

基于改进 WOA-LSSVM 和高光谱的 猕猴桃糖度无损检测

Non destructive detection of kiwifruit sugar content based on improved
WOA-LSSVM and hyperspectral analysis

章 恺^{1,2} 朱丽芳^{1,2} 李入林³ 王子异⁴

ZHANG Kai^{1,2} ZHU Lifang^{1,2} LI Rulin³ WANG Ziyi⁴

(1. 南阳职业学院, 河南 南阳 473000; 2. 南阳市药食同源资源开发工程技术研究中心, 河南 南阳 473000;

3. 南阳理工学院, 河南 南阳 473000; 4. 河南农业大学, 河南 郑州 450046)

(1. Nanyang Vocational College, Nanyang, Henan 473000, China; 2. Nanyang Eucommia Ulmoides Gum Extraction Engineering Technology Research Center, Nanyang, Henan 473000, China; 3. Nanyang Institute of Technology, Nanyang, Henan 473000, China; 4. Henan Agricultural University, Zhengzhou, Henan 450046, China)

摘要:目的:解决猕猴桃糖度无损检测方法存在的准确性差和效率低等问题。方法:提出一种将高光谱检测技术、最小二乘支持向量机和改进的鲸鱼算法相结合的猕猴桃糖度无损检测方法。通过高光谱检测系统采集猕猴桃的高光谱信息,对其进行预处理和特征波长筛选后,输入改进鲸鱼算法优化的最小二乘支持向量机模型,实现猕猴桃糖度的快速无损检测,并验证其性能。结果:所提方法可以实现猕猴桃糖度的快速无损检测,测试集决定系数为 0.965 2,测试集均方根误差为 0.880 5,平均检测时间为 1.06 s。结论:将机器学习算法与高光谱检测技术相结合,可以实现猕猴桃糖度的快速无损检测。

关键词:猕猴桃;高光谱检测;糖度;机器学习算法;鲸鱼优化算法;最小二乘支持向量机

Abstract: **Objective:** Addressing the issues of poor accuracy and low efficiency in non-destructive testing methods for kiwifruit sugar content. **Methods:** Proposing a non-destructive testing method for kiwifruit sugar content that combined hyperspectral detection technology, least squares support vector machine, and improved whale algorithm. By collecting hyperspectral information of kiwifruit through a hyperspectral detection system, after preprocessing and feature wavelength screening, and then input into an improved whale algorithm optimized least squares support vector machine model to achieve rapid and non-destructive detection of kiwifruit sugar content, and verify its

performance. **Results:** The proposed method could achieve rapid and non-destructive detection of kiwifruit sugar content, with a determination coefficient of 0.965 2 for the test set, a root mean square error of 0.880 5 for the test set, and an average detection time of 1.06 seconds. **Conclusion:** Combining machine learning algorithms with hyperspectral detection technology can achieve rapid and non-destructive detection of kiwifruit sugar content.

Keywords: kiwi fruit; hyperspectral detection; sugar content; machine learning algorithms; whale optimization algorithm; least squares support vector machine

猕猴桃又称奇异果,是一种营养价值非常高的水果,被称为“水果之王”。猕猴桃的品质受运输、环境、贮藏的影响较大,猕猴桃食品加工企业需实时掌握猕猴桃的品质,才能保持产品良好的口感,提高经济效益^[1]。

目前,国内外对有关猕猴桃品质检测技术的研究主要集中在外部品质检测和内部品质检测两方面。外部品质包括颜色、形状、缺陷等,通过计算机视觉可以实现较好的检测^[2],内部品质包括糖度、酸度等,现有方法大多采用有损检测方法,无法实现全样本测量^[3]。高光谱检测技术具有无损、快速、准确度高、空间分辨率高、信息丰富、灵活适用以及实时处理等优点,是现代食品品质评估领域的重要工具之一^[4]。目前,高光谱检测技术结合机器算法已逐渐成为猕猴桃内部品质检测的有效方法^[5-6]。许丽佳等^[7]针对传统糖度检测方法存在的耗时和有损,提出了将高光谱检测技术和机器算法相结合用于猕猴桃糖度的无损检测。结果表明,所提方法在猕猴桃糖度测定中具有较高的检测精度。尚静等^[8]提出了将

基金项目:河南省科技攻关项目(编号:22104370125)

