

# 库尔勒香梨感官及理化指标的定量无损检测

王统韶, 陈 斐, 粟 容, 刘媛媛\*

(塔里木大学机械电气化工程学院, 新疆维吾尔自治区普通高等学校现代农业工程重点实验室, 阿拉尔 843300)

**摘要:** **目的** 利用高光谱成像技术建立库尔勒香梨分级指标的快速检测方法。**方法** 选择采摘期香梨作为研究样本, 以颜色( $a^*$ )、硬度(带皮硬度, hardness)和可溶性固形物(soluble solids content, SSC)为研究指标, 使用高光谱成像系统采集样本 900~1700 nm 范围波长的漫反射光谱。提取样本感兴趣区域(region of interest, ROI)的光谱并对其进行预处理, 采用多元散射校正(multiplication scattering correction, MSC)、标准正态变量变换(standard normal variable transformation, SNV)及其分别与卷积平滑滤波法(savitzky-golay, S-G)相结合的组合处理方法。基于不同的预处理结果建立偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)预测模型, 以验证集相关系数( $R_c$ )和均方根误差(RMSE<sub>v</sub>)对模型进行评价。为进一步优化模型, 采用竞争性自适应重加权算法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)筛选特征波长, 并建立 PLSR 模型和最小二乘支持向量机(least square-support vector machine, LS-SVM)模型对比建模效果。**结果** MSC-SG 多光谱数据的预处理效果最好。使用 CARS 筛选的特征波段建立的 LS-SVM 模型效果最佳, 香梨  $a^*$ 、硬度和 SSC 的模型预测值与标准理化值的相关系数分别为 0.873、0.908 和 0.916, 均方根误差分别为 0.375、0.385 kg/mm<sup>2</sup> 和 0.346%。**结论** 利用高光谱成像技术可以实现库尔勒香梨多品质参数的无损检测。

**关键词:** 高光谱成像; 库尔勒香梨; 颜色; 硬度; 可溶性固形物; 无损检测

## Quantitative nondestructive testing of sensory and physical and chemical indexes of Korla fragrant pears

WANG Tong-Zhao, CHEN Fei, SU Rong, LIU Yuan-Yuan\*

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Tarim University, Key Laboratory of Colleges & Universities under the Department of Education of Xinjiang Uygur Autonomous Region, Alar 843300, China)

**ABSTRACT: Objective** To explore the rapid detection method for the classification index of Korla fragrant pears by hyperspectral imaging technology. **Methods** Selecting the pears of picking period as the research samples, using the color ( $a^*$ ), hardness (with skin), and soluble solids content (SSC) as experimental indexes, the diffuse reflectance spectra of the sample in the range of 900-1700 nm was collected by hyperspectral imaging system. The spectra of the region of interest (ROI) were extracted and preprocessed. The methods of multiple scatter correction (MSC), standard normal variable transformation (SNV), and their combined method with savitzky-golay (S-G) respectively was used.

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(31960498)、新疆生产建设兵团第一师科技局项目(2019XX02)、塔里木大学现代农业工程重点实验室开放课题(TDNG2020102)

**Fund:** Supported by the National Natural Science Foundation of China (31960498), Science and Technology Planning Project of 1st Division of Xinjiang Production and Construction Corps (2019XX02), and Open Project Program of the Key Laboratory of Colleges & Universities under the Department of Education of Xinjiang Uygur Autonomous Region (TDNG2020102)

\***通信作者:** 刘媛媛, 博士, 副教授, 主要研究方向为农产品品质安全快速无损检测技术及装备研发。E-mail: lyylvjin@163.com

\***Corresponding author:** LIU Yuan-Yuan, Ph.D, Associate Professor, College of Mechanical and Electrical Engineering, Tarim University, Alar 843300, China. E-mail: lyylvjin@163.com

Partial least squares regression (PLSR) prediction model was established based on different preprocessing results, and the correlation coefficient of validation ( $R_v$ ) and the root mean square error of validation ( $RMSE_v$ ) were used to estimate the performance of the models. In order to further optimize the model, the competitive adaptive reweighted sampling (CARS) algorithm was used to select the characteristic wavelengths, and the partial least squares regression (PLSR) model and least squares support vector machine (LS-SVM) model were built to compare the modeling effect.

