

多信息集成技术在脐橙糖度无损检测中的应用

何晓田¹ 王文凡¹ 申杰² 田二林³

(1. 河南水利与环境职业学院, 河南 郑州 450008; 2. 华北水利水电大学, 河南 郑州 450045;

3. 郑州轻工业大学, 河南 郑州 450002)

摘要: [目的] 解决现有脐橙糖度无损检测方法检测精度较低的问题。[方法] 在分析检测方案的基础上, 提出了多信息集成的脐橙糖度无损检测方法。结合光谱检测技术、机器视觉技术和电子鼻技术进行数据采集, 通过窗口竞争性自适应加权采样获取光谱数据的 17 个波长变量, 通过主成分分析获取机器视觉数据特征 6 个和电子鼻传感器数据特征 4 个, 作为改进 RBF 神经网络模型的输入, 完成脐橙糖度检测。[结果] 与常规检测方法相比, 所提多信息集成方法提取特征更加全面, 具有更高的检测精度和效率, 决定系数为 0.960 8, 均方根误差为 0.083 2 °Brix, 平均检测时间为 0.154 s。[结论] 该方案提高了脐橙糖度的检测精度, 具有一定的参考价值。

关键词: 无损检测; 脐橙; 糖度; 光谱检测技术; 机器视觉技术; 电子鼻技术

Application of multi-information integration technology in nondestructive detection of navel orange sugar content

HE Xiaotian¹ WANG Wenfan¹ SHEN Jie² TIAN Erlin³

(1. Henan Vocational College of Water Conservancy and Environment, Zhengzhou, Henan 450008, China;

2. North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou, Henan 450045, China;

3. Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: [Objective] To solve the problem of low detection accuracy in existing nondestructive detection methods for navel orange sugar content. [Methods] Based on the analysis of detection schemes, a multi-information integration method for nondestructive detection of navel orange sugar content is proposed. Data collection is conducted using spectral detection technology, machine vision technology, and electronic nose technology. Spectral data is obtained by competitive adaptive weighted sampling of 17 wavelength variables. The principal component analysis is applied to extract 6 features from machine vision data and 4 features from electronic nose sensor data, which are then used as inputs to an improved RBF neural network model for sugar content detection. [Results] Compared with conventional detection methods, the proposed multi-information integration method extracts features more comprehensively, resulting in higher detection accuracy and efficiency. The coefficient of determination is 0.960 8, the root mean square error is 0.083 2 °Brix, and the average detection time is 0.154 s. [Conclusion] This scheme improves the detection accuracy of navel orange sugar content and has certain reference value.

Keywords: nondestructive detection; navel orange; sugar content; spectral detection technology; machine vision technology; electronic nose technology

糖度是衡量脐橙成熟度和品质的重要指标之一^[1-2]。目前, 中国脐橙糖度检测仍主要依赖人工抽检, 存在效率低下等问题。随着机器视觉、光谱检测技术、传感器等技术的飞速发展, 如何实现脐橙糖度的快速、准确、无损检测, 成为当前研究的热点^[3]。目前, 国内外对食品无损检测技术进行了较为深入

基金项目: 河南省科技攻关项目(编号: 232102211072)

通信作者: 何晓田(1985—), 女, 河南水利与环境职业学院讲师, 硕士。E-mail: llbwagng@126.com

收稿日期: 2024-11-20 改回日期: 2025-06-17

引用格式: 何晓田, 王文凡, 申杰, 等. 多信息集成技术在脐橙糖度无损检测中的应用[J]. 食品与机械, 2025, 41(12): 59-65.

Citation: HE Xiaotian, WANG Wenfan, SHEN Jie, et al. Application of multi-information integration technology in nondestructive detection of navel orange sugar content[J]. Food & Machinery, 2025, 41(12): 59-65.

