DOI:10.13652/j.spjx.1003.5788.2024.80959

基于可见近红外反射光谱的柑橘糖度在线检测

李利桥[1,2] 高宗余[1] 时如意[1] 聂 晶[1] 柴建敏[2] 刘 伟[2]

（1. 石河子大学机械电气工程学院，新疆 石河子 832003；
2. 兵团石河子国家农业科技园区管委会，新疆 石河子 832011）

摘要：[**目的**]降低柑橘糖度检测分析过程的复杂度、提高检测糖度准确度及减小检测过程的破坏性。[**方法**]设计一种基于可见近红外反射光谱的柑橘糖度在线检测装置。以云南金牛柑橘为研究对象，采用光谱—理化值共生距离（SPXY）划分分类方法建立建模集和验证集，分别对比分析了多元散射校正（MSC）、标准正态变换（SNV）和卷积平滑（SG）等方法预处理后的偏最小二乘回归（PLS）建模检测效果，确定最佳预处理方法。并对比研究了连续投影算法（SPA）、竞争性自适应重加权算法（CARS）和随机蛙跳算法（RF）对预处理后的光谱数据进行特征波段提取，筛选出合适的特征波长点，建立PLS预测模型。[**结果**]采用SG＋MSC＋CARS处理筛选出的95个特征波长点建立的PLS模型预测效果最好，其R_c和R_p分别为0.913和0.881、RMSEC和RMSEP分别为0.274和0.207、RPD为2.114。[**结论**]该方法有效降低了柑橘糖度检测过程的复杂性，提高了检测准确度并减小了检测破坏性。

关键词：柑橘；可见近红外光谱；在线检测；糖度

Online detection of citrus sugar content based on visible near-infrared reflectance spectroscopy

LI Liqiao[1,2] *GAO Zongyu*[1] *SHI Ruyi*[1] *NIE Jing*[1] *CHAI Jianmin*[2] *LIU Wei*[2]

（1. *College of Mechanical and Electrical Engineering*, *Shihezi University*, *Shihezi*, *Xinjiang* 832003, *China*;
2. *Management Committee of Xinjiang Production and Construction Corps Shihezi National Agricultural Science and Technology Park*, *Shihezi*, *Xinjiang* 832011, *China*）

Abstract: [**Objective**] To lower the complexity, improve the accuracy and reduce the damage of the detection process of citrus sugar content. [**Methods**] An online detection device for citrus sugar content is designed based on visible near-infrared reflectance spectroscopy. With Jinniu Citrus as the research object, the modeling set and verification set are divided by sample set partitioning based on the joint *x-y* distance (SPXY) classification method. The partial least square regression (PLS) modeling and detection effects after pretreatment are respectively compared and analyzed by methods including multiple scattering correction (MSC), standard normal variation (SNV), and SG-smoothing (SG) to determine the optimal pretreatment method. At the same time, a comparative study is conducted on the extraction of feature bands from pretreatment spectral data using the successive projections algorithm (SPA), the competitive adaptive reweighted sampling (CARS), and the random frog (RF) algorithm. Suitable feature wavelength points are screened out and the PLS prediction models are established. [**Results**] The PLS model established by screening out the 95 feature wavelength points using SG＋MSC＋CARS has the best prediction performance. Its correlation coefficient of calibration (R_c) and correlation coefficient of prediction (R_p) are 0.913 and 0.881, respectively, root mean square error of the calibration set (RMSEC) and root mean square error of the prediction set (RMSEP) are 0.274 and 0.207, respectively, and residual predictive deviation (RPD) is 2.114. [**Conclusion**] This method effectively lowers the complexity of the citrus sugar content detection process, improves the detection accuracy, and reduces the detection damage.

基金项目：国家自然科学基金项目（编号：52265038）；新疆维吾尔自治区2023人才发展基金—天池英才创新领军人才项目（编号：CZ002507）

通信作者：高宗余（1974—），男，石河子大学副教授，博士。E-mail：gzy19750510@163.com

收稿日期：2024-09-17 **改回日期：**2025-03-01

引用格式：李利桥，高宗余，时如意，等. 基于可见近红外反射光谱的柑橘糖度在线检测[J]. 食品与机械，2025，41(6)：81-87.

Citation: LI Liqiao, GAO Zongyu, SHI Ruyi, et al. Online detection of citrus sugar content based on visible near-infrared reflectance spectroscopy[J]. Food & Machinery, 2025, 41(6): 81-87.

