

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2022.09.006

# 基于高光谱成像的枇杷果实品质检测

吴习宇<sup>1,2</sup>, 曾凯芳<sup>1,2</sup>, 郭启高<sup>3</sup>,  
任丹<sup>1,2</sup>, 伍柯翰<sup>1</sup>, 徐丹<sup>1,2</sup>

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;  
3. 西南大学 园艺园林学院, 重庆 400716

**摘要:** 采用高光谱成像技术(HSI)在可见/近红外(363~1 026 nm)区域检测枇杷果实的可溶性固形物(SSC)和硬度, 并判断其成熟度, 以实现枇杷果实品质的无损检测和分级分选. 利用蒙特卡洛法(MC)剔除异常样本, 基于联合 X-Y 距离(SPXY)进行建模集和预测集样本的划分, 再采用竞争性自适应重采样算法(CARS)和连续投影算法(SPA)选取特征波长, 与全波段光谱(FS)比较, 分别建立偏最小二乘回归(PLSR)模型. 结果显示, CARS-PLSR 模型更优, CARS 提取的 SSC 特征波长和硬度特征波长分别占总波长的 8.52% 和 5.36%, 枇杷果实中 SSC 和硬度的建模集相关系数  $R_c$  分别为 0.981 7, 0.970 7, 预测集相关系数  $R_p$  分别为 0.918 5, 0.742 3, 说明 CARS 能有效地对光谱进行降维, 简化了数据处理过程. 枇杷果实 SSC 和硬度的变化与果实成熟度显著相关, 建立判别偏最小二乘法(DPLS)成熟度预测模型, 预测集总识别准确率为 89.29%. 由此说明, 高光谱成像技术可对枇杷品质进行有效检测, 为枇杷果实的无损检测和分级分选提供了理论依据.

**关键词:** 枇杷; 高光谱成像; 品质检测; 偏最小二乘回归;  
判别偏最小二乘法

中图分类号: Q946; TS255

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 1673-9868(2022)09-0052-09

## Detection of Loquat Fruit Quality Based on Hyperspectral Imaging

WU Xiyu<sup>1,2</sup>, ZENG Kaifang<sup>1,2</sup>, GUO Qigao<sup>3</sup>,  
REN Dan<sup>1,2</sup>, WU Kehan<sup>1</sup>, XU Dan<sup>1,2</sup>

1. College of Food Science, Southwest University, Chongqing 400716, China;  
2. Food Storage and Logistics Research Center, Southwest University, Chongqing 400716, China;  
3. College of Horticulture and Landscape, Southwest University, Chongqing 400716, China

**Abstract:** Hyperspectral imaging technology was used to detect the soluble solid content (SSC), firmness

收稿日期: 2021-12-10

基金项目: “十三五”国家重点研发项目子课题(2019YFD1000905); 西南大学博士基金项目(swu118083).

作者简介: 吴习宇, 博士, 讲师, 主要从事农产品无损检测、农产品贮藏保鲜的研究.

通信作者: 徐丹, 博士, 教授.

and maturity of loquat fruits in visible and near infrared (363~1 026 nm) region, in order to achieve non-destructive testing and sorting for loquat fruit. Abnormal samples were eliminated by using Monte Carlo (MC) method and the remaining samples were divided into calibration set and prediction set based on joint X-Y distances (SPXY). Then the competitive adaptive reweighted sampling (CARS) and successive projections algorithm (SPA) were used to select characteristic wavelengths, and compared with full spectrum (FS), the partial least squares regression (PLSR) models were established, respectively. The results showed that the CARS-PLSR models were better. The characteristic wavelengths of SSC and firmness extracted by CARS accounted for 8.52% and 5.36% of the total wavelength, respectively. The correlation coefficients  $R_c$  of calibration set for SSC and firmness of loquat fruit were 0.981 7 and 0.970 7, and the correlation coefficients  $R_p$  of prediction set were 0.918 5 and 0.742 3, respectively, which indicated that CARS effectively reduced the dimension of spectrum and simplified the data processing. There was a significant correlation between the changes of SSC and firmness of loquat fruit with fruit maturity. The discriminant partial least squares (DPLS) model of maturity was established and the total recognition accuracy of prediction set was 89.29%. Therefore, hyperspectral imaging technology can effectively detect the quality and maturity of loquat fruit, also can provide a theoretical basis for nondestructive rapid detection, sorting and grading of loquat fruit.

**Key words:** loquat; hyperspectral imaging; quality detection; PLSR; DPLS

枇杷(*Eriobotrya japonica* Lindl.)属于蔷薇科(Rosaceae)枇杷属常绿多年生植物,原产于中国南方及与云南省交界的老挝、越南等东南亚国家<sup>[1]</sup>。枇杷果实含有丰富的矿物质、糖类和有机酸等营养成分,根据果肉颜色可分为红肉枇杷和白肉枇杷两种类型<sup>[2]</sup>。枇杷属于呼吸非跃变型果实,成熟度低的枇杷糖分低、含酸量高,鲜食口感偏差;八成以上果实含糖量持续增加,酸度降低<sup>[3-4]</sup>。当前,枇杷采收后的品质分级主要通过肉眼可观测和可触摸的外观指标(颜色、大小、硬度、质量等)来进行<sup>[5]</sup>,但人的主观判断容易受很多因素的影响,效率和准确性都较差。采用理化实验的方法可以对枇杷果实的糖度、酸度、硬度等进行较高精度的检测,但这些检测方法均为破坏性实验,需要耗费大量的化学试剂且费时费力。而采用光学无损检测,建立数学模型后,仅通过机器扫描就能定量分析果实中的营养指标含量,这为我国未来水果成熟度的准确预测以及果品质量分级制度的建立带来了可能性。