的研究^[4-5]。王俊平等^[6]为提高番茄成熟度检测性能,结合机器视觉、电子鼻等多源信息,通过最小二乘支持向量机完成了番茄成熟度检测。与单一的数据采集方法相比,该方法在番茄成熟度测量中具有较高的检测精度。韩子馨等^[7]探讨了番茄成熟度测定方法,提出将多种测定方法与人工智能算法相结合可以进行更高的特征提取和识别,提高智能化程度。杨明丽等^[8]为实现苹果成熟度的快速、无损检测,通过结合电子鼻、鲸鱼算法和反向传播神经网络完成了苹果成熟度检测。该方法可实现苹果成熟度的高效、快速、准确识别,精度超过 95%。丛军等^[9]为提高肉制品的新鲜度检测效果,将电子鼻与电子舌技术相结合,通过线性判别分析、传感器贡献率分析等实现了肉制品新鲜度检测。多种信息技术的集成是新鲜度检测的有效手段,该方法有效提高了肉制品的新鲜度检测性能。上述食品无损检测技术已经有了相当大的突破,但在实际应用中普遍存在检测精度不高等问题,仍具有一定的局限性。

研究拟通过光谱检测技术、机器视觉技术和电子鼻技术采集脐橙数据,以筛选后的特征作为粒改进子群优化 RBF 神经网络模型的输入,完成脐橙糖度检测,并通过试验验证其性能,以期为食品无损检测技术的发展提供依据。

1 检测方案

试验检测方案主要由光谱数据采集系统、机器视觉采集系统、电子鼻采集系统、传送带和分级机构等组成,实现了对脐橙品质的全面评价和自动分级。而电子鼻由于检测时间长,无法与其他系统协同工作,导致生产线停顿或拥堵,在食品自动化生产中作为抽检工具,后续可以研发新型传感器和优化气路系统等进一步提高检测效率。该综合检测不仅提高了检测效率和准确性,也为食品工业现代化和智能化发展提供了有力支持。光谱数据采集系统采集脐橙 400~1 000 nm 波长下的透射光谱数据,选择海洋光学公司型号 QE-Pro 的光谱仪(探测器类型:1 044 像素×64 像素的 CCD 阵列;光谱范围:185~1 100 nm;光谱分辨率:0.14~7.70 nm)进行采集。机器视觉采集系统采集脐橙图像信息,选择映美精 IMAGING SOURCE 工业相机 DFK33GP006(传感器类型:CMOS;有效像素:2 592 像素×1 944 像素(500 万像素);帧率:15 帧/s;动态范围:12 bit;感光度:0.05 lx)采集。电子鼻系统采集脐橙气味信息,选择 WSP7110、MP-702、TGS2600、TGS2602、TGS2603、TGS2620 传感器构成阵列传感器进行采集。检测方案结构如图 1 所示。

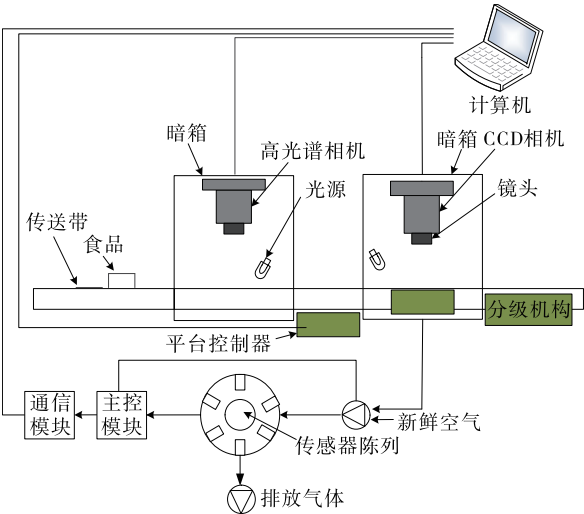


图 1 检测方案结构

Figure 1 Structure of detection scheme

2 多信息集成的脐橙糖度检测研究

糖度是衡量脐橙成熟度和质量的重要指标之一,随着无损检测技术的发展,多信息集成的脐橙糖度检测方法受到广泛关注^[10]。试验结合光谱检测技术、机器视觉技术和电子鼻技术进行脐橙数据采集,筛选后的特征作为改进粒子群优化 RBF 神经网络模型的输入进行脐橙糖度检测。多信息集成检测流程如图 2 所示。

