尚静, 刘志洋, 谭涛, 等. 基于高光谱成像的猕猴桃主要品质指标的快速无损检测 [J]. 食品工业科技, 2026, 47(6): 284−293. doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2025020053

SHANG Jing, LIU Zhiyang, TAN Tao, et al. Rapid and Nondestructive Prediction of Major Quality Indicators of Kiwifruits Using Hyperspectral Imaging[J]. Science and Technology of Food Industry, 2026, 47(6): 284−293. (in Chinese with English abstract). doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2025020053

· 分析检测 ·

基于高光谱成像的猕猴桃主要品质指标的快速无损检测

尚　静, 刘志洋, 谭　涛, 李　缙, 孟庆龙*

（贵阳学院食品科学与工程学院, 贵州贵阳 550005）

摘　要: 为实现猕猴桃主要品质指标（可溶性固形物含量、酸度、硬度和色差 e 值）的快速无损检测。利用高光谱成像系统采集猕猴桃的图像信息并提取感兴趣区域的原始光谱反射率，同时参照国标方法测定其主要品质指标参考值。分析四种光谱预处理方法（一阶导数、二阶导数、多元散射校正和标准正态变换（SNV））对原始光谱的预处理效果，并基于全光谱信息建立预测猕猴桃品质指标的偏最小二乘回归和主成分回归模型，以确定较优的光谱预处理方法；然后，分别采用连续投影算法和竞争性自适应重加权算法（CARS）对全光谱信息进行降维处理以提升模型的运行效率和稳定性，将筛选的最优特征波长作为输入变量建立预测猕猴桃品质指标的多元线性回归（MLR）和误差反向传播神经网络模型；分析对比基于特征波长与全波长的建模结果，得出猕猴桃品质指标（可溶性固形物含量、酸度、硬度和色差 e 值）的最优预测模型为 SNV-CARS-MLR 模型，其中预测集相关系数 R_p 分别为 0.9552、0.8870、0.8799 和 0.9079，均方根误差分别为 0.9088、0.0715、2.3764 和 0.0285，剩余预测偏差分别为 3.3800、2.0349、2.1350 和 2.2838，剩余预测偏差均大于 2，表明模型的检测性能很好。最后，采用伪彩色技术，将猕猴桃高光谱图像上的像素点信息输入最优的 SNV-CARS-MLR 模型中，实现了猕猴桃各品质指标含量分布可视化，可以直观地显示出不同品质猕猴桃的差异化。综上，利用高光谱成像技术可以实现猕猴桃主要品质指标的快速无损检测。

关键词: 猕猴桃, 品质指标, 高光谱成像, 化学计量学, 无损检测

中图分类号: S663.4　　**文献标识码:** A　　**文章编号:** 1002−0306(2026)06−0284−10

DOI: 10.13386/j.issn1002-0306.2025020053

本文网刊:

Rapid and Nondestructive Prediction of Major Quality Indicators of Kiwifruits Using Hyperspectral Imaging

SHANG Jing, LIU Zhiyang, TAN Tao, LI Jin, MENG Qinglong*

（School of Food Science and Engineering, Guiyang University, Guiyang 550005, China）

Abstract: In this study, hyperspectral imaging technology was used to achieve rapid and nondestructive detection of key quality indicators of kiwifruits, including soluble solids content, pH, firmness, and color e value. A hyperspectral imaging system was employed to capture hyperspectral images of kiwifruits, and the average spectral reflectance values from regions of interest were extracted for each sample. Simultaneously, reference values for the quality indicators were measured according to Chinese national standard methods. The original spectra were preprocessed using four methods: Second derivative, first derivative, multi-scatter calibration, and standard normal variation (SNV). Based on the full spectra, partial least-squares regression and principal component regression models were developed to predict kiwifruit quality indicators, and the optimal spectral preprocessing method was selected. To enhance model efficiency and stability,

收稿日期: 2025−02−12

基金项目: 贵州省高层次人才项目（ZKHT-GCC[2023]022）; 贵阳学院硕士研究生科研基金项目（GYU-YJS[2022]-53）; 大学生创新创业训练项目（202310976069）。

作者简介: 尚静（1988−）, 女, 硕士, 副教授, 研究方向: 农产品品质无损检测, E-mail: shji0124@163.com。

*** 通信作者:** 孟庆龙（1989−）, 男, 博士, 教授, 研究方向: 农产品品质无损检测, E-mail: scumql@163.com。

characteristic wavelengths were selected from the full spectra using a successive projections algorithm and competitive adaptive reweighted sampling (CARS). Multiple linear regression (MLR) and error back-propagation neural network models were then constructed using these selected characteristic wavelengths. Comparison of established models using the characteristic wavelengths with those utilizing the full spectra revealed that the SNV-CARS-MLR model had the best ability to assess kiwifruit quality indicators. Specifically, the prediction correlation coefficients (R_p) for soluble solids content, pH, firmness, and color *e* value were 0.9552, 0.8870, 0.8799, and 0.9079, respectively. The respective root mean square errors of the predictions were 0.9088, 0.0715, 2.3746, and 0.0285, and the respective residual predictive deviation (RPD) values were 3.3800, 2.0349, 2.1350 and 2.2838. All RPD values exceeded two, indicating strong model performance. Finally, pseudo-colouring was employed to input pixel information from hyperspectral images into the SNV-CARS-MLR model to visualise the distribution and compare kiwifruits of different quality grades. In conclusion, hyperspectral imaging technology enables rapid, nondestructive detection of key quality indicators in kiwifruits.

Key words: kiwifruits; quality indicators; hyperspectral imaging; chemometrics; nondestructive detection

猕猴桃，又称奇异果，因猕猴桃果肉含有多种微量元素和有机成分，且营养价值高，有着“水果之王”、“V_C 之王”的美称[1−2]。贵长猕猴桃的果形呈长圆柱形，果肉呈翠绿色，肉质多浆、酸甜适中，同时富含 V_C 的独特品质，属“美味”猕猴桃类型，受到广大消费者的青睐[3]。水果的品质指标是由内部品质（可溶性固形物含量（soluble solids content, SSC）、酸度、硬度、V_C 等）和外部品质（大小、形状、表面缺陷、表皮颜色等）构成[4−6]。水果的 SSC、酸度和硬度等反映果实的口感和风味，表皮颜色间接反映水果成熟度，这些品质是影响消费者购买需求的重要属性[7−8]。因此，SSC、酸度、硬度和表皮颜色是判别水果品质最重要的指标，也是决定水果采摘时间及储藏时间的重要因素[9−11]。

SSC、酸度、硬度和颜色的传统测量方法不仅破坏样本，而且存在检测效率低、耗时等缺陷[12]。高光谱成像技术具有快速、无损的优点，已被广泛地用于水果品质的快速无损检测[13−18]。近年来国内外研究学者已开展了关于苹果[19]、蓝莓[20]、柑橘[21]、樱桃[22]、香蕉[23]、猕猴桃[1,24] 以及李子[25] 等诸多水果品质的快速无损检测研究。此外，高光谱成像技术相对于近红外光谱技术的优势在于，它能够获得整个检测对象的光谱信息，有助于构建更稳定的预测模型，而且利用高光谱成像技术获取的图像信息可以实现水果品质指标的分布可视化，从而使检测水果品质指标更加直观。Meng 等[1] 利用高光谱成像技术结合化学计量学方法实现了不同采摘时间猕猴桃 SSC、硬度、L^*、a^*和 b^*值的快速无损检测，并对各理化指标进行了可视化分析。董金磊等[24] 运用高光谱成像技术实现了贮藏期猕猴桃糖度含量的预测。然而，关于贮藏期猕猴桃品质的多指标无损检测及其可视化分析研究鲜有报道。

