

基于可见/近红外光谱与卷积神经网络的苹果内部品质在线分选系统研究

王观田¹ 杜海莲¹ 刘燕德² 闫瑾¹ 王阳¹

(1. 华东交通大学机电与车辆工程学院, 南昌 330013; 2. 华东交通大学智能机电装备创新研究院, 南昌 330013)

摘要: 针对苹果的现场非破坏快检分选及品质检测需求,基于可见/近红外光谱检测分析技术,设计了链传动式苹果在线检测分选系统。该系统由动力机构、光谱采集单元、PLC 控制模块及分级执行机构等硬件组成。通过传感器协同定位触发光谱采集,搭载检测模型可以实现对苹果内部品质(SSC 和霉心病)的精准检测和判别。以富士苹果为对象,建立了霉心病判别和健康果 SSC 检测的双响应卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)模型,测试集的霉心病判别准确率为 100%、健康果 SSC 预测决定系数 R^2 达到 0.97。最后将模型植入软件系统后对未参与训练的 50 个苹果进行测试,霉心病分选准确率为 98%,健康果 SSC 验证决定系数 R^2 为 0.96,最佳分选速度 0.47 m/s。结果表明,本文自主研发的链传动式苹果在线检测分选系统,建模精度高,稳定性强,具备快速实现苹果霉心病判别以及健康果 SSC 检测功能。

关键词: 苹果; 链传动式; 分选装置; 无损检测; 可见/近红外光谱; 卷积神经网络

中图分类号: S375 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)19-0405-09

OSID:



Apple Internal Quality Online Separation System Based on Visible/Near-infrared Spectroscopy

Wang Guantian¹ Du Hailian¹ Liu Yande² Yan Jin¹ Wang Yang¹

(1. Department of Mechatronics and Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China

2. Department of Intelligent Electromechanical Equipment Innovation Research Institute, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Based on the visible/near-infrared spectroscopic analysis technology, a chain-driven online apple inspection and sorting system was designed to meet the needs of non-destructive on-site quick inspection and quality testing of apples. The system consisted of hardware such as power mechanism, spectral acquisition unit, PLC control module and grading actuator. The sensor co-location triggered spectral acquisition, and the prediction model enabled rapid, non-destructive online discrimination of apple mouldy core disease and accurate prediction of healthy fruit SSC. Taking Fuji apples as the object, a dual-response convolutional neural network (CNN) model was established to discriminate mouldy heart disease and predict the SSC of healthy fruits, and the accuracy of the model prediction set for discriminating mouldy heart disease was 100%, and the fit of the SSC prediction of healthy fruits was 97%. Finally, the model was tested by applying apple random validation data after implanting the model into the software system, with 98% accuracy for mouldy core sorting, 96% fit for healthy fruit SSC prediction, and an optimal detection and sorting speed of 0.47 m/s. In addition, the decrease in discrimination accuracy was due to the intersection of the internal characteristics of healthy and slightly mouldy kernels, which was what we would focus on in the subsequent study. The results showed that the chain-driven online apple inspection and sorting system developed independently had high modelling accuracy and stability, and had the functions of quickly realizing the discrimination of apple mouldy heart disease and the non-destructive detection of healthy fruit SSC.

Key words: apples; chain-driven; separation device; non-destructive testing; visible/near-infrared spectroscopy; CNN

收稿日期: 2025-04-22 修回日期: 2025-05-16

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFD2001301)

作者简介: 王观田(1994—),男,博士生,主要从事水果光电检测技术研究,E-mail: 1073531686@qq.com

通信作者: 刘燕德(1967—),女,教授,博士,主要从事农业机械化工程研究,E-mail: jxliuyd@163.com

0 引言

苹果因其独特的风味特征和丰富的营养价值广受消费者青睐^[1],可溶性固形物含量(Soluble solids content, SSC)作为衡量果实内在品质的重要指标,直接影响消费者的购买决策^[2-4]。然而,霉心病的发生对苹果的 SSC 产生显著负面影响,不仅降低果实的食用品质,还严重影响其商品价值和产业效益^[5]。近年来,苹果霉心病和 SSC 的检测技术主要包括 X 射线成像^[6]、电子鼻技术^[7]和振动声学检测^[8]等方法。然而,这些技术面临着设备成本高昂、操作程序复杂以及检测精度易受环境因素干扰等挑战。因此,研究苹果霉心病判别与健康样品 SSC 检测的快速、无损检测方法与分选系统十分必要。

可见/近红外(Visible/near-infrared, Vis/NIR)光谱分析技术凭借其检测成本低、样本损耗少、检测效率高等优势^[9-12],广泛应用于水果的霉心病判别^[13-14]和 SSC 检测^[15-16]。在苹果霉心病的检测研究方面,Li 等^[17]率先采用近红外光谱技术,结合支持向量机(Support vector machine, SVM)算法开发了霉心病判别模型,其最佳模型的灵敏度、特异性和准确度分别达到 91.89%、94.44% 和 93.15%,展现了良好的检测性能。在 SSC 预测研究领域,Zeng 等^[18]建立了具有多重散射校正的 Savitzky - Golay 的偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)模型。该模型在预测集上表现出优异的性能,决定系数 R^2 达到 0.95,均方根误差(Root mean square error, RMSE)仅为 0.59° Brix。然而,目前利用 NIR 光谱技术结合检测模型同时实现苹果霉心病检测和健康样品 SSC 检测的研究仍较为匮乏^[19]。近年来,深度学习在提取光谱各种抽象层级的复杂特征方面非常有效^[20-24],为该领域的研究提供了新的思路。

