

# 基于高光谱成像技术无损检测芒果轻微损伤

李威<sup>1</sup>, 黄云峰<sup>1</sup>, 代作晓<sup>2\*</sup>, 戴元丰<sup>2</sup>, 王晓辉<sup>3</sup>

(1. 上海电力大学自动化工程学院, 上海 200090; 2. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;  
3. 太仓光电技术研究所, 苏州 215400)

**摘要:** **目的** 使用高光谱成像技术实现对芒果轻微损伤的无损识别。**方法** 在可见光-近红外波长范围内采集完好芒果和损伤芒果的高光谱图像, 并提取相应的感兴趣区域(regions of interest, ROI)获得样本高光谱数据。经过多种预处理方法比较, 选择光谱预处理方法。使用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)分别对预处理后的光谱提取特征波长, 并分别建立了多元线性回归(multiple linear regression, MLR)模型和偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)模型。**结果** 选择多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)作为光谱预处理方法。针对芒果轻微损伤识别, CARS-MLR 模型识别效果最好, 其校正集相关系数为 0.881, 预测集相关系数为 0.821, 校正集均方根误差(calibration set root mean square error, RMSEC)为 0.146, 预测集均方根误差(prediction set root mean square error, RMSEP)为 0.236, 准确率为 97.14%。**结论** 利用高光谱成像技术可以实现对芒果表面轻微损伤进行有效鉴别。

**关键词:** 高光谱成像技术; 芒果; 轻微损伤; 无损检测

## Non-destructive detection of minor damage in mangoes based on hyperspectral imaging technology

LI Wei<sup>1</sup>, HUANG Yun-Feng<sup>1</sup>, DAI Zuo-Xiao<sup>2\*</sup>, DAI Yuan-Feng<sup>2</sup>, WANG Xiao-Hui<sup>3</sup>

(1. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;  
2. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;  
3. Taicang Institute of Opto-electronic Technology, Suzhou 215400, China)

**ABSTRACT: Objective** To realize the non-destructive identification of minor damage of mangoes by hyperspectral imaging technology. **Methods** The hyperspectral images of intact and damaged mangoes were collected in the range of visible and near infrared wavelengths, and the corresponding regions of interest (ROI) were extracted to obtain the hyperspectral data of the samples. The spectral preprocessing method by comparing various preprocessing methods. The competitive adaptive reweighted sampling (CARS) and successive projections algorithm (SPA) were used to extract characteristic wavelengths from the preprocessed spectra, respectively. With the extracted characteristic wavelengths, a multiple linear regression (MLR) model and a partial least squares regression (PLSR) model were established, respectively. **Results** The multiplicative scatter correction (MSC) was selected as the spectral preprocessing method. The CARS-MLR model had the best performance in identifying mangoes minor damage, calibration set correlation coefficient was 0.881, prediction set correlation coefficient was 0.821, calibration

基金项目: 上海市科学技术委员会科研计划项目(19DZ1205700)

Fund: Supported by the Scientific Research Plan Project of Shanghai Science and Technology Commission (19DZ1205700)

\*通信作者: 代作晓, 博士, 研究员, 主要研究方向为设备智能化。E-mail: tcgd\_daix@163.com

\*Corresponding author: DAI Zuo-Xiao, Ph.D, Professor, Taicang Institute of Opto-electronic Technology, No.20 Jianxiang Road, Suzhou 215400, China. E-mail: tcgd\_daix@163.com

set root mean square error (RMSEC) was 0.146, prediction set root mean square error (RMSEP) was 0.236, and the accuracy was 97.14%. **Conclusion** Hyperspectral imaging technique can be used to identify minor damage of mangoes surface effectively.