高光谱成像技术(hyperspectral imaging, HSI)利用很多窄的电磁波波段的电磁光谱以成像的形式获取物体特性的有关数据,把传统的二维成像技术和光谱技术有机地结合在一起,能同时分析样品的光谱信息和相应的空间信息<sup>[6-7]</sup>,具有“图谱合一”的特点<sup>[8]</sup>。高光谱成像获取的原始图像是三维的,是一系列光波波长的光学图像,图像像素的横坐标轴和纵坐标轴分别用  $x$  和  $y$  表示,光谱的波长信息以  $\lambda$ ( $z$  轴)表示<sup>[9]</sup>。当前,一些学者研究了高光谱技术对香蕉<sup>[10-11]</sup>、苹果<sup>[12]</sup>、桃子<sup>[13]</sup>等水果品质及成熟度的无损检测,取得了较好的效果,但关于枇杷果实品质与成熟度的高光谱成像检测研究鲜有报道。

本文以枇杷为研究对象,在可见-近红外(363~1 026 nm)波长区域内获得高光谱信息,建立果实光谱信息与可溶性固形物(soluble solid content, SSC)、硬度、成熟度回归模型,旨在对 HSI 用于枇杷果实品质无损检测和成熟度的预测潜力进行评估。

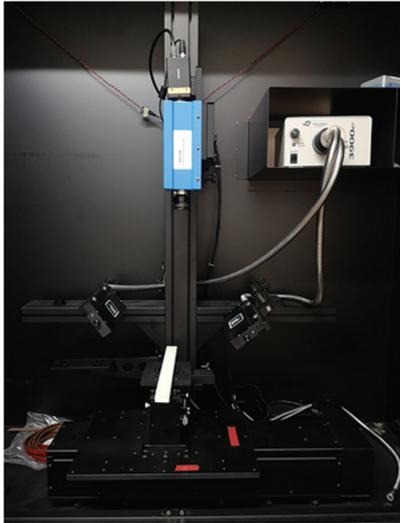
## 1 材料与方法

### 1.1 样品的制备

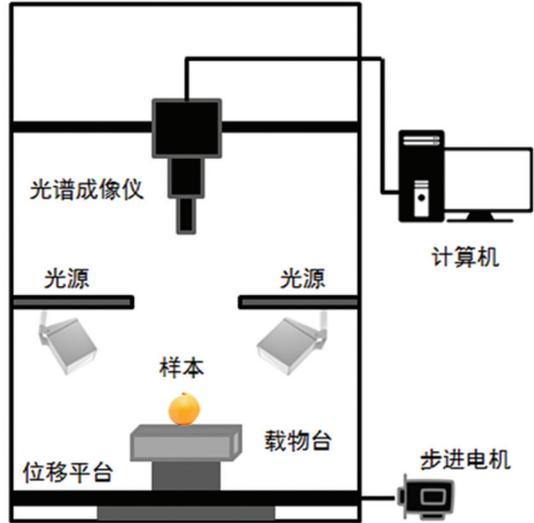
以西南大学果树学重点实验室枇杷种质资源圃的红肉枇杷“金华1号”品种为实验材料,采摘大小均匀、无疤痕、无病虫害、成熟度七成(经验判断)以上的果实,采后2 h内运至实验室,放置于7℃的冷藏柜中保存,于3 d内完成高光谱图像获取和理化实验分析,试验样本总计115个。

## 1.2 仪器

CT-3 型质构仪, 美国 Brookfield 公司. PAL-1 型数字折射仪, 日本 ATAGO CO., LTD. . 可见/近红外高光谱成像系统(363~1 026 nm): 包括 1 个线性扫描成像仪 (Inspector V10E, Spectral Imaging Ltd. ), 1 个高性能的 EMCCD 相机 (Raptor EM285CL), 1 个由步进电机驱动的移动平台 (Isuzu Optics Corp. ), 2 个光纤卤素灯 (IT 3900, 150W), 1 台处理数据的计算机和配套图像获取软件 (Isuzu Optics Corp. ). 系统放置在封闭的箱体内部, 如图 1.



(a) 高光谱成像系统



(b) 系统结构示意图

图 1 高光谱成像装置及示意图

## 1.3 图像采集及校正

将待测的枇杷样本从冷藏柜中取出, 放置于 20℃ 室温环境下 1 h 后进行高光谱图像采集. 参数设置: 光谱分辨率为 0.5 nm, 样本与镜头之间距离为 20 cm, 曝光时间为 500 ms, 载物台移动速度为 0.65 mm/s, 图像的分辨率为 1 632×1 232 像素.

为消除光照对图像的影响, 使用配套图像处理软件对采集的图像进行黑白校正, 校正图像( $R$ )的计算公式:

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

式中,  $R_0$  为原始图像,  $W$  为白标定图像,  $B$  为黑标定图像.