Keywords: citrus; visible near-infrared spectroscopy; online detection; sugar content

目前，柑橘品质检测方法有人工检测法、化学滴定法、机器视觉检测法等，但大多存在分析过程复杂、破坏性检测等问题。近年来，随着近红外光谱技术的兴起，果蔬无损检测涌现了大量研究[1−3]。Parpinello 等[4]对葡萄等水果采用近红外光谱技术进行回归分析，对水果中可溶性固形物的判别准确率可达 100%。Pissard 等[5]采用近红外光谱技术和定量分析方法对苹果果肉中的糖度和多酚含量进行检测，通过建立支持向量机模型实现了对苹果的分类。孟庆龙等[6]采用不同预处理与特征波长筛选方法建立了富士苹果中可溶性固形物含量检测模型，得到最优的检测模型 RAW-SPA-BP，其相关系数可达 0.87。Kanchanomai 等[7]利用自行设计的检测装置检测脐橙含糖量，建立了近红外漫反射检测模型，其预测相关系数达到 0.90。Hemrattrakun 等[8]通过采集当地柿子的近红外光谱数据，建立了 *L*-抗坏血酸、硬度检测的 PLS 模型，其中 *L*-抗坏血酸、硬度的预测结果 R_p 分别为 0.92，0.89。Ditcharoen 等[9]引入了一种新的水果内部品质评价指标，采集芒果、橘子和鳄梨光谱数据建立了 PLS 模型分析验证，结果表明该指标可用于水果内部品质检测。Passos 等[10]引入了卷积神经网络（CNN）模型检测苹果、猕猴桃、芒果和梨干物质含量，结果表明 CNN 模型可实现试验样本干物质含量预测。

研究拟研发一种基于可见近红外反射光谱的柑橘糖度在线检测装置，通过预试验确定装置最优采集工作参数，并在该参数下完成后续试验数据采集。采用多元散射校正（MSC）、标准正态变换（SNV）和卷积平滑（SG）等多种方式对采集的光谱数据进行预处理对比分析，同时采用连续投影算法（SPA）、竞争性自适应重加权算法（CARS）和随机蛙跳算法（RF）对预处理后的光谱数据进行特征波段提取，筛选出合适的特征波长点，建立 PLS 预测模型，为实现柑橘糖度无损、在线检测提供依据。

1　试验部分

1.1　试验样品

试验样品品种为云南金牛柑橘，样品圆润饱满，外部无磕碰损伤与病变，果径范围为 65~75 mm。将预试验 84 个样品与正式试验 240 个样品表面擦拭干净并编号，于 20 ℃、相对湿度 60% 下贮藏 24 h，待测样品温度达到室温后，采用自行设计的采集装置在线采集可见近红外光谱数据并进行后续处理，以降低温湿度对检测结果的影响。

1.2　试验装置与光谱数据采集

研究所用的可见近红外反射光谱柑橘糖度在线检测装置由实验室自行研制，系统结构如图 1 所示，该装置主要由检测物输送装置、光电传感器、西门子可编程逻辑控制器（PLC）、暗箱、光源、光纤、可见近红外光谱仪、计算机、光纤支架、光源支架等组成。按照功能可分为输送系统、触发系统和采集系统，输送系统上料端装有光电传感器，且可通过调速器与电机调节输送速度，触发系统通过输入光电传感器检测柑橘位置信号输入 PLC，PLC 延时输出采集信号至光谱仪。

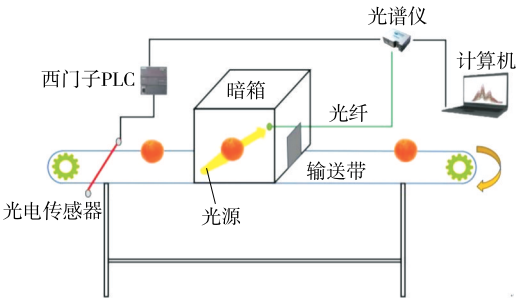

图 1　可见近红外反射光谱柑橘糖度在线检测装置

Figure 1　Online detection device of citrus sugar content based on visible near-infrared reflectance spectroscopy

采集试验样本的原始可见近红外光谱图如图 2 所示，原始光谱中包含较多噪声，主要是由于试验过程中存在一些不可控因素，如光照强度稳定性、环境中温湿度变化及采集装置的机械振动等导致的噪声、基线漂移等。因此，采集数据前，需先对装置进行预热，再对若干柑橘样本进行预试验数据采集，对比预试验结果，以此调整确定检测装置的最优工作参数。数据采集时，先对样本进行编号，按顺序依次通过输送装置送至暗箱内采集位置，由可见近红外光谱仪完成数据采集。检测时每个样本采集 3 次数据，获取其光谱数据并取平均值作为最终光谱数据，用于后续建模分析[11]。