**KEY WORDS:** hyperspectral imaging technology; mango; minor damage; non-destructive detection

## 0 引 言

芒果表面质地柔软, 在收获、包装和运输过程中容易发生机械损伤。芒果的轻微机械损伤不易被发现, 损伤显现时芒果可能已经进入市场<sup>[1]</sup>, 这不仅会降低芒果价格, 还会影响生产商的声誉, 所以对芒果的外观品质检测显得十分重要。近年来, 水果品质的无损检测是一个研究热点。无损检测技术中, 高光谱成像技术由于具有图谱合一和无损检测的特点, 成为学者研究水果品质的重要手段<sup>[2-7]</sup>。国内学者通过研究高光谱图像特征和光谱特征建立模型, 判断水果的品质, 为搭建多光谱在线快速检测系统提供理论依据<sup>[8-12]</sup>。例如, 孟庆龙等<sup>[13]</sup>使用高光谱成像技术检测猕猴桃表面疤痕, 通过最小噪声分离变换和阈值分割方法识别出表面有疤痕的猕猴桃, 正确率达到 95%。欧阳爱国等<sup>[14]</sup>使用高光谱成像技术对毛桃进行损伤时间预测, 使用径向基核函数和图像特征结合光谱特征的模型可以较为准确地预测毛桃损伤时间。冯迪等<sup>[15]</sup>通过选取高光谱图像的特征波长, 建立神经网络模型实现同时检测苹果的糖度和硬度。张哲等<sup>[16]</sup>使用基于高光谱成像技术建立的偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)模型实现了对南果梨可溶性固体含量变化的准确检测。由此可见, 利用高光谱成像技术可实现猕猴桃、毛桃、苹果等水果的品质检测。国外已有许多学者使用高光谱成像技术来检测芒果品质。例如, MAKINO 等<sup>[17]</sup>利用高光谱成像技术, 使用 PLSR 模型实现了芒果的叶绿素、可溶性固形物和花青素含量预测。RUNGPICHAYAPICHET 等<sup>[18]</sup>使用 450~998 nm 范围的高光谱, 通过选出特征波长建立 PLSR 模型, 实现了芒果硬度、总可溶性固体和可滴定酸度的检测。RIVERA 等<sup>[19]</sup>利用 650~1100 nm 范围的高光谱分析马尼拉芒果的机械损伤, 结果表明, 除了朴素贝叶斯, 其他分类器在 3 d 后正确分类都达到 90%以上。MUNAWAR 等<sup>[20]</sup>利用 1000~2500 nm 波段范围的高光谱数据建立 PLSR 模型, 实现了对芒果的维生素 C、可溶性固体和总酸度含量的预测。以上研究大多聚焦芒果内部品质的检测, 有少数检测芒果的外部品质(表面损伤), 但是不能实现及时准确检测出芒果表面的早期损伤。根据目前报道的文献, 高光谱成像技术鲜有应用在芒果表面轻微损伤的检测方面。

本研究以水仙芒果为研究对象, 对芒果早期轻微损伤进行检测, 通过高光谱相机进行光谱数据采集, 利用 Matlab 对原始光谱数据进行多种预处理并建立相应的

PLSR 模型, 通过对比模型参数, 选择最佳的预处理方法。对经过预处理的光谱数据, 采用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)选出特征波长, 并使用特征波长建立相应的多元线性回归模型和 PLSR 模型, 实现对芒果轻微损伤的识别, 为开发芒果表面损伤在线快速无损检测系统提供依据。

## 1 材料与方 法

### 1.1 材 料

本研究以水仙芒果为研究对象, 样本来自太仓当地的水果超市, 挑选 280 个外观颜色大体相同的芒果, 所有芒果表面光滑平整, 用水洗净表面后进行标记, 标记后对其中 140 个芒果进行人为损伤(使用直径 3 cm, 重量 100 g 的小钢球从斜坡为 45°、高为 30 cm 处滚落, 撞击到芒果表面)。图 1 为芒果样本图。采用 K-S (Kennard-Stone)算法<sup>[21]</sup>, 将这两类样本按 3:1 的比例划分为 210 个校正集样本和 70 个预测集样本。

### 1.2 设 备

高光谱图像采集系统如图 2 所示。由该系统主要由光谱仪(中国杭州高光谱成像技术有限公司), 线阵摄像机, 相机镜头、计算机(Dell, Inter(R) Core(TM) i5\_4460 CPU @ 3.2GHz, RAM4.0GB), 一对 20 W 的卤素灯光源[昕诺飞(中国)投资有限公司], 步机电机和移动平台组成。高光谱成像系统采集光谱范围为 380~1012 nm, 光谱分辨率为 2.8 nm。

### 1.3 方 法

#### 1.3.1 高光谱图像采集和处理

将芒果样本放置在电动平移台上, 通过调整系统参数(相机曝光时间为 30 ms, 平台移动速度是 0.9 cm/s), 对测试样本逐一扫描, 采集表面完好和表面有损伤的芒果高光谱图像。高光谱数据采集软件是 Spectral Imaging System(中国杭州高光谱成像技术有限公司)。高光谱图像数据由 Spectral Imaging System 软件完成采集后, 使用软件 Matlab 2016b、Excel 2019 等处理数据。

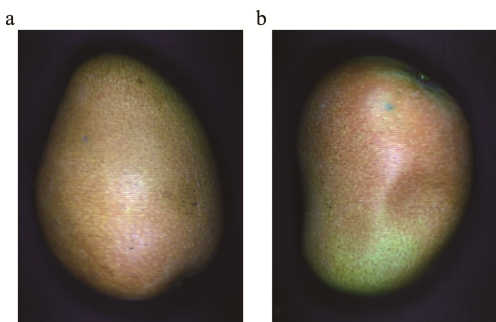
#### 1.3.2 图像校正

由于被测芒果样品表面光照强度分布不均和相机本身存在的暗电流, 高光谱成像系统采集到的图像有很大的噪声, 使用高光谱图像前需要进行黑白校正。校正公式如

公式(1)所示:

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

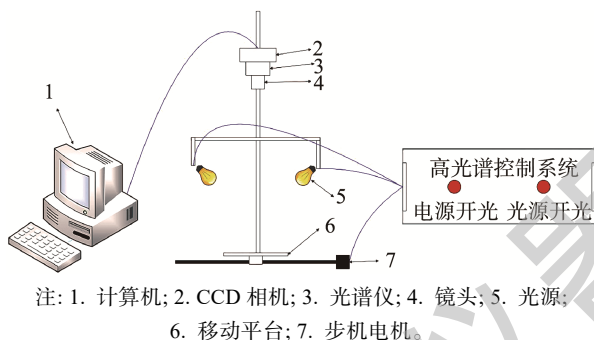
其中:  $R$  为校正后的光谱图像,  $I$  为原始图像,  $B$  为盖上相机镜头盖采集到的黑背景,  $W$  为扫描反射率为 99.9% 的标准白板图像。



注: a. 完好的芒果; b. 损伤的芒果。

图 1 采集的芒果样本

Fig.1 Samples of mango collected



注: 1. 计算机; 2. CCD 相机; 3. 光谱仪; 4. 镜头; 5. 光源;

6. 移动平台; 7. 步机电机。

图 2 高光谱成像系统

Fig.2 Hyperspectral imaging system

## 1.4 数据处理

### 1.4.1 光谱数据提取

在完好芒果和损伤芒果图像对应的感兴趣区域上提取光谱, 每个感兴趣区域面积为 50~70 个像素, 求出每个感兴趣区域中所有像素点的平均光谱作为该区域的原始光谱。

### 1.4.2 光谱数据预处理

采集的原始光谱中有许多噪声干扰和冗余信息, 对建立模型的精度有很大的影响, 选择合适的预处理方法可以降低数据中的噪声干扰, 提高模型预测精度<sup>[22]</sup>。本研究通过采用归一化(normalize)、中值滤波(median filter, MF)、卷积平滑(Savitzky Golay, SG)、多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)、标准归一化(standard normalized variate, SNV)等方法对原始高光谱数据进行预处理。

### 1.4.3 特征波长提取

特征波长中有重要的光谱识别信息, 从经过预处理后的全光谱波段中选取特征波长, 可以降低数据维度, 减少数据运算量, 提高模型建立速度和预测精度。CARS 是

一种结合蒙特卡洛采样和 PLSR 模型中回归系数的特征变量选择方法。在特征变量选择过程中, 通过多次建立 PLSR 模型和去除 PLSR 模型中回归系数的较小的权值点, 得到交叉验证均方根误差(root mean square error of interactive validation, RMSECV)最小时的波长作为特征波长<sup>[23-27]</sup>。SPA 是一种前向特征变量选择方法, 通过 SPA 可以选择有最少冗余信息和最小共线性的特征波长<sup>[28-32]</sup>。本研究采用 CARS 与 SPA 进行特征波长提取。

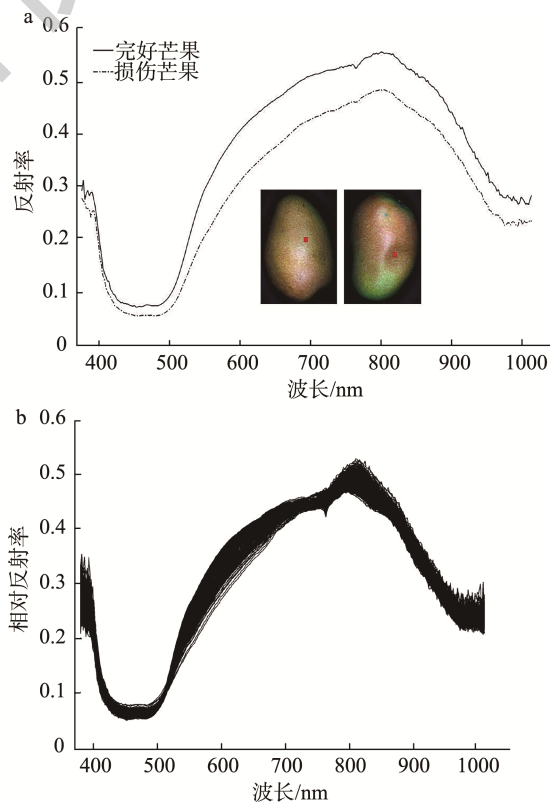
### 1.4.4 建模方法和模型评价

分别将 CARS 和 SPA 提取的特征波长建立 PLSR 模型和多元线性回归(multiple linear regression, MLR)模型对芒果轻微损伤进行预测。模型参数中, 校正集相关系数  $R_c^2$  及校正集均方根误差(calibration set root mean square error, RMSEC), 预测集相关系数  $R_p^2$  及预测集均方根误差(prediction set root mean square error, RMSEP)和预测准确率作为判别模型性能的依据<sup>[33]</sup>。