本文基于 Vis/NIR 光谱分析技术,结合卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)算法,以不同程度霉心病苹果为研究对象,构建霉心病与 SSC 双响应模型,并研发一套链传动式在线检测分选装备。并完成对在线检测系统精度的验证,以期为水果内部病害在线检测与品质分选提供创新方法和技术支撑。

1 系统硬件设计

1.1 整体结构设计方案

苹果霉心病在线检测系统结构如图 1 所示,根据水果检测分选过程,系统框架主要包括输送分级

动力单元、水果检测单元、光谱触发与闭环分选单元和光谱检测软件。果杯携带水果移动至检测区域时,首先触发定位传感器确认位置,随后通过另一传感器确认精准停靠;当两者信号同时生效后,系统自动启动检测设备扫描水果内外品质数据并上传至计算机。计算机根据预设算法分析数据并判定等级,实时显示结果后向控制装置发送指令,最终由分选机构推动对应果杯倾斜,将水果导入指定品质通道,完成高效分选。

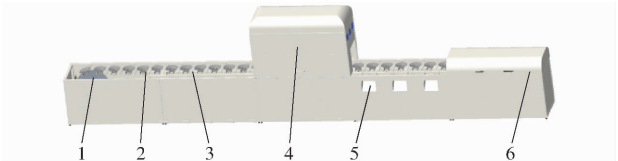


图 1 分选线整体结构图

Fig. 1 Overall structure diagram of sorting line

1. 从动机构 2. 果盘 3. 传动机构 4. 品质检测区域 5. 下果口 6. 主动机构

1.2 传送分级动力单元

为适应不同果径苹果的承载需求,本单元采用褶皱式橡胶衬套的托盘果杯结构,在实现稳定贴合的同时隔绝环境光干扰。检测装置由链传动系统与分级动力系统协同构成,包含主从动链轮、链条支架、缓冲装置等核心组件。其中托盘式果杯组件采用支撑架-尼龙果盘-橡胶衬套三级结构设计,配合橡胶软管缓冲支架,显著缓解输送振动与链条下垂现象。系统运行时,果杯沿链传动轨道匀速输送苹果,通过光敏触发机制完成光谱采集后,由 PLC 控制分级执行机构实现无损分选,兼具高效运行与低损伤特性。

1.3 水果检测单元

水果检测单元如图 2 所示,主要由光源系统和光谱检测系统构成。光源系统采用面阵式卤素灯,其具备光强稳定、照射均匀度高且成本优势显著的特点,通过顶部风扇实现散热通风以解决卤素灯产热问题。光源模块对称分布于传送带两侧。光谱检测单元包含触发装置和光纤探头,其中光纤垂直安装于传送带下方用于获取透射光谱信息,当果杯通过触发装置时,光谱仪即启动信号采集。双系统空间布局形成正交检测结构,实现多维度光学信息的同步获取。

1.4 光谱触发与闭环分选单元

本单元通过光谱触发机制、机电协同控制及动态程序设计有机融合,构建了完整的自动化水果分选体系,整体的控制单元如图 3 所示。光谱采集单元采用双传感器协同验证机制:1 号光电开关检测载果状态,2 号接近开关通过果杯扣钉触发定位信

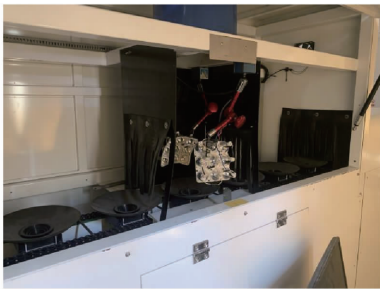


图 2 检测单元

Fig. 2 Detection system

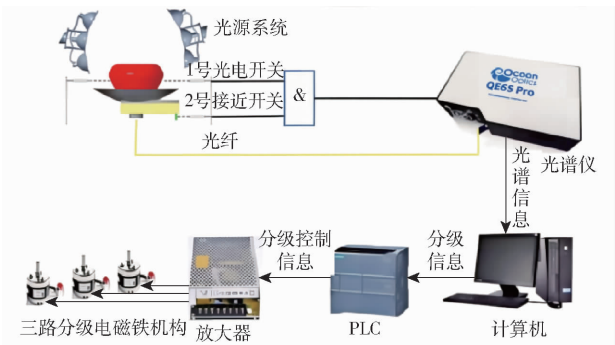


图 3 整体控制单元

Fig. 3 Overall control system design

号,两信号经逻辑与门验证后同步驱动光谱仪(型号 QE65Pro)与工业相机(型号 MV-CA016-10GC)获取水果特征数据。机电控制系统基于 PLC 核心控制器构建“传感—决策—执行”链路:上位机通过算法模型实时处理光谱/图像数据生成分选指令,经输出放大板驱动电磁铁阵列执行果杯定向分选。动态控制程序采用表指令队列实现位置跟踪,通过创建 N1-Nend 表格动态存储果杯等级信息,PLC 基于输送线位移触发表格队列同步刷新与寻址比对,确保果杯物理位置与分选指令的空间匹配精度。系统通过光电-机械联合触发保障检测时空一致性,依托算法决策实现分级可视化,结合 PLC 高稳定性控制形成闭环分选链路,最终达成较高的分选效率,满足工业化连续作业需求。