黑白校正后的枇杷高光谱图像需要去除背景仅保留样本区域, 或选取图像中的感兴趣区域(ROI), 因此, 在 ENVI 5.1 软件中进行 ROI 提取, 并将 ROI 内所有光谱信息的平均值作为对应反射光谱值, 计算公式:

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

式中,  $I$  为 ROI 区域的平均光谱,  $m$  为 ROI 区域中像素点的个数,  $I_i$  为第  $i$  个像素的光谱, 共 1 232 个光谱点的光谱数据.

## 1.4 理化检测

### 1.4.1 SSC

去掉样品的果皮, 将果肉挤压出汁液于 PAL-1 型数字折射仪上读数, 重复取 3 次枇杷果肉的汁液, 3 次读数的平均值作为该样品的 SSC 值.

### 1.4.2 硬度

将果实赤道面果皮小心剥除后, 放置于质构仪的测试平板上, 探头直径 5 mm, 测试速度 1.0 mm/s,

两次压缩停顿时间为 5 s, 深度 5.0 mm, 触发点负载 0.2 N, 重复 3 次, 由质地特征曲线得到果肉硬度。

## 1.5 数据处理

光谱数据处理使用 Matlab 2018a 软件。

### 1.5.1 异常值剔除

由于环境、仪器、人为操作等因素造成的实验误差, 应对光谱异常和成分含量值异常的样本进行剔除。蒙特卡洛方法(Monte Carlo, MC)具有同时检测光谱异常值和理化性质异常值的优点, 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(RMSECV)最小原则确定最佳主成分数, 通过计算各样本预测误差均值和标准差, 结合  $3\sigma$  判据方法, 判定具有较高预测误差均值和标准差的样本为异常样本<sup>[14]</sup>。

### 1.5.2 样本集划分

联合 X-Y 距离(samples set partitioning based on joint X-Y distances, SPXY)样本划分方法能够在对样本间距离计算的同时考虑光谱向量和浓度向量<sup>[15]</sup>, 因此本文采用 SPXY 对枇杷样本的 SSC, 硬度, 成熟度按 3 : 1 进行建模集和预测集划分, 选择样本时计算其样本间距离  $d_{xy}(i, j)$ :

$$d_{xy}(i, j) = \frac{d_x(i, j)}{\max_{i,j \in (1, z)} [d_x(i, j)]} + \frac{d_y(i, j)}{\max_{i,j \in (1, z)} [d_y(i, j)]} \quad (3)$$

式中,  $d_x(i, j)$  和  $d_y(i, j)$  分别为仅以光谱和仅以浓度为特征参数统计的各样本间距离, 并通过除以各自最大值, 从而使两个特征参量在样本选择时权重相同。

### 1.5.3 特征波长选取

获得的高光谱图像中共有 1 232 个波长变量, 冗余较多, 可从所有波段中选择可分性好的波段子集, 降低数据维度。因此, 对样本进行偏最小二乘回归分析, 利用竞争性自适应权重采样算法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)、连续投影算法(successive projections algorithm, SPA)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(Partial least squares regression, PLSR)模型回归系数的特征变量选择方法, 模仿达尔文理论中的“适者生存”的原则。CARS 算法中, 每次通过自适应加权采样保留 PLSR 模型中回归系数绝对值大的波长点, 去掉权值较小的波长点, 再利用交叉验证优选出 RMSECV 最小的波长子集<sup>[13]</sup>。SPA 算法是前向特征变量选择方法, 利用向量的投影分析, 通过将波长投影到其他波长上, 比较投影向量大小, 以投影向量最大的波长为待选波长, 然后基于矫正模型选择最终的特征波长, SPA 选择的是含有最少冗余信息及最小共线性的变量组合<sup>[16]</sup>。

### 1.5.4 模型的建立与评价

在光谱的定量分析模型中, PLSR 是一种处理两数据块之间关系的数学方法和常用的化学计量学算法, 能够同时做到回归建模和数据降维, 并结合了典型相关分析和多元线性回归分析、主成分分析<sup>[17]</sup>。PLSR 将  $n$  个样品  $m$  个组分的浓度矩阵  $\mathbf{Y} = (y_{i,j})_{n \times m}$  和仪器测定的  $n$  个样品  $p$  个波长点处吸光度矩阵  $\mathbf{X} = (x_{i,j})_{n \times p}$  分解为特征向量形式  $\mathbf{Y} = \mathbf{U}\mathbf{Q} + \mathbf{F}$  和  $\mathbf{X} = \mathbf{T}\mathbf{P} + \mathbf{E}$ , 其中  $\mathbf{U}, \mathbf{T}$  分别为浓度特征因子矩阵和吸光度特征因子矩阵,  $\mathbf{Q}, \mathbf{P}$  分别为浓度载荷阵和吸光度载荷阵,  $\mathbf{F}, \mathbf{E}$  分别为浓度残差阵和吸光度残差阵。而后建立 PLS 回归模型:

$$\mathbf{U} = \mathbf{T}\mathbf{B} + \mathbf{E}_d \quad (4)$$

式中,  $\mathbf{E}_d$  为随机误差矩阵,  $\mathbf{B}$  为  $d$  维对角回归系数矩阵。对未知待测样品, 如果吸光度为  $x$ , 则其浓度( $y$ )可以求解为:

$$y = x (\mathbf{U}\mathbf{X})' \mathbf{B}\mathbf{Q} \quad (5)$$

判别偏最小二乘法(Discriminant partial least squares, DPLS)是基于判别分析基础上的偏最小二乘法, 它用类别信息矩阵代替了偏最小二乘法回归模型中的浓度矩阵<sup>[18]</sup>。本实验采用 PLSR 和 DPLS 进行建模。