作者简介:章恺(1984—),男,南阳职业学院讲师,硕士。

E-mail: zniq189@yeah.net

收稿日期:2024-01-19 **改回日期:**2024-05-06

高光谱检测技术和偏最小二乘判别相结合用于猕猴桃成熟度检测。结果表明,所提方法在猕猴桃成熟度检验中具有较高的检测准确率,准确率达 100%。尚静等^[9]提出了将猕猴桃可溶性固形物含量作为成熟度的重要指标,结合全光谱、偏最小二乘回归和主成分回归用于猕猴桃的成熟度检测。结果表明,所提方法在猕猴桃成熟度检测中具有较高的检测准确率,检测准确率为 100%。姜凤利等^[10]提出了将高光谱检测技术和粒子群优化的极限学习机相结合用于猕猴桃可溶性固形物含量的检测。结果表明,所提方法有较好的检测效果,RMSEC 和 RMSEP 分别为 0.938 0 和 0.952 0。研究拟提出一种将高光谱检测技术、最小二乘支持向量机和改进的鲸鱼算法相结合的猕猴桃糖度无损检测方法,通过高光谱检测系统采集猕猴桃的高光谱信息,对其进行预处理和特征波长筛选后,输入改进鲸鱼算法优化的最小二乘支持向量机模型,实现猕猴桃糖度的快速无损检测,并验证其性能,以期为食品无损检测技术的发展提供依据。

1 检测系统概述

通过高光谱检测采集猕猴桃的高光谱信息,主要选择波段为 400~1 000 nm。高光谱检测系统主要由计算机、暗箱、平台控制器、高光谱相机、镜头、光源、传送带等组成(图 1)。计算机主要完成高光谱图像的采集和处理。高光谱相机完成猕猴桃高光谱图像的采集。为了消除外界照明光线而引起的光谱图像误差,使用遮光材料暗箱将光源、照相机等与外界完全隔离^[11-13]。

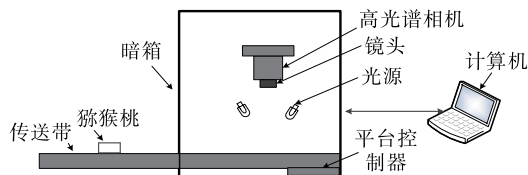


图 1 检测系统结构

Figure 1 Detection system structure

2 检测方法

采集猕猴桃的高光谱信息后,对其进行预处理(直接正交信号校正 DOSC 对有效光谱信息进行预处理)和特征波长筛选(CARS-SPA 筛选特征谱变量)。

2.1 数据预处理和特征波段筛选

数据预处理主要是为了降低采集图像中存在的噪声干扰,首先去除测量值超过平均值 3 倍的点,通过直接正交信号校正 DOSC 对有效光谱信息进行预处理,将校正集中猕猴桃光谱矩阵 $\mathbf{X}$ 与参数矩阵 $\mathbf{Y}$ 正交以滤除 $\mathbf{X}$ 与 $\mathbf{Y}$ 之间的部分不相干信息,将更多的高相关信息用于后续分析,进一步提高模型预测能力的目的^[14]。

高光谱数据包含信息丰富,需要将无关信息滤除。

试验通过竞争性自适应加权算法 CARS 对特征谱变量进行筛选(49 波长),再通过连续投影法 SPA 继续进行筛选(3 波长)。CARS 通过指数衰减函数筛选出贡献小、权重小的变量^[15]。SPA 通过变量组合(冗余信息最少和共线性最小)提高检测效率^[16]。

2.2 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机算法是对支持向量机的改进,克服了其应用缺陷,继承了其应用优势^[17-18]。对于样本 (x_i, y_i) ,目标函数为

$$\begin{cases} \min J(\boldsymbol{\omega}, e) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2, \\ s.t. y_i = \varphi(x_i)\boldsymbol{\omega} + b + e_i \end{cases}, \quad (1)$$

式中:

J ——损失函数;

e_i ——误差;

γ ——惩罚系数;

$\boldsymbol{\omega}$ ——权值向量;

$\varphi(x_i)$ ——映射函数;

b ——偏置。

将上述优化的约束问题变换为无约束优化问题,定义的拉格朗日等式为

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, e, \alpha) = J(\boldsymbol{\omega}, e) - \sum_{i=1}^n \alpha_i [\boldsymbol{\omega}^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i], \quad (2)$$

式中:

α_i ——拉格朗日乘子。

进一步求解可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial \boldsymbol{\omega}} = 0 \rightarrow \boldsymbol{\omega} = \sum \alpha_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial J}{\partial b} = 0 \rightarrow b = \sum I_i = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial e} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \\ \frac{\partial J}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \boldsymbol{\omega}^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i \end{cases}. \quad (3)$$

求解线性方程组可得:

$$\begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{E}^T \\ \mathbf{E} & \mathbf{K} + \frac{1}{\gamma} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{\gamma} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中:

$\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T$ ——单位列向量;

$\mathbf{K}$ ——核函数;

$\mathbf{E} = [1, 1, \dots, 1]^T$ ——单位矩阵。

基于式(4)计算 α_i 和 b 的值,最小二乘支持向量机模型为

$$y = \sum \alpha_i K(x_i, x_j) + b. \quad (5)$$

采用 RBF 核函数作为最小二乘支持向量机模型的核函数,核参数和惩罚因子会影响模型的精度和泛化能力。

2.3 改进鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法是模拟座头鲸群体狩猎的一种新型智能搜索算法,主要由 3 个阶段组成:包围、攻击和搜索^[19-20]。

(1) 包围:狩猎时包围猎物,不断更新自身的位置,如式(6)、式(7)所示。

$$D = |C \cdot x_p(t) - x_i(t)|, \quad (6)$$

$$x_i(t+1) = x_{\text{best}}(t) - A \cdot D, \quad (7)$$

式中:

t ——当前迭代次数;

A 、 C ——系数向量;

$A \cdot D$ ——包围距离;

$\cdot$ ——逐个元素相乘;

$x_i(t)$ 、 $x_{\text{best}}(t)$ ——第 i 头鲸的位置和当前最佳位置(作为猎物位置)。

A 和 C 按式(8)和式(9)计算。

$$A = 2a \cdot r - a, \quad (8)$$

$$C = 2 \cdot r, \quad (9)$$

式中:

a ——收敛因子;

r ——随机数, $[0, 1]$ 。

(2) 攻击:鲸鱼通过螺旋方式不断地靠近猎物,位置更新如式(10)所示。

$$x_i(t+1) = D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + x_{\text{best}}(t), \quad (10)$$

式中:

D^* —— t 次迭代后个体的最优距离;

b ——常数;

l ——随机数, $[-1, 1]$ 。

鲸鱼在用螺旋包围猎物的同时,还要不断缩小包围网,引入变量 p 进行判断。

$$x_i(t+1) = \begin{cases} x_{\text{best}}(t) - A \cdot D, & p < 0.5 \\ D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + x_{\text{best}}(t), & p \geq 0.5 \end{cases}, \quad (11)$$

式中:

p ——随机数, $[0, 1]$ 。

(3) 搜索:通过 $|A|$ 的取值判断搜索还是包围, $|A| \geq 1$ 进行搜索, $|A| < 1$ 进行包围[位置更新式(7)],搜索更新如式(12)和式(13)所示。

$$D = |C \cdot X_{\text{rand}} - X|, \quad (12)$$

$$x_i(t+1) = x_{\text{rand}}(t) - A \cdot D, \quad (13)$$

式中:

X_{rand} ——随机选择鲸鱼群中任意个体位置。

为了优化算法搜索精度和收敛速度,分别优化包围猎物阶段、攻击猎物阶段和搜索猎物阶段,在包围阶段引

入差分突变扰动因子以增强种群的多样性,如式(14)和式(15)所示。

$$x_i(t+1) = x_{\text{best}}(t) - A \cdot D + \lambda, \quad (14)$$

$$\lambda = F \cdot (x_{\text{best}}(t) - x_i(t)), \quad (15)$$

式中:

λ ——微分变异扰动因子;

F ——变异尺度因子。

在攻击猎物阶段,将对数螺旋式转化为阿基米德螺旋式,以减少鲸鱼个体的步长间隔,并尽可能搜索整个空间,如式(16)所示。

$$x_i(t+1) = D^* \cdot (b \cdot l) \cdot \cos(2\pi l) + x_{\text{best}}(t). \quad (16)$$

在猎物搜索阶段,参数 a 控制 A 的大小, a 由 2 线性减小到 0,具有一定的局限性,引入指数下降方法,如式(17)所示。

$$a = 2e^{0.15(-\log(\frac{10t}{M})^4)}, \quad (17)$$

式中:

M ——最大迭代次数。

随着迭代次数增加到后期, a 值增加呈指数下降,初期有利于全局搜索,后期有利于局部搜索。

2.4 猕猴桃糖度检测流程

通过高光谱图像采集系统采集猕猴桃的高光谱图像,对采集到的高光谱数据进行预处理,再进行特征波段筛选,将筛选特征输入改进鲸鱼优化算法寻优的最小二乘支持向量机模型,对猕猴桃糖度进行预测。试验通过改进鲸鱼算法寻优最小二乘支持向量机的核参数和惩罚参数。主要检测流程:

步骤 1:通过高光谱图像采集系统采集猕猴桃高光谱图像,将采集光谱图像分为训练集、试验集和测试集。

步骤 2:通过直接正交信号校正 DOSC 对有效光谱信息进行预处理。

步骤 3:结合 CARS 和 SPA 对特征波段进行筛选,首先通过竞争性自适应加权算法 CARS 筛选特征谱变量(127 波长),然后采用连续投影法 SPA 继续进行筛选(3 波长)。

步骤 4:对鲸鱼算法参数进行初始化。

步骤 5:通过改进鲸鱼优化算法优化最小二乘支持向量机核函数参数和惩罚系数。

步骤 6:对最优位置和适应度值进行计算。

步骤 7:对是否结束进行判断,结束输出最优值,否则跳到步骤 4。

步骤 8:建立检测模型。

步骤 9:对测试集进行检测,输出检测结果。

3 猕猴桃糖度检测试验

3.1 检测参数

为验证所提方法的优越性,试验以某猕猴桃种植基

地的红心猕猴桃为研究对象,新采摘红心猕猴桃共 1 000 个,依次编号后,于室温(25 ℃)下进行高光谱图像数据采集,共获得 1 000 组猕猴桃数据。按照 3 : 1 : 1 划分为训练集、试验集和测试集。试验采用猕猴桃糖度对其品质进行评估,糖度实测值采用 SKY1.7 手持式糖度折射仪测定,对各样品进行多次测定,取平均值作为实际值,猕猴桃糖度范围为 10.40%~16.50%,PC 机 CPU 为 Intel i513400CPU,系统为 Windows11,内存 32 G。采集系统组成见表 1。

通过猕猴桃训练集数据对检测模型参数进行微调,算法参数见表 2。

表 1 采集系统组成

Table 1 Composition of collection system

名称	设备型号
成像光谱仪	Imspector V10E-QE
镜头	BT-23C0814MP5
光源	LSTS-200 溴钨灯
控制器	2900ER

表 2 算法参数

Table 2 Algorithm parameters

参数	数值
鲸鱼算法种群	50
迭代次数	100
变异尺度因子	0.6
最小二乘支持向量机种群	50
迭代次数	100
惩罚参数	[200,400]
核函数	[0,20]

试验选取均方根误差(训练集 RMSEC 和测试集 RMSEP)、决定系数(训练级 R_c^2 和测试集 R_p^2)和平均检测时间 t 3 个指标对模型性能进行评估,如式(18)~式(22)所示。

$$R_c^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_c} (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_c} (y_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (18)$$

$$R_p^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_p} (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_p} (y_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (19)$$

$$\text{RMSEC} = \sqrt{\frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} (y_i - y'_i)^2}, \quad (20)$$

$$\text{RMSEP} = \sqrt{\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} (y_i - y'_i)^2}, \quad (21)$$

$$t = \frac{T_p}{N_p}, \quad (22)$$

式中:

y_i 、 $\hat{y}_i$ 、 $\bar{y}_i$ ——实际值、模型输出值、平均值,%;

N_c 、 N_p ——训练和测试样本数;

T_p ——测试集检测时间,s。

3.2 试验结果分析

为了验证试验所提参数寻优方法(改进鲸鱼算法)的有效性,将其与改进前进行对比分析,改进前后适应度值变化曲线如图 2 所示,改进前后优化参数如表 3 所示。

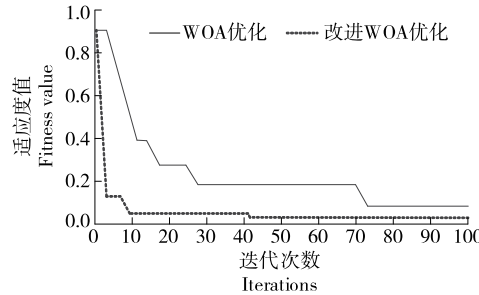


图 2 改进前后随迭代变化的适应度值

Figure 2 The fitness value that changes with iteration before and after improvement

表 3 改进前后寻优参数

Table 3 Optimization parameters before and after improvement

方法	惩罚参数	核参数	迭代次数
鲸鱼优化最小二乘支持向量机	298.83	2.420 1	73
改进鲸鱼优化最小二乘支持向量机	300.00	3.160 0	42

由表 3 和图 2 可知,试验所提寻优方法在迭代 42 次时收敛,最优适应度值为 0.183 5。相比于改进前,迭代次数降低了 42.47%,最优适应度值降低了 59.43%。说明试验方法改进鲸鱼算法的 3 个阶段有效提高了算法的收敛性和寻优能力。