## 2 结果与分析

### 2.1 光谱数据的提取与预处理

本研究从每个完好芒果表面的感兴趣区域提取 1 组高光谱数据, 从每个损伤芒果的感兴趣区域提取一组高光谱数据, 共提取 280 组原始高光谱数据。损伤芒果和完好芒果的原始光谱图如图 3a 所示, 提取的感兴趣区域如 3a



注: a. 完好和损伤芒果的原始光谱; b. MSC 预处理。

图 3 芒果原始光谱及预处理图

Fig.3 Mango original spectrum and preprocessed image

插图所示。对原始光谱数据采用 normalize、MF、SG、MSC、SNV 方法进行预处理, 通过建立 PLSR 模型, 相关系数越接近 1, 均方根误差 RMSE 越接近 0, 表明模型精度越高, 不同预处理方法建立的 PLSR 模型参数如表 1 所示。

表 1 不同的光谱预处理方法下的 PLSR 模型参数  
Table 1 PLSR model parameters under different spectral preprocessing methods

预处理方法	校正集		预测集	
	$R_c^2$	RMSEC	$R_p^2$	RMSEP
normalize	0.862	0.175	0.776	0.280
MF	0.891	0.154	0.635	0.457
SG	0.890	0.161	0.690	0.422
MSC	0.903	0.152	0.785	0.267
SNV	0.830	0.203	0.761	0.310
RAW	0.877	0.150	0.710	0.402

从表 1 可知, 经 MSC 预处理所建立的 PLSR 模型, 其校正集相关系数  $R_c^2$  为 0.903, 预测集相关系数  $R_p^2$  为 0.785, 均高于其他预处理方法所建模型; 其 RMSEC 为 0.152, RMSEP 为 0.267, 且 MSC 预处理所建模型参数明显优于原

始光谱 RAW 所建 PLSR 模型参数。因此选择经过 MSC 预处理后的光谱进行后续研究, MSC 预处理后的光谱图如图 3b 所示。

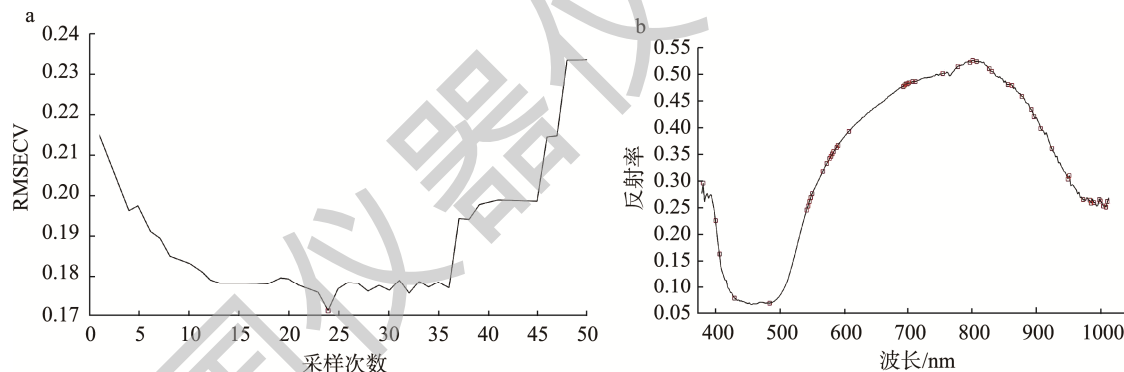
## 2.2 特征波长选取

### 2.2.1 CARS

使用 CARS 算法对 MSC 预处理后的光谱进行特征波长提取时, 设定蒙特卡洛采样次数为 50, 使用五折交叉验证法计算 PLSR 模型的 RMSECV 的值, 通过选择 RMSECV 的最小值来选择特征波长。CARS 算法提取结果如图 4 所示。从图 4a 可以看出, 第 24 次采样过程中获得的波长集建立的 PLSR 模型的 RESECV 值最小, 该波长集包含 51 个特征波长, 提取的特征波长分布见图 4b。