1.5 光谱检测软件

本装置采用自主研发的 Sufree 水果分选软件,与所使用的光谱仪兼容,具备积分时间设定、暗噪声去除、平滑处理及触发器设置等功能。为确保模型计算的准确性,分选软件的所有参数(如积分时间、平滑度、暗噪声去除等)需与光谱采集软件的参数保持一致。分选前,需通过软件完成装置功能调试,包括等级设定、光谱仪调试、出口设定及弹跳器测试等。光谱仪软件界面共分为 4 个界面,软件主界面如图 4 所示。在光谱仪调试界面,可设定积分时间(80 ms)、平滑度(0)、光谱平均次数(1),并勾选暗噪声去除、非线性校正及杂散光校正,以提升分选精

度,同时外触发模式设为 Normal。在等级设定界面,可设定 SSC 分级,如 6~9°Brix 为第 1 级,9~10°Brix 为第 2 级,以此递进。在出口设定界面,用户可拖动数字至相应出口框,完成设定后点击下载数据。在弹跳器测试界面,分选前需对每个出口弹跳器进行位置测试和功能测试,确保指令执行准确。测试间隔设定后,需点击下载间隔以完成配置。

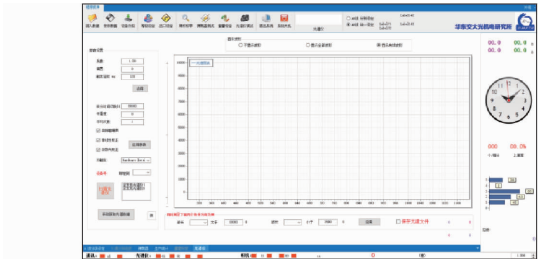


图 4 光谱仪软件界面

Fig. 4 Spectrometer software interface

2 霉心病和 SSC 双响应检测模型建立

2.1 材料获取

实验所用 600 个苹果于 2024 年 11 月从陕西省延安市洛川县购买。所购买的苹果大小均匀、无表面损伤。为了获得霉心病苹果样本,按照文献[25]的方法,对其中 300 个苹果注射病原菌进行人工感染,并在常温下储存 7 d。将苹果分成两组,一组 550 个苹果(其中霉变苹果 270 个,健康苹果 280 个)用于模型训练,另外一组 50 个苹果(其中霉变苹果 30 个,健康苹果 20 个)用于测试装备。两组苹果分别编号。

2.2 光谱数据采集

在光谱数据采集前,对其中用于训练模型的 550 个苹果(霉变 270 个,健康 280 个),在每个苹果的赤道平面均匀标记 4 个光谱测量区域,以扩充实验数据。光谱采集采用海洋光学 QE65pro 型光谱仪,并配备 80 mm 准直镜筒及果杯适配装置。可见-近红外光纤(型号 P1000-2-Vis-NIR)采用 1 000 μm 大芯径设计,以增强光通量。光源系统由双侧对称分布的 18 组卤素灯组成,每组灯光采用 3 列阵列排布,单灯功率 150 W,构建稳定的漫射传输光场。实验过程中,苹果被放置于果杯内,并经铁链传输至黑盒环境中进行光谱采集。卤素灯照射水果,透射光经苹果内部后被光纤接收,并传输至计算机进行分析。光谱仪的波长范围为 350~1 150 nm,设备预热 30 min 后开始采集,检测速度设定为 1.5 m/s,曝光时间 80 ms。每个测量区域采集 3 次光谱,取平均值作为最终实验数据,光谱维度为 1 044 维。共采集到 2 200 条光谱。

2.3 霉心病样本识别与 SSC 测量

光谱信号采集完成后,对于霉变苹果,沿苹果赤道面切开确认霉变。最终,270 个注射霉菌的苹果均已确认不同程度的霉变。使用水果糖浓度检测计(型号 PAL-BX1ACID15, ATAGO 公司,日本)检测健康样品的 SSC。将水果糖浓度检测计置于水平桌面,用蒸馏水校零,从健康样品的每个光谱测量区域切下 5 mm 厚度的果肉,并将果汁挤压到糖度计镜子的中心进行检测,记录每个健康苹果

每个面的糖度。
2.4 数据集划分与模型评价

将采集到的数据按 6:2:2 比例划分为训练集、验证集和测试集,以 random_state = 42、shuffle = True 随机划分,并限制同一个样品的 4 个 SSC 和光谱数据在相同的数据集下,以避免数据泄露^[26],划分后的数据如表 1 所示。为充分挖掘深度学习模型的特征提取能力,本文不对光谱数据进行预处理操作^[27],以展现模型的泛化能力。

表 1 数据集划分
Tab.1 Division of datasets

类型	训练集			验证集			测试集		
	数量	SSC 均值/ °Brix	SSC 标准差/ °Brix	数量	SSC 均值/ °Brix	SSC 标准差/ °Brix	数量	SSC 均值/ °Brix	SSC 标准差/ °Brix
健康果	672	13.56	1.76	224	13.43	1.72	224	13.28	1.69
霉变果	648	—	—	216	—	—	216	—	—
合计	1 320			440			440		

注:“—”表示不对霉变果进行 SSC 预测。
霉心病判别的评价指标为准确率、召回率、精确率和 F1 分数。其中,召回率和精确率的计算是以霉变为正类参考^[28-29]。SSC 预测的评价指标为 R^2 、RMSE 和 残 余 预 测 偏 差 (Residual prediction deviation, RPD)^[30-31]。

2.5 CNN 双响应模型构建

设计了一种单输入双输出的 CNN 模型,旨在实现对苹果样本霉心病的判别(分类任务)以及健康样本 SSC 的预测(回归任务)。考虑到实际应用中仅需对是否患有霉心病进行判别,因此,分类任务设置为健康与霉变两类标签。如图 5 所示,该模型采用双分支架构,分别处理分类和回归任务。在分类分支中,模型通过一系列一维卷积层(Conv1D)与最大池化层(Maxpooling)的级联结构提取光谱数据的分类特征。特征降维过程通过 Flatten 层实现,随后数据传递至全连接层(Dense)以进一步挖掘高层次

