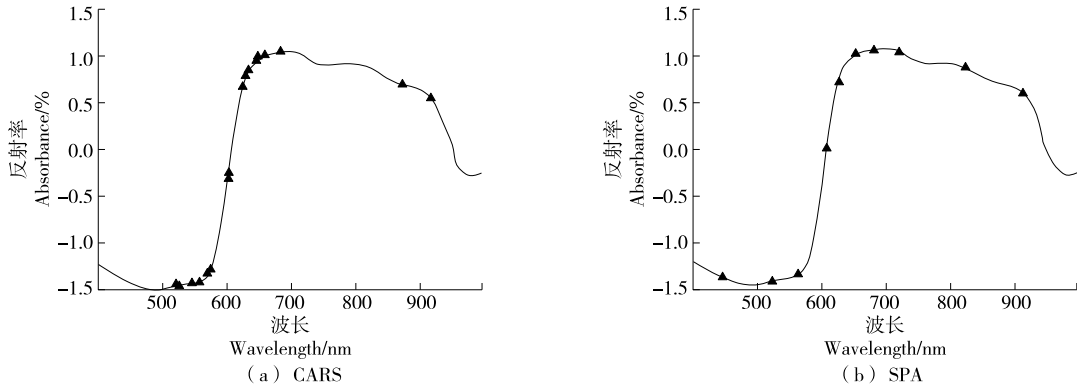


图 6 番茄可溶性固形物特征提取结果图

Figure 6 Extraction results of tomato soluble solid characteristics

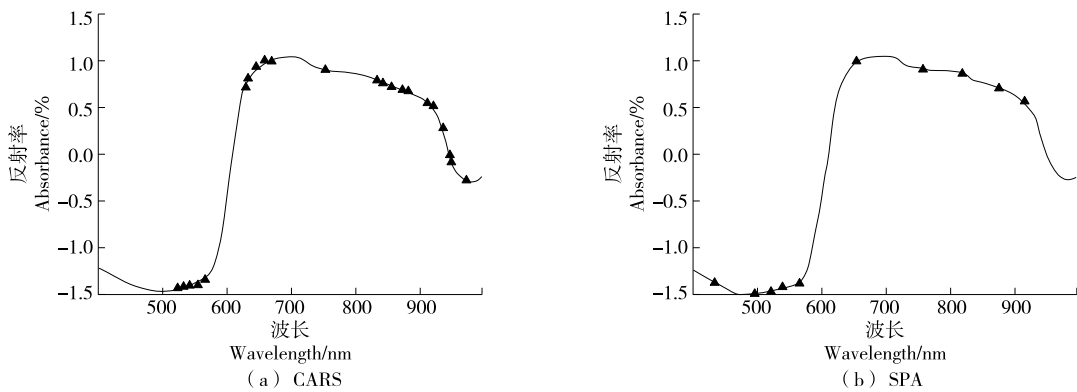


图 7 番茄硬度特征提取结果图

Figure 7 Results of the extraction of the firmness characteristics of tomatoes

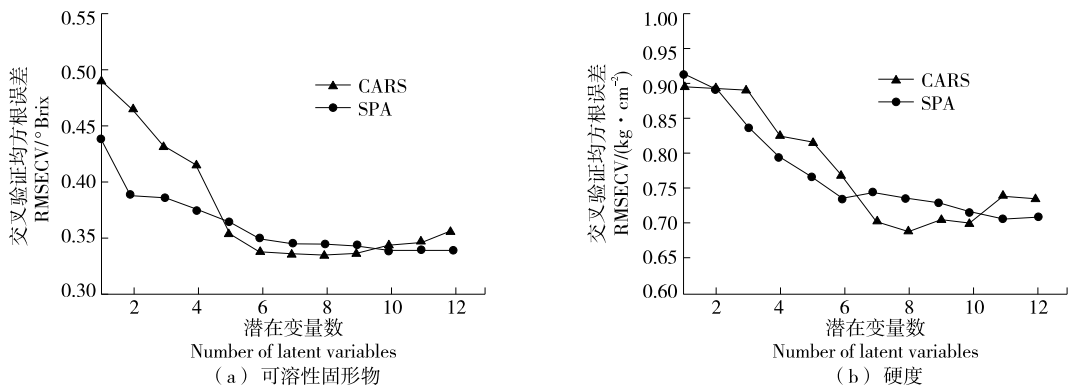


图 8 PLSR 变量优化折线图

Figure 8 PLSR variable optimization line chart

基于标准正态变量变换(SNV)结合竞争性自适应重加权采样(CARS)优化的偏最小二乘回归(PLSR)模型在番茄品质预测中表现最优。通过分析,所构建的 SNV-CARS-PLSR 模型对番茄品质指标展现出优异的预测性能:在可溶性固形物预测中,模型预测集  $R^2$  达 0.872, RMSE 为 0.289 °Brix;对于硬度预测,  $R^2$  值为 0.867, RMSE 为 0.675 kg/cm<sup>2</sup>。双维度评估表明,该模型通过特征波长