SSC 和硬度回归模型建立后, 将建模集留一法交叉验证相关系数  $R_c$  和均方根误差  $R_{\text{MSEC}}$  作为回归模型性能的主要评价指标, 以独立预测集相关系数  $R_p$ , 预测集均方根误差 ( $R_{\text{MSEP}}$ ) 作为模型预测性能主

要评价指标<sup>[19]</sup>. 成熟度分类模型以预测集的判别准确率作为评价指标. 建模集的内部留一法交叉验证, 使用式(6)和式(7)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; 外部预测集验证使用式(8)和式(9)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.

$$R_c = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_{c_i} - y_{c_i})^2}{\sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_{c_i} - \bar{y}_c)^2}} \quad (6)$$

$$R_{\text{MSEC}} = \sqrt{\frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_{c_i} - y_{c_i})^2} \quad (7)$$

$$R_p = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_{p_i} - y_{p_i})^2}{\sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_{p_i} - \bar{y}_p)^2}} \quad (8)$$

$$R_{\text{MSEP}} = \sqrt{\frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_{p_i} - y_{p_i})^2} \quad (9)$$

## 2 结果与讨论

### 2.1 高光谱图像预处理

采用 ENVI 5.1 软件对进行黑白校正后的枇杷高光谱图像进行 ROI 提取及光谱范围选择. 在枇杷高光谱图像中心部位提取像素  $400 \times 400$  的正方形区域为光谱感兴趣区域, 每个样本的光谱值以 ROI 中光谱响应平均值来估算. 分析光谱曲线可知, 所有枇杷样本的光谱反射率趋势基本保持一致, 在 420 nm 和 680 nm 附近有较强光谱吸收特征, 这主要是由枇杷中类胡萝卜素和叶绿素吸收光谱所致, 980 nm 附近的吸收与水分有关(图 2).

### 2.2 异常样本剔除

采用蒙特卡洛交叉验证法剔除异常值, 以全部样本分别建立 SSC 和硬度的交叉验证模型, 计算样本预测误差均值和标准差, 散点图见图 3. 结合  $3\sigma$  判据方法对样本中的异常样本进行识别, 采用蒙特卡洛交叉验证法建立 SSC 模型, 异常样本有 69 号, 70 号, 76 号, 88 号, 92 号, 96 号; 采用蒙特卡洛交叉验证法建立硬度模型, 异常样本有 4 号, 21 号, 28 号, 58 号, 88 号, 92 号. 为尽可能保证样本的多样性, 因此仅剔除共有的 88 号和 92 号异常样本. 剩余样本进行交叉验证, SSC 和硬度交叉检验模型的相关系数  $R_c$  分别从 0.892 3, 0.851 3 提高到 0.955 2, 0.859 5. 后续用于建模的总样本数为 113 个.

### 2.3 枇杷品质指标理化测定结果及样本划分

经测定, 113 个“金华 1 号”枇杷样本的 SSC 值范围在  $5.90 \sim 13.57^\circ \text{Brix}$  之间, 硬度范围在  $4.07 \sim 7.17 \text{ kg/cm}^2$  之间, 直方图见图 4. SSC 值和硬度值分布呈近似正态分布, 说明用于实验的样本选择是合适的. 采用 SPXY 方法将所有样本进行样本集划分, 结果见表 1. 可以看出, 用于回归模型建立的建模集包含