特征表示。分类输出层采用 Sigmoid 激活函数生成分类概率值,并通过 $\text{argmax}(0.5)$ 阈值判定样本类别(健康或霉心病)。回归分支则在共享特征提取层的基础上,采用更深层次的卷积与池化结构,专注于 SSC 预测相关特征的提取,输出层使用 Linear 激活函数生成连续的 SSC 预测值。为防止过拟合并增强模型泛化能力,在全连接层之间引入 Dropout 层,设置神经元丢弃概率为 0.25。除输出层外,所有隐藏层均采用 ReLU 激活函数,以增强模型的非线性表达能力。
在数据处理策略上,本研究采用特定的标签编码方案:健康样本的分类标签设为 1,SSC 为实际测量值;霉心病样本的分类标签设为 0,其 SSC 统一设定为 0。因此,分类分支输出为经 $\text{argmax}(0.5)$ 处理后的二元分类结果(0 或 1),而回归分支输出则为分类结果与预测 SSC 的乘积。这种机制实现了条

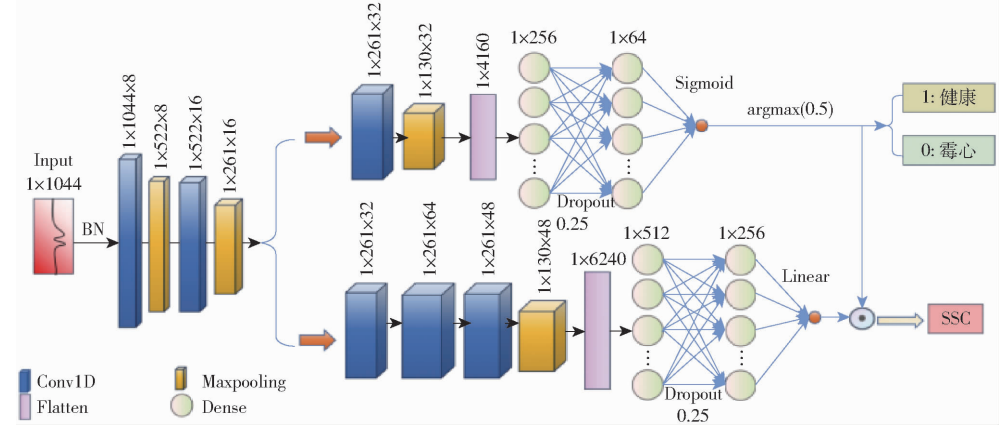


图 5 CNN 模型结构图
Fig. 5 CNN model structure

件输出:当样本被判定为健康时,回归分支输出 SSC 预测值;若样本被判定为霉心病,则回归分支输出为 0。

本文模型一模分两支,模型开始为共用输入,后分为分类和回归两个分支,各部分结构如表 2 所示。共用输入部分包括两层卷积层和两层最大池化层,可实现输入特征的初步提取。分类部分包括 1 层卷积层、1 层最大池化层和 3 层全连接层。回归部分包括 3 层卷积层、1 层最大池化层和 3 层全连接层。

表 2 双响应 CNN 模型结构

Tab.2 Dual response CNN model structure

分支	类型	过滤器单元数	激活函数	内核尺寸
共用输入	Conv1D	8	ReLU	3
	Maxpooling	—	—	2
	Conv1D	16	ReLU	3
	Maxpooling	—	—	2
分类	Conv1D	32	ReLU	3
	Maxpooling	—	—	2
	Flatten	—	—	—
	Dense	256	ReLU	—
	Dense	64	ReLU	—
	Dense	1	Sigmoid	—
回归	Conv1D	32	ReLU	3
	Conv1D	64	ReLU	3
	Conv1D	48	ReLU	3
	Maxpooling	—	—	2
	Flatten	—	—	—
	Dense	512	ReLU	—
	Dense	256	ReLU	—
	Dense	1	Linear	—

在模型训练过程中,分类分支采用二元交叉熵 (binary_crossentropy) 作为优化目标,而回归分支则使用均方误差 (Mean square error, MSE) 进行参数优化。为协调双任务的训练过程,模型引入了自适应损失权重机制,动态调整两分支的损失权重,以实现分类与回归任务的平衡优化。模型整体采用 Adam 优化器,初始学习率设置为 0.001。模型训练参数设置为 200 个 epoch, batch size 为 24。模型通过端到端的学习方式,从原始光谱数据中自动提取与分类和回归任务相关的特征表示。在训练过程中,模型通过反向传播算法动态调整网络参数,优化目标是在分类准确率和 SSC 预测精度之间达到帕累托最优。

2.6 建模结果

SVM 分类通过最大化不同类别样本之间的分类间隔,在高维特征空间中寻找一个最优超平面,从而实现对样本的准确分类。反向传播神经网络 (Back propagation neural network, BPNN) 通过最小化预测输出与真实标签之间的交叉熵,利用反向传播算法调整网络权重,从而构建一个非线性分类模型。PLSR 通过最大化预测变量与响应变量的协方