本文以贵长猕猴桃为研究对象，运用高光谱成像技术结合化学计量学方法对猕猴桃 SSC、酸度、硬度和色差 *e* 值进行无损检测，探究不同预处理方法对构建的偏最小二乘回归（partial least square regression, PLSR）和主成分回归（principal components regression, PCR）全波长模型性能的影响，利用较优的预处理方法结合竞争性自适应重加权算法（competitive adaptive reweighted sampling, CARS）和连续投影算法（successive projections algorithm, SPA）构建多元线性回归（multiple linear regression, MLR）和反向传播（back propagation, BP）神经网络特征波长模型，对比全波长和特征波长模型的性能，确立预测贵长猕猴桃主要品质指标的最佳模型。最后，利用伪彩色技术实现了猕猴桃各品质指标的可视化。

1　材料与方法

1.1　材料与仪器

猕猴桃　品种‘贵长’，于 2021 年 9 月采摘自贵州省修文县龙关口猕猴桃基地。从不同的果树上挑选没有损伤和疤痕的猕猴桃样本共 600 个（采摘时猕猴桃的 SSC 在 7.0% 左右）。将采摘后的样本送至实验室（23±2 ℃）贮藏，实验前使用柔软的纸轻轻地去除样本表面的灰尘，并将其依次编号。

pHS-100 型酸度计　成都世纪方舟科技有限公司；ATAGO PAL-α 数字折射仪　日本 Atago 公司；TA.XT.plus 质构仪　英国 SMS 公司；Ci7800 台式分光光度仪　爱色丽（上海）色彩仪器商贸有限公司；高光谱图像采集系统（GaiaField-F-V10）　江苏双利合谱科技有限公司，系统原理如图 1 所示，其中 CCD

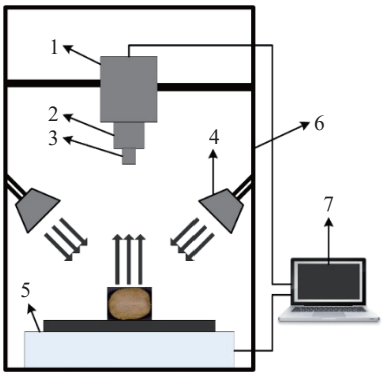


图 1　高光谱图像采集系统

Fig.1　Hyperspectral image acquisition system

注：1.CCD 相机；2.光谱成像仪；3.镜头；4.标准漫反射光源；5.移动平台；6.暗箱；7.高性能计算机。

相机曝光时间为 12.6 ms, 样本距离镜头约 40 cm, 成像光谱仪的分辨率为 3.5 nm。

1.2 实验方法

为了增大猕猴桃各品质指标的检测范围, 分 7 批次开展实验, 分别为: 第 1 d 87 个, 第 5 d 85 个, 第 8 d 42 个, 第 10 d 56 个, 第 12 d 75 个, 第 14 d 138 个, 第 16 d 117 个。分别采集高光谱图像并测定其各品质指标参考值。

1.2.1 高光谱图像采集与校正 将高光谱成像仪预热 30 min 后, 依次按照编好的序号将猕猴桃样本放在传输平台上采集样本的高光谱图像。由于高光谱图像采集系统中存在暗电流以及背景光源强度分布不均衡等因素, 采集到的图像会带有一定的噪声信号, 因此需要对原始高光谱图像进行黑白校正。黑白校正公式[26] 如下:

$$R = \frac{(I - B)}{(W - B)} \quad \text{式（1）}$$

式中: I 为样本的原始高光谱图像; W 为白板图像; B 为暗图像; R 为校正后的高光谱图像。

1.2.2 品质指标的测定

1.2.2.1 SSC 含量的测定 利用折射仪按照 NT/T 2637-2014 规定的方法对猕猴桃的 SSC 进行测定。用一次性滴管将榨汁后的猕猴桃汁液滴到折射仪镜面上, 重复测量三次, 取三次结果的平均值作为最终 SSC 的参考值。

1.2.2.2 酸度的测定 猕猴桃酸度的测定参照国标 GB/T 10468-1989《水果和蔬菜产品 pH 值的测定方法》, 首先在实验条件(23±2)℃ 下, 分别用 pH 基准缓冲液(pH 为 4.00 和 6.86)标定 pHS-100型酸度计, 然后用蒸馏水将电极洗干净, 并用滤纸将电极上的液体吸干净, 最后测定猕猴桃果汁的 pH, 重复测定三次, 取三次结果的平均值作为最终酸度的参考值。

1.2.2.3 硬度的测定 采用质构仪测定猕猴桃硬度, 质构仪的探头直径为 2 mm, 探头刺入猕猴桃样本的距离为: 10 mm, 仪器测试时的速度: 1 mm/s, 测试前后的速度均为: 2 mm/s。测量前需对测试部位去皮, 测量部位为猕猴桃样本赤道位置。

1.2.2.4 色差 e 值的测定 采用台式分光光度仪测量猕猴桃样本的色差值(L^*, a^*, b^*), 测量部位为猕猴桃样本赤道位置。将猕猴桃样本置于观察口, 然后用色样架固定样本进行测定, 在 Color IQC 软件中保存数据。颜色参数用色差 e 值表示, 其中色差 e 值计算公式[27] 如下:

$$e = \frac{a^*}{L^*} + \frac{a^*}{b^*} \quad \text{式（2）}$$

1.2.3 建模方法

1.2.3.1 光谱数据预处理 由于光谱曲线中存在漂移和散射, 需要对采集到的原始光谱数据作预处理。本研究中采用标准正态变换(standard normal variation, SNV)、多元散射校正(multi-scatter calibration, MSC)、二阶导数(second derivative, SD)和一阶导数(first derivative, FD)四种预处理方法对原始光谱进行预处理[28−30]。

1.2.3.2 特征波长的提取 原始光谱数据量大, 存在冗余信息, 为降低数据维度, 提高计算机运行效率, 本研究使用 CARS 和 SPA 筛选特征波长。其中, CARS 以“适者生存”法则为指导, 从校正集中选取样本作 PLSR 处理, 将 PLS 回归系数中的绝对值大的系数对应的特征波长作为新的校正集, 经过多次循环, 得到的最优波长组合的交叉验证均方根误差最小, 从而达到消除无关信息并降低变量间共线性的目的[31]。利用 CARS 提取特征波长时, 设置采样次数为 50 次, 运用五折交叉验证方法计算偏最小二乘模型的交叉验证均方根误差(RMSECV), 通常依据 RMSECV 的最小值来确定最优的特征波长子集。