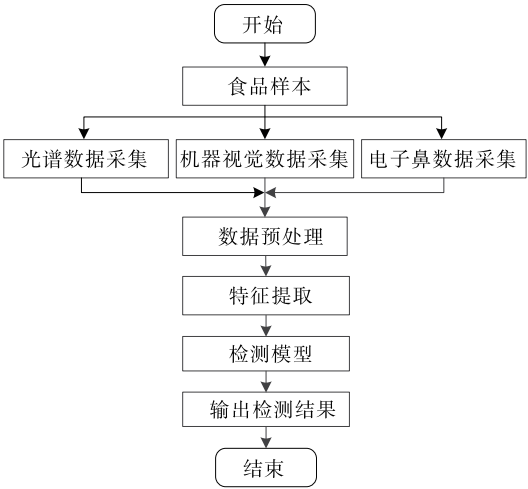


图 2 多信息集成检测流程

Figure 2 Multi-information integration detection process

2.1 数据预处理

光谱数据在采集过程中易受到环境光干扰、仪器误差等的影响,产生噪声。试验通过 SG 滤波器结合标准正态变量转换 SNV 预处理光谱数据^[11-12]。

图像数据在获取过程中会受到高斯噪声、椒盐噪声

等各种噪声的影响,试验通过均值滤波器—中值滤波器对图像数据进行预处理^[13-14]。

电子鼻采集数据中存在异常值和无效数据,试验通过限幅滤波法对传感器采集数据进行处理,通过设定阈值来检测和异常值,异常值通过左右均值替换^[15-16]。

2.2 特征提取

窗口竞争性自适应加权采样 WCARS 方法和主成分分析 PCA 是高维数据处理中常用的两种降维技术,分别在处理光谱数据、图像数据和传感器数据时各有优势^[17-18]。

光纤光谱仪采集数据如图 3 所示,在处理高维光谱数据时,使用大量的波长数据(510 个波长数据点)进行建模和分析,执行时间和计算成本都会增加。与检测对象无关的波长变量会影响模型的预测精度,因此通过特征波长筛选算法去除这些信息变量尤为重要。试验选择 WCARS 方法提取特征,获取光谱数据的 17 个波长变量,作为改进 RBF 神经网络模型的输入。

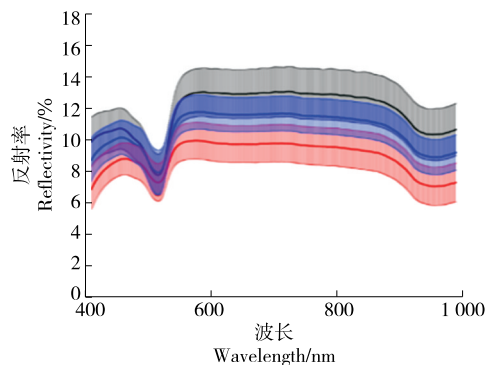


图 3 光纤光谱仪采集数据

Figure 3 Data collected by fiber optic spectrometer

机器视觉采集数据如图 4 所示,选择特征为 6 个颜色特征(R 分量、G 分量、B 分量、H 分量、S 分量、V 分量)和 4 个方向(水平、垂直、45°、135°)各 6 个纹理特征,共计 30 个特征。通过主成分分析获得 6 个机器视觉数据特征,作为改进 RBF 神经网络模型的输入。

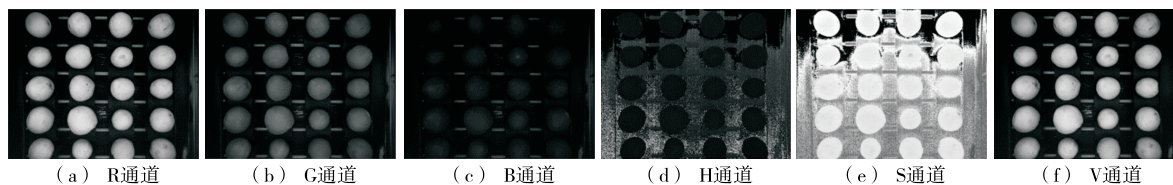


图 4 机器视觉采集数据

Figure 4 Data collected by machine vision

电子鼻采集数据如图 5 所示,选择特征分别提取平均值、微分值平均值、积分值和最大值,6 个传感器共提取 24 个特征。通过主成分分析获得 4 个电子鼻传感器数据特征,作为改进 RBF 神经网络模型的输入。