优选与噪声抑制,实现了理化指标的精准量化,为番茄品质的快速无损检测提供了可靠的技术支撑。

## 5 系统验证与试验

### 5.1 试验材料与方法

选用 100 个番茄样本,包括普罗旺斯品种 30 个、丰田品种 30 个、金鹏品种 40 个。样本经过清洗、标号后送入

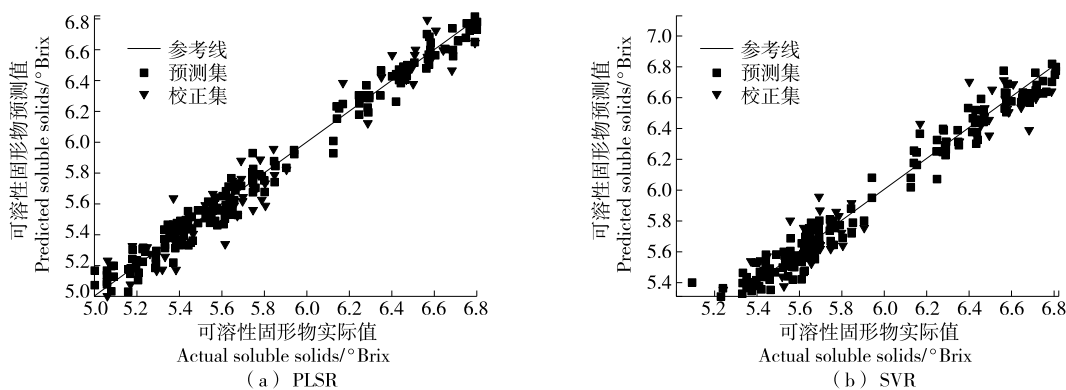


图9 可溶性固形物预测模型  
Figure 9 Soluble solid prediction model

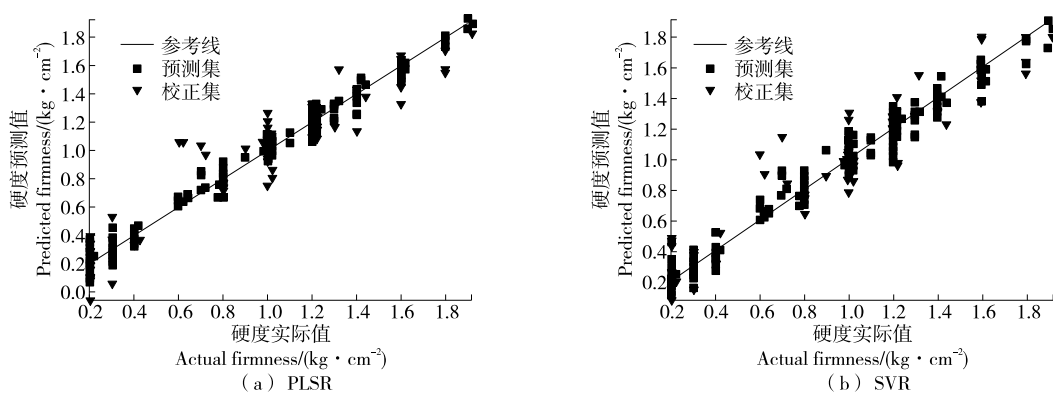


图10 硬度预测模型  
Figure 10 Hardness prediction model

表3 PLSR与SVR模型性能对比

Table 3 Performance comparison between PLSR and SVR models

方法	可溶性固形物			硬度		
	$R^2$	RMSE/ °Brix	RPD	$R^2$	RMSE/ ( $\text{kg} \cdot \text{cm}^{-2}$ )	RPD
SNV-CARS-PLSR	0.872	0.289	2.71	0.867	0.675	2.58
SNV-CARS-SVR	0.821	0.325	2.12	0.834	0.742	2.21

番茄在线检测分级系统进行检测。系统传送带速度为 5.8 cm/s,摄像头分辨率为 1 920 像素×1 080 像素,光谱仪积分时间为 40 ms。

### 5.2 系统搭建

在 Python 开发环境 (Visual Studio Code) 中搭建上位机分级系统<sup>[19]</sup>。该系统核心功能包括:同步解析光谱文本文件与图像数据,调用内外部品质模型进行参数计算,依据分级标准实现自动分类,最终通过串口通信将分级指令传输至 PLC 执行机构。系统工作流程如图 11 所示,可实现从数据采集到分级决策的全链条自动化处理。