利用 SPA 选择特征波长时, 首先将波长投影到其他波长上, 计算出每个波长点对应的投影值, 以投影值为基准, 筛选并保留最大投影值所在的波长, 通过不断计算筛选出最优的波长组合, 得到光谱信息中含有最少冗余信息的变量组, 使得变量之间的共线性最小[32]。通常根据模型中相对较小的均方根误差(RMSE)值来确定较优的特征波长数。

1.2.3.3 模型的建立与评价 本文基于原始光谱和预处理后的光谱分别建立预测猕猴桃 SSC、酸度、硬度和色差 e 值的 PLSR 和 PCR 模型, 并基于 CARS 和 SPA 提取的特征波长构建预测猕猴桃品质指标的 MLR 和 BP 神经网络简化模型, 模型算法原理详见参考文献 [1]。

通过校正集相关系数(correlation coefficient of calibration, R_c)及其均方根误差(root mean square error of calibration, RMSEC)、预测集相关系数(correlation coefficient of prediction, R_p)及其均方根误差(root mean square error of prediction, RMSEP)、剩余预测偏差(residual predictive deviation, RPD)来评价预测模型性能。当 R_c 和 R_p 越接近 1, RMSEC 和 RMSEP 越接近 0 时, 说明模型的性能越好, 且当 1.5≤RPD<2, 模型可进行粗略预测, 2≤RPD<2.5, 模型可进行很好的预测, RPD≥2.5, 表明模型的预测性能非常好[33]。

1.3 数据处理

利用 Spectral SENS 软件获取所有样本的高光谱图像并进行黑白校正, 利用 ENVI 5.4 软件提取所有样本的原始光谱数据, 后续的光谱预处理、提取特征波长以及构建预测模型均采用 MATLAB R2016b 软件进行处理与分析。

2 结果与分析

2.1 猕猴桃品质指标统计结果

猕猴桃样本的划分使用光谱-理化值共生距离(sample set partitioning based on joint x-y distance,

表 1　品质指标统计结果

Table 1　Statistical results of the quality indicators

品质参数	校正集				预测集			
	样本数	范围	平均值	标准差	样本数	范围	平均值	标准差
SSC(%)	135	7.10~18.70	14.61	3.00	45	7.60~18.60	14.86	3.07
酸度	120	2.94~3.63	3.26	0.37	40	3.02~3.54	3.25	0.37
硬度(kg·cm^{-2})	105	0.26~20.11	10.71	5.48	35	0.82~18.98	10.60	5.07
色差e值	90	0.51~0.82	0.66	0.08	30	0.55~0.79	0.69	0.07

SPXY)算法。SPXY 算法将品质指标参考值和光谱数据同时考虑在内，有效地覆盖多维向量空间，使得划分的样本集具有代表性[34]。样本划分结果如表 1 所示。

表 1 中将猕猴桃样本按照 3∶1 的比例划分。其中 180 个猕猴桃样本用于测定 SSC，校正集 135 个，预测集 45 个；160 个样本用于测定酸度，校正集 120 个，预测集 40 个；140 个样本用于测定硬度，校正集 105 个，预测集 35 个；120 个样本用于测定色差 e 值，校正集 90 个，预测集 30 个。从表 1 可以明显看出校正集 SSC 的最大值为 18.70%、最小值为 7.10%，酸度的最大值为 3.63、最小值为 2.94，硬度的最大值为 20.11 kg/cm^2、最小值为 0.26 kg/cm^2，色差 e 值的最大值为 0.82、最小值为 0.51，即校正集中各品质指标参考值的范围均比预测集中参考值的范围宽，这样划分的样本集有助于后期构建相对较好的无损检测模型。

2.2　光谱特征分析及预处理

为减少采集过程中随机噪声和背景干扰的影响，提高光谱分辨的灵敏度，保证模型的准确性，需要对原始光谱作预处理。本文采用 SNV、MSC、SD、FD 四种方法对原始光谱信息进行预处理。图 2 给出了原始光谱和经四种预处理方法处理后的光谱曲线。

由图 2 可知，经过预处理的光谱更加平滑。从图 2(b)和图 2(c)中可以看出，经过 SNV 和 MSC 预处理后，光谱的散射在一定程度上得到消除，背景干扰得到有效消除，基线漂移现象也得到改善。图 2(d)和图 2(e)为经过 SD 和 FD 预处理后的光谱图，光谱中的背景和基线漂移干扰得到有效消除，强化了光谱带特征，光谱峰的信息更加突出，出现了几处明显的吸收峰。在 450 nm 左右出现的光谱变化，可能与类胡萝卜素成分有关，680~700 nm 区间的吸收特征，则与叶绿素 a 与叶绿素 b 的吸收相关[35]，800~900 nm 区域则表现出水分与糖类物质的混合吸收峰特征，尤其在近红外 970 nm 附近，观察到显著的吸收波动，该波段为水分的特征吸收峰[36]。

2.3　基于全波长的预测模型建立

运用不同的光谱预处理方法对原始光谱进行预处理，基于预处理后的全光谱数据和各品质指标参考值建立预测猕猴桃主要品质指标的 PLSR 模型和 PCR 模型，以确定较优的光谱预处理方法和较优的全波长模型，建模结果如表 2 和表 3 所示。

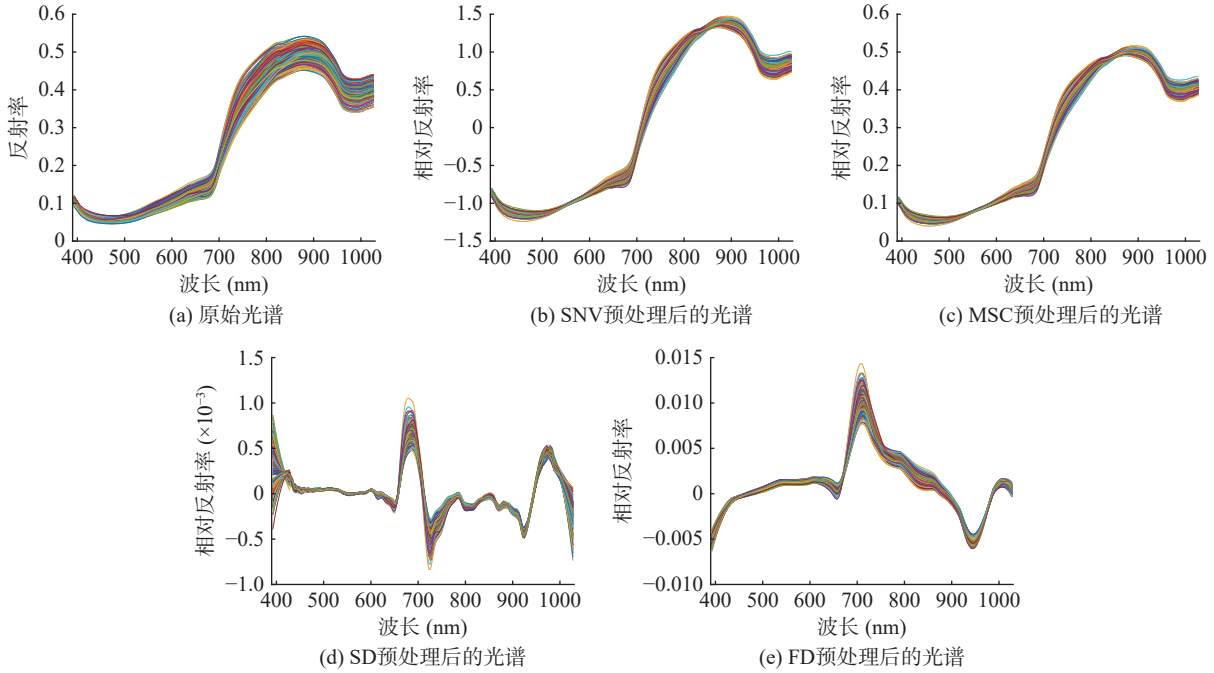


图 2　猕猴桃样本的原始光谱和预处理光谱反射率曲线

Fig.2　Original spectral and pretreatment spectral reflectance curves for kiwifruit samples

