

基于高光谱技术的枇杷总酚含量无损检测

伍柯翰¹, 徐丹^{1,2}, 任丹^{1,2}, 吴习宇^{1,2}

(1. 西南大学食品科学学院, 重庆 400716;

2. 西南大学食品贮藏与物流研究中心, 重庆, 400716)

摘要: 为评估高光谱成像技术(hyperspectral imaging, HSI)用于冷藏过程中枇杷总酚含量(totally phenol content, TPC)预测的可能性, 在可见光/近红外波段(363~1 026 nm)采集 115 个枇杷样本高光谱信息, 通过福林酚法对样本总酚含量进行测定。采用蒙特卡洛算法(Monte Carlo, MC)对异常样本进行剔除, 竞争性自适应加权算法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)对特征波长进行提取, 分别建立枇杷总酚含量的 NIPALS(nonlinear iterative partial least square, NIPALS)预测模型和 SIMPLS(simple partial least square, SIMPLS)预测模型并进行验证。结果显示, CARS 共提取到特征波段 47 条, 占总波长 7.62%; 在最佳主成分数(principal components, PCs)时, CARS-NIPALS 与 CARS-SIMPLS 的建模集决定系数 R^2_c 分别为 0.9221、0.9160, 预测集决定系数 R^2_p 分别为 0.8166、0.8128, NIPALS 与 SIMPLS 两种算法表现相似, 高光谱成像技术能对冷藏过程中的枇杷总酚含量进行有效预测。

关键词: 农产品加工及贮藏; 枇杷; 高光谱成像技术; 总酚; NIPALS; SIMPLS

中图分类号: TS255

Nondestructive Detection of Total Phenolic Content of Loquat Based on Hyperspectral Imaging

WU Kehan¹, XU Dan^{1,2}, REN Dan^{1,2}, WU Xiyu^{1,2}

(1. College of Food Science, Southwest University, Chongqing 400716, China;

2. Food Storage and Logistics Research Center, Southwest University, Chongqing 400716, China)

Abstract: In order to evaluate the feasibility of using hyperspectral imaging(HSI) to predict the total phenol content(TPC) in loquat during post-harvest cold storage, the present experiment was conducted to collect the spectral information of 115 loquat samples using HSI in the Vis-NIR wavelength band (363~1 026 nm), and then the TPC was determined by the forintol method. The anomalous samples were eliminated by using the Monte Carlo (MC) algorithm and then competitive adaptive reweighted sampling (CARS) algorithm was used to select the characteristic bands. NIPALS and SIMPLS algorithm of TPC in loquat were established and make a validation respectively. As the result shows, 47 characteristic bands, accounting for 7.62% of the total wavelengths, were selected by CARS. CARS-NIPALS and CARS-SIMPLS reach high prediction accuracy, with the R^2_c of best PCs 0.9221 and 0.9160, and the R^2_p of the best PCs 0.8166 and 0.8128 respectively, and the two algorithms of NIPALS and SIMPLS perform similarly. Therefore, it can be shown that HSI can effectively predict the TPC of loquat during cold storage.

Key words: Processing and storage of agricultural products; loquat; hyperspectral imaging; total phenol; NIPALS; SIMPLS

0 引言

枇杷(*Eriobotrya japonica* Lindl.)是原产于我国的一种亚热带果树^[1], 在西班牙、日本等国家都有广泛种植, 其中以我国的栽培面积和产量居世界首位^[2]。枇杷主要成熟于春末夏初, 此时应季水果较少, 同时又因其含水量高, 味道鲜美营养丰富^[3], 深受消费者喜爱。但枇杷鲜果供应期主要集中在 5 月, 产量及供应时长受天气影响较大, 目前主要通过冷藏的方

作者简介: 伍柯翰(1998-), 女, 硕士研究生, 农产品无损检测

通信联系人: 吴习宇(1978-), 女, 讲师, 农产品无损检测、农产品贮藏保鲜. E-mail: xiyu.w@163.com

式来降低呼吸速率以延长鲜果的市场货架期。

但枇杷在冷藏过程中, 极易出现褐变等症状^[4], 导致产品价值降低。酚类物质是一类常见于果蔬中的次生代谢物质, 与果蔬品质、风味形成、成熟与衰老、组织褐变、以及抗逆性密切相关, 其含量变化是衡量果蔬贮藏品质的一项重要指标^[5]。当前常见的总酚含量测定方法为福林酚法, 通过紫外分光光度计对实验中生成的蓝紫色物质浓度进行测定, 并结合实验中得到的标准曲线, 计算出样品中总酚的含量。此类检测手段具有破坏性, 且只能进行抽样检测, 不能全面反映整批样品的实际情况。

高光谱成像技术(hyperspectral image, HSI)是一种图像与光谱的融合技术^[6], 通过对样品的扫描, 可以同时获取其空间信息及光谱信息, 结合了成像和光谱学的主要优点, 实现“图谱合一”。再进一步结合化学计量学方法, 可实现对果蔬理化指标的定性或定量无损检测。现有的研究已经实现了对桃^[7]、菠萝^[8]、猕猴桃^[9]等水果中可滴定酸、可溶性固形物的预测以及酿酒葡萄果皮和果籽^[10]、羊肉^[11]总酚含量的预测。但利用高光谱成像技术对枇杷总酚含量的预测还未见报道。