2.3 检测模型

RBF 神经网络的结构设计简洁明了,由输入层、隐含层和输出层组成。在网络中,激活函数使用径向基函数。

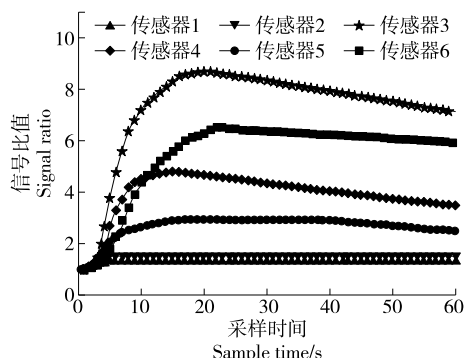


图 5 电子鼻采集数据

Figure 5 Data collected by electronic nose

输入层通过非线性变换将输入向量直接传输到隐含层,这个过程不需要连接权值。然后,隐含层中的径向基函数使用与输出层之间的连接权值将信息传递给输出层,从而生成输出向量^[19]。RBF 神经网络结构如图 6 所示。

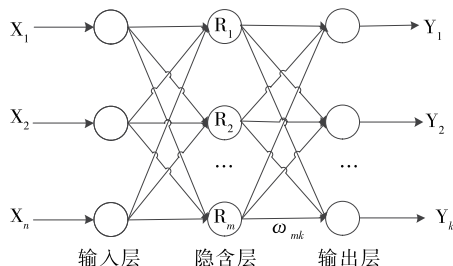


图 6 网络结构

Figure 6 Network structure

隐含层的神经元使用径向基函数作为激活函数,对输入变量进行非线性变换,隐含层输出 $R_i(x)$ 如式(1)所示。

$$R_i(x) = \varphi\left(-\frac{\|x - c_i\|}{\sigma_i}\right), i = 1, 2, \dots, m, \quad (1)$$

式中:

$\varphi(\cdot)$ ——径向基函数;

x ——网络的输入;

c_i —— I 维向量;

m ——隐含层神经元数;

σ_i ——隐含层节点 j 宽度。

高斯函数比其他传递函数对输入值更敏感,更适合于近似任务。试验选择高斯函数作为径向基激活函数。RBF神经网络通过连接权值将隐含层的非线性输出转换为输出层的线性组合,输出如式(2)所示。

$$y_k = \sum_{i=1}^m \omega_{ik} \cdot R_i(X), k=1, 2, \dots, K, \quad (2)$$

式中:

ω_{ik} ——隐层和输出层间权值。

为了进一步提高RBF神经网络模型性能,通过粒子群对其参数进行优化,但该算法也存在易陷入局部最优解、由于迭代种群多样性减少而导致的搜索速度降低以及优化结果不稳定等局限性。

试验通过扰动补偿因子优化位置更新,促使粒子从局部最优值搜索空间跳出,如式(3)所示。

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k \left[\ln \left(\frac{k}{K} + 1 \right) + 1 \right] + v_{id}^{k+1}, \quad (3)$$

式中:

x_{id}^k —— d 维空间中粒子 i 在迭代 k 次后的位置;

v_{id}^k —— d 维空间中粒子 i 在迭代 k 次后的速度;

k ——当前迭代次数;

K ——最大迭代次数。

在搜索过程中可以动态调整惯性权重 w 。算法在初始时给 w 较大值,随着搜索过程的进行, w 逐渐线性递减。粒子以较大速度步长在全局上搜索到较好的区域。另一方面,在搜索后期,小 w 值有助于粒子围绕极值点进行精确搜索,提高了算法找到全局最优解的概率,如式(4)所示。

$$\omega = \lambda \cdot \frac{|P_{Bi}^k - G_B|}{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (P_{Bi}^k - G_B)}, \quad (4)$$

式中:

λ ——权重因子, $\lambda=0.01$;

N ——粒子数;

k ——迭代次数;

P_B ——个体最优;