表 2 采用不同预处理方法的全波长 PLSR 预测模型

Table 2 Full wavelengths PLSR prediction models using different preprocessing methods

品质指标	预处理方法	校正集		预测集		
		R_c	RMSEC	R_p	RMSEP	RPD
SSC	原始光谱	0.9666	0.7594	0.9368	1.1055	2.8638
	SNV	0.9683	0.7477	0.9486	0.9727	3.1580
	MSC	0.9685	0.7433	0.9467	1.0116	3.0514
	SD	0.9811	0.5869	0.9224	1.1214	2.5403
	FD	0.9531	0.9082	0.9470	0.9575	3.1163
酸度	原始光谱	0.8928	0.0778	0.7907	0.1003	1.5849
	SNV	0.8825	0.0830	0.8077	0.0878	1.6573
	MSC	0.8947	0.0789	0.7970	0.0890	1.6354
	SD	0.9457	0.0559	0.7958	0.0976	1.5959
	FD	0.9244	0.0665	0.8033	0.1058	1.4399
硬度	原始光谱	0.9116	2.2831	0.7168	3.4908	1.3375
	SNV	0.9493	1.7155	0.8086	2.9748	1.7055
	MSC	0.9497	1.7084	0.7879	3.1753	1.5981
	SD	0.9655	1.4603	0.5663	4.6718	1.0507
	FD	0.9291	2.0111	0.7958	3.7512	1.3713
色差*e*值	原始光谱	0.9437	0.0259	0.8141	0.0402	1.6234
	SNV	0.9512	0.0239	0.8244	0.0370	1.7583
	MSC	0.9661	0.0200	0.8108	0.0384	1.6924
	SD	0.9682	0.0194	0.6454	0.0545	1.2724
	FD	0.9169	0.0316	0.8143	0.0355	1.7085

表 3 采用不同预处理方法的全波长 PCR 预测模型

Table 3 Full wavelengths PCR prediction models using different preprocessing methods

品质指标	预处理方法	校正集		预测集		
		R_c	RMSEC	R_p	RMSEP	RPD
SSC	原始光谱	0.8991	1.2965	0.8698	1.6090	1.9677
	SNV	0.9325	1.0804	0.9239	1.2103	2.5380
	MSC	0.9727	1.0774	0.9241	1.2206	2.5289
	SD	0.9528	0.9204	0.9151	1.1400	2.4988
	FD	0.9410	0.90158	0.9468	0.9632	3.0978
酸度	原始光谱	0.8383	0.0918	0.7788	0.1057	1.5035
	SNV	0.8541	0.0918	0.8143	0.0875	1.6624
	MSC	0.8533	0.0921	0.8146	0.0875	1.6623
	SD	0.9620	0.0469	0.7036	0.1192	1.3067
	FD	0.9644	0.0461	0.7464	0.1215	1.2538
硬度	原始光谱	0.9625	1.5078	0.7183	3.6901	1.2652
	SNV	0.9354	1.9302	0.8158	2.9147	1.7407
	MSC	0.9487	1.7247	0.7985	3.0929	1.6407
	SD	0.9081	2.3048	0.6493	3.9955	1.2286
	FD	0.9229	2.0931	0.8031	3.6632	1.4043
色差*e*值	原始光谱	0.9139	0.0318	0.8164	0.0405	1.6117
	SNV	0.9120	0.0317	0.8376	0.0361	1.8012
	MSC	0.9324	0.0280	0.8246	0.0378	1.7195
	SD	0.9261	0.0291	0.6448	0.0543	1.2773
	FD	0.9212	0.0308	0.8078	0.0371	1.6355

对于预测 SSC 指标，相比较原始光谱构建的 PLSR 全波长模型，经 SD 预处理后建立的 SD-PLSR 模型的 R_p 和 PRD 减小，而 RMSEP 增大，模型的性能并未得到提高，而经过 SNV、MSC 和 FD 预处理后模型的性能均有所提高，其中 SNV-PLSR 模型性能更优，具有最高的 RPD 值(3.1580)。在 PCR 模型中，经过 FD 预处理后的模型出现了过拟合现象(R_p 大于 R_c)，对于 SNV、MSC 和 SD 预处理方法，发现经过 SNV 预处理后建立的 SNV-PCR 模型具有相对较高的 RPD 值(2.5380)，模型的性能相对较优。进一步对比 SNV-PLSR 和 SNV-PCR 预测模型，预测 SSC 的最优的全波长模型为 SNV-PLSR。

对于预测酸度指标，相比较原始光谱构建的 PLSR 模型，经过 SNV、MSC 和 SD 预处理后建立的 PLSR 模型的 R_p 和 RPD 增大，RMSEP 减小，模型的性能均有所提高，其中 SNV-PLSR 模型性能更优，具有相对更大的 RPD 值(1.6573)；在 PCR 模型中，经过 SD 和 FD 预处理后建立的 PCR 模型的 RPD 值减小，模型预测性能下降；而经过 SNV 和 MSC 预处理后建立的 PCR 模型的 RPD 增大，模型预测性能提升，相对于 MSC-PCR 模型，SNV-PCR 模型的 RPD 相对较高，因此 SNV-PCR 模型预测性能更佳，其 RPD 为 1.6624。进一步对比 SNV-PLSR 和 SNV-PCR 预测模型，预测酸度最优的全波长模型为 SNV-PCR。

对于预测硬度指标，相对于原始光谱构建的 PLSR 模型，经过 SD 预处理后建立的 PLSR 模型的 RPD 减小，模型的预测性能并未提高，而经过 SNV、MSC 和 FD 预处理后模型的预测性能均有所提高，其中经过 SNV 预处理后的 SNV-PLSR 模型的预测性能最佳，其 RPD 为 1.7055；在 PCR 模型中，经过 SD 预处理后 PCR 模型的预测性能下降，对于其他 3 种预处理方法，发现经 SNV 预处理后建立的 PCR 模型中具有最大的 PRD 值(1.7407)。进一步对比 SNV-PLSR 和 SNV-PCR 预测模型，预测硬度的最优的全波长模型为 SNV-PCR。