差提取潜在成分,有效解决多重共线性和高维问题,它在降维的同时保留关键特征,提升模型泛化能力。BPNN 还可以通过最小化预测值与真实值之间的均方误差,利用反向传播算法优化网络参数,从而拟合复杂的非线性映射关系,这些模型也常分别被学者用于判别霉心病和检测水果的糖度。因此本文使用 SVM 和 BPNN 两模型验证模型分类分支的性能,并使用 PLSR 和 BPNN 两模型验证模型回归分支的性能。对于 PLSR 的模型调优,将潜在变量数 (Latent variables, LV) 进行 2 ~ 50 范围内步长为 1 的遍历寻优,取测试集结果最好的 LV 作为 PLSR 的最佳参数。在构建 SVM 模型时,选择核函数为 rbf,根据留一交互原则进行惩罚因子 c 和核函数参数 g 的寻优,以确定模型的最佳参数组合。同时,为了抑制 SVM 处理高维数据时产生过拟合问题,尽可能地设置了较小的 c 以达到预期效果。对于 BPNN 结构,构建了两个模型分别用于分类和回归任务。分类模型有 3 层全连接层,神经元个数分别为 256、64 和 1,回归模型有 4 层全连接层,神经元个数分别为 1 024、512、256 和 1。激活函数、评价指标、学习率和损失值等参数配置与 CNN 一致。每个模型分别进行 3 次测试,以消除随机误差,取测试集的平均结果作为模型性能,各模型的性能如表 3 所示。

表 3 霉心病判别和健康样品 SSC 检测两方面
各模型的性能

Tab.3 Performance of models for both myxomatosis

discrimination and SSC prediction

任务	模型	评价指标	训练集	测试集
霉心病判别	SVM ($c = 0.6$, $g = 0.3$)	准确率/%	96	94
		召回率/%	97	95
		精确率/%	96	93
		F1 分数/%	96	94
	BPNN	准确率/%	97	95
		召回率/%	98	96
		精确率/%	96	94
		F1 分数/%	97	95
	双响应 CNN 分类分支	准确率/%	100	100
		召回率/%	100	100
		精确率/%	100	100
		F1 分数/%	100	100
SSC 检测	PLSR (LV 为 9)	R^2	0.94	0.89
		RMSE/°Brix	1.40	2.17
		RPD	1.21	0.78
	BPNN	R^2	0.94	0.91
		RMSE/°Brix	1.72	1.95
		RPD	0.98	0.87
	双响应 CNN 回归分支	R^2	0.98	0.97
		RMSE/°Brix	0.92	1.01
		RPD	1.84	1.67

根据表 3 的结果,在霉心病判别任务中,该模型对霉心病样本的判别准确率、召回率、精确率及 F1 分数在训练集和测试集均达到 100%,实现健康与病害样本的精准区分,展现出卓越的分类性能。与 SVM 和 BPNN 相比,测试集的准确率分别提升了 6、5 个百分点。在健康样品 SSC 检测任务中,模型训练集与测试集的 R^2 分别为 0.98 和 0.97, RMSE 为 0.92°Brix 和 1.01°Brix , RPD 达 1.84 和 1.67,显示其具有较高的预测精度和模型稳健性。与 PLSR 和 BPNN 相比,测试集的 R^2 分别提高了 8% 和 6%。CNN 双响应模型在分类与回归任务中均表现出高效准确的特性,为苹果霉心病及健康样品 SSC 无损检测提供了可靠解决方案。

图 6 显示了双响应 CNN 模型预测健康样品 SSC 的散点拟合图,数据点均匀分布在拟合线的两侧,进一步表明 CNN 双响应模型对健康样本 SSC 的拟合效果好。由于健康样本 SSC 预测的结果是分类输出 $\text{argmax}(0.5)$ 后的结果与回归输出的乘积,这也从侧面反映出分类判别的效果很好。

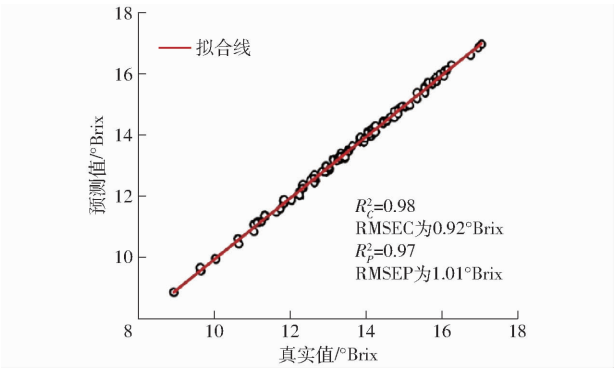


图 6 散点拟合图
Fig. 6 Scattered point fit plot

3 检测分选系统实验验证

3.1 检测速度确定

为了确定检测速度,本节另选未参与建模的 7 个直径接近的健康苹果进行检测系统的动态测试。动态条件下,开启光源,设置 3 种不同的速度(变频器 15、25、35 Hz,对应分选线速度为 0.36、0.47、0.56 m/s,对应果杯为 1、1.5、3 个/s)使用光谱采集装置进行光谱采集,连续进行 10 次采集操作。为了确定分选线速度,本研究使用苹果 710 nm 附近的最高峰光谱差异百分比(最大峰值强度和最小峰值强度差值除以最大峰值强度)进行评估,结果如表 4 所示。

从表 4 中可以看出,速度为 0.47 m/s 时,其光谱差异百分比均值为 24%,小于 0.36 m/s 和 0.56 m/s 的光谱差异百分比均值(29% 和 27%)。

表 4 不同速度下苹果峰值强度差异百分比评估
Tab. 4 Evaluation of percentage difference of apple peak intensity at different speeds

速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	差异情况/%			
	最大值	最小值	均值	标准差
0.36	58	14	29	13
0.47	37	8	24	8
0.56	44	10	27	9