本研究以红肉枇杷“大五星”为研究对象, 通过高光谱成像技术, 在可见/近红外(Vis-NIR, 363~1 026 nm)波段获取样品空间及光谱信息, 建立果实光谱信息与总酚(totally penol content, TPC)含量的回归模型, 对高光谱成像技术在枇杷果实总酚含量预测中的应用价值进行评估。

1 材料与方法

本实验中光谱与理化信息获取、建模处理过程如图 1 所示。

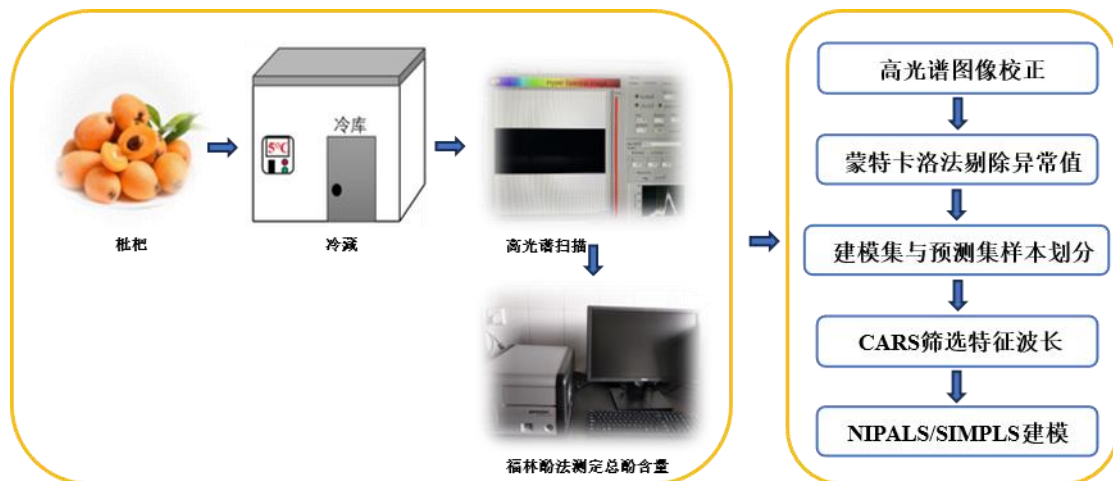


图 1 采用高光谱成像技术对冷藏枇杷总酚含量无损检测流程

Fig.1 Process for nondestructive testing of TPC in loquat after refrigeration using HSI

1.1 实验材料

试验中所用样品为红肉枇杷“大五星”, 2022 年 5 月 7 日采于重庆市合川区某果园, 12 小时内运送至实验室, 剔除有明显损伤、腐烂、病虫害的样品, 对果柄进行修剪后, 每 12 个为一袋装入 PE 保鲜袋中, 袋口用橡皮筋缠绕两圈后送入 5℃冷库进行贮藏。于第 0 d、7 d、14 d、21 d、28 d、33 d、38 d、43 d、48 d、53 d、58 d 分别取出一袋, 去除已经腐烂的样品, 其余样品逐一进行光谱扫描后, 再采用福林酚法测定每个果实的总酚含量。

1.2 光谱采集与图像校正

可见/近红外高光谱成像系统（363~1 026 nm），如图 2 所示。包含一个光谱成像仪，两个光源、一个位移台和载物台，以及配套计算机，样品在载物台上由位移台牵引移动，光谱成像仪对样品进行线扫描。

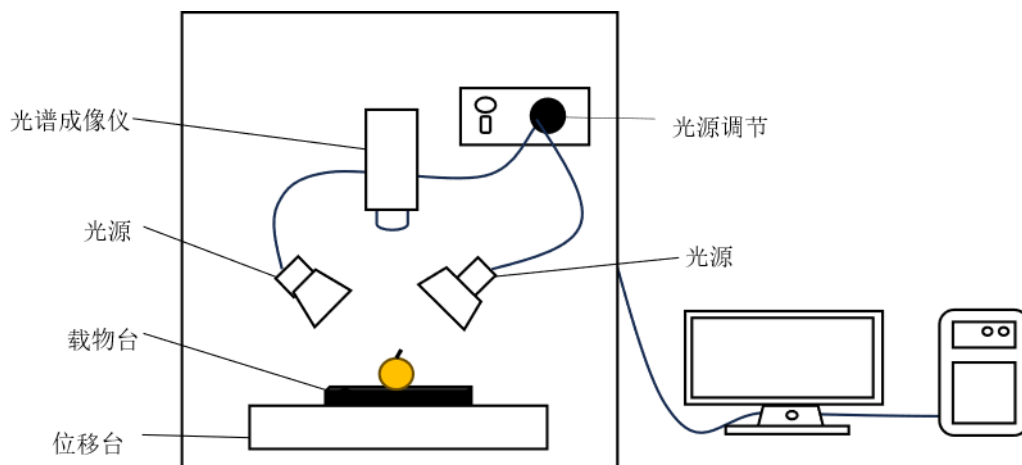


图2 高光谱成像系统

Fig. 2 HSI system

仪器预热 10 min 后调整运行参数，保证图像清晰不变形。经测试，运行参数为：光谱的分辨率为 0.5 nm，样本与镜头之间距离为 35 cm，曝光时间为 21 ms，载物台移动速度为 0.98 mm/s，图像的分辨率为 1632×616（spatial×spectral）像素。