对于预测色差 e 值指标，相对于原始光谱构建的 PLSR 模型，经过 SD 预处理后建立的 PLSR 模型的 RPD 减小，模型的预测性能并未提高，而经过 SNV、MSC 和 FD 预处理后模型的预测性能均有所提高，其中经过 SNV 预处理后的 SNV-PLSR 模型的预测精度最好，其 RPD 为 1.7583；在 PCR 模型中，经过 SD 预处理后 PCR 模型的 RPD 值减小，预测性能下降，对于基于 SNV、MSC 和 FD 预处理后建立的 PCR 模型，发现经过 SNV 预处理后构建的 SNV-PCR 模型具有更大 RPD 值(1.8012)，模型的性能更好。进一步对比 SNV-PLSR 和 SNV-PCR 预测模型，预测色差 e 值的最优的全波长模型为 SNV-PCR。

由以上分析可知，对于预测 SSC，PLSR 模型比 PCR 模型的预测效果更优，对于预测酸度、硬度和色差 e 值，PCR 模型比 PLSR 模型的预测效果表现更好；通过比较基于原始光谱和预处理后光谱数据建立 PLSR 和 PCR 预测模型，得出经过 SNV 预处理后的光谱数据建立的全波长模型的性能更佳。因此，本文对 SNV 预处理后的光谱数据进一步提取特征波长。

2.4 光谱数据的降维

由于高光谱图像维数大，使得所含的信息量大，

且存在多重共线性问题。因此，筛选出数据中的特征波长，建立特征波长与各品质指标含量的关系尤为重要。本文运用 CARS 和 SPA 对经过 SNV 预处理后的原始光谱数据进行降维。

2.4.1　CARS 提取特征波长　图 3 为采用 CARS 筛选表征四种品质指标特征波长过程。由图 3 可知，随着采样次数的增加，RMSECV 的趋势是先减小后增大。对于预测 SSC（图 3a），第 21 次采样时 RMSECV 值最小，此时提取的最优变量包含了 35 个特征波长（仅占全光谱的 13.7%）；同理，对于预测酸度、硬度和色差 e 值，采样次数分别为 29、24 和 19 时，RMSECV 值最小，分别选取了 16、26 和 43 个特征波长，分别占全波长的 6.25%、10.2% 和 16.8%。

2.4.2　SPA 提取特征波长　图 4 给出了 RMSE 值随模型中变量个数的变化趋势。从图 4(a)、图 4(b)和图 4(d)中可以得出，对于预测 SSC、酸度和色差 e 值时，RMSE 值随着模型中变量个数的增多呈现出减小的趋势，但是当模型中的有效波长数增到一定数值时，RMSE 值减小的趋势相对较小，即当变量个数分别大于 39、29、19 以后，对应的 RMSE 值减小的趋势相对较小。因此，本研究中分别提取了 39、29、19 个波长作为预测 SSC、酸度和色差 e 值的特征波长，

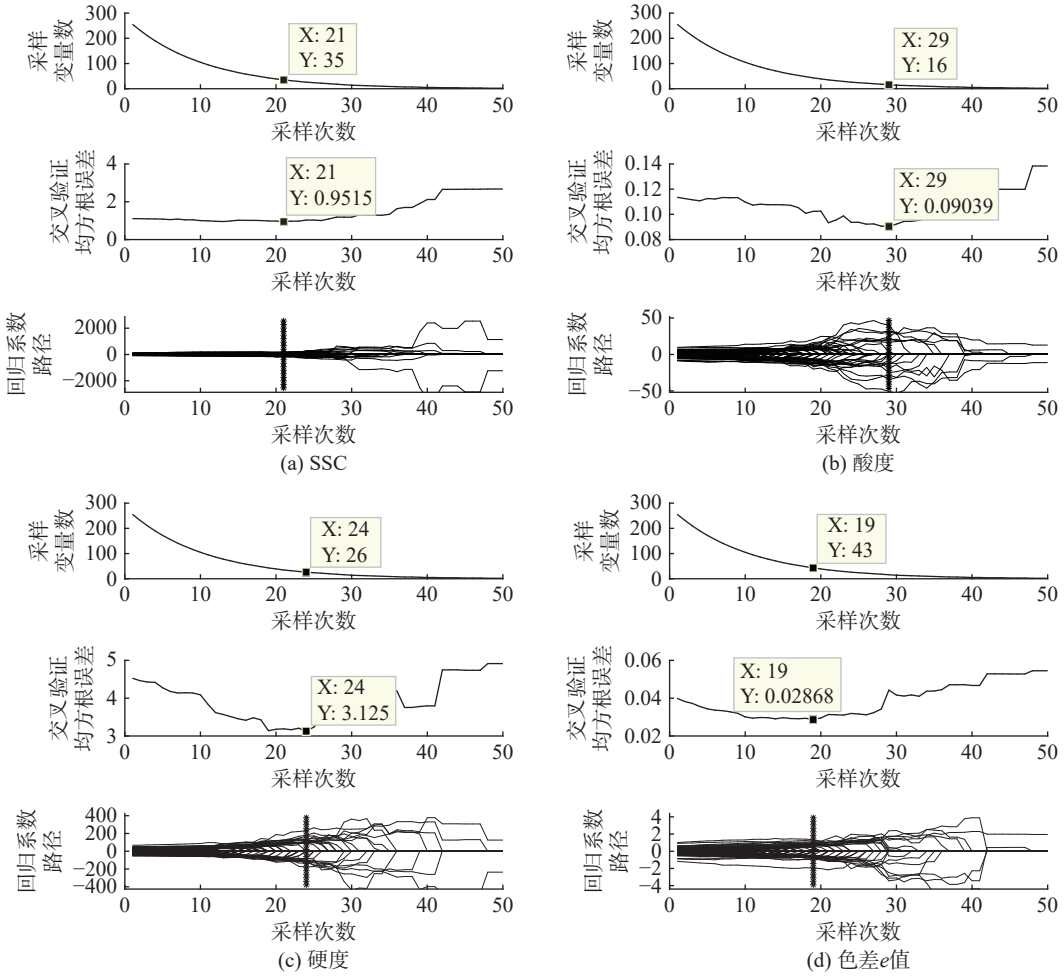
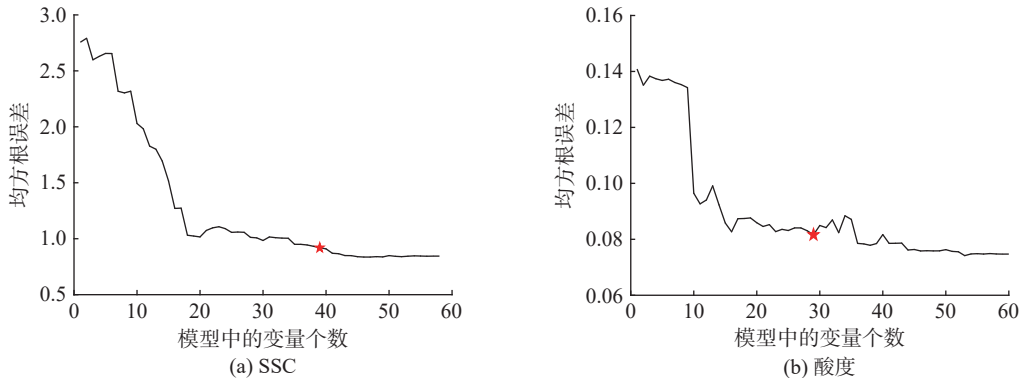