进一步地,速度为 0.47 m/s 时,光谱差异百分比的最大值和最小值均较小,说明 0.47 m/s 下光谱采集装置采集的光谱差异较小。而且 0.47 m/s 下的光谱差异的标准差最小,仅为 8%,说明 0.47 m/s 时光谱采集装置稳定。综合 3 项指标可知,0.47 m/s 的传输速度既能有效控制光谱数据的离散程度,又能保证采集系统工作状态的可靠性,可作为光谱采集装置的最优参数配置。

3.2 在线检测实验验证

另外未参与建模的 50 个苹果进行在线检测分选实验,按编号顺序放入系统进行检测,详细记录每个果的检测结果,然后沿赤道面切开拍照记录(图 7),健康果采集 SSC 数据记录。结果如表 5 所示,在霉心病判别任务中,该模型对霉心病样本的判别准确率、召回率、精确率及 F1 分数在验证数据中分别达到 98%、97%、100% 和 98%。在 SSC 检测中,验证的 R^2 达到 0.96, RMSE 仅为 0.97°Brix , RPD 为 1.89。进一步表明模型具有较好的霉变样本判别和 SSC 检测能力。

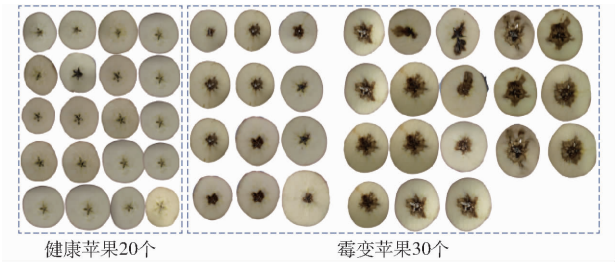


图 7 50 个苹果的剖面图

Fig. 7 Section of 50 apples

表 5 霉心病判别和 SSC 检测两方面模型验证结果
Tab. 5 Model validation results for moldy core detection and SSC prediction

任务	参数	数值
霉心病判别	准确率/%	98
	召回率/%	97
	精确率/%	100
	F1 分数/%	98
	R^2	0.96
SSC 检测	RMSE/ $^{\circ}\text{Brix}$	0.97
	RPD	1.89

图 8 展示了模型判别结果与真实结果的混淆矩

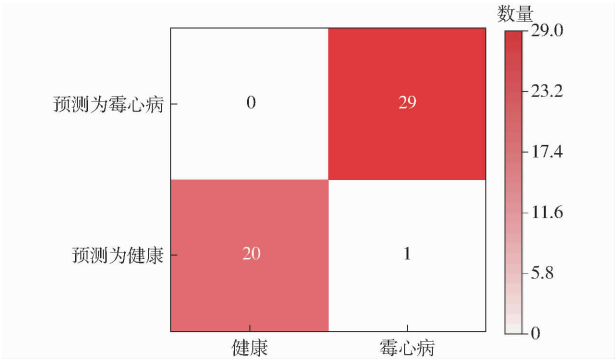


图 8 判别结果混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of discriminant results

阵,健康苹果(20 个)能实现 100% 准确识别,表明模型对健康光谱特征具有强捕获能力。然而霉变苹果(30 个)存在误判现象,准确率降至 97% (29/30),其中 3% (1/30)误判为健康,这表明霉变苹果的判别构成模型的主要误差源。进一步分析发现(图 9),被误判为健康的 1 个苹果的霉变区域仅在果核内部及边缘,霉变面积占比仅为 3.27%,在近红外光谱中尚未形成显著特征峰,因此模型极易将其判别为健康果。



图 9 被误判的样品剖面图

Fig. 9 Cross section of misjudged samples

4 结论

(1)基于 Vis/NIR 光谱透射检测技术,并结合 CNN 模型,设计了链传动式苹果霉心病与 SSC 在线检测分选系统。该系统由动力机构、光谱采集单元、PLC 控制模块及分级执行机构等硬件组成。通过传感器协同定位触发光谱采集,可以实现对苹果霉心病的快速、无损在线判别及健康果 SSC 的精准检测。

(2)为实现苹果霉心病的高效判别和健康样本 SSC 的准确检测,本文构建了 CNN 双响应模型同时进行分类和回归。结果表明,在霉心病判别任务中,模型在训练集和预测集上均达到了 100% 的准确率和召回率,显示了极高的分类性能。在 SSC 预测任务中,测试集的 R^2 为 0.97, RMSE 为 1.01° Brix, RPD 为 1.67。

(3)对于本文的在线分选系统,当传输速度为 0.47 m/s 时,光谱差异百分比均值(24%)显著低于其他速度(0.36 m/s 和 0.56 m/s 分别为 29% 和 27%),同时其极差(最大值与最小值之差)和标准差(8%)最小,表明该速度下光谱采集的稳定性和一致性最优。综合分析表明,0.47 m/s 的传输速度是光谱采集装置的最优工作速度。另外,选取未参与建模的苹果进行了在线检测验证,结果表明霉心病判别准确率为 98%、健康样本 SSC 验证 R^2 为 0.96。

参 考 文 献

[1] 丁永军,杨文涛,赵一龙. 基于一致性半监督学习的苹果叶片病斑分割模型研究[J]. 农业机械学报,2024,55(12):314-321.
Ding Yongjun, Yang Wentao, Zhao Yilong. Apple leaf spot segmentation model based on consistency semi-supervised learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 314-321. (in Chinese)

[2] Zhang Y, Huang J, Zhang Q, et al. Nondestructive determination of SSC in an apple by using a portable near-infrared spectroscopy system[J]. Applied Optics, 2022, 61(12): 3419-3428.

[3] 尹帅,韦梅娇,周佩荣,等. 基于 NX UG 的苹果采摘机器人结构设计研究[J]. 南方农机,2025,56(5):8-12.