为消除光照反射的影响，使用配套图像处理软件（HSI Analyzer, Isuzu Optics Corp, Taiwan, China）对采集的图像进行黑白校正，校正图像 R 的计算公式如下，其中 R_0 为原始图像； W 为白标定图像； B 为黑标定图像。

$$R = \frac{R_0 - B}{W - B} \times 100\% \quad (1)$$

黑白校正后的图像需要选取图像中感兴趣区域（region of interest, ROI）进行具体分析，该步骤在 ENVI 5.1（Exelis Visual Information Solutions, Boulder, Colo., USA.）软件中进行。以 ROI 内所有像素点对应的的光谱信息平均值作为该样品光谱信息，计算公式如下：

$$I = \frac{\sum_{i=1}^m I_i}{m} \quad (2)$$

其中： m 为 ROI 区域中像素点个数， I_i 为第 i 个像素的光谱， I 为 ROI 区域的平均光谱。

1.3 总酚含量的测定与处理

参考曹建康^[12]、王鹏^[13]的方法略有修改。枇杷去皮后浸没在液氮中研磨成粉状，加入提前预冷的 1% 盐酸-甲醇溶液 4 mL 摇匀后避光提取 1 h，离心 10 min，重复提取两次，合并上清液。取上清液 0.2 mL 加入超纯水 0.8 mL、福林酚原液 0.2 mL，混匀避光低温反应 6 min，再加入 2 mL 7% 碳酸钠溶液和 1.6 mL 超纯水避光低温反应 1 h，在 760 nm 波长处测定其吸光度。重复三次。同时测定 0、20、40、60、80、100 μg/mL 浓度没食子酸标准溶液的吸光度，做标准曲线。总酚含量按照公式（3）计算。

$$\text{总酚含量}/(\text{mg/g}) = \frac{C \times V \times 1000}{M_0} \quad (3)$$

其中 C 为根据标曲计算出的提取液没食子酸浓度, 单位为 $\mu\text{g/mL}$; V 为提取液总体积, 单位为 mL ; M_0 为提取过程中所取样品质量, 单位为 g ; 1000 为换算系数。实验中分别对每个枇杷样品总酚含量逐一进行测定, 同一样品重复 3 次。采用单因素方差分析对数据进行显著性分析, 并采用 Duncan 法进行多重比较, 显著性水平为 0.05。

1.4 光谱数据处理

光谱数据处理使用 Matlab 2018a (The MathWorks, Inc., Natick, MA, USA.) 软件。

1.4.1 异常值剔除

在实验过程中, 由于环境、仪器以及人为操作等因素的影响, 产生的异常值会降低模型预测效果, 需要进行剔除。蒙特卡洛方法 (Monte Carlo, MC) 是一种常用的异常值剔除方法, 它能够结合样品的光谱信息和理化信息对异常值进行筛选^[14]。该方法通过将所有样本作为建模集建立模型, 根据交叉验证均方根误差 (root mean square error of cross validation, RMSECV) 最小原则确定最佳主成分数, 计算各样本预测误差均值和标准差, 结合拉依达法则 (3σ), 将某些偏离的值判定为异常, 剔除对应样本。

1.4.2 数据集划分

数据集的划分与模型预测准确度紧密相关, 于是本实验中将样品总酚含量从小到大进行排序, 按照 3: 1 的比例依次将样本划分到建模集和预测集。该划分方法能使数据分布较为均匀, 同时可以使预测集样本浓度分布范围小于建模集, 是一种较好的数据划分方法, 有利于模型的训练和预测^[15]。

1.4.3 特征波长选择

获得的原始光谱信息中共有 616 个波长变量, 冗余较多, 可从中提取出贡献度高相关性强的波长子集, 降低数据维度, 提高运行速度和预测准确度^[16]。因此, 利用竞争性自适应重加权采样算法 (competitive adaptive reweighted sampling, CARS) 进行特征波长的选取。

CARS 算法是一种结合蒙特卡洛采样与偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR) 模型的特征变量选择方法。它采用指数衰减函数 (exponential decreasing function, EDF) 筛选去掉回归系数绝对值相对较小波长点, 保留绝对值最大的波长点, 用每次产生的新子集再建立 PLSR 模型, 得到均方根误差 (RMSECV) 最小的波长子集, 确定为特征波长^[17]。

1.4.4 模型的建立与评价

PLS (partial least square, PLS) 算法是广泛运用的定量建模方法之一, 它克服了主成分回归算法 (principal components regression, PCR) 只对光谱矩阵进行分解的缺点, 能同时对浓度矩阵和光谱矩阵进行分解, 消除无用信息, 并考虑了两者相互之间的联系, 加强对应计算关系, 从而保证获得最佳的校正模型^[18]。Matlab 程序中的 PLS 算法, 为其中的非线性迭代偏最小二乘法 (nonlinear iterative partial least square, NIPALS) 算法。而 SIMPLS (simple partial least square, SIMPLS) 成功克服了 NIPALS 计算各隐变量因子负荷难以比较的问题, 是一种基于 PLS 的优化算法^[19]。同时该算法从原始数据中直接获得得分向量, 不会对数据集进行分解, 在实践中相较于传统 PLS 算法处理速度更快^[20]。因此本文中, 对保留不同主成分数时两种 PLS 算法的预测效果进行比较, 以对比评估两种算法对枇杷总酚含量预测的潜力。