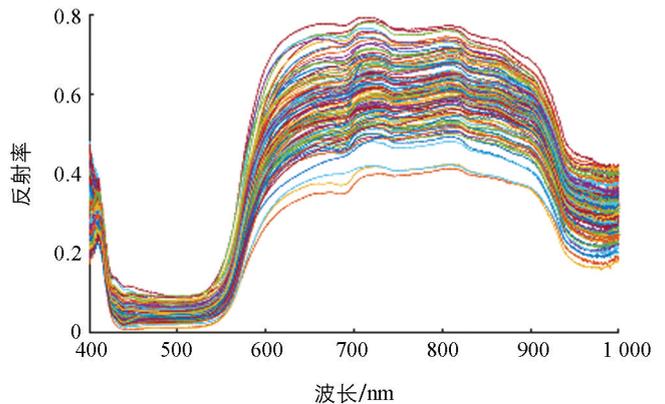


图 2 枇杷果实光谱数据

了两个品种枇杷 SSC 和硬度的最大值与最小值, 分布范围较广, 样本集划分合理。

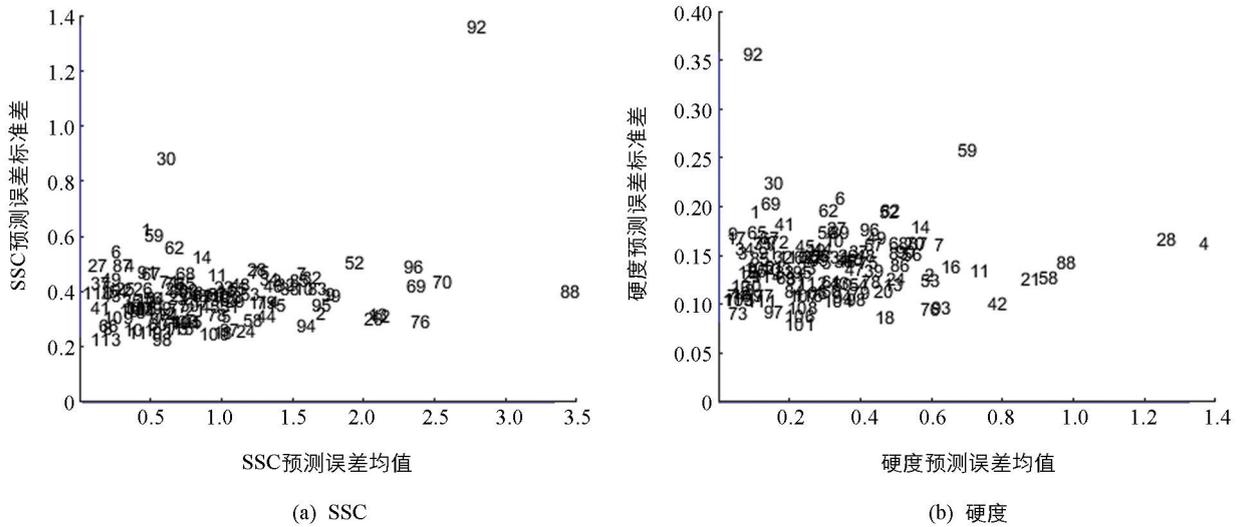


图 3 蒙特卡洛偏最小二乘法检测结果

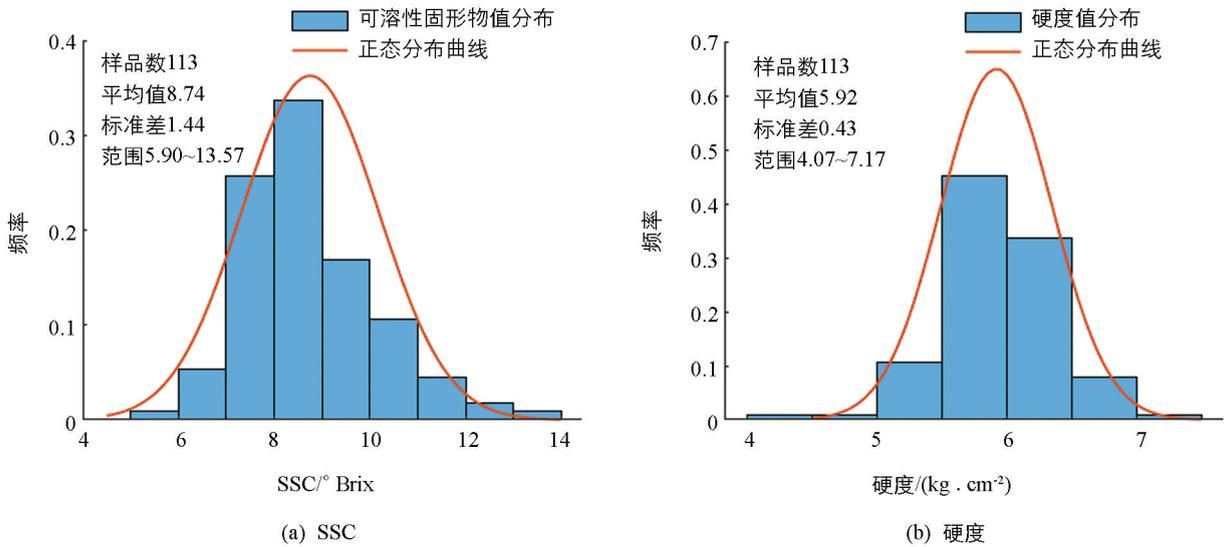


图 4 SSC 和硬度直方图

表 1 枇杷品质指标理化测定结果

品质指标	建模集(样本数 85)				预测集(样本数 28)			
	最小值	最大值	平均值	标准偏差	最小值	最大值	平均值	标准偏差
SSC/°Brix	5.90	13.57	8.85	1.53	6.77	11.87	8.40	1.07
硬度/(kg·cm <sup>-2</sup> )	4.07	7.17	5.90	0.47	5.53	6.63	5.99	0.26

### 2.4 特征波段选取

将光谱数据进行预处理后, 采用 CARS 算法提取特征波长建立回归模型, 图 5a 为 CARS 算法选择 SSC 特征波长的过程, 运行次数为 39 时, 选取的波长数为 105 个, 占波长总量的 8.52%。同样方法进行硬度特征波长的选择(图 5b), 当运行次数为 46 时, 硬度值选取的波长数为 66 个, 占波长总量的 5.36%。图 6a 为 SPA 算法优选的 SSC 特征波长分布, 选择的波长数范围  $N=10\sim 84$ , 共选出 12 个光谱波长, 占波长总量的 0.97%; 图 6b 为 SPA 算法优选的硬度值特征波长分布, 选择的波长数范围  $N=10\sim 84$ , 共选出 10 个光谱波长, 占波长总量的 0.81%。