G_B ——全局最优。

通过改进粒子群算法优化RBF神经网络模型参数,将径向基函数神经网络(RBFNN)模型中的参数,包括中

心向量、宽度向量和连接权重,定义为粒子的位置向量,粒子的适应度为RBF神经网络误差函数值。粒子群不断迭代,从而逐渐提高RBF神经网络模型的预测精度和泛化能力。RBF神经网络模型的误差函数如式(5)所示。

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}, \quad (5)$$

式中:

y_i ——第 i 个样本实际输出值, $^{\circ}\text{Brix}$;

\hat{y}_i ——第 i 个样本预测输出值, $^{\circ}\text{Brix}$;

n ——样本总数。

3 检测试验研究

3.1 检测试验参数配置

为检验所提多信息集成方法在脐橙糖度无损检测中的性能,建立多信息集成的试验平台。计算机配置: Intel(R) Core(TM) i7-13700FCPU 5.2 GHz,内存 32 GB,显卡英伟达 GeForce GTX7602GB,操作系统为 Windows11。试验所需数据为实际赣南脐橙采集数据,赣南脐橙数量为 120 个,将数据集按 7:1:2 的比例分为训练集、验证集和试验集。脐橙糖分的实际值由日本 Itinto 公司的数字折射计 PAL-Grape Must($^{\circ}\text{Brix}$)测定。通过改进粒子群算法不断迭代优化RBF神经网络模型参数,模型参数如表1所示。

表 1 模型参数

Table 1 Model parameters

| 模型 | 参数 | 数值 |
|---------|--------|------------|
| RBF神经网络 | 输入层节点 | 27 |
| | 隐藏层节点 | 13 |
| | 输出层节点 | 1 |
| 粒子群算法 | 粒子群规模 | 20 |
| | 最大迭代次数 | 20 |
| | 惯性权重 | [0.4, 0.9] |
| | 学习因子 | 0.5 |
| | 误差 | 0.001 |

为了全面评估所提多信息集成检测方法的性能,试验选择决定系数(R^2)和均方根误差(R_{MSE})对所提多信息集成检测方法进行评估,如式(6)和式(7)所示。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (6)$$

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}. \quad (7)$$

3.2 试验结果分析

为了验证所提参数优化方法的优越性,对比试验方法和当前常规方法(粒子群、遗传和蚁群)在RBF神经网络模型参数优化上的性能。随迭代变化的适应度值如图7所示。

从图7可以看出,采用改进粒子群算法求解过程中收敛速度最快和收敛精度最高,与其他3种算法相比,改进粒子群算法具有更好的优化效果。试验结果表明,改进粒子群算法在收敛速度和优化精度方面具有明显的优势,验证了其在实际应用中的优越性。

CCD相机、光谱仪和电子鼻仪器虽能无损获取脐橙的糖度信息,但各自存在局限性。CCD相机主要依靠图像分析,光谱仪对样品均匀性要求高,电子鼻易受环境影响,导致检测能力不理想。多信息集成方法通过集成不同技术采集数据,提高了检测精度和稳定性。该方法有效地弥补了单一检测手段的不足,增强了系统的鲁棒性。

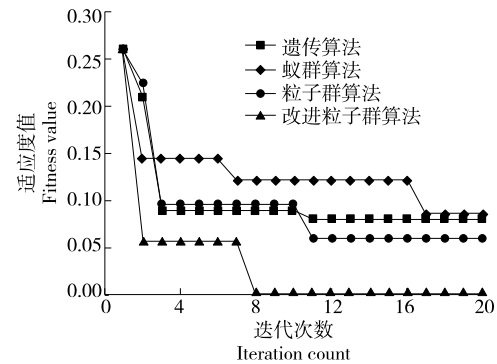


图7 随迭代变化的适应度值

Figure 7 Adaptability value changing with iteration

将试验方法与结合机器视觉和电子鼻采集、结合机器视觉和光谱技术采集建模效果进行对比分析。不同信息集成方法的建模效果如图8所示,不同信息集成方法的建模结果如表2所示。