[4] 肖男,李翰林,翁定康,等. 不同光照模式信息融合的苹果霉心病近红外快速识别[J]. 光谱学与光谱分析,2024,44(8):2388-2394.
Xiao Nan, Li Hanlin, Weng Ding kang, et al. Rapid identification of apple moldy core disease by near infrared spectroscopy with information fusion of different illumination patterns[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(8): 2388-2394. (in Chinese)

[5] 侯琿,张清川,王丽,等. ‘玉华早富’苹果霉心病防治药剂效果评价[J]. 中国农学通报,2024,40(16):139-143.
Hou Hui, Zhang Qingchuan, Wang Li, et al. Control effects of several fungicides against apple moldy core in ‘Yuhua Yataka’ [J]. Chinese Agricultural Science Bulletin,2024, 40(16): 139-143. (in Chinese)

[6] Munera S, Rodríguez-Ortega A, Cubero S, et al. Automatic detection of pomegranate fruit affected by blackheart disease using X-ray imaging[J]. LWT—Food Science and Technology, 2024, 215: 117248.

[7] 张亚若,刘园,童盼盼,等. 不同贮藏条件对阿克苏苹果品质及糖心的影响[J]. 新疆农业科学,2021,58(3):493-501.
Zhang Yaru, Liu Yuan, Tong Panpan, et al. Effects of different storage conditions on quality and saccharine of Aksu apple [J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2021, 58(3): 493-501. (in Chinese)

[8] 张广兴. 瓷绝缘子振动声学检测方法研究及应用[D]. 北京:华北电力大学,2017.
Zhang Guangxing. Research and application of vibration acoustic detection method for porcelain insulator[D]. Beijing: North

- China Electric Power University, 2017. (in Chinese)
- [9] 郭志明,桑伟兴,杨忱,等. 近红外光谱及成像在果品无损检测中的应用[J]. 包装与食品机械,2024,42(5):1-14.
Guo Zhiming, Sang Weixing, Yang Chen, et al. Application of nondestructive detection of fruit by near-infrared spectroscopy and imaging[J]. Packaging and Food Machinery, 2024, 42(5): 1-14. (in Chinese)
- [10] 任广鑫,高钰敏,张雨茹,等. 基于电子舌与近红外光谱融合的滇红工夫红茶滋味品质评价[J]. 农业机械学报,2025,56(1):102-109.
Ren Guangxin, Gao Yumin, Zhang Yuru, et al. Evaluation of taste quality of Dianhong Congou black tea based on fusion of electronic tongue and near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 102-109. (in Chinese)
- [11] 刘文政,周雪健,平凤娇,等. 基于可见-近红外光谱的鲜食葡萄成熟品质关键指标检测[J]. 农业机械学报,2024,55(2):372-383.
Liu Wenzheng, Zhou Xuejian, Ping Fengjiao, et al. Detection of key indicators of ripening quality in table grapes based on visible-near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 372-383. (in Chinese)
- [12] 冀荣华,李常昊,郑立华,等. 基于稀疏自注意力和可见-近红外光谱的土壤氮含量预测[J]. 农业机械学报,2024,55(10):392-398,409.
Ji Ronghua, Li Changhao, Zheng Lihua, et al. Prediction of soil nitrogen content based on sparse self-attention and visible-near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 392-398, 409. (in Chinese)
- [13] 雷雨,何东健,周兆永,等. 苹果霉心病可见/近红外透射能量光谱识别方法[J]. 农业机械学报,2016,47(4):193-200.
Lei Yu, He Dongjian, Zhou Zhaoyong, et al. Detection of moldy core of apples based on visible/near infrared transmission energy spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4): 193-200. (in Chinese)
- [14] 浦育歌. 基于可见/近红外光谱的苹果霉心病与可溶性固形物在线检测方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2023.
Pu Yuge. Research on online detection methods for apple moldy core disease and soluble solids based on visible/near-infrared spectroscopy[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2023. (in Chinese)
- [15] 张田煜,张晓蕾,刘少华,等. 基于1D-CNN-RF的梨果可见/近红外糖度预测模型[J]. 南京农业大学学报,2026,49(2):433-441.
Zhang Tianyu, Zhang Xiaolei, Liu Shaohua, et al. A visible/near-infrared sugar content prediction model for pears combining 1D-CNN with random forest[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2026, 49(2): 433-441. (in Chinese)
- [16] 焦慧平,裴媛媛,李润甜,等. 基于近红外光谱结合化学计量学方法的北沙参总多糖含量快速无损分析[J]. 沈阳药科大学学报,2026,43(3):251-258.
Jiao Huiping, Pei Yuanyuan, Li Runtian, et al. Rapid and nondestructive analysis of total polysaccharide content of Glehnia Radix based on near-infrared spectroscopy combined with chemometric methods[J]. Journal of Shenyang Pharmaceutical University, 2026, 43(3): 251-258. (in Chinese)
- [17] Li H, Xiao N, Sun T, et al. Influence of lighting pattern and sample positioning on detection of moldy core disease in apples by NIR spectroscopy[J]. Food and Bioprocess Technology, 2024, 17(12): 5221-5241.
- [18] Zeng S, Zhang Z, Cheng X, et al. Prediction of soluble solids content using near-infrared spectra and optical properties of intact apple and pulp applying PLSR and CNN[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2024, 304: 123402.
- [19] 李阳,彭彦昆,李永玉. 基于距离校正和数据融合的苹果可溶性固形物含量预测模型优化[J]. 农业机械学报,2024,55(增刊1):336-345.
Li Yang, Peng Yankun, Li Yongyu, et al. Optimization of apple soluble solids content prediction models based on distance correction and data fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(S1): 336-345. (in Chinese)
- [20] 丁鋈. 基于深度学习的乔木多特征目标检测与识别方法研究[D]. 杭州:浙江农林大学,2024.
Ding Yun. Research on arbor multi-feature object detection and identification method based on deep learning[D]. Hangzhou: Zhejiang A&F University, 2024. (in Chinese)
- [21] Mishra P, Passos D, Marini F, et al. Deep learning for near-infrared spectral data modelling: hypes and benefits[J]. Trends in Analytical Chemistry, 2022, 157: 116804.
- [22] 姜小刚,何聪,姜楠,等. 基于多模型决策融合苹果产地判别及糖度含量预测[J]. 光谱学与光谱分析,2024,44(10):2812-2818.
Jiang Xiaogang, He Cong, Jiang Nan, et al. Discrimination of apple origin and prediction of SSC based on multi-model decision fusion[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(10): 2812-2818. (in Chinese)
- [23] Zhao S, Adade S Y S S, Wang Z, et al. Deep learning and feature reconstruction assisted vis-NIR calibration method for online monitoring of key growth indicators during kombucha production[J]. Food Chemistry, 2025, 463: 141411.