为了对试验方法中预处理(DOSC)优越性进行验证,将其与应用较广的 SG 和 MSC 进行对比,结果如图 3 所示。

由图 3 和表 4 可知,试验所提预处理方法在处理高光谱数据时,有效降低了波段噪音,具有最佳性能,RMSEC 和 RMSEP 分别为 0.802 5 和 0.880 5, R_c^2 和 R_p^2 分别为 0.970 8 和 0.965 2。与卷积平滑 SG、多散射校正 MSC 相比,试验所提预处理方法的 RMSEC 分别下降了 31.30%,40.97%,RMSEP 分别下降了 26.94%,38.05%, R_c^2 分别提高了 20.88%,15.19%, R_p^2 分别提高了 20.92%,17.64%,验证了试验所提预处理方法的优越性。

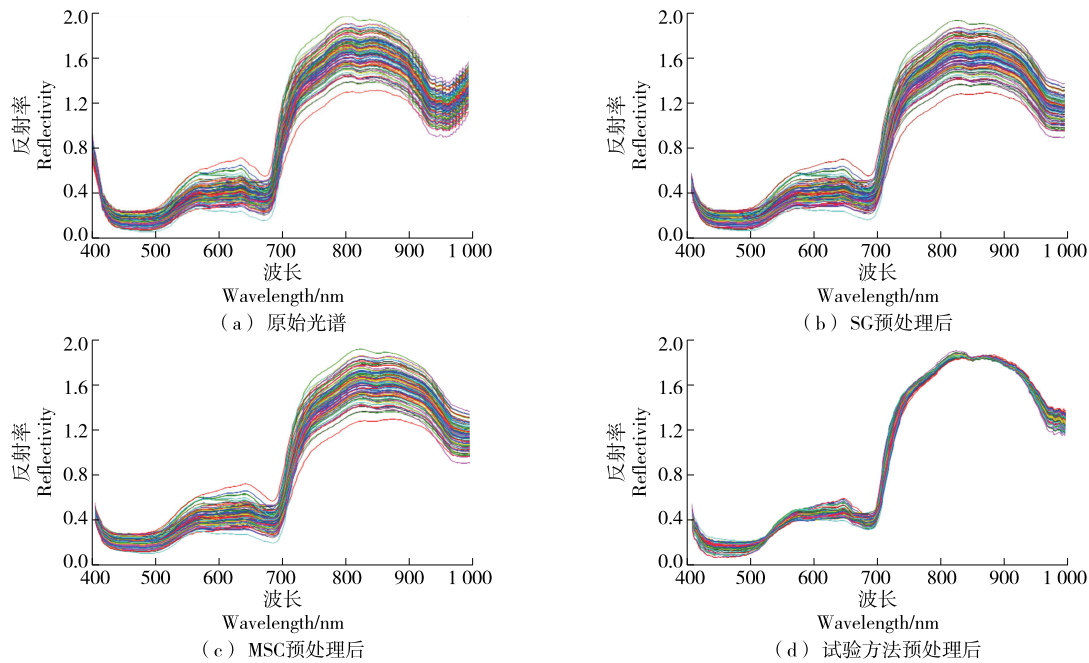


图 3 不同预处理方法光谱图

Figure 3 Different preprocessing methods for spectrograms

表 4 不同方法检测结果

Table 4 Testing results using different methods

预处理方法	RMSEC	RMSEP	R_c^2	R_p^2
SG	1.168 2	1.205 2	0.803 1	0.798 2
MSC	1.359 5	1.421 3	0.842 8	0.820 5
试验方法	0.802 5	0.880 5	0.970 8	0.965 2

为了验证试验所提特征波长筛选方法的优越性,对试验特征波长筛选方法与连续投影算法 SPA 和竞争性自适应重加权算法 CARS 进行比较分析,结果见表 5。

由表 5 可知,试验所提特征波长筛选方法在高光谱数据的特征提取中具有最优性能。RMSEC 和 RMSEP 分别为 0.802 5 和 0.880 5, R_c^2 和 R_p^2 分别为 0.970 8 和 0.965 2,特征波长筛选方法为 3。与全光谱、SPA 特征提取方法和 CARS 特征波长筛选方法相比,试验所提特征波长筛选方法 RMSEC 分别减少了 65.05%, 8.43%, 22.48%, RMSEP 分别减少了 61.74%, 2.51%, 22.93%,

R_c^2 分别提高了 73.20%, 1.59%, 1.71%, R_p^2 分别提高了 75.33%, 1.55%, 1.76%, 特征提取数分别下降了 98.83%, 66.67%, 93.88%, 验证了试验所提特征波长筛选方法的优越性。