### 2.2.2 SPA

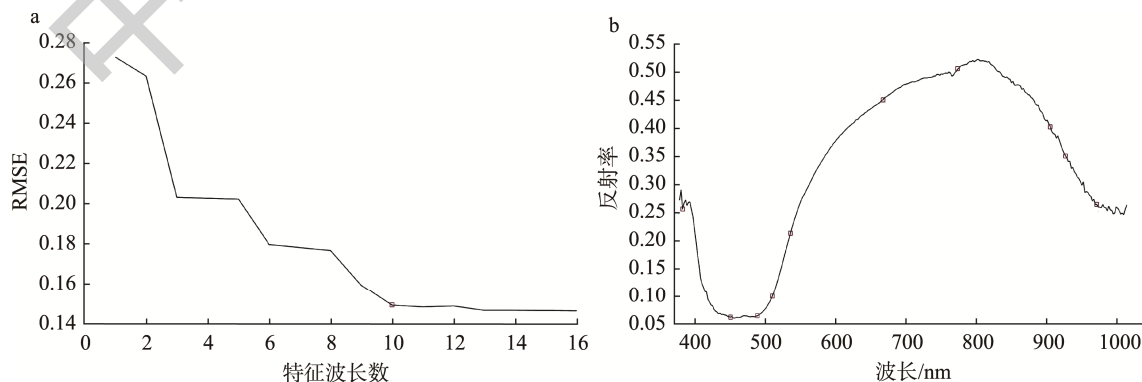
使用 SPA 对 MSC 预处理后的光谱进行特征波长的选取时, 通常先计算 SPA 在不同数量有效波长下的 RMSE, 然后根据 RMSE 的最小值来选择特征波长。SPA 选择结果如图 5 所示。从图 5a 中可以看出, 特征波长数为 10 时, RMSE 的值接近最小值且特征波长数大于 10 时, RMSE 的值没有明显改变, 因此选择这 10 个特征波长, 选取的特征波长分布见图 5b。



注: a. 不同采样次数下 RMSECV 的变化规律; b. 提取的特征波长。

图 4 CARS 算法提取特征波长结果

Fig.4 Results of characteristic wavelengths extracted by CARS algorithm



注: a. RMSE 变化图; b. 选取的特征波长。

图 5 SPA 算法提取特征波长结果

Fig.5 Results of characteristic wavelengths extracted by SPA algorithm

### 2.3 模型的建立及性能比较

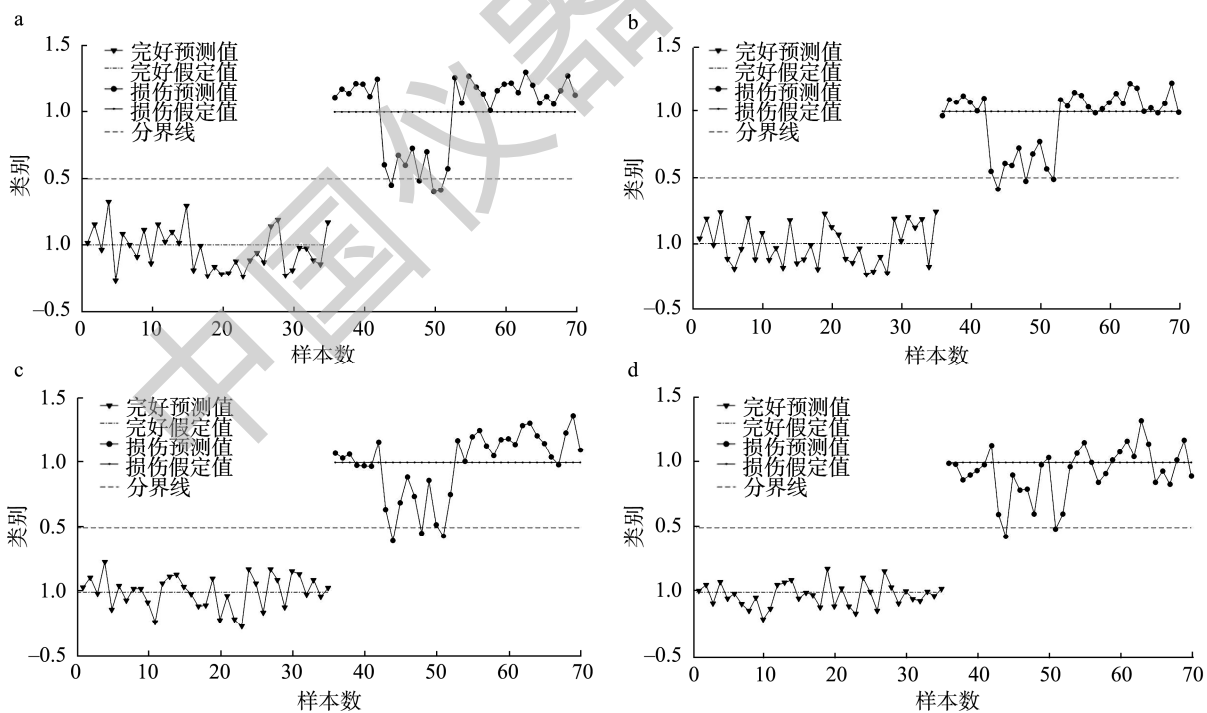
通过对样本进行赋值作为判别的依据,对完好芒果样本赋值 0,对损伤芒果样本赋值 1。利用 CARS 提取的 51 个特征波长和 SPA 选取的 10 个特征波长分别建立 PLSR 模型和 MLR 模型,如图 6 所示。由于模型预测结果并非整数,因此设定预测值与假定值之差的绝对值在 0~0.5 时,判定为同一类样本,否则为误判。从图 6a、b 可以看出,SPA-PLSR 模型和 CARS-PLSR 模型中所有完好样本都在 -0.5~0.5 之间,没有出现误判;但是在损伤样本中,SPA-PLSR 模型有 4 次超出了 0.5~1.5 的范围,即出现了 4 次误判,CARS-PLSR 模型有 3 次超出了 0.5~1.5 的范围,即出现了 3 次误判。从图 6c、d 中也可以看出,对于完好样本,SPA-MLR 模型和 CARS-MLR 模型都没有出现误判;但是对于损伤样本,SPA-MLR 模型出现了 3 次误判,CARS-MLR 模型出现了 2 次误判。结果表明,在预测完好芒果方面,使用 PLSR 和 MLR 建立的模型表现较为出色,都没有出现误判;在预测损伤芒果方面,使用 MLR 建立的模型比使用 PLSR 建立的模型误判数少,且基于 CARS 建立 MLR 模型误判数最少,基于 SPA 建立的 PLSR 模型误判数最多。