[24] Khan Z, Yoon S C, Bhandarkar S M. Deep learning model compression and hardware acceleration for high-performance foreign material detection on poultry meat using NIR hyperspectral imaging[J]. Sensors, 2025, 25(3): 970.

[25] Wang G, Luo J, Liu Y, et al. Assessment of physicochemical and optical properties changes in ‘Fuji’ apples during *Penicillium expansum*-induced disease development[J]. Food Bioscience, 2025, 63: 105755.

[26] 池淑玲. 基于机器学习算法的云数据泄露检测与预防机制研究[J]. 华东科技, 2024(8): 99 – 101.

[27] Wang G, Jiang X, Li X, et al. Determination of watermelon soluble solids content based on visible/near infrared spectroscopy with convolutional neural network[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 133: 104825.

[28] 李道亮, 李万超, 杜壮壮. 基于音视频信息融合与 Self-Attention-DSC-CNN6 网络的鲈鱼摄食强度分类方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 16 – 24.

Li Daoliang, Li Wanchao, Du Zhuangzhuang. Classification method of feeding intensity of sea bass based on Self-Attention-DSC-CNN6 and multi-modal fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 16 – 24. (in Chinese)

[29] 汤文权, 王巧华, 张浩, 等. 基于多模态信息融合的皮蛋溏心沙心分类方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 92 – 101.

Tang Wenquan, Wang Qiaohua, Zhang Hao, et al. Classification methods for soft-yolk and hard-yolk preserved eggs based on multimodal information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 92 – 101. (in Chinese)

[30] 赵秀艳, 王彬, 都晓娜, 等. 基于时域卷积网络与 Transformer 的茶园蒸散量预测模型[J]. 农业机械学报, 2024, 55(9): 337 – 346.

Zhao Xiuyan, Wang Bin, Du Xiaona, et al. Evapotranspiration prediction model of tea garden based on temporal convolutional network and Transformer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 337 – 346. (in Chinese)

[31] 兰月政, 刘彪, 石超, 等. 谐波减速器 MDBO-CNN-LSTM 剩余使用寿命预测[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 533 – 543.

Lan Yuezheng, Liu Biao, Shi Chao, et al. Prediction of RUL of harmonic reducer based on MDBO-CNN-LSTM method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 533 – 543. (in Chinese)

(上接第 404 页)

[18] Frantisek K, Jan K, Zuzana B, et al. Influence of deodorization temperature on formation of tocopherol esters and fatty acids polymers in vegetable oil[J]. European Journal of Lipid Science and Technology, 2016, 119(3): 1600027.

[19] An H, Ma Y X, Wang X D, et al. Effects of Deodorization on the formation of processing contaminants and chemical quality of sunflower oil[J]. Journal of Oleo Science, 2022, 71(7): 975 – 984.

[20] Jayesree N, Bose N. Effects of natural antioxidants on the oxidative stability of waste cooking oil biodiesel[J]. Biofuels, 2020, 12(5): 485 – 494.

[21] Isio S U, Matthew B, James T M, et al. Authentication of edible oils using Fourier transform infrared spectroscopy and pattern recognition methods[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2021, 210: 104251.

[22] Amritpal K, Balwinder S, Amritpal K, et al. Chemical, thermal, rheological and FTIR studies of vegetable oils and their effect on eggless muffin characteristics[J]. Journal of Food Processing and Preservation, 2019, 43(7): e13978.

[23] Amélia M D, Said A H, Mogamed F R, et al. Contribution of tocopherols to food sensorial properties, stability, and overall quality[J]. Journal of Food Quality, 2020, 8885865.

[24] Martin-rubio A S, Sopelana P, María D G. A thorough insight into the complex effect of gamma-tocopherol on the oxidation process of soybean oil by means of 1H nuclear magnetic resonance. Comparison with alpha-tocopherol[J]. Food Research International, 2018, 114: 230 – 239.

[25] Mohamed S P, Ramesh K, Sakthivel R, et al. Experimental evaluation on oxidation stability of biodiesel/diesel blends with alcohol addition by rancimat instrument and FTIR spectroscopy[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2017, 31(1): 455 – 463.

[26] Fang B, Zhang M, Shen Y. Importance of the higher retention of tocopherols and sterols for the oxidative stability of soybean and rapeseed oils[J]. Journal of Food Science and Technology, 2017, 54(7): 1938 – 1944.