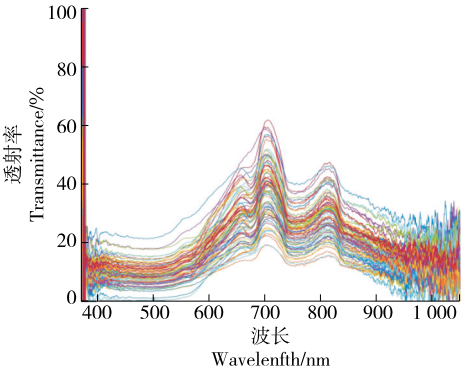

图 2　柑橘糖度的原始可见近红外光谱图

Figure 2　Original visible near-infrared spectrogram of citrus sugar content

采集柑橘试验样本的可见近红外光谱数据后,使用糖度计(PR-101α)立即测量试验样本的糖度值。该糖度计测量糖度(°Brix)范围为0.0~45.0%、最小显示单位为0.1%。糖度测量前,使用蒸馏水对糖度计进行零点标定;将试验样本剥皮放入过滤袋榨汁后装入杯中,并将柑橘汁滴于糖度计检测槽内,每个样本重复测量3次,取平均值作为该样本的糖度值;每个样本测量完成后,用蒸馏水清洗检测槽,防止其他样本检测时出现误差。

1.3　光谱数据预处理

由于采集的原始可见近红外光谱数据包含了光照强度稳定性、温湿度变化及装置震动等造成的噪声干扰,且可见近红外光谱存在重叠峰,由此造成数据分析困难、准确度低。因此,需要对原始光谱数据进行适当的预处理,通过预处理以降低或消除各种干扰因素对检测样本的影响,为后续提取光谱数据特征变量、建立检测模型奠定基础[11-12]。选择柑橘采集光谱数据波长范围为482.213~856.215 nm,对该区间共1 100个数据点进行建模分析。分析MSC、SNV和SG及其组合预处理方法对光谱数据的优化效果,并通过多次光谱采集试验确定糖度检测的最佳工作参数:光源功率50 W、积分时间100 ms、输送速度0.5 m/s,平均次数与平滑宽度均为5。

1.4　光谱数据特征波长提取

经过预处理的数据中往往存在大量与糖度值无关的信息,这些冗余信息在模型计算时,不仅会增加模型计算时间,还有可能导致模型计算准确率降低。为了保证模型的简洁性、提高模型的准确率,采用SPA、CARS和RF对预处理后的光谱数据进行特征波长筛选,剔除评价指标影响较大的波长点后建模。

1.5　建模方法

经过分析对比PLS是一种多元数据统计方法,能够利用其综合分析特点及在计算过程中同时考虑自变量和因变量对模型的影响特性,较好地处理数据多重共线性问题、挖掘数据信息与待测样品组分之间的相关性,因此,采用PLS回归建模。

1.6　柑橘糖度模型评价指标

可见近红外光谱预测模型的评价指标较多,建立柑橘糖度预测模型后分别选取建模集相关系数(R_c)、建模集均方根误差(RMSEC)、验证集相关系数(R_p)、验证集均方根误差(RMSEP)和残差预测偏差(RPD)作为评价模型预测能力[13-15],并分别按式(1)~式(5)进行计算。R_c、R_p越接近1,且RMSEC与RMSEP越小,预测模型的效果越佳;RPD>2.0,模型具有良好的预测能力;1.5<RPD<2.0,模型具有一定的预测能力。

$$R_c = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_c}\left(X_{ci} - Y_{ci}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n_c}\left(X_{ci} - \overline{X_c}\right)^2}, \tag{1}$$

$$R_p = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_p}\left(X_{pi} - Y_{pi}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n_p}\left(X_{pi} - \overline{X_p}\right)^2}, \tag{2}$$

$$\mathrm{RMSEC} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_c}\left(X_{ci} - Y_{ci}\right)^2}{n_c}}, \tag{3}$$

$$\mathrm{RMSEP} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_p}\left(X_{pi} - Y_{pi}\right)^2}{n_p}}, \tag{4}$$

$$\mathrm{RPD} = \frac{\mathrm{STD}}{\mathrm{RMSEP}}, \tag{5}$$

式中:

X_{ci}——建模集第i个样本的测量值;

Y_{ci}——建模集第i个样本的预测值;

$\overline{X_c}$——建模集所有样本测量值的平均值;

n_c——建模集的样本量;

X_{pi}——验证集第i个样本的测量值;

Y_{pi}——验证集第i个样本的预测值;