为了进一步验证试验所提方法的有效性,与文献[7]粒子群优化的最小二乘支持向量机和文献[10]粒子群优化的极限学习机进行比较分析,不同方法检测效果如图 4 所示,检测结果见表 6。

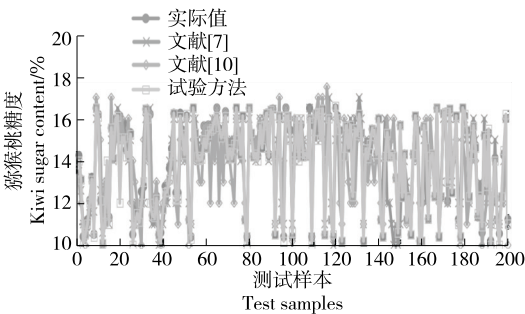


图 4 不同方法检测效果

Figure 4 Different methods for detecting effectiveness

表 5 不同方法提取结果

Table 5 Different methods for extracting results

特征波长 筛选方法	RMSEC	RMSEP	R_c^2	R_p^2	特征筛 选数
全光谱	2.295 8	2.301 2	0.560 5	0.550 5	256
SPA	0.876 4	0.903 2	0.955 6	0.950 5	9
CARS	1.035 2	1.142 5	0.954 5	0.948 5	49
试验方法	0.802 5	0.880 5	0.970 8	0.965 2	3

表 6 不同方法检测结果

Table 6 Testing results of different methods

方法	R_p^2	RMSEP	平均检测时间/s
文献[7]	0.950 9	1.025 6	1.66
文献[10]	0.948 9	1.110 2	1.72
试验方法	0.965 2	0.880 5	1.06

由图 4 和表 6 可知,在测试集决定系数 R_p^2 和 RMSEP 以及平均检测时间上,试验所提方法性能最优,确定系数 R_p^2 为 0.965 2,均方误差 RMSEP 为 0.880 5,平均检测时间为 1.06 s。与文献[7]和文献[10]相比,试验所提方法 R_p^2 分别提高了 1.50% 和 1.72%,RMSEP 分别降低了 14.15% 和 20.69%,平均检测时间分别降低了 36.14% 和 38.37%。这是因为试验方法通过改进的寻优算法对模型参数进行寻优,在猕猴桃糖度检验中具有较好的性能。

4 结论

试验结合高光谱技术、DOSC 预处理方法、CARS-SPA 特征波长筛选方法、最小二乘支持向量机和改进鲸鱼算法对猕猴桃糖度进行了检测。结果表明,试验方法可实现猕猴桃糖度的快速无损检测,在多项性能指标上具有最佳性能。与文献[7]和文献[10]相比,试验所提方法的测试集决定系数分别提高了 1.50% 和 1.72%,测试集均方根误差分别降低了 14.15% 和 20.69%,平均检测时间分别降低了 36.14% 和 38.37%。试验仅针对猕猴桃糖度进行了检测,后续可在此基础上对猕猴桃硬度、酸度和可溶性固形物含量等进行检测,不断完善试验所提的猕猴桃品质检测方法。