由表 2 可以看出,与 SPA 算法相比,CARS 提取的 51 个特征波长作为输入,使用 PLSR 和 MLR 作为判别模型有

更好的识别效果,原因是 CARS 所选特征波长较多,包含了大部分原始光谱中的判别信息;SPA 虽然极大程度降低了原始光谱数据的冗余度,但是同时也剔除了部分携带重要判别信息的光谱,影响了模型的预测性能。因此相比于 SPA-PLSR 和 SPA-MLR 模型,CARS-PLSR 和 CARS-MLR 模型预测准确率更高。在模型参数方面,相比其他预测模型,CARS-MLR 模型的校正集相关系数  $R_c^2$  和预测集相关系数  $R_p^2$  均为最大,RMSEC 和 RMSEP 均相对较小,且预测准确率最高,为 97.14%。综合模型的相关系数、RMSE 和预测集准确率这 3 个指标,CARS-MLR 模型是识别芒果轻微损伤的最佳模型。

### 3 讨论与结论

本研究以完好芒果和损伤芒果为研究对象,探究了高光谱成像技术对芒果轻微损伤的检测方法。通过使用 380~1012 nm 范围内的高光谱成像技术采集完好芒果和损伤芒果样本的数据,经过多种预处理方法比较,发现 MSC 预处理后的 PLSR 模型最佳,并使用 SPA 提取了 10 个特征波长和使用 CARS 提取了 51 个特征波长,并基于特征波长建立 PLSR 和 MLR 模型,通过分析 PLSR 和 MLR 模型参数,得出 CARS-MLR 模型对芒果轻微损伤有较好的检测能力。



注: a. SPA-PLSR 模型; b. CARS-PLSR 模型; c. SPA-MLR 模型; d. CARS-MLR 模型。

图 6 PLSR 模型和 MLR 模型预测结果

Fig.6 PLSR model and MLR model prediction results

表 2 PLSR 预测模型和 MLR 预测模型性能比较  
Table 2 Performance comparison of PLSR and MLR models

建模方法	特征波长个数	校正集		预测集		预测集样本准确率		
		$R_c^2$	RMSEC	$R_p^2$	RMSEP	总数	误判数	准确率/%
CARS-PLSR	51	0.878	0.152	0.819	0.235	70	3	95.71
CARS-MLR	51	0.881	0.146	0.821	0.236	70	2	97.14
SPA-PLSR	10	0.865	0.158	0.815	0.241	70	4	94.29
SPA-MLR	10	0.867	0.155	0.816	0.239	70	3	95.71

本研究中的芒果都是经过水洗干净后进行实验, 在实际中芒果表面会有一些的附着物, 这些附着物可能会对特征光谱的选取产生影响, 并且不同品种的芒果在特征波长的选择上也可能存在差异性, 具体的特征波长选择可能要根据实际情况进行调整。但总体而言, 基于高光谱技术成像可以无损检测芒果的轻微损伤, 本研究可为开发多光谱设备在线无损检测芒果奠定了一定的理论基础。