$\overline{X_p}$——验证集所有样本测量值的平均值;

n_p——验证集的样本量;

STD——验证集样本的标准差。

2　结果与讨论

2.1　数据集划分

采用马氏距离检测法剔除异常样本,结果如图3所示。由图3可知,240个试验样本经过马氏距离检测法后剔除了4、5、6、8、37、51、88、132、143、192、226、229号异常样本。

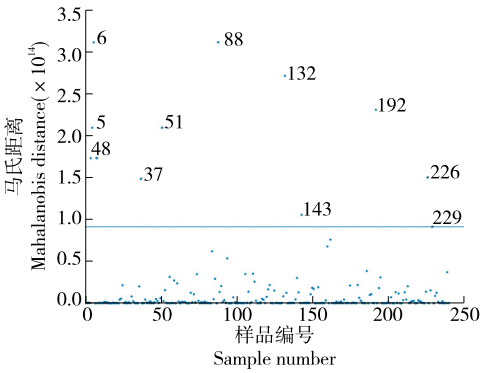

图3　马氏距离分布图

Figure 3　Mahalanobis distance distribution

在检测模型的建立过程中,建模集和验证集的合理分配对模型的预测能力起到至关重要的作用,表1为剔除异常样本后的试验样本分组信息。根据试验要求样本的建模集要具有较好的代表性,使得建模集中数据的范围能完全覆盖验证集数据范围。由于SPXY分类方法同时考虑自变量光谱数据x和因变量理化指标y,因此通过对样品间距离进行计算,能最大程度地反映样本分布规律,

并有效覆盖多维向量空间，增加样本间的差异性和代表性，从而提高预测模型的稳定性[16]。因此，采用SPXY方法对柑橘样本光谱数据进行分类，将其划分为建模集和验证集。

表 1　柑橘糖度统计分析

Table 1　Statistical analysis of citrus sugar content

样本集	样品数	平均值/°Brix	最大值/°Brix	最小值/°Brix
建模集	171	9.16	11.5	6.7
验证集	57	9.36	10.6	7.8

2.2　柑橘糖度预处理方法对比

表 2 为采用MSC、SNV、SG及组合方法分别对试验样本的原始光谱数据进行预处理，并分别建立PLS模型进行检测分析。

表 2　MSC、SNV、SG及组合方法对柑橘糖度PLS模型预测准确度的影响

Table 2　Effect of MSC, SNV, SG and their combination methods on the prediction accuracy of PLS model of citrus sugar content

方法	建模集		验证集		RPD
	R_c	RMSEC	R_p	RMSEP	
原始光谱	0.872	0.337	0.733	0.289	1.470
SG	0.828	0.390	0.781	0.270	1.601
MSC	0.887	0.312	0.772	0.294	1.573
SNV	0.880	0.322	0.755	0.307	1.525
SG＋MSC	0.887	0.313	0.828	0.256	1.783
SG＋SNV	0.891	0.308	0.812	0.259	1.713

原始数据经SG＋MSC预处理后的光谱数据结果如图 4 所示。由图 4 可知，对样本原始光谱数据进行预处理后，建模预测准确率明显整体提高。SG＋MSC预处理后建立的PLS模型预测表现最佳。相较于原始光谱，该方法在建模集和验证集上的预测精度分别提高了0.015和0.095，RPD提高了0.313，建模集和验证集的均方根误差分别减少了0.024和0.033。因此，选用SG＋MSC组合的预处理方法。

2.3　柑橘糖度预测模型的建立

2.3.1　基于SPA算法建立柑橘糖度预测模型　图 5 为SPA算法设置筛选最大波长点数为40时不同波长点组合RMSECV变化趋势，图 6 为试验筛选出的25个特征波长点在全谱范围内分布情况，图 7 为预测散点图分布。由于SPA算法是一种前向特征波长点选择方法，将每个波长点依次投影到其他波长上，按照投影向量大小排序，根据筛选不同个数波长点组合交叉验证分析，确定交互验证均

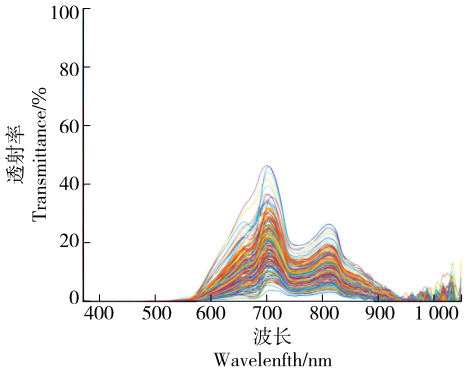

图 4　SG+MSC预处理后柑橘糖度可见近红外光谱图

Figure 4　Visible near-infrared spectrogram of citrus sugar content after SG+MSC pretreatment