参考文献

- [1] 胡静, 黄金发, 刘小丹, 等. 基于近红外光谱技术的猕猴桃品质检测研究进展[J]. 食品研究与开发, 2022, 43(2): 196-201.
HU J, HANG J F, LIU X D, et al. Research progress on kiwifruit quality detection based on near-infrared spectroscopy technology[J]. Food Research and Development, 2022, 43(2): 196-201.
- [2] 殷坤, 刘金明, 张东杰, 等. 基于近红外光谱的大米蛋白质含量快速检测[J]. 食品与机械, 2021, 37(5): 82-88, 175.
YIN K, LIN J M, ZHANG D J, et al. Rapid detection of rice protein content based on near-infrared spectroscopy[J]. Food & Machinery, 2021, 37(5): 82-88, 175.
- [3] 王朝辉, 赵层, 赵倩, 等. 基于高光谱成像的大米中蛋白质含量的可视化研究[J]. 食品研究与开发, 2020, 41(6): 124-129.
WANG C H, ZHAO C, ZHAO Q, et al. Visualization of protein content in rice based on hyperspectral imaging[J]. Food Research and Development, 2020, 41(6): 124-129.
- [4] 刘美辰, 薛河儒, 刘江平, 等. 牛奶蛋白质含量的 SSA-SVM 高光谱预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(5): 1 601-1 606.
LIU M C, XUE H R, LIU J P, et al. SSA-SVM hyperspectral prediction model for milk protein content [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(5): 1 601-1 606.
- [5] 黄蕾, 韦紫玉. 基于近红外光谱分析技术的大米水分含量快速检测研究[J]. 农产品加工, 2022(13): 70-73.
HUANG L, WEI Z Y. Research on rapid detection of rice moisture content based on near-infrared spectroscopy analysis technology[J]. Agricultural Product Processing, 2022(13): 70-73.
- [6] 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. Non destructive detection of soluble solids in kiwifruit based on principal component regression[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(3): 19-24.
- [7] 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. Non destructive testing method for kiwifruit sugar content using hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(7): 2 188-2 195.
- [8] 尚静, 黄人帅, 张艳, 等. 高光谱成像结合模式识别无损检测猕猴桃成熟度[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(8): 90-95.
SHANG J, HUANG R S, ZHANG Y, et al. High spectral imaging combined with pattern recognition for non-destructive testing of kiwifruit ripeness [J]. China Journal of Agricultural Machinery Chemistry, 2022, 43(8): 90-95.
- [9] 尚静, 孟庆龙, 黄人帅, 等. 光纤光谱技术对猕猴桃品质及成熟度的无损检测[J]. 光学精密工程, 2021, 29(5): 1 190-1 198.
SHANG J, MENG Q L, HUANG R S, et al. Non destructive testing of kiwifruit quality and maturity using fiber optic spectroscopy technology[J]. Optical Precision Engineering, 2021, 29(5): 1 190-1 198.
- [10] 姜凤利, 杨磊, 田有文, 等. 基于高光谱成像的软枣猕猴桃 SSC 检测研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2023, 54(3): 318-326.
JIANG F L, YANG L, TIAN Y W, et al. Research on SSC detection of soft jujube kiwifruit based on hyperspectral imaging [J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2023, 54(3): 318-326.
- [11] 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 J H, ZHANG Y Z, LIANG Q Y, et al. A non-destructive hardness testing method for kiwifruit based on visual touch and deep learning[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 390-398.
- [12] 周雨帆, 李胜旺, 杨奎河, 等. 基于轻量级卷积神经网络的苹果表面缺陷检测方法[J]. 河北工业科技, 2021, 38(5): 388-394.
ZHOU Y F, LI S W, YANG K H, et al. Apple surface defect detection method based on lightweight convolutional neural network[J]. Hebei Industrial Technology, 2021, 38(5): 388-394.
- [13] 马冬菁, 刘怡菲, 王宇, 等. 丹东地区 4 种软枣猕猴桃果实中多糖特性研究[J]. 辽宁林业科技, 2020(1): 11-13, 45.
MA D J, LIU Y F, WANG Y, et al. A study on the polysaccharide characteristics of four kinds of soft date kiwifruit fruits in Dandong region[J]. Liaoning Forestry Technology, 2020(1): 11-13, 45.
- [14] 孙兴盛, 顾思彤, 蒋海峰, 等. 软枣猕猴桃后熟过程中生理及品质变化规律[J]. 包装工程, 2021, 42(5): 45-54.
SUN X S, GU S T, JIANG H F, et al. Physiological and quality changes during the ripening process of kiwifruit with soft dates[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(5): 45-54.

(下转第 226 页)