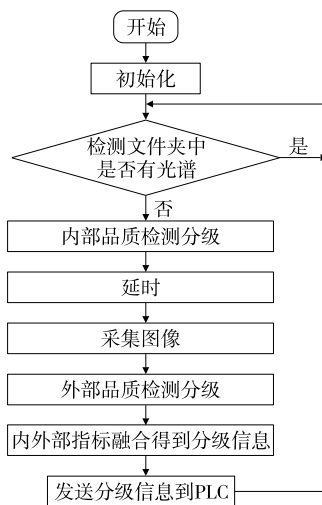


图11 系统工作流程图  
Figure 11 System workflow diagram

### 5.3 系统界面设计

基于 PyQt5 框架开发番茄品质分级人机交互界面,通过 QT Designer 构建三级分区布局:顶部为系统标识区,上半区采用 Label 控件自适应显示检测图像与 matplotlib

动态绘制光谱曲线,下半区设置交互控制台并通过 Line Edit 红字标注分级结果<sup>[20-21]</sup>。系统核心功能涵盖数据可视化(实时显示外观参数、品质指标、等级分布及双视图)与交互控制(动态调节固形物/硬度阈值、切换检测模式、加载品种专属模型),关键技术包括 setPixmap 图像自适应渲染、信号槽事件响应机制及 Group Box 区块化样式设计。如图 12 所示,该界面实现了参数配置—模型调用—实时检测—分级输出的全流程闭环管理,通过与 PLC 的串口通信协同完成番茄自动化分级任务,兼具检测过程可视化与操作灵活性的双重优势。



图 12 番茄品质在线检测分级系统图

Figure 12 Schematic diagram of online detection and grading system for tomato quality

## 5.4 结果与分析

5.4.1 外部品质检测准确率 通过在线检测系统对 100 个番茄进行外部品质检测,并与人工分级结果进行对比。结果表明,外部品质单独分级准确率为 94.9%,其中一等果、二等果和三等果的分级准确率分别为 93.9%, 100.0%, 90.9%。

5.4.2 内部品质检测准确率 通过在线检测系统对 100 个番茄进行内部品质检测,并与标准方法测量结果进行对比。结果表明,内部品质单独分级准确率为 87.3%,其中一等果、二等果和三等果的分级准确率分别为 90.2%, 87.0%, 84.6%。