方根误差值最低的一组波长点组合为筛选出的特征波长点。因此，在采用SPA算法筛选特征波长点时，RMSECV值会随着波长点数的变化而变化。由图 5 可知，当筛选特征波长点数为25时，模型交叉验证预测效果较好，对应RMSECV值较小。将筛选出的特征波长点数据输入PLS

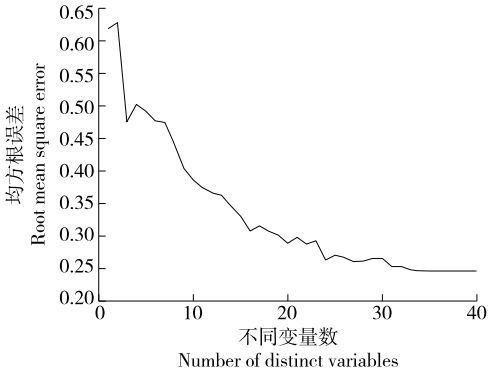

图 5　RMSECV随波长点数变化

Figure 5　RMSECV varies with number of wavelength points

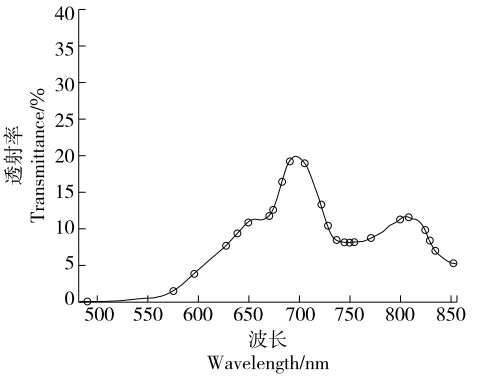

图 6　SPA筛选特征波长点分布

Figure 6　Distribution of feature wavelength points screened by SPA

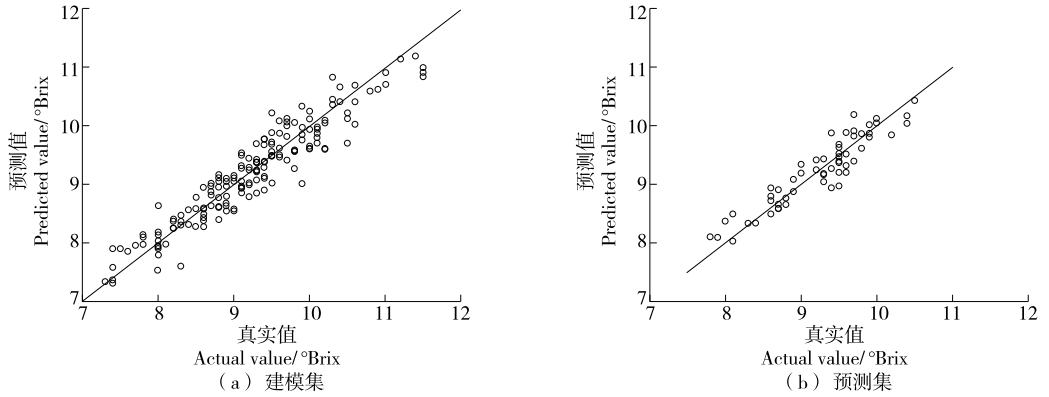

图 7　SPA-PLS 模型预测结果

Figure 7　Prediction results of SPA-PLS model

模型回归分析后，得出 R_c 和 R_p 分别为 0.870 和 0.869，RMSEC 和 RMSEP 分别为 0.333 和 0.231，RPD 为 2.021。

2.3.2　基于 CARS 算法建立柑橘糖度预测模型　CARS 算法运行时，设置迭代次数为 50 次，运行结果如图 8 所示。由图 8 可知，第 20 次采样时，RMSECV 值达到最小；随着采样次数的增加，变量保留数逐渐减少并趋近于零；当迭代次数为 20 时，RMSECV 值达到最小，即竖直方向的黑色标记线所示位置。图 9 为筛选出的 95 个特征波长点在全谱范围内的分布情况，通过 CARS 算法的多次筛选，确定在第 20 次采样时光谱数据变量子集的预测结果达到最优。图 10 为预测散点图分布，通过将筛选出的特征波长点数据输入 PLS 模型回归分析后，得出 R_c 和 R_p 分别为 0.913 和 0.881，RMSEC 和 RMSEP 分别为 0.274 和 0.207，RPD 为 2.114。