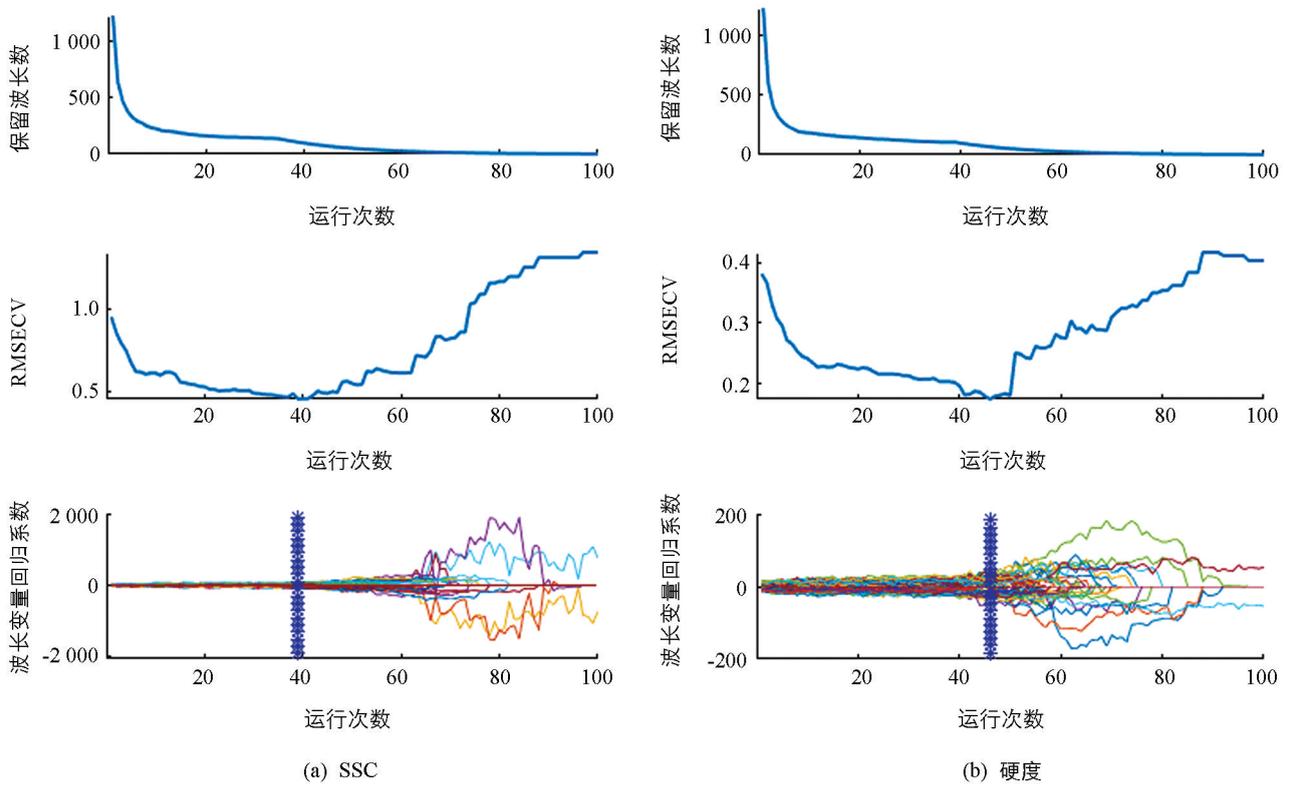


图 5 CARS 挑选 SSC 和硬度特征波长过程

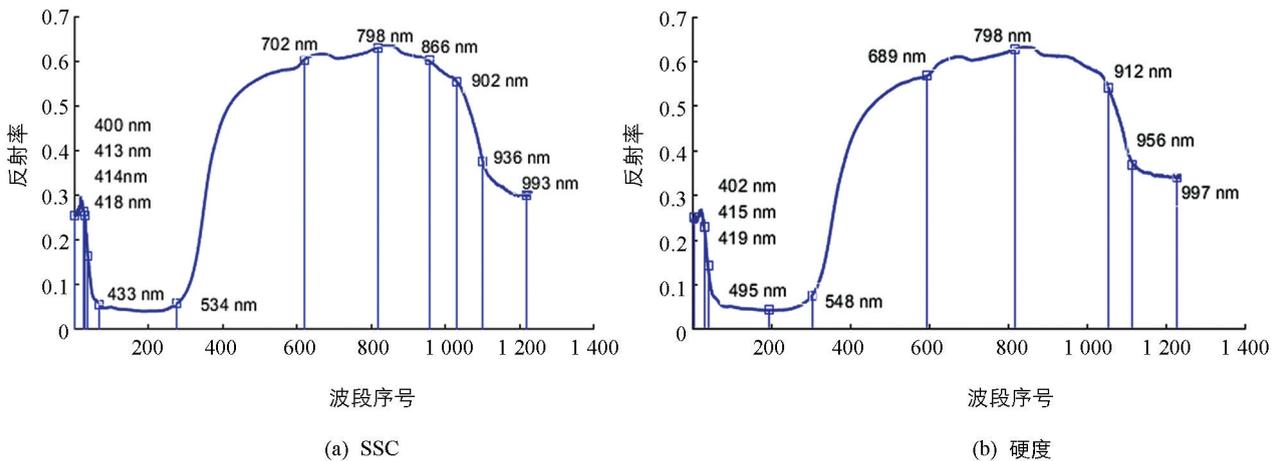


图 6 SPA 挑选 SSC 和硬度值特征波长过程

## 2.5 PLSR 模型的建立

建立全光谱(FS)和 CARS, SPA 算法优选特征波长的 PLSR 模型, 对其建模效果进行比较分析, 结果见表 2 和表 3.