135 模型建立后, 将建模集留一法交叉验证决定系数 R_c^2 和均方根误差 $RMSEC$ 作为回归模型性能的主要评价指标, 以独立预测集决定系数 R_p^2 、预测集均方根误差 (root mean square error of prediction set, $RMSEP$) 作为模型预测性能评价指标。公式如下。建模集的内部留一法交叉验证, 使用式 (4)、(5) 计算相关系数和均方根误差, \hat{y}_{c_i} 为用标准方法测定的结果, y_{c_i} 为通过光谱数据测量及数学模型交互验证预测的结果, n_c 为建模集样品数量; 外部

140 预测集验证使用式 (6)、(7) 计算相关系数和均方根误差, \hat{y}_{p_i} 为用标准方法测定的结果, y_{p_i} 为通过光谱数据测量及数学模型预测的结果, n_p 为预测集样品数量。

$$R_c^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_{c_i} - y_{c_i})^2}{\sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_{c_i} - \bar{y}_c)^2} \quad (4)$$

$$RMSEC = \sqrt{\frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_{c_i} - y_{c_i})^2} \quad (5)$$

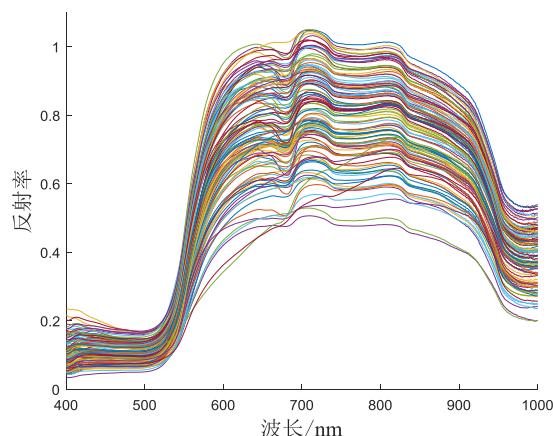
$$R_p^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_{p_i} - y_{p_i})^2}{\sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_{p_i} - \bar{y}_p)^2} \quad (6)$$

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_{p_i} - y_{p_i})^2} \quad (7)$$

2 结果与讨论

2.1 原始光谱数据

145 通过 ENVI 5.1 软件对黑白校正后的光谱图像进行处理, 提取枇杷样本赤道位置 200×200 (像素 \times 像素) 区域为感兴趣区域, 计算该区域内像素点的平均光谱响应值为该样品光谱反射率, 绘制样品的原始光谱曲线如图 3 所示。从图中可看出, 样品间的反射率差异主要存在于 $600 \sim 1000 \text{ nm}$ 波段, 680 nm 、 700 nm 和 820 nm 附近有明显的吸收峰, 可能与样品中叶绿素^[21]和糖类物质^[22]的吸收相关。



150

图 3 枇杷果实光谱数据
Fig. 3 The spectral data of loquats

2.2 理化指标测定结果

155

不同冷藏时间的枇杷外观如图 4 所示。冷藏条件下枇杷能保存较长时间，前 38 天内样品变化不明显，在冷藏后第 43 天，样品开始腐烂，逐渐出现水渍状组织、褐变组织、白色菌丝等。此后，随着时间的延长，腐烂率迅速增大。样品的总酚含量如图 5 所示，每个贮藏时间点的

数据均以“该组所有样品总酚含量的平均值±标准偏差”表示。可看出，第 0 天总酚含量最高，此后总酚含量随贮藏时间的延长而显著降低 ($p<0.05$)。



160

图 4 不同冷藏时间枇杷样品
Fig.4 Loquat samples with different refrigeration time

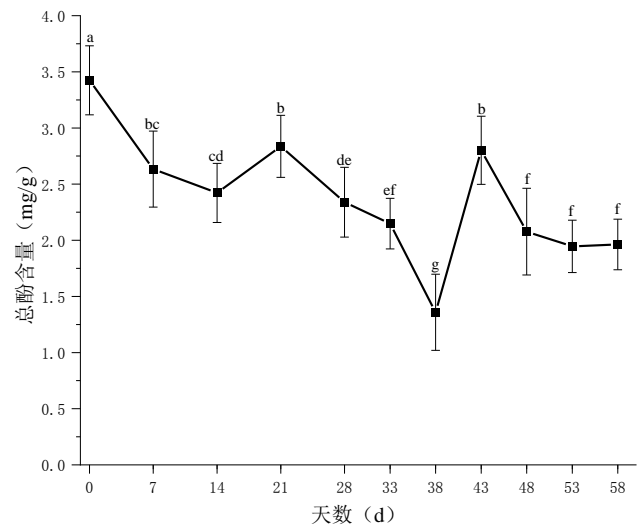


图 5 不同冷藏时间枇杷的总酚含量
Fig.5 TPC of loquats at different refrigeration time
注：不同小写字母上标表示组间差异显著 ($p<0.05$)