#### 参考文献

- 卫赛超, 谢晶. 不同包装方式对芒果低温模拟运输贮藏中品质及代谢的影响[J]. 食品科学, 2022, 43(5): 227–234.  
WEI SC, XIE J. Effects of different packaging methods on the quality and metabolism of mango fruit during simulated low-temperature transportation and storage [J]. Food Sci, 2022, 43(5): 227–234.
- MUNERA S, BESADA C, BLASCO J, *et al.* Astringency assessment of persimmon by hyperspectral imaging [J]. Postharvest Biol Technol, 2017, 125: 35–41.
- 马惠玲, 王若琳, 蔡骋, 等. 基于高光谱成像的苹果品种快速鉴别[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 305–312.  
MA HL, WANG RL, CAI C, *et al.* Rapid identification of apple varieties based on hyperspectral imaging [J]. Trans Chin Soc Agric Mach, 2017, 48(4): 305–312.
- SUN Y, XIAO H, TU S, *et al.* Detecting decayed peach using a rotating hyperspectral imaging testbed [J]. LWT, 2018, 87: 326–332.
- LI J, CHEN L, HUANG W. Detection of early bruises on peaches (*Amygdalus persica* L.) using hyperspectral imaging coupled with improved watershed segmentation algorithm [J]. Postharvest Biol Technol, 2018, 135: 104–113.
- SUN Y, PESSANE I, PAN L, *et al.* Hyperspectral characteristics of bruised tomatoes as affected by drop height and fruit size [J]. LWT, 2021, 141: 110863.
- DONG J, GUO W. Nondestructive determination of apple internal qualities using near-infrared hyperspectral reflectance imaging [J]. Food Anal Method, 2015, 8(10): 2635–2646.
- PARK SH, HONG Y, SHUAIBU M, *et al.* Detection of apple marssonina blotch with PLSR, PCA, and LDA using outdoor hyperspectral imaging [J]. Spectrosc Spect Anal, 2020, 40(4): 1309–1314.
- LIU J, LIU S, SHIN S, *et al.* Detection of apple taste information using model based on hyperspectral imaging and electronic tongue data [J]. Sens Mater, 2020, 32(5): 1767–1784.
- PENG Y, ZHU X, XIONG J, *et al.* Estimation of nitrogen content on apple tree canopy through red-edge parameters from fractional-order differential operators using hyperspectral reflectance [J]. J Indian Soc Remot, 2021, 49(2): 377–392.
- FAN S, HUANG W, GUO Z, *et al.* Prediction of soluble solids content and firmness of pears using hyperspectral reflectance imaging [J]. Food Anal Method, 2015, 8(8): 1936–1946.
- GUO W, ZHAO F, DONG J. Nondestructive measurement of soluble solids content of kiwifruits using near-infrared hyperspectral imaging [J]. Food Anal Method, 2016, 9(1): 38–47.
- 孟庆龙, 张艳, 尚静. 基于高光谱成像的猕猴桃表面疤痕无损识别[J]. 浙江农业学报, 2019, 31(8): 1372–1378.  
MENG QL, ZHANG Y, SHANG J. Nondestructive recognition of surface defect on kiwi fruits using hyperspectral imaging technology [J]. J Zhejiang Agric Univ, 2019, 31(8): 1372–1378.
- 欧阳爱国, 刘昊辰, 成龙, 等. 高光谱图像特征结合光谱特征用于毛桃碰伤时间分类[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(8): 2598–2603.  
OUYANG AIG, LIU HC, CHENG L, *et al.* Hyperspectral image features combined with spectral features used to classify the bruising time of peach [J]. Spectrosc Spect Anal, 2021, 41(8): 2598–2603.
- 冯迪, 纪建伟, 张莉, 等. 基于高光谱成像提取苹果糖度与硬度最佳波长[J]. 发光学报, 2017, 38(6): 799–806.  
FENG D, JI JW, ZHANG L, *et al.* Optimal wavelengths extraction of apple brix and firmness based on hyperspectral imaging [J]. Chin J Lumin, 2017, 38(6): 799–806.
- 张哲, 王晓霞, 陈佳楠, 等. 不同冷冻复温条件下南果梨可溶性固形物含量的高光谱表征方法研究[J]. 食品研究与开发, 2021, 42(23): 137–144, 155.  
ZHANG Z, WANG XX, CHEN JN, *et al.* Hyperspectral characterization of soluble solids in nanguo pear under different freezing-thawing conditions [J]. Food Res Dev, 2021, 42(23): 137–144, 155.
- MAKINO Y, ISAMI A, SUHARA T, *et al.* Nondestructive evaluation of anthocyanin concentration and soluble solid content at the vine and blossom ends of green mature mangoes during storage by hyperspectral spectroscopy [J]. Food Sci Technol Res, 2015, 21(1): 59–65.
- RUNGPICHAYAPICHET P, NAGLE M, YUWANBUN P, *et al.* Prediction mapping of physicochemical properties in mango by hyperspectral imaging [J]. Biosyst Eng, 2017, 159: 109–120.
- RIVERA NV, GÓMEZ-SANCHIS J, CHANONA-PÉREZ J, *et al.* Early detection of mechanical damage in mango using NIR hyperspectral images