由表 2 可知, SSC 的 CARS-PLSR 模型与 FS-PLSR 模型和 SPA-PLSR 模型相比,  $R_c$  值和  $R_p$  值均为最大, 分别为 0.981 7 和 0.918 5;  $R_{MSEC}$ ,  $R_{MSEP}$  均为最小, 分别为 0.294 2 和 0.373 8, 具有较好的校正性能和预测性能. 由表 3 可知, 硬度值的 CARS-PLSR 模型预测效果也是 3 个模型中最好的,  $R_c$  值和  $R_p$  值分别为 0.970 7 和 0.742 3;  $R_{MSEC}$  和  $R_{MSEP}$  分别为 0.113 5 和 0.165 2. SPA-PLSR 模型的预测性能最差, 这可能是由于全波长有 1 232 个光谱点, SPA 算法以投影向量最大的波长为待选波长, 选出的通常为最小共线性的变量组合, 选出的特征波长数较少, 而枇杷果实的化学成分较为复杂, 导致丢失了一些重要的光谱信息.

表 2 不同特征波长下 SSC 的 PLSR 模型

品质指标	特征波长 提取方法	波长数	建模集		预测集	
			$R_c$	$R_{MSEC}$	$R_p$	$R_{MSEP}$
SSC/°Brix	FS(全光谱)	1 232	0.905 0	0.647 5	0.780 9	0.617 2
	CARS	105	0.981 7	0.294 2	0.918 5	0.373 8
	SPA	12	0.689 5	1.102 6	0.504 0	0.903 4

表 3 不同特征波长下硬度值的 PLSR 模型

品质指标	特征波长 提取方法	波长数	建模集		预测集	
			$R_c$	$R_{MSEC}$	$R_p$	$R_{MSEP}$
硬度/(kg·cm <sup>-2</sup> )	FS(全光谱)	1 232	0.805 1	0.278 6	0.728 8	0.202 8
	CARS	66	0.970 7	0.113 5	0.742 3	0.165 2
	SPA	10	0.690 6	0.409 3	0.630 2	0.298 9

## 2.6 成熟度预测

果实 SSC 和可溶性糖值变化较大的时间段是在七成熟与八成熟之间. 邓朝军等<sup>[3]</sup>、许奇志等<sup>[4]</sup>研究了不同成熟度枇杷的品质特性, 发现七成熟至八成熟可溶性糖值迅速上升. 七成熟的枇杷质地较硬, 着色淡黄色, SSC 和可溶性糖值较低; 八成熟及以上的枇杷则质地较软, 着色深黄, 香味浓郁, SSC 和可溶性糖值显著升高. 采摘时根据样本的外观, 对所有样本的成熟度进行标记, 并在测定 SSC 后进行成熟度标记的复核, 其中八成熟及以上的枇杷样本有 39 个, 七成熟的枇杷样本有 74 个. 采用 SPXY 法按表 4 中的数量进行校正集和预测集样本划分; 光谱采用 CARS 法进行特征波长选择; 类别信息矩阵中, 将八成熟及以上的枇杷成熟度属性赋值为 1, 七成熟的枇杷成熟度属性赋值为 2<sup>[18]</sup>.

以建模集 85 个样本建立 DPLS 定性判别模型, 独立预测集 28 个样本进行模型的验证, 预测集样本中有 6 个八成熟及以上的样本, 有两个样本的类别预测值为 2, 即有两个样本被错判为七成熟; 预测集样本中有 22 个七成熟的样本, 有 1 个样本的类别预测值为 1, 即有 1 个七成熟的样本被错判为八成熟及以上. 采用 DPLS 算法对枇杷果实成熟度进行预测, 预测集 28 个样本中八成熟及以上的枇杷预测准确率为 66.67%, 七成熟的枇杷预测准确率为 95.45%. 所有样本判错数为 3, 总的预测准确率为 89.29%(表 4).

表 4 成熟度预测的样本划分及预测结果

成熟度	校正集样本数/个	预测集样本数/个	预测集误判数/个	预测集判别正确率/%
八成熟及以上	33	6	2	66.67
七成熟	52	22	1	95.45
合计	85	28	3	89.29

## 3 结论

采用高光谱成像技术, 开展了枇杷品质检测方法的研究, 通过光谱与图像信息相结合的方法实现了枇杷果实 SSC 和硬度的预测以及成熟度判别, 主要结论如下:

① 将枇杷果实的光谱信息和理化值经过蒙特卡洛交叉验证法剔除了 2 个异常值后, 所有样本的 SSC 和硬度交叉检验模型的相关系数  $R_{cv}$  分别从 0.892 3, 0.851 3 提高到 0.955 2, 0.859 5.