- in Microbiology, 2016, 7: 1 831.
- [39] QING Y, CHENG L, LI R, et al. Potential antibacterial mechanism of silver nanoparticles and the optimization of orthopedic implants by advanced modification technologies[J]. International Journal of Nanomedicine, 2018, 13: 3 311-3 327.
- [40] KUMAR P, KIZHAKKEDATHU J N, STRAUS S K. Antimicrobial peptides: Diversity, mechanism of action and strategies to improve the activity and biocompatibility in vivo[J]. Biomolecules, 2018, 8 (1): 4.
- [41] 肖怀秋, 李玉珍, 林亲录, 等. 抗菌肽多靶点作用抑菌机理研究进展[J]. 食品与生物技术学报, 2022, 41(5): 11-19.
- XIAO H Q, LI Y Z, LIN Q L, et al. Advances in multiple targets mechanism of antimicrobial peptides[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2022, 41(5): 11-19.
- [42] MARDIROSSIAN M, GRZELA R, GIGLIONE C, et al. The host antimicrobial peptide Bac71-35 binds to bacterial ribosomal proteins and inhibits protein synthesis[J]. Chemistry & Biology, 2014, 21(12): 1 639-1 647.
- [43] FENG Z V, GUNSOLUS I L, QIU T A, et al. Impacts of gold nanoparticle charge and ligand type on surface binding and toxicity to Gram-negative and Gram-positive bacteria[J]. Chemical Science, 2015, 6(9): 5 186-5 196.
- [44] LI X, ROBINSON S M, GUPTA A, et al. Functional gold nanoparticles as potent antimicrobial agents against multi-drug-resistant bacteria[J]. ACS Nano, 2014, 8(10): 10 682-10 686.
- [45] FRANCO-ULLOA S, GUARNIERI D, RICCARDI L, et al. Association mechanism of peptide-coated metal nanoparticles with model membranes: A coarse-grained study[J]. Journal of Chemical Theory and Computation, 2021, 17(7): 4 512-4 523.
- [46] THAPA R K, DIEP D B, TØNNESSEN H H. Nanomedicine-based antimicrobial peptide delivery for bacterial infections: Recent advances and future prospects [J]. Journal of Pharmaceutical Investigation, 2021, 51: 377-398.
- [47] QAYYUM S, KHAN A U. Nanoparticles vs. biofilms: A battle against another paradigm of antibiotic resistance[J]. Med Chem Comm, 2016, 7(8): 1 479-1 498.
- [48] HUH A J, KWON Y J. "Nanoantibiotics": A new paradigm for treating infectious diseases using nanomaterials in the antibiotics resistant era[J]. Journal of Controlled Release, 2011, 156 (2): 128-145.
- [49] YANG L, WATTS D J. Particle surface characteristics may play an important role in phytotoxicity of alumina nanoparticles [J]. Toxicology Letters, 2005, 158(2): 122-132.
- [50] ZANNELLA C, SHINDE S, VITIELLO M, et al. Antibacterial activity of indolicidin-coated silver nanoparticles in oral disease[J]. Applied Sciences, 2020, 10(5): 1 837.
- [51] MEI L, LU Z, ZHANG W, et al. Bioconjugated nanoparticles for attachment and penetration into pathogenic bacteria [J]. Biomaterials, 2013, 34(38): 10 328-10 337.
- [52] PAL I, BHATTACHARYYA D, KAR R K, et al. A peptide-nanoparticle system with improved efficacy against multidrug resistant bacteria[J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 4 485.
- [53] 杨悦, 李燕, 王小方, 等. 抗菌肽及其在食物储藏与保鲜中的应用[J]. 食品与生物技术学报, 2021, 40(4): 9-16.
- YANG Y, LI Y, WANG X F, et al. Antimicrobial peptides and their applications in food storage and preservation[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2021, 40(4): 9-16.
- [54] LOPES N A, BRANDELLI A. Nanostructures for delivery of natural antimicrobials in food [J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2018, 58(13): 2 202-2 212.
- [55] PANDIT R, RAI M, SANTOS C A. Enhanced antimicrobial activity of the food-protecting nisin peptide by bioconjugation with silver nanoparticles [J]. Environmental Chemistry Letters, 2017, 15: 443-452.
-
- (上接第 112 页)
- [15] 王立扬, 张瑜, 沈群, 等. 基于改进型 LeNet-5 的苹果自动分级方法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 105-110.
- WANG L Y, ZHANG Y, SHEN Q, et al. Automatic apple classification method based on improved LeNet-5 [J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanochemistry, 2020, 41(7): 105-110.
- [16] 范传会, 黄文俊, 钟彩虹, 等. 猕猴桃品种对猕猴桃脆片品质影响的评价[J]. 食品与机械, 2022, 38(12): 21-27.
- FAN C H, HUANG W J, ZHONG C H, et al. Evaluation of the impact of kiwifruit varieties on the quality of kiwifruit chips[J]. Food & Machinery, 2022, 38 (12): 21-27.
- [17] 索婷, 杨书林, 林娜, 等. 小麦粉特性与生湿面品质的关系研究[J]. 食品与生物技术学报, 2024, 43(3): 54-65.
- SUO T, YANG S L, LIN N, et al. A study on the relationship between wheat flour characteristics and wet noodle quality [J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2024, 43(3): 54-65.
- [18] 田淮锐, 田建艳, 王素钢, 等. 基于机器视觉的机器人自动酒醋出缸策略[J]. 食品与机械, 2024, 40(3): 110-119.
- TIAN H R, TIAN J Y, WANG S G, et al. Robot's automatic strategy for fermented grains scooping based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2024, 40(3): 110-119.
- [19] 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. Defect detection of jujube based on convolutional neural network of net in net[J]. Food & Machinery, 2020, 36(2): 140-145, 181.
- [20] YANG J, LIU S, MENG Y, et al. Self-powered tactile sensor for gesture recognition using deep learning algorithms [J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2022, 14(22): 25 629-25 637.