165

2.3 异常值的剔除

去除腐烂样本、未获得光谱数据样本，合计得到 115 个样本数据。采用蒙特卡洛算法，建立总酚含量交叉验证模型，计算样本预测误差均值和标准差，如图 6 所示，结合 3σ 判定方法，异常样本为 4、5、71、90、105 号。剔除上述异常样本后，剩余样本进行交叉验证，模型的相关系数 R^2_{cv} 从 0.8015 上升到 0.8472，如图 7 所示。后续用于建模的总样本数为 110 个。

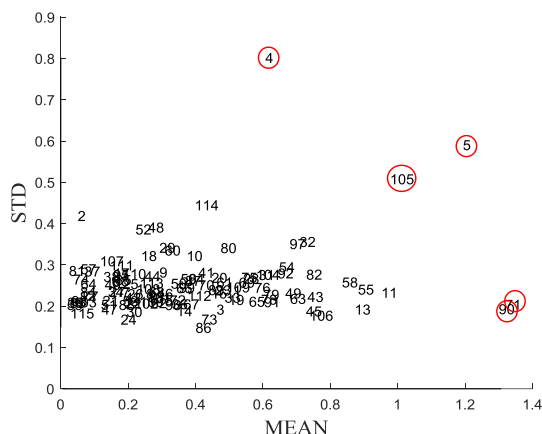


图 6 蒙特卡洛法剔除异常值
Fig.6 The result of Monte Carlo

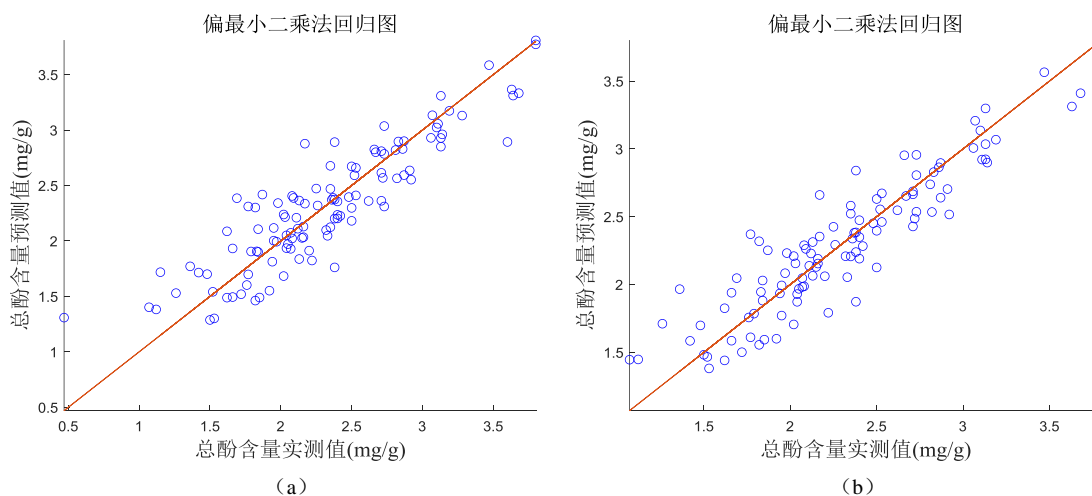


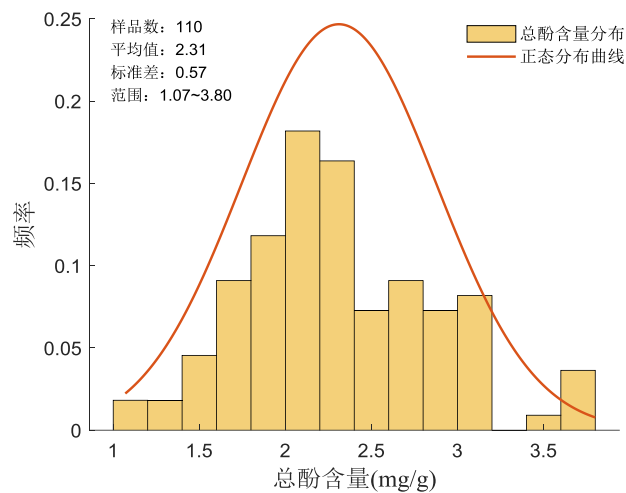
图 7 异常样本剔除前后 NIPALS 算法交叉验证模型散点图

Fig.7 Scatter plots of NIPALS by cross validation model before and after removing abnormal samples
a-异常样品剔除前; b-异常样品剔除后

2.4 样品集的划分

剔除异常值后样品理化指标分布如图 8 所示，总酚含量范围为 1.07~3.80 mg/g，平均值为 2.31 mg/g，标准差为 0.57，呈近似正态分布，说明该批样品总酚含量分布较好，可以进行建模分析。

将上述所有样本的值按从大到小排序后，依次按照 3 个为建模集，1 个为预测集方式，将样本分为两部分，如表 1 所示，预测集数据分布范围小于建模集，有利于模型预测准确度的提高。



185图 8 枇杷总酚含量分布直方图

Fig.8 Histogram of loquat TPC distribution

表 1 总酚含量测试结果

Tab.1 The test results of TPC

	样品数	最小值 (mg/g)	最大值 (mg/g)	平均值 (mg/g)	标准偏差
建模集	83	1.07	3.80	2.31	0.58
预测集	27	1.12	3.47	2.27	0.54