② CARS 算法进行波段选取可以有效去除全光谱波段中的无关信息和冗余信息, 降低模型的复杂度, 提高模型的预测能力. 采用 SPXY-CARS-PLSR 建立回归模型并进行外部预测集数据验证, SSC 的建模集相关系数  $R_c$  值和预测集相关系数  $R_p$  值分别为 0.981 7 和 0.918 5;  $R_{MSEC}$ ,  $R_{MSEP}$  分别为 0.294 2 和 0.373 8; 硬度的建模集相关系数  $R_c$  值和预测集相关系数  $R_p$  值分别为 0.970 7 和 0.742 3;  $R_{MSEC}$ ,  $R_{MSEP}$  分别为 0.113 5 和 0.165 2, 与 FS-PLSR 模型和 SPA-PLSR 模型相比, CARS-PLSR 模型具有较好

的校正性能和预测性能。

③ 采用 DPLS 建立枇杷果实成熟度判别模型并进行外部预测集数据验证, 28 个预测集样本共有 3 个判错, 总的判别正确率为 89.29%。八成熟及以上的样本数量较少, 还需在后续的研究中增加样本。

#### 参考文献:

- [1] SULTAN M Z. Loquat (*Eriobotrya Japonica* Lindl.), Fruit and Vegetable Phytochemicals: Chemistry and Human Health [M]. 2nd Edition. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd, 2018.
- [2] ALOS E, MARTINEZ-FUENTES A, REIG C, et al. Involvement of Ethylene in Color Changes and Carotenoid Biosynthesis in Loquat Fruit (*Eriobotrya Japonica* Lindl. Cv. Algeria) [J]. Postharvest Biology and Technology, 2019, 149: 129-138.
- [3] 邓朝军, 吴琼, 许奇志, 等. 不同成熟度‘贵妃’枇杷果实色泽与糖酸含量关系 [J]. 热带作物学报, 2016, 37(9): 1747-1751.
- [4] 许奇志, 陈秀萍, 邓朝军, 等. 不同成熟度“新白 8 号”枇杷果实品质特性分析 [J]. 中国南方果树, 2019, 48(2): 71-74, 81.
- [5] CAÑETE M L, HUESO J J, PINILLOS V, et al. Ripening Degree at Harvest Affects Bruising Susceptibility and Fruit Sensorial Traits of Loquat (*Eriobotrya Japonica* Lindl.) [J]. Scientia Horticulturae, 2015, 187: 102-107.
- [6] CUBERO S, ALEIXOS N, MOLTÓ E, et al. Advances in Machine Vision Applications for Automatic Inspection and Quality Evaluation of Fruits and Vegetables [J]. Food and Bioprocess Technology, 2011, 4(4): 487-504.
- [7] 高迎旺, 耿金凤, 饶秀勤. 果蔬采后内部损伤无损检测研究进展 [J]. 食品科学, 2017, 38(15): 277-287.
- [8] 张义志, 王瑞, 张伟峰, 等. 高光谱技术检测农产品成熟度研究进展 [J]. 湖北农业科学, 2020, 59(12): 5-8, 12.
- [9] GOWEN A A, O'DONNELL C P, CULLEN P J, et al. Hyperspectral Imaging-an Emerging Process Analytical Tool for Food Quality and Safety Control [J]. Trends in Food Science & Technology, 2007, 18(12): 590-598.
- [10] RAJKUMAR P, WANG N, EIMASRY G, et al. Studies on Banana Fruit Quality and Maturity Stages Using Hyperspectral Imaging [J]. Journal of Food Engineering, 2012, 108(1): 194-200.
- [11] 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(15): 132-140.
- [12] MA T, XIA Y, INAGAKI T, et al. Rapid and Nondestructive Evaluation of Soluble Solids Content (SSC) and Firmness in Apple Using Vis-NIR Spatially Resolved Spectroscopy [J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 173: 111417.
- [13] 邵园园, 王永贤, 玄冠涛, 等. 基于高光谱成像的肥城桃品质可视化分析与成熟度检测 [J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 344-350.
- [14] LI J B, RAO X Q, YING Y B. Detection of Common Defects on Oranges Using Hyperspectral Reflectance Imaging [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 78(1): 38-48.
- [15] LIU F, JIN Z L, NAEEM M S, et al. Applying Near-Infrared Spectroscopy and Chemometrics to Determine Total Amino Acids in Herbicide-Stressed Oilseed Rape Leaves [J]. Food and Bioprocess Technology, 2011, 4(7): 1314-1321.
- [16] 何凤芸, 杨晓东, 周胜灵, 等. 基于 FT-MIR 的三七粉末掺伪成分的定量检测模型研究 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2022, 44(4): 54-61.
- [17] WOLD H. Estimation of Principal Components and Related Models by Iterative Least Squares [J]. Journal of Multivariate Analysis, 1966, 1: 391-420.
- [18] 吴习宇, 祝诗平, 王谦, 等. DPLS 和 SVM 的掺假花椒粉近红外光谱定性鉴别 [J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(8): 2369-2373.
- [19] 杨晓玉, 刘贵珊, 丁佳兴, 等. 灵武长枣 VC 含量的高光谱快速检测研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(1): 230-234.