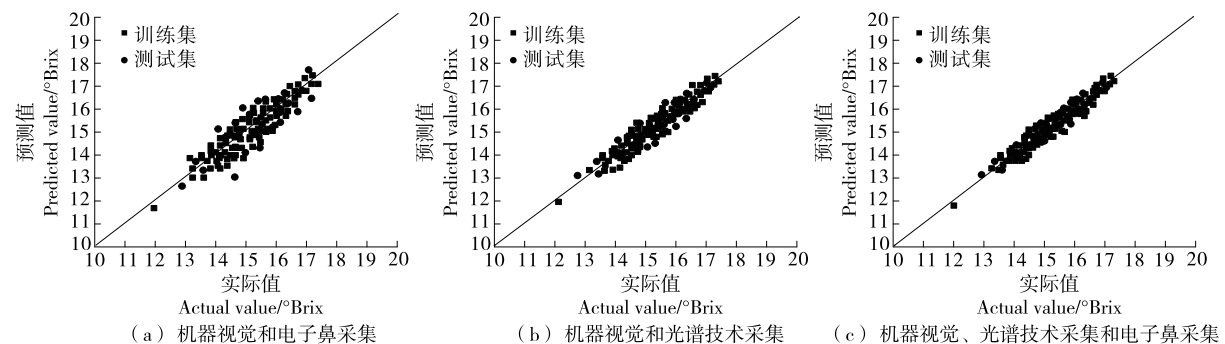


图8 不同信息集成方法建模效果

Figure 8 Modeling effects of different information integration methods

表2 不同信息集成方法建模结果

Table 2 Modeling results of different information integration methods

| 信息集成方法 | 训练集 | | 测试集 | |
|-------------|---------|-------------------------------|---------|-------------------------------|
| | R^2 | $R_{MSE}/^{\circ}\text{Brix}$ | R^2 | $R_{MSE}/^{\circ}\text{Brix}$ |
| 机器视觉和电子鼻 | 0.932 3 | 0.164 5 | 0.920 8 | 0.191 2 |
| 机器视觉和光谱 | 0.954 9 | 0.123 1 | 0.943 2 | 0.141 2 |
| 机器视觉、光谱和电子鼻 | 0.971 2 | 0.081 0 | 0.960 8 | 0.083 2 |

从图8和表2可以看出,试验所提多信息集成方法相比于结合机器视觉和电子鼻、结合机器视觉和光谱具有更高的检测精度和稳定性,该方法有效弥补了现有检测手段的不足,增强了系统的鲁棒性。试验所提方法训练集 R^2 分别提高了4.17%和1.71%,训练集 R_{MSE} 分别降低了50.76%和34.20%,测试集 R^2 分别提高了4.34%和1.87%,测试集 R_{MSE} 分别降低了56.49%和41.08%。试验结果表

明,多信息集成方法在检测精度和稳定性方面更为优越,说明了多信息集成方法在糖度无损检测应用场景中的适用性。

为了进一步验证所提多信息集成方法的优越性,将所提多信息集成方法与文献[6]中结合机器视觉和电子鼻技术的改进最小二乘支持向量机模型,以及文献[20]中结合机器视觉和高光谱检测的偏最小二乘支持向量机模型进行比较,以试验采集的数据对文献[6]和文献[20]模型进行训练和测试,分析不同方法在实际应用中的效果差异,重点关注所提多信息集成方法在各指标中的表现是否优于其他两种方法。检测结果如表3所示(平均检测时间为模型计算时间)。

由表3可以看出,与文献[6]和文献[20]方法相比,试验所提方法具有较优的精度和平均检测时间。试验所提方法训练集 R^2 分别提高了1.89%和0.26%,训练集 R_{MSE} 分别降低了21.51%和14.29%,测试集 R^2 分别提高了1.30%

表 3 不同方法检测结果

Table 3 Detection results of different methods

| 方法 | 训练集 | | 测试集 | | 平均检测时间/s |
|--------|---------|-------------------------------|---------|-------------------------------|----------|
| | R^2 | $R_{MSE}/^{\circ}\text{Brix}$ | R^2 | $R_{MSE}/^{\circ}\text{Brix}$ | |
| 试验方法 | 0.971 2 | 0.081 0 | 0.960 8 | 0.083 2 | 0.154 |
| 文献[6] | 0.953 2 | 0.103 2 | 0.948 5 | 0.111 2 | 0.168 |
| 文献[20] | 0.968 8 | 0.094 5 | 0.960 2 | 0.098 5 | 0.165 |