5.4.3 融合品质检测准确率 通过在线检测系统对 100 个番茄进行综合品质检测,并与人工分级结果进行对比。结果表明,融合品质分级准确率为 88.5%,其中一等果、二等果和三等果的分级准确率分别为 86.7%, 89.1%, 89.5%。

5.4.4 系统分级效率 系统在最佳工作条件下每分钟可完成 19 个番茄的检测与分级,满足当前番茄分级的生产需求。

## 6 结论

基于物联网与机器学习技术,开发了一套番茄内外

品质在线检测与分级系统,通过融合机器视觉和近红外光谱技术,实现了番茄外部缺陷(机械损伤、果形指数和果径)与内部品质(可溶性固形物和硬度)的无损实时检测。结果表明,系统外部品质检测准确率达 94.9%,内部品质预测模型准确率为 87.3%,融合分级综合准确率提升至 88.5%,处理效率达 19 个/min。通过改进 YOLOv7 模型(引入 YOLOX 解耦头与 C2f 模块)与 SNV-CARS-PLSR 算法,显著提升了缺陷识别与内部参数预测的精度。系统架构结合 ZigBee-4G 混合通信、云端分布式处理及 PyQt5 人机交互界面,实现了检测—分级—分选闭环管理,为果蔬品质智能化分级提供了可复用的技术范式。后续研究可拓展至多维度品质检测、算法优化与泛化、动态场景适配、大规模验证与产业化及多模态数据融合等方面,以进一步提升分级精度与产业化应用价值。

## 参考文献

- [1] 燕红文. 基于机器视觉的番茄损伤区域自动检测[J]. 无线互联科技, 2020, 17(11): 126-127.  
YAN H W. Automatic detection of tomato damage area based on machine vision[J]. Wireless Internet Technology, 2020, 17(11): 126-127.
- [2] ZHANG B H, GU B X, TIAN G Z, et al. Challenges and solutions of optical-based nondestructive quality inspection for robotic fruit and vegetable grading systems: a technical review [J]. Trends in Food Science & Technology, 2018, 81: 213-231.
- [3] VAN ROY J, KERESZTES J C, WOUTERS N, et al. Measuring colour of vine tomatoes using hyperspectral imaging [J]. Postharvest Biology and Technology, 2017, 129: 79-89.
- [4] 龙燕, 连雅茹, 马敏娟, 等. 基于高光谱技术和改进型区间随机蛙跳算法的番茄硬度检测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(13): 270-276.  
LONG Y, LIAN Y R, MA M J, et al. Detection of tomato hardness based on hyperspectral technology and modified interval random frog algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(13): 270-276.
- [5] 王彦群, 贾浩坤, 范振岐. 库尔勒香梨含糖量的近红外光谱检测模型研究[J]. 现代计算机, 2022, 28(18): 47-51.  
WANG Y Q, JIA H K, FAN Z Q. Study on near infrared spectroscopy detection model of sugar content in Korla fragrant pear[J]. Modern Computer, 2022, 28(18): 47-51.
- [6] 周西福, 税云秀, 何宇, 等. 柑橘小型化分级装备的设计及实现[J]. 制造业自动化, 2018, 40(9): 140-144.  
ZHOU X F, SHUI Y X, HE Y, et al. Design and implementation of miniaturization and grading equipment for Citrus[J]. Manufacturing Automation, 2018, 40(9): 140-144.
- [7] 李龙, 彭彦昆, 李永玉. 苹果内外品质在线无损检测分级系统设计及试验[J]. 农业工程学报, 2018, 34(9): 267-275.  
LI L, PENG Y K, LI Y Y. Design and experiment on grading