190

2.5 特征波段筛选

对原始光谱数据进行特征波长筛选处理，当 CARS 算法运行次数为 39 次时共得到特征波段 47 条，占总数的 7.62%，筛选过程如图 9 所示。

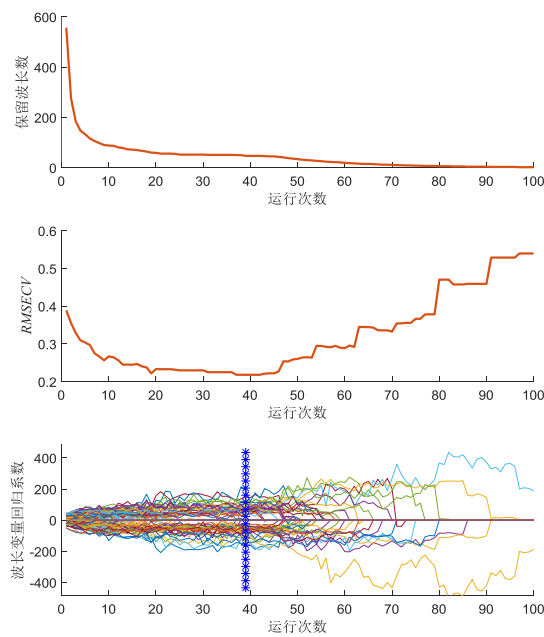


图 9 CARS 筛选特征波长

Fig.9 Feature wavelengths selection by CARS

195

2.6 模型的建立与评价

进一步对比 CARS 处理后两种 PLS 算法的预测效果。如图 10 所示, 将保留不同主成分数时两种算法得到的 R_p^2 与 $RMSEP$ 进行比较。由图 10 (a) 所示, 随着主成分数的增加, 两种 PLS 算法的 R_p^2 的变化趋势是相同的, 都在主成分数为 13 时出现转折后开始趋于稳定。由图 10 (b) 所示, 与 R_p^2 结果相似, $RMSEP$ 值随着主成分数增加持续下降, 在主成分数为 13 时出现转折。在主成分数较少时, NIPALS 是优于 SIMPLS 的, 但两者的预测效果都较差, 当主成分数增加, 预测结果提高后, NIPALS 则与 SIMPLS 效果接近。

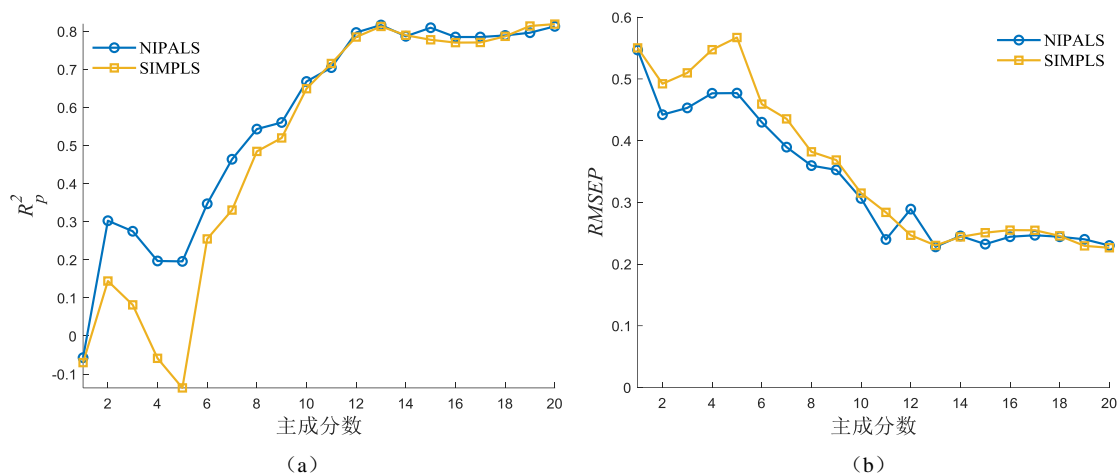


图 10 不同主成分数 NIPALS 与 SIMPLS 的预测效果对比

Fig.10 Comparison of predictable accuracy between NIPALS and SIMPLS of different PCs

a- R_p^2 随主成分数变化情况 b- $RMSEP$ 随主成分数变化情况

以全光谱 (FS) 数据、CARS 处理后特征波长数据为基础, 建立 NIPALS 的模型。当使用全光谱数据进行建模时, 建模集 R_c^2 为 0.9116, $RMSEC$ 为 0.1703, 预测集 R_p^2 为 0.3928, $RMSEP$ 为 0.4145, 预测效果差。而如图 11 所示, CARS-NIPALS 模型预测效果有明显的提高, R_c^2 为 0.9221, $RMSEC$ 为 0.1599, R_p^2 为 0.8166, $RMSEP$ 为 0.2678, 这可能是同前文中所述, 全光谱数据中包含了相关性较小的冗余波长数据, 降低了预测效果, 而特征波长数据相关性高, 对应模型预测效果好。