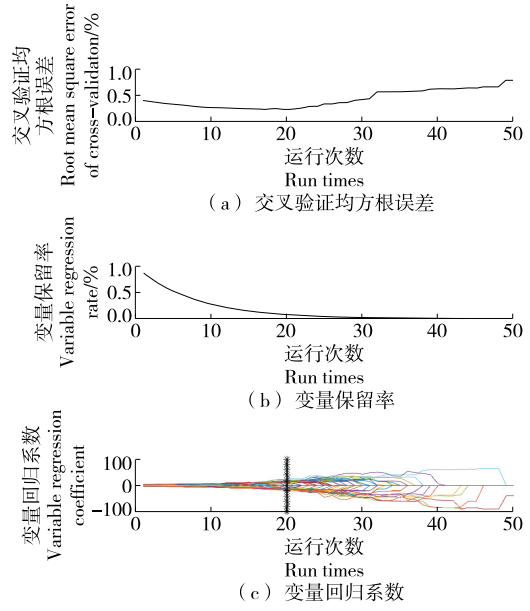

图 8　CARS 算法运行结果

Figure 8　Results of CARS algorithm

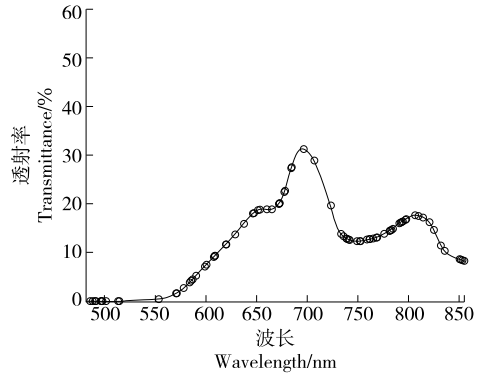

图 9　CARS 筛选特征波长点分布

Figure 9　Distribution of feature wavelength points screened by CARS

2.3.3　基于 RF 算法建立柑橘糖度预测模型　图 11 为通过 RF 算法每个波长点被选中的频率，RF 算法在降维过程中通过计算出每个变量被选中的频率，选择在多次迭代过程中出现频率较大的波长点，去除出现频率小的波长点，最终以多次迭代过程中波长点出现的频率大小确定为筛选出的特征波长点。RF 算法运行时设置迭代次数为 2 000 次，交叉验证 10 次，确保算法能遍历整个数据集，图 11 中频率大小在红色线上方数据即为特征波长点，图 12 为从中筛选出 60 个特征波长点的分布范围，预测散点图分布如图 13 所示。将筛选出的特征波长点数据输入 PLS 模型回归分析后，得出 R_c 和 R_p 分别为 0.856 和 0.843，RMSEC 和 RMSEP 分别为 0.352 和 0.233，RPD 为 1.859。