- and machine learning [J]. *Biosyst Eng*, 2014, 122: 91–98.
- [20] MUNAWAR AA, WAHYUNI D. Near infrared spectroscopic data for rapid and simultaneous prediction of quality attributes in intact mango fruits [J]. *Data Brief*, 2019, 27: 104789.
- [21] 高升, 徐建华. 高光谱成像的红提总酸与硬度的预测及其分布可视化[J/OL]. *食品科学*: 1-15. [2022-07-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2206.TS.20220425.1633.048.html>
- GAO S, XU JH. Prediction and distribution visualization of total acidity and hardness of red globe grapes based on hyperspectral imaging [J]. *Food Sci*: 1-15. [2022-07-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2206.TS.20220425.1633.048.html>
- [22] 池江涛, 张淑娟, 任锐, 等. 基于高光谱的茄子外部缺陷检测[J]. *现代食品科技*, 2021, 37(9): 279–284.
- CHI JT, ZHANG SJ, REN R, *et al.* Detection of eggplant external defects using hyperspectral technology [J]. *Mod Food Sci Technol*, 2021, 37(9): 279–284.
- [23] 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 JB, PENG YK, CHEN LP, *et al.* Near-infrared hyperspectral imaging combined with CARS algorithm to quantitatively determine soluble solids content in “Y” pear [J]. *Spectrosc Spect Anal*, 2014, 34(5): 1264–1269.
- [24] WANG B, HE J, ZHANG S, *et al.* Nondestructive prediction and visualization of total flavonoids content in *Cerasus humilis* fruit during storage periods based on hyperspectral imaging technique [J]. *J Food Process Eng*, 2021, 44(10): e13807.
- [25] XU L, WANG X, CHEN H, *et al.* Predicting internal parameters of kiwifruit at different storage periods based on hyperspectral imaging technology [J]. *J Food Meas Charact*, 2022. DOI: 10.1007/s11694-022-01477-0
- [26] SHAO Y, WANG Y, XUAN G. In-field and non-invasive determination of internal quality and ripeness stages of Feicheng peach using a portable hyperspectral imager [J]. *Biosyst Eng*, 2021, 212: 115–125.
- [27] TIAN Y, SUN J, ZHOU X, *et al.* Detection of soluble solid content in apples based on hyperspectral technology combined with deep learning algorithm [J]. *J Food Process Pres*, 2022, 46(4): e16414.
- [28] 马羚凯, 祝诗平, 苗宇杰, 等. 基于高光谱技术的有机鸡蛋与普通鸡蛋鉴别[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(4): 1222–1228.
- MA LK, ZHU SP, MIAO YJ, *et al.* The discrimination of organic and conventional eggs based on hyperspectral technology [J]. *Spectrosc Spect Anal*, 2022, 42(4): 1222–1228.
- [29] SHICHENG Q, YOUWEN T, QINGHU W, *et al.* Nondestructive detection of decayed blueberry based on information fusion of hyperspectral imaging (HSI) and low-field nuclear magnetic resonance (LF-NMR) [J]. *Comput Electron Agric*, 2021, 184: 106100.
- [30] HE W, HE H, WANG F, *et al.* Rapid and uninvase characterization of bananas by hyperspectral imaging with extreme gradient boosting (XGBoost) [J]. *Anal Lett*, 2022, 55(4): 620–633.
- [31] YUAN R, LIU G, HE J, *et al.* Classification of Lingwu long jujube internal bruise over time based on visible near-infrared hyperspectral imaging combined with partial least squares-discriminant analysis [J]. *Comput Electron Agric*, 2021, 182: 106043.
- [32] MENG Q, SHANG J, HUANG R, *et al.* Determination of soluble solids content and firmness in plum using hyperspectral imaging and chemometric algorithms [J]. *J Food Process Eng*, 2021, 44(1): e13597.
- [33] TIAN X, FAN S, LI J, *et al.* Comparison and optimization of models for SSC on-line determination of intact apple using efficient spectrum optimization and variable selection algorithm [J]. *Infrared Phys Technol*, 2019, 102: 102979.

(责任编辑: 郑丽 韩晓红)

### 作者简介



李威, 硕士研究生, 主要研究方向为高光谱图像采集及处理。  
E-mail: tcgd\_li@163.com



代作晓, 博士, 研究员, 主要研究方向为设备智能化。  
E-mail: tcgd\_daizx@163.com