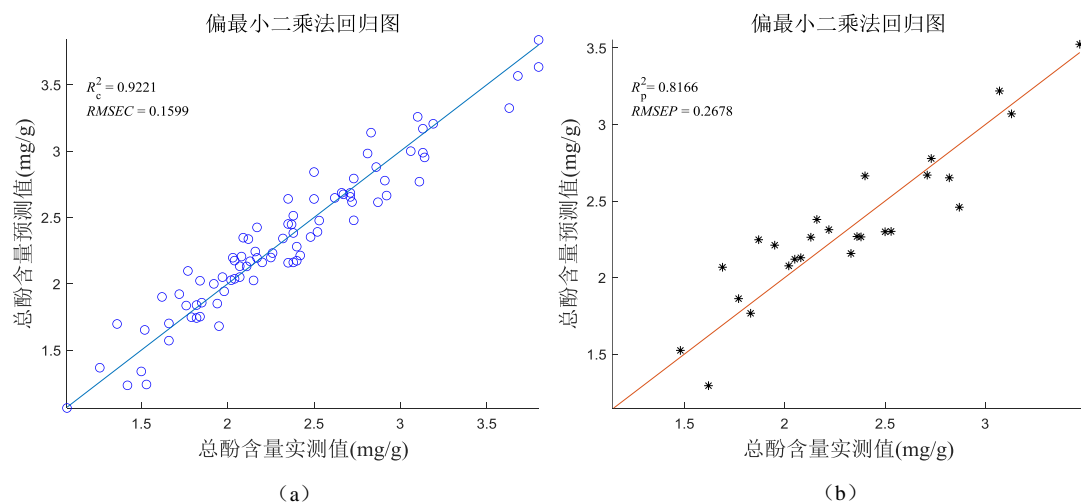
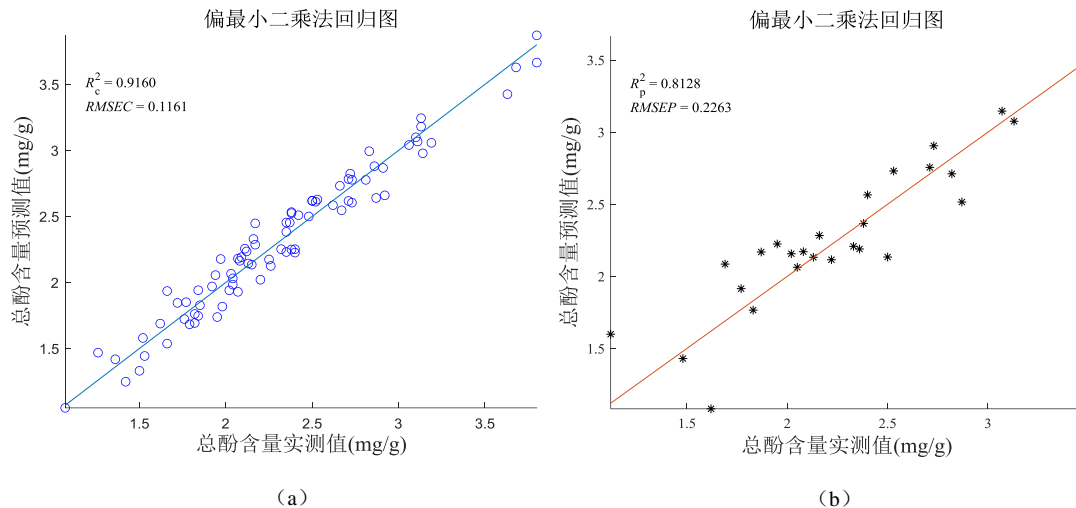


图 11 CARS-NIPALS 建模实测值与预测值散点图

Fig.11 Scatter plots of measured and predicted values for CARS-NIPALS

a-建模集散点图 b-预测集散点图

215 在使用 SIMPLS 建模时, 与 NIPALS 结果类似, CARS-SIMPLS 相较于 FS-SIMPLS 表现出良好的性能。如图 12 所示, CARS-SIMPLS 处理时, 建模集 R^2_c 为 0.9160, $RMSEC$ 为 0.1161, 预测集 R^2_p 为 0.8128, $RMSEP$ 为 0.2263。而 FS-SIMPLS 处理时, 建模集 R^2_c 为 0.9443, $RMSEC$ 为 0.1352, 预测集 R^2_p 为 0.4676, $RMSEP$ 为 0.3882。在预测集部分, CARS-SIMPLS 预测能力有显著提高。



220 图 12 CARS-SIMPLS 建模实测值与预测值散点图
Fig.12 Scatter plots of measured and predicted values for CARS-SIMPLS
a-建模集散点图 b-预测集散点图

3 结论

225 通过近红外-高光谱成像技术, 结合化学计量学方法, 对 5℃冷藏时不同贮藏期红肉枇杷中的总酚含量进行了预测, 主要结论如下。

(1) 对冷藏过程中的枇杷总酚含量进行测定后发现, 随着时间的延长, 总酚含量呈现下降趋势。

230 (2) 利用蒙特卡洛算法对 115 个枇杷样品光谱和理化信息进行处理后共筛选出异常样品 5 个, 剩余 110 个用于后续建模处理, 交叉检验模型的相关系数 R^2_{cv} 从 0.8015 上升到 0.8472。