综上，采用 SG＋MSC 组合方式对原始光谱数据进行预处理后，再采用 CARS 算法筛选出 95 个特征波长点建立的 PLS 模型预测效果最好。

3　结论

通过自主研发的水果在线无损检测装置，采用可见近红外反射光谱技术，通过预试验、光谱数据预处理、特

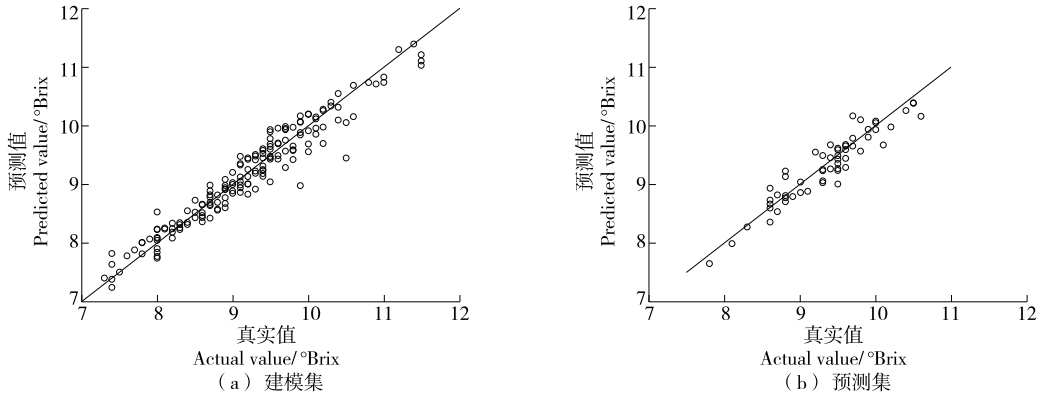

图 10　CARS-PLS 模型预测结果

Figure 10　Prediction results of CARS-PLS model

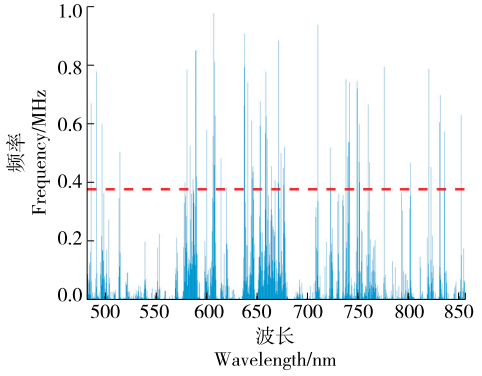

图 11　RF 筛选的特征波长点频率

Figure 11　Frequencies of feature wavelength points screened by RF

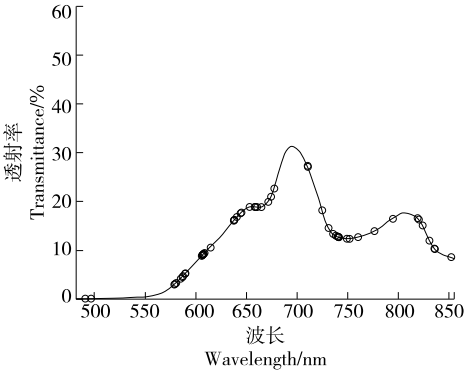

图 12　RF 筛选特征波长点分布

Figure 12　Distribution of feature wavelength points screened by RF

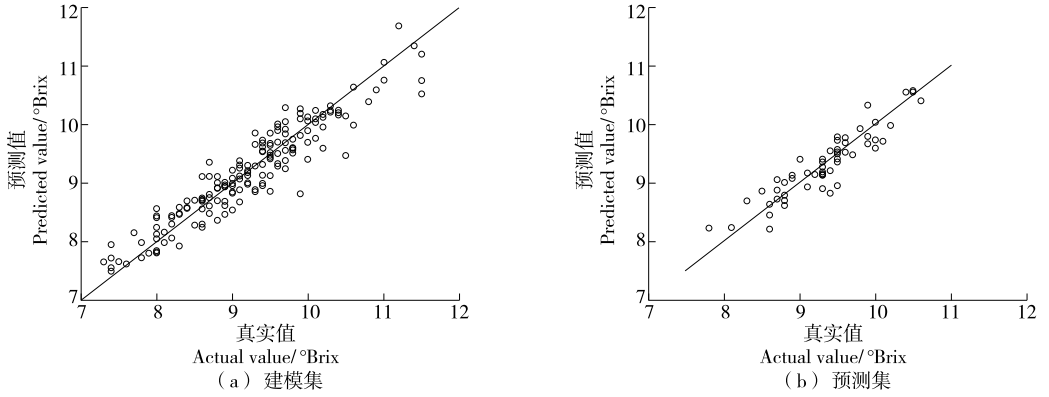

图 13　RF-PLS 模型预测结果

Figure 13　Prediction results of RF-PLS model

征波长提取、建模分析评价，构建了柑橘糖度的无损检测模型。结果表明，采用多元散射校正（MSC）、标准正态变换（SNV）和卷积平滑（SG）及组合方法分别对试验样本的原始光谱数据进行预处理，建立偏最小二乘回归（PLS）模型检测分析，经过 SG＋MSC 预处理后建立的 PLS 模型预测表现最佳，其建模集相关系数和验证集相关系数分别为 0.887 和 0.828，建模集均方根误差和验证集均方根误差分别为 0.313 和 0.256，残差预测偏差为 1.783；采用连续投影算法（SPA）、竞争性自适应重加权算法（CARS）和随机蛙跳算法（RF）对 SG＋MSC 预处理后的光谱数据进行特征波段提取，筛选出合适的特征波长点，分别建立 PLS 模型，得出采用竞争性自适应重加权算法筛选出 95 个特征

波长点建立的PLS模型预测效果最好,其建模集相关系数和验证集相关系数分别为0.913和0.881,建模集均方根误差和验证集均方根误差分别为0.274和0.207,残差预测偏差为2.114。综上,SG+MSC+CARS+PLS模型能够用于柑橘糖分的动态快速无损检测。后续将研究更多在线检测水果糖度时的影响因素,讨论其对模型预测结果的影响。

参考文献

[1] 唐子叶, 文韬, 代兴勇, 等. 光照区域对近红外光谱在线检测柚子糖度的影响[J]. 食品与机械, 2024, 40(6): 124-129.
TANG Z Y, WEN T, DAI X Y, et al. Research on influence of light region on near infrared spectroscopy for online detection of sugar content of grapefruit[J]. Food & Machinery, 2024, 40(6): 124-129.