和 0.06%，测试集 R_{MSE} 分别降低了 25.18% 和 15.53%，平均检测时间分别降低了 8.33% 和 6.67%。这是因为试验方法结合了多种技术优点，提高了检测的精度和效率。随着技术的成熟和应用的广泛普及，食品自动化将在未来的食品产业中发挥更重要的作用。

4 结语

试验结合光谱检测技术、机器视觉技术和电子鼻技术采集脐橙数据，通过改进粒子群优化 RBF 神经网络模型完成了脐橙糖度检测。试验结果表明，所提多信息集成方法在检测精度和稳定性方面更为优越。改进后 RBF 神经网络模型所得结果更接近实际值，具有更好的检测精度和平均检测时间。与文献[6]和文献[20]相比，决定系数分别提高了 1.30% 和 0.06%，均方误差分别降低了 25.18% 和 15.53%，平均检测时间分别降低了 8.33% 和 6.67%。但电子鼻检测速度相对较慢，无法与其他检测系统实现高效的协同工作。在实际的生产线上，这种不协调的工作节奏可能会导致生产线出现停顿或拥堵现象，严重影响生产效率和经济效益。后续的研究方向可以聚焦于研发新型传感器和优化气路系统等，进一步提高电子鼻检测的效率和精度，为脐橙品质的快速、准确检测提供更加可靠的技术支持。

参考文献

[1] 王超, 刘言, 夏珍珍, 等. 基于近红外光谱技术的小龙虾新鲜度快速检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(1): 156-161.
WANG C, LIU Y, XIA Z Z, et al. Fast evaluation of freshness in crayfish (*Prokaryophyllus clarkii*) based on near-infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(1): 156-161.

[2] 宁文楷, 李静, 沈晓东, 等. 南瓜干燥过程中 β -胡萝卜素的多源融合预测[J]. 浙江农业学报, 2023, 35(8): 1 876-1 887.
NING W K, LI J, SHEN X D, et al. Prediction of multi-source fusion of β -carotene during pumpkin drying[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2023, 35(8): 1 876-1 887.

[3] 李英辉, 王晓寰, 赵翠俭. 多特征融合方法在马铃薯图像快速检测中的应用[J]. 机械设计与制造, 2024(8): 54-58.
LI Y H, WANG X H, ZHAO C J. Application of multi-feature

fusion method in fast detection of potato images[J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(8): 54-58.

[4] 许丽佳, 陈铭, 王玉超, 等. 高光谱成像的猕猴桃糖度无损检测方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(7): 2 188-2 195.
XU L J, CHEN M, WANG Y C, et al. Study on non-destructive detection method of kiwifruit sugar content based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(7): 2 188-2 195.

[5] 孟庆龙, 尚静, 黄人帅, 等. 基于主成分回归的猕猴桃可溶性固形物无损检测[J]. 包装工程, 2021, 42(3): 19-24.
MENG Q L, SHANG J, HUANG R S, et al. Nondestructive detection for soluble solids content of kiwifruits based on principal component regression[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(3): 19-24.

[6] 王俊平, 徐刚. 机器视觉和电子鼻融合的番茄成熟度检测方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(2): 148-152.
WANG J P, XU G. Research on tomato maturity detection method based on machine vision and electronic nose fusion[J]. Food & Machinery, 2022, 38(2): 148-152.

[7] 韩子馨, 张丽丽, 张博, 等. 新型无损检测技术在番茄品质检测中的研究与应用进展[J]. 食品科学, 2024, 45(1): 289-300.
HAN Z X, ZHANG L L, ZHANG B, et al. Progress on research and application of new non-destructive testing techniques in tomato quality inspection[J]. Food Science, 2024, 45(1): 289-300.

[8] 杨明丽, 纠海峰, 邓薇. 基于气味检测的红富士苹果新鲜度识别方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(10): 91-101.
YANG M L, JIU H F, DENG W. Research on the freshness recognition method of red Fuji apples based on odor detection [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(10): 91-101.