图 3　CARS 选取特征波长过程

Fig.3　Characteristic wavelengths selected by CARS



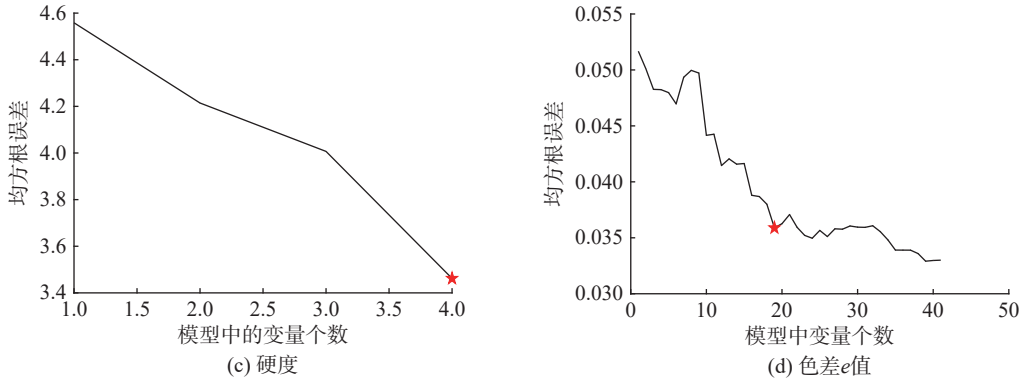


图 4 SPA 选取特征波长过程

Fig.4 Characteristic wavelengths selected by SPA

注: 主要数据以红星标出。

分别占全光谱的 15.23%、11.33%、7.42%。从图 4(c)中可以得出, 对预测硬度, SPA 仅筛选出 4 个特征波长, 建模结果相对较差。

2.5 基于特征波长的品质指标预测

将 CARS 和 SPA 筛选的特征波长作为自变量, 对应的各品质指标参考值作为因变量, 分别输入到 MLR 和 BP 神经网络模型中, 模型对猕猴桃各品质指标的预测结果见表 4。

从表 4 可以看出, 对于预测 SSC, 基于 CARS 筛选的特征波长建立的模型的预测性能优于基于 SPA 筛选的特征波长建立的模型; 相比于 BP 神经网络模型, CARS-MLR 模型的预测性能要好于 CARS-BP 和 SPA-BP 模型; 进一步对比表 2 中预测 SSC 的全波长 SNV-PLSR 模型, CARS-MLR 模型性能更优, 其中 CARS-MLR 模型的 R_p、RMSEP 及 RPD 分别为 0.9552、0.9088 和 3.3800, 且 RPD 大于 2.5, 表明模型预测效果非常好。由以上分析, 预测 SSC 的最佳模型为 SNV-CARS-MLR。

同理, 对于预测酸度、硬度和色差 e 值, 最优的预测模型均为 SNV-CARS-MLR, 其 R_p 分别为: 0.8870、0.8799、0.9079, RMSEP 分别为: 0.0715、2.3764、0.0285, RPD 为: 2.0349、2.1350、2.2838, 且 RPD 均大于 2, 表明 SNV-CARS-MLR 模型对酸度、硬度和色差 e 值均具有很好的预测性能。为验证猕猴桃各品质指标预测模型的精度及稳定性, 图 5 给出了 SNV-CARS-MLR 模型对 SSC、酸度、硬度和色差 e 值的预测结果。

从图 5 可以看出, 除少数样本偏离回归线以外, 对 SSC、酸度、硬度和色差 e 值的预测值与实测值的线性关系相对较好, 说明 SNV-CARS-MLR 模型能够很好地预测猕猴桃的 SSC、酸度、硬度和色差 e 值。

2.6 猕猴桃主要品质指标的可视化

本研究进一步将猕猴桃高光谱图像上每个像素点的光谱信息输入 SNV-CARS-MLR 模型中来预测猕猴桃果实每个像素点的各品质指标含量, 并利用伪彩色技术实现了不同品质猕猴桃主要品质指标含量的可视化。不同品质猕猴桃各品质指标含量分布如图 6 所示。

从图 6(a)可以看出, 不同品质的猕猴桃外观颜

表 4 基于特征波长构建的 MLR 和 BP 模型预测结果

Table 4 Prediction results of MLR and BP models based on the feature wavelengths

品质指标	预测模型	特征波长提取方法	特征波长数	校正集		预测集		
				R_c	RMSEC	R_p	RMSEP	RPD
SSC	MLR	CARS	35	0.9631	0.8050	0.9552	0.9088	3.3800
		SPA	39	0.9625	0.8111	0.9548	0.9196	3.3404
	BP	CARS	35	0.9555	0.8864	0.9443	1.0001	3.0716
		SPA	39	0.9453	0.9880	0.9390	1.0506	2.9240
酸度	MLR	CARS	16	0.8880	0.0877	0.8870	0.0715	2.0349
		SPA	29	0.8690	0.0873	0.8600	0.0816	1.7828
	BP	CARS	16	0.8811	0.0844	0.8329	0.0901	1.6143
		SPA	29	0.7951	0.1073	0.7766	0.0934	1.5581
硬度	MLR	CARS	26	0.8908	2.4792	0.8799	2.3764	2.1350
		SPA	4	0.4165	4.9612	0.7503	3.4620	1.4655
	BP	CARS	26	0.8711	2.7174	0.8629	2.6879	1.8875
		SPA	4	0.5220	4.6628	0.7015	3.5879	1.4141
色差e值	MLR	CARS	43	0.9729	0.0179	0.9079	0.0285	2.2838
		SPA	19	0.8977	0.0341	0.8420	0.0359	1.8130
	BP	CARS	43	0.9415	0.0276	0.8685	0.0341	1.9098
		SPA	19	0.9162	0.0312	0.8430	0.0356	1.8269