- system for online non-destructive detection of internal and external quality of apple[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(9): 267-275.
- [8] 缤新科, 常英. 基于机器视觉的樱桃番茄在线分级系统设计[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(7): 1 798-1 803.
- GOU X K, CHANG Y. Design of cherry tomato online grading system based on machine vision[J]. Computer & Digital Engineering, 2020, 48(7): 1 798-1 803.
- [9] ZHAO J W, OUYANG Q, CHEN Q S, et al. Simultaneous determination of amino acid nitrogen and total acid in soy sauce using near infrared spectroscopy combined with characteristic variables selection[J]. Food Science and Technology International, 2013, 19(4): 305-314.
- [10] 刘媛媛, 彭彦昆, 王文秀, 等. 基于偏最小二乘投影的可见/近红外光谱猪肉综合品质分类[J]. 农业工程学报, 2014, 30(23): 306-313.
- LIU Y Y, PENG Y K, WANG W X, et al. Classification of pork comprehensive quality based on partial least squares projection and Vis/NIR spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(23): 306-313.
- [11] 陈淑一, 赵全明, 董大明. 对比主成分分析的近红外光谱测量及其在水果农药残留识别中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(3): 917.
- CHEN S Y, ZHAO Q M, DONG D M. Application of near infrared spectroscopy combined with comparative principal component analysis for pesticide residue detection in fruit[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(3): 917.
- [13] 郭志明, 赵春江, 黄文倩, 等. 苹果糖度高光谱图像可视化预测的光强度校正方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(7): 227-232.
- GUO Z M, ZHAO C J, HUANG W Q, et al. Intensity correction of visualized prediction for sugar content in apple using hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(7): 227-232.
- [14] QIAO J, NGADI M O, WANG N, et al. Pork quality and marbling level assessment using a hyperspectral imaging system[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 83(1): 10-16.
- [15] 董学锋, 戴连奎, 黄承伟. 结合 PLS-DA 与 SVM 的近红外光谱软测量方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2012, 46(5): 824-829.
- DONG X F, DAI L K, HUANG CH W. Near-infrared spectroscopy soft-sensing method by combining partial least squares discriminant analysis and support vector machine[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2012, 46(5): 824-829.
- [16] MONROY M, PRASHER S, NGADI M O, et al. Pork meat quality classification using Visible/Near-Infrared spectroscopic data[J]. Biosystems Engineering, 2010, 107(3): 271-276.
- [17] WU D, HUANG Y M, CHEN H B, et al. VPPAW penetration monitoring based on fusion of visual and acoustic signals using t-SNE and DBN model[J]. Materials & Design, 2017, 123: 1-14.
- [18] 陈亦凡, 李芸婧, 彭苗苗, 等. MIV 波长优选改善 VIS/NIR 光谱 TVB-N 模型性能研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(5): 1 413-1 419.
- CHEN Y F, LI Y J, PENG M M, et al. Improvements of VIS-NIR spectroscopy model in the prediction of TVB-N using MIV wavelength selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(5): 1 413-1 419.
- [19] 陈珏, 李佳琮, 刘翠玲, 等. 荧光光谱技术结合机器学习算法检测大白菜中吡虫啉含量[J]. 食品安全质量检测学报, 2023, 14(13): 134-140.
- CHEN J, LI J C, LIU C L, et al. Determination of imidacloprid in cabbage by fluorescence spectroscopy combined with machine learning algorithms[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2023, 14(13): 134-140.
- [20] 章恺, 朱丽芳, 李入林, 等. 基于改进 WOA-LSSVM 和高光谱的猕猴桃糖度无损检测[J]. 食品与机械, 2024, 40(5): 107-112, 226.
- ZHANG K, ZHU L F, LI R L, et al. Non destructive detection of kiwifruit sugar content based on improved WOA-LSSVM and hyperspectral analysis[J]. Food & Machinery, 2024, 40(5): 107-112, 226.
- [21] 付淑亚, 谢安国, 刘云宏. 二维相关红外光谱和高光谱成像技术检测黄精干燥过程中多糖的变化[J]. 食品与机械, 2024, 40(8): 33-39.
- FU S Y, XIE A G, LIU Y H. Two-dimensional correlation infrared spectroscopy and hyperspectral imaging to detect the changes of polysaccharide during the drying process of *Polygonatum sibiricum*[J]. Food & Machinery, 2024, 40(8): 33-39.