235 (3) CARS-NIPALS 以及 CARS-SIMPLS 算法都能对不同贮藏期红肉枇杷样品的总酚含量有良好的预测效果, 其中 CARS-NIPALS 预测效果最好, 建模集 R^2_c 为 0.9221, $RMSEC$ 为 0.1599; 预测集 R^2_p 为 0.8166, $RMSEP$ 为 0.2678; CARS-SIMPLS 建模集 R^2_c 为 0.9160, $RMSEC$ 为 0.1161; 预测集 R^2_p 为 0.8128, $RMSEP$ 为 0.2263。而 FS-NIPALS 与 FS-SIMPLS 建模时, R^2_p 分别为 0.3928 和 0.4676, 所以 CARS-NIPALS、CARS-SIMPLS 相较于 FS-NIPALS 与 FS-SIMPLS 都具有较好的预测性能。因此, 高光谱成像技术结合 CARS-NIPALS 及 CARS-SIMPLS 算法都能实现对冷藏过程中枇杷总酚含量的预测, NIPALS 与 SIMPLS 在本实验中预测能力表现相似。

240 [参考文献] (References)

- [1] 章恢志, 彭抒昂, 蔡礼鸿, 等. 中国枇杷属种质资源及普通枇杷起源研究[J]. 园艺学报, 1990(1):5-12, 81.
- [2] 陈秀萍, 苏文炳. 2020 年枇杷若干领域研究进展与展望[J]. 东南园艺, 2021,9(06):1-8.
- [3] 蒋际谋, 陈秀萍, 邓朝军, 等. 我国枇杷产业优劣势分析与发展对策[J]. 中国园艺文摘, 2018,34(04):46-48.
- 245 [4] 曹士锋. 枇杷果实采后品质劣变调控及其机理研究[D]. 南京:南京农业大学食品科学, 2008.
- [5] 仵菲, 蒲云峰, 雷晓钰, 等. 库尔勒香梨果实发育过程中酚类物质及抗氧化活性研究[J]. 果树学报, 2022,39(04):574-583.
- [6] 景怡萱, 吴迪, 刘贵珊, 等. 图谱数据融合的灵武长枣瘀伤等级判别[J]. 光谱学与光谱分析, 2023,43(08):2644-2648.
- 250 [7] Jang K E, Kim G, Shin M H, et al. Field application of a Vis/NIR hyperspectral imaging system for nondestructive evaluation of physicochemical properties in 'Madoka' peaches[J]. Plants (Basel), 2022,11(17).
- [8] Tantinatrakun A, Sukwanit S, Thompson A K, et al. Nondestructive evaluation of SW-NIRS and NIR-HSI for predicting the maturity index of intact pineapples[J]. Postharvest biology and technology, 2023,195.
- 255 [9] Ma T, Xia Y, Inagaki T, et al. Non-destructive and fast method of mapping the distribution of the soluble solids content and pH in kiwifruit using object rotation near-infrared hyperspectral imaging approach[J]. Postharvest biology and technology, 2021,174:111440.
- [10] Zhang N, Liu X, Jin X, et al. Determination of total iron-reactive phenolics, anthocyanins and tannins in wine grapes of skins and seeds based on near-infrared hyperspectral imaging[J]. Food Chemistry, 2017,237:811-817.
- 260 [11] 孙有瑞, 郭美, 刘贵珊, 等. 高光谱技术融合纹理信息的羊肉总酚浓度快速检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2022,42(11):3631-3636.
- [12] 赵玉梅, 曹建康, 姜微波. 果蔬采后生理生化实验指导[M]. 北京: 中国轻工业出版社, 2007.
- [13] 王鹏, 刘明秀, 李晓林, 等. 普通枇杷与野生枇杷总黄酮、总酚及抗氧化活性分析[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2019,41(12):33-39.
- 265 [14] Cao X, Ding H, Yang L, et al. Near-infrared spectroscopy as a tool to assist Sargassum fusiforme quality grading: Harvest time discrimination and polyphenol prediction[J]. Postharvest biology and technology, 2022,192:112030.
- [15] Li X, Wei Y, Xu J, et al. SSC and pH for sweet assessment and maturity classification of harvested cherry fruit based on NIR hyperspectral imaging technology[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018,143:112-118.
- 270 [16] 刘国海, 夏荣盛, 江辉, 等. 一种基于 SCARS 策略的近红外特征波长选择方法及其应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2014,34(08):2094-2097.
- [17] 诸小立. 化学计量学方法与分子光谱分析技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2011.
- [18] 陆婉珍. 现代近红外光谱分析技术[M]. 中国石化出版社, 2006.
- [19] 成忠. PLSR 用于化学化工建模的几个关键问题的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.
- 275 [20] de Jong S. SIMPLS: An alternative approach to partial least squares regression[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1993,18(3):251-263.
- [21] Munera S, Gómez-Sanch í J, Aleixos N, et al. Discrimination of common defects in loquat fruit cv. 'Algerie' using hyperspectral imaging and machine learning techniques[J]. Postharvest biology and technology, 2021,171:111356.
- 280 [22] Xie C, Chu B, He Y. Prediction of banana color and firmness using a novel wavelengths selection method of hyperspectral imaging[J]. Food Chemistry, 2018,245:132-140.