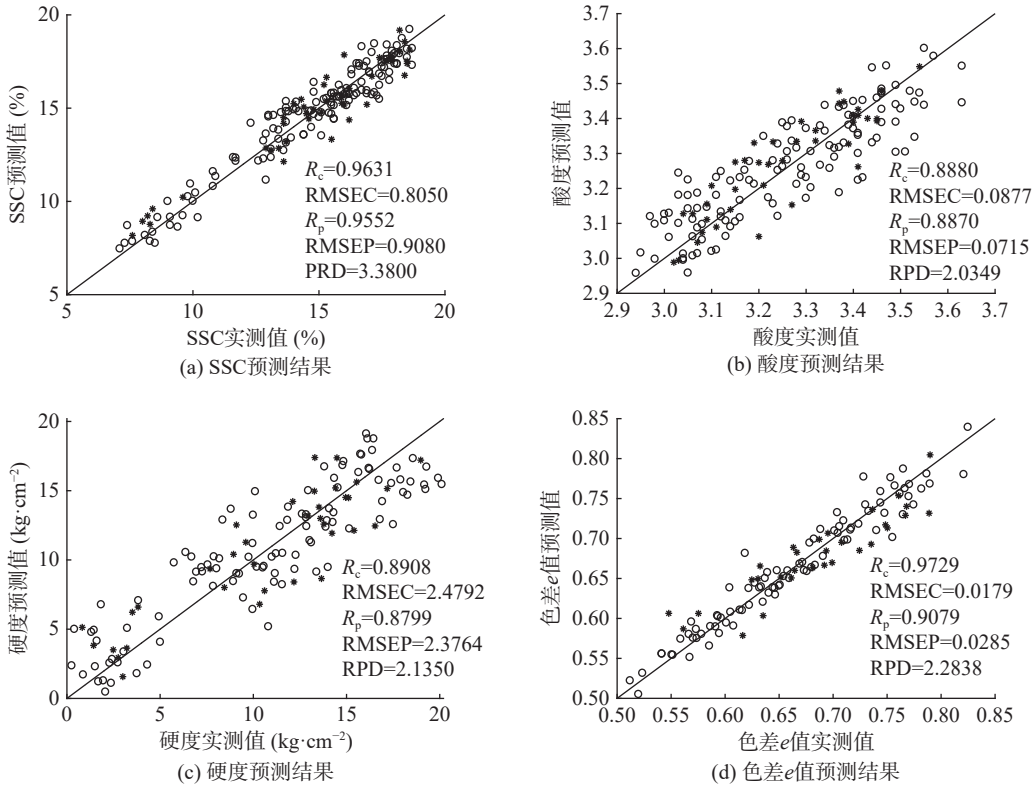


图 5　猕猴桃各品质指标预测结果

Fig.5　Prediction results for quality indicators of kiwifruits

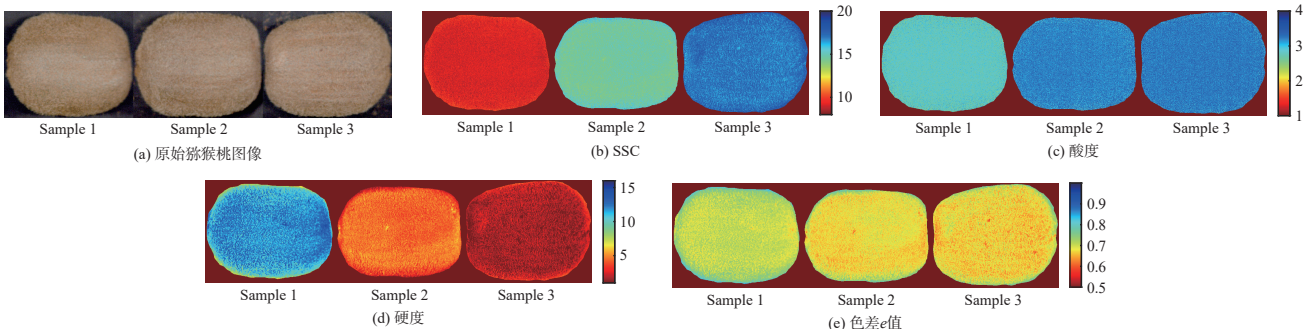


图 6　不同猕猴桃样本各品质指标含量分布图

Fig.6　Visualization map of each quality indicators of different kiwifruit samples

色差异很小。图 6(b)~图 6(e)中颜色不同表示猕猴桃各品质指标含量的变化，从可视化图像中可以看出，不同品质猕猴桃样本的 SSC 含量和硬度值差异较明显，然而不同品质猕猴桃样本的酸度含量和色差 e 值差异相对不明显。

3　结论

本文以贵长猕猴桃为研究对象，采用高光谱成像技术和化学计量学方法，结合不同的光谱预处理和特征变量提取方法，探究了多种预测猕猴桃主要品质指标(SSC、酸度、硬度和色差 e 值)的检测模型。通过对比基于四种预处理方法(SNV、MSC、SD、FD)构建的 PLSR 和 PCR 模型的预测效果，发现基于 SNV预处理后所建立的模型预测性能相对较好，并得到了猕猴桃主要品质指标的最优全波长模型。采用 CARS 和 SPA 两种方法对 SNV 预处理后的数据进行降维，明显提升了预测模型的检测性能，通过对比基于特征波长构建的 MLR 和 BP 神经网络模型的预测效果，得出基于 CARS 筛选的特征波长所建立的 MLR 模型预测性能相对更优。进一步对比分析全波长模型和特征波长模型的预测性能，得出预测猕猴桃的 SSC、酸度、硬度和色差 e 值的最优预测模型均为 SNV-CARS-MLR，其中 R_p 分别为 0.9552、0.8870、0.8799 和 0.9079，RMSEP 分别为 0.9088、0.0715、2.3764 和 0.0285，RPD 分别为 3.3800、2.0349、2.1350 和 2.2838，且 RPD 均大于 2，表明模型的预测性能很好，各品质指标的预测性都能满足预测精度要求。从猕猴桃各品质指标含量分布可视化图中可以直观地显示出不同品质猕猴桃的差异化。研究表明高光谱成像技术结合化学计量学方法可以实现对猕猴桃主要品质指标的快速无损检测，为猕猴桃品质在线检测装备的开发奠定了一定的理论基础。

© The Author(s) 2026. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

参考文献

[1] MENG Q L, TAN T, FENG S A, et al. Prediction and visualization map for physicochemical indices of kiwifruits by hyperspectral imaging[J]. Frontiers in Nutrition, 2024, 11: 1364274.

[2] 陈月圆, 赵武奇, 贾梦科, 等. 低温等离子体处理的鲜切猕猴桃片货架期预测模型[J]. 中国食品学报, 2022, 22(1): 179−188. [CHEN Y Y, ZHAO W Q, JIA M K, et al. Shelf life prediction model of fresh-cut kiwifruit slices treated with low-temperature plasma[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2022, 22(1): 179−188.]

[3] 王金华, 杜超, 梁晨, 等. 贵长猕猴桃多糖提取工艺及体外抗氧化功能[J]. 食品科学, 2016, 37(20): 19−23. [WANG J H, DU C, LIANG C, et al. Extraction and antioxidant activity of polysaccharides from guichang kiwifruit[J]. Food Science, 2016, 37(20): 19−23.]

[4] 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 C, WANG Q P, RAN F, et al. Determination of suitable harvest period of kiwifruit and its storage performance[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(17): 266−275.]

[5] 余克强, 孟浩, 曹晓峰, 等. 近红外光谱对贮藏期猕猴桃不同深度果肉色泽的变化研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(7): 2240−2245. [YU K Q, MENG H, CAO X F, et al. Near-infrared spectroscopy for analyzing changes of pulp color of kiwifruit in different depths[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(7): 2240−2245.]

[6] 陈玥瑶, 夏静静, 韦芸, 等. 近红外光谱法无损检测平谷产大桃品质方法研究[J]. 分析化学, 2023, 51(3): 454−462. [CHEN Y Y, XIA J J, WEI Y, et al. Research on nondestructive quality test of pinggu peach by near-infrared spectroscopy[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2023, 51(3): 454−462.]