[9] 丛军, 李星. 基于电子鼻、电子舌技术的荣昌猪肉及其制品贮藏过程新鲜度检测研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(7): 1 876-1 887.
CONG J, LI X. Detection of freshness of Rongchang pork and its products during storage based on electronic nose and electronic tongue technology[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(7): 1 876-1 887.

[10] 孙宇朝, 李守豪, 夏秀波, 等. 利用改进 YOLOv5s 模型检测番茄果实成熟度及外观品质[J]. 园艺学报, 2024, 51(2): 396-410.
SUN Y C, LI S H, XIA X B, et al. Detecting tomato fruit ripeness and appearance quality based on improved YOLOv5s [J]. Acta Horticulturae Sinica, 2024, 51(2): 396-410.

[11] 康明月, 王成, 孙鸿雁, 等. 基于改进的 WOA-LSSVM 樱桃番茄内部品质检测方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(11): 3 541-3 550.
KANG M Y, WANG C, SUN H Y, et al. Research on internal quality detection method of cherry tomatoes based on

- improved WOA-LSSVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(11): 3 541-3 550.
- [12] 崔天宇, 卢中领, 薛琳, 等. 基于近红外反射光谱的番茄糖分快速检测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(4): 1 218-1 224.
- CUI T Y, LU Z L, XUE L, et al. Research on the rapid detection model of tomato sugar based on near infrared reflectance spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(4): 1 218-1 224.
- [13] 沈海军, 张汤磊, 许振兴, 等. 基于 Fisher 判别分析对苹果新鲜度的识别研究[J]. 食品工业科技, 2023, 44(4): 361-368.
- SHEN H J, ZHANG T L, XU Z X, et al. Recognition of apple freshness based on fisher discriminant analysis[J]. Science and Technology of Food Industry, 2023, 44(4): 361-368.
- [14] 刘雪, 沈长盈, 吕学泽, 等. 基于改进 MobileNetV3 - Large 的鸡蛋新鲜度识别模型[J]. 农业工程学报, 2022, 38(17): 196-204.
- LIU X, SHEN C Y, LV X Z, et al. Recognizing egg freshness using an improved MobileNetV3-Large[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(17): 196-204.
- [15] 焦俊, 王文周, 侯金波, 等. 基于改进残差网络的黑毛猪肉新鲜度识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 364-371.
- JIAO J, WANG W Z, HOU J B, et al. Freshness identification of iberico pork based on improved residual network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 364-371.
- [16] 杨志锐, 郑宏, 郭中原, 等. 基于网中网卷积神经网络的红枣缺陷检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(2): 140-145, 181.
- YANG Z R, ZHENG H, GUO Z Y, et al. Detection of jujube defects based on the neural network with network convolution [J]. Food & Machinery, 2020, 36(2): 140-145, 181.
- [17] 文韬, 代兴勇, 李浪, 等. 基于机器视觉与光谱融合的柑橘品质无损检测分级系统设计与试验[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(1): 38-45.
- WEN T, DAI X Y, LI L, et al. Design and experiment of non-destructive testing and grading system for citrus quality based on machine vision and spectral fusion[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 38-45.
- [18] 孙潇鹏, 刘灿灿, 陆华忠, 等. 基于近红外透射光谱与机器视觉的蜜柚汁胞粒化分级检测[J]. 食品科学技术学报, 2021, 39(1): 37-45.
- SUN X P, LIU C C, LU H Z, et al. Detection of honey pomelo in different granulation levels based on near-infrared transmittance spectroscopy combined with machine vision[J]. Journal of Food Science and Technology, 2021, 39(1): 37-45.
- [19] 万薇, 卜莹雪, 王祥, 等. 基于改进 ResNet 模型的食品新鲜度识别方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 123-127.
- WAN W, BU Y X, WANG X, et al. Food freshness recognition method based on improved ResNet model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 123-127.
- [20] 刘燕德, 王舜. 基于图像和光谱融合的脐橙货架期高光谱成像无损检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(6): 1 792-1 797.
- LIU Y D, WANG S. Research on non-destructive testing of navel orange shelf life imaging based on hyperspectral image and spectrum fusion[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(6): 1 792-1 797.