[2] 颉博杰, 刘晓奇, 张洋, 等. 番茄果实采后贮藏期风味品质的动态变化[J]. 甘肃农业大学学报, 2021, 56(1): 94-101.
XIE B J, LIU X Q, ZHANG Y, et al. Dynamic changes of flavor quality of tomato fruits in postharvest storage period[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2021, 56(1): 94-101.

[3] 高升, 王伟, 解万翠. 基于透射光谱技术的红提pH和硬度无损检测[J]. 食品工业科技, 2024, 45(11): 29-36.
GAO S, WANG W, XIE W C. Non-destructive detection of pH and firmness of red globe grapes based on infrared transmission spectroscopy[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(11): 29-36.

[4] PARPINELLO G P, NUNZIATINI G, ROMBOLÀA D, et al. Relationship between sensory and NIR spectroscopy in consumer preference of table grape (cv Italia) [J]. Postharvest Biology and Technology, 2013, 83: 47-53.

[5] PISSARD A, FERNÁNDEZ PIERNA J A, BAETEN V, et al. Non-destructive measurement of vitamin C, total polyphenol and sugar content in apples using near-infrared spectroscopy[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2013, 93(2): 238-244.

[6] 孟庆龙, 尚静, 黄人帅, 等. 苹果可溶性固形物的可见/近红外无损检测[J]. 食品与发酵工业, 2020, 46(19): 205-209.
MENG Q L, SHANG J, HUANG R S, et al. Nondestructive detection of soluble solids content in apple by visible-near infrared spectroscopy[J]. Food and Fermentation Industries, 2020, 46(19): 205-209.

[7] KANCHANOMAI C, OHASHI S, NAPHROM D, et al. Non-destructive analysis of Japanese table grape qualities using near-infrared spectroscopy[J]. Horticulture, Environment, and Biotechnology, 2020, 61(4): 725-733.

[8] HEMRATTRAKUN P, NAKANO K, BOONYAKIAT D, et al. Comparison of reflectance and interactance modes of visible and near-infrared spectroscopy for predicting persimmon fruit quality[J]. Food Analytical Methods, 2021, 14(1): 117-126.

[9] DITCHAROEN S, SIRISOMBOON P, SAENGPRACHATANARUG K, et al. Improving the non-destructive maturity classification model for durian fruit using near-infrared spectroscopy[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2023, 7: 35-43.

[10] PASSOS D, MISHRA P. Deep Tutti Frutti: exploring CNN architectures for dry matter prediction in fruit from multi-fruit near-infrared spectra[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2023, 243: 105023.

[11] 邵淑娟, 李丽, 温磊, 等. 中红外光谱模型用于烤肉中苯并[a]芘的快速检测和评估[J]. 食品与机械, 2023, 39(3): 34-37, 102.
SHAO S J, LI L, WEN L, et al. Rapid detection and evaluation of benzo[a]pyrene in barbecue by mid-infrared spectroscopy model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(3): 34-37, 102.

[12] 李丹, 何建国, 贺晓光, 等. 基于高光谱技术的灵武长枣糖度预测模型研究[J]. 河南工业大学学报(自然科学版), 2014, 35(4): 68-72, 77.
LI D, HE J G, HE X G, et al. Sugar content prediction model of Lingwu long jujube by hyperspectral imaging technique[J]. Journal of Henan University of Technology (Natural Science Edition), 2014, 35(4): 68-72, 77.

[13] 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与试验[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.

[14] FUNSUEB S, THANAVANICH C, THEANJUMPOL P, et al. Development of new fruit quality indices through aggregation of fruit quality parameters and their predictions using near-infrared spectroscopy[J]. Postharvest Biology and Technology, 2023, 204: 112438.

[15] 穆炳宇, 薛建新, 张淑娟, 等. 可见—近红外光谱对花椰菜色泽的检测研究[J]. 农产品加工, 2021(15): 45-46, 49.
MU B Y, XUE J X, ZHANG S J, et al. Visible-near infrared spectroscopy for detection of cauliflower color[J]. Farm Products Processing, 2021(15): 45-46, 49.

[16] 刘翠玲, 李佳琮, 孙晓荣, 等. 基于荧光光谱结合宽度学习的白菜农药残留量检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 198-204.
LIU C L, LI J C, SUN X R, et al. Detection of pesticide residues in cabbage based on fluorescence spectroscopy combined with broad learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 198-204.