[7] 孙静涛, 罗一甲, 史学伟, 等. 葡萄品质无损检测技术的研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(9): 2713−2720. [SUN J T, LUO Y J, SHI X W, et al. Research progress on non-destructive detection technology for grape quality[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(9): 2713−2720.]

[8] 温锦丽, 曹炜玉, 王月, 等. 基于主成分分析与聚类分析的软枣猕猴桃果实品质综合评价[J]. 食品工业科技, 2024, 45(1): 247−257. [WEN J L, CAO W Y, WANG Y, et al. Comprehensive evaluation of fruit quality of *Actinidia arguta* based on principal component analysis and cluster analysis[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(1): 247−257.].]

[9] 武琳霞, 李玲, 习佳林, 等. 桃品质的无损检测技术研究进展[J]. 食品科学, 2022, 43(15): 367−377. [WU L X, LI L, XI J L, et al. Progress in nondestructive detection techniques for peach quality[J]. Food Science, 2022, 43(15): 367−377.]

[10] 纪淑娟, 李东华, 重藤和明. 南果梨糖、酸度近红外光谱无损检测模型建立定标参数的确定[J]. 食品科学, 2008, 347(10): 512−516. [JI S J, LI D H, SHIGEFUJI K. Determination of optimum parameters of near infrared spectroscopy models for nondestructive detection of sugar content and acidity of nanguo pears[J]. Food Science, 2008, 347(10): 512−516.]

[11] 赵正强, 吴杰, 王志鹏, 等. 香梨振动模态分析及硬度评估指标构建[J]. 农业工程学报, 2015, 31(23): 277−284.

[12] ZHAO Z Q, WU J, WANG Z P, et al. Vibration modal analysis of Korla pear and establishment of stiffness evaluation index[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(23): 277−284.

[13] LI Y T, YOU S C, WU S S, et al. Exploring the limit of detection on early implicit bruised 'Korla'fragrant pears using hyperspectral imaging features and spectral variables[J]. Postharvest Biology and Technology, 2024, 208: 112668.

[14] MENG Q L, FENG S A, TAN T, et al. Visualisation of moisture content distribution maps and classification of freshness level of loquats[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2024, 131: 106265.

[15] SHAO Y Y, JI S H, XUAN G T, et al. Soluble solids content monitoring and shelf life analysis of winter jujube at different maturity stages by Vis-NIR hyperspectral imaging[J]. Postharvest Biology and Technology, 2024, 210: 112773.

[16] SUN M M, JIANG H Z, YUAN W D, et al. Discrimination of maturity of *Camellia oleifera* fruit on-site based on generative adversarial network and hyperspectral imaging technique[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2024, 18: 10−25.

[17] TIAN P, MENG Q H, WU Z F, et al. Detection of mango soluble solid content using hyperspectral imaging technology[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 129: 104576.

[18] 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): 1792−1797. [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): 1792−1797.]

[19] DONG J L, GUO W C. Nondestructive determination of apple internal qualities using near-infrared hyperspectral reflectance imaging[J]. Food Analytical Methods, 2015, 8(10): 2635−2646.

[20] LEIVA-VALENZNELA G A, LU R, AGUILERA J M. Assessment of internal quality of blueberries using hyperspectral transmittance and reflectance images with whole spectra or selected wavelengths[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2014, 24: 2−13.

[21] ZHANG H L, ZHAN B S, PAN F, et al. Determination of soluble solids content in oranges using visible and near infrared full transmittance hyperspectral imaging with comparative analysis of models[J]. Postharvest Biology and Technology, 2020, 163: 111148.

[22] PULLANAGARI R R, LI M. Uncertainty assessment for firmness and total soluble solids of sweet cherries using hyperspectral imaging and multivariate statistics[J]. Journal of Food Engineering, 2021, 289: 110177.

[23] XIE C Q, CHU B Q, HE Y. Prediction of banana color and firmness using a novel wavelengths selection method of hyperspectral imaging[J]. Food Chemistry, 2018, 245: 132−140.

[24] 董金磊, 郭文川. 采后猕猴桃可溶性固形物含量的高光谱无损检测[J]. 食品科学, 2015, 36(16): 101−106. [DONG J L, GUO W C. Nondestructive detection of soluble solid content of postharvest kiwifruits based on hyperspectral imaging technology[J]. Food Science, 2015, 36(16): 101−106.]

[25] LI B, COBO-MEDINA M, LECOURT J, et al. Application of hyperspectral imaging for nondestructive measurement of plum quality attributes[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 141: 8−15.

[26] WU D, SUN D W. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assess-

ment: A review-Part I: Fundamentals[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2013, 19: 15−28.
[27] 陈宵娜, 张德权, 张柏林. 羊肉色泽傅立叶变换近红外光谱定量分析方法研究[J]. 核农学报, 2010, 24(2): 336−340,348. [CHEN X N, ZHANG D Q, ZHANG B L. Establishment of quantified analysis method of fresh mutton color with fourier transform near-infrared spectroscopy[J]. Journal of Nuclear Agricultural Sciences, 2010, 24(2): 336−340,348.]
[28] BENELLI A, CEVOLI C, FABBRI A, et al. Ripeness evaluation of kiwifruit by hyperspectral imaging[J]. Biosystems Engineering, 2022, 223: 42−52.
[29] HASANZADEH B, ABBASPOUR-GILANDEH Y, SOLTANI-NAZARLOO A, et al. Non-destructive detection of fruit quality parameters using hyperspectral imaging, multiple regression analysis and artificial intelligence[J]. Horticulturae, 2022, 8(7): 598.
[30] 齐亮, 赵茂程, 赵婕, 等. 光谱预处理对太赫兹光谱预测猪肉 K 值的影响[J]. 食品科学, 2018, 39(12): 319−325. [QI L, ZHAO M C, ZHAO J, et al. Effects of spectral pretreatment on the prediction of pork K value with terahertz spectroscopy[J]. Food Science, 2018, 39(12): 319−325.]
[31] 李江波, 彭彦昆, 陈立平, 等. 近红外高光谱图像结合 CARS 算法对鸭梨 SSC 含量定量测定[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(5): 1264−1269. [LI J B, PENG Y K, CHEN L P, et al. Near-infrared hyperspectral imaging combined with CARS algorithm to quantitatively determine soluble solids content in "Ya" pear[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(5): 1264−1269.]
[32] YE S F, WANG D, MIN S G. Successive projections algorithm combined with uninformative variable elimination for spectral variable selection[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2008, 91(2): 194−199.
[33] ASKARI M S, CUI J, O'ROURKE S M, et al. Evaluation of soil structural quality using VIS–NIR spectra[J]. Soil and Tillage Research, 2015, 146: 108−117.
[34] SHETTY N, GISLUM R. Quantification of fructan concentration in grasses using NIR spectroscopy and PLSR[J]. Field Crops Research, 2011, 120(1): 31−37.
[35] ZHANG Z Y, ZENG S C, JI T K, et al. Generation of fruit's spectra with hundreds of wavelengths from obtained multi-spectra and spectral application using deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107882.
[36] GAO M J, GUO W C, HUANG X L, et al. Effect of pressing and impacting bruises on optical properties of kiwifruit flesh[J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 172: 111385.