**Results** The combination of MSC and SG had the best preprocessing effects on spectral data. The results showed that the LS-SVM model established by the CARS algorithm had the best effect. The correlation coefficient of model predictive value and the standard values of the pear color, hardness, and SSC were 0.873, 0.908, and 0.916, respectively; and the root means square errors were 0.375, 0.385 kg/mm<sup>2</sup>, and 0.346%, respectively. **Conclusion** Hyperspectral imaging technology can meet the requirements for the non-destructive detection of multi-quality parameters of Korla fragrant pear.

**KEY WORDS:** hyperspectral imaging technology; Korla fragrant pear; color; hardness; soluble solids; non-destructive detection

## 0 引言

库尔勒香梨是新疆地区特产, 中国国家地理标志产品<sup>[1]</sup>。库尔勒香梨不仅具有香甜脆爽的优质口感, 其中所含的粗多糖还具有镇咳祛痰<sup>[2]</sup>、增强免疫力<sup>[3]</sup>等药用功效。库尔勒香梨作为产区重要的经济支撑, 抓住“一带一路”国家战略带来的机遇拓宽市场, 对于带动新疆经济发展、增加出口和创收外汇等都有着重要作用。

随着经济发展和生活水平的提高, 人们对水果品质的要求也逐渐提高, 营养、口感和外观都成为重要的挑选标准。目前库尔勒香梨的果品分级并不规范, 急需成熟的分级技术手段来支持解决<sup>[4]</sup>。根据库尔勒香梨最新协会团体标准 T/XLXH 001—2019《库尔勒香梨》的要求, 将感官指标和理化指标作为果品分级的重要依据。可溶性固形物含量(soluble solid content, SSC)和硬度作为重要的品质指标, 传统检测方法对果实具有破坏性, 单个样品检测时间较长。目前基于高光谱成像技术的无损检测在农副产品中的应用较为广泛。ZHAN 等<sup>[5]</sup>应用高光谱技术结合竞争性自适应重加权算法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)检测库尔勒香梨可溶性固形物, 模型预测集  $R_v$  和  $RMSE_v$  分别达到 0.851 和 0.291。董金磊等<sup>[6]</sup>应用高光谱成像技术无损检测采后猕猴桃可溶性固形物含量, 模型预测集  $R_p$  和  $RMSE_p$  分别达到 0.924 和 0.766。MANUELA 等<sup>[7]</sup>利用近红外光谱技术监测苹果硬度、可溶性固形物, 预测准确率达到 93%。以上研究证明了高光谱技术在香梨 SSC 和硬度的检测方面是可行的。颜色作为感官指标, 随着消费者观念的转变成为了影响消费行为的重要因素。库尔勒香梨在成熟过程中, 向阳面果皮有明显的颜色变化, 颜色随成熟度的提高由绿色向红黄色转变<sup>[8]</sup>。颜色数据中  $a^*$  值表示了红绿色彩的变化, 因此可依据样本颜色数据中  $a^*$  值来判断样本的感官品质。

针对前人研究大多只针对一个参数进行预测<sup>[9-11]</sup>, 或对理化类指标进行单一分析<sup>[12-13]</sup>的问题, 本研究以库尔勒香梨颜色( $a^*$ )、硬度(带皮硬度)和 SSC 为研究指标, 利用高光谱成像技术进行香梨感官和理化指标结合的多参数分析, 为香梨果品分级工作的推广提供技术支持。

## 1 材料与方法

### 1.1 库尔勒香梨及样本预处理

库尔勒香梨采摘自塔里木大学库尔勒香梨种植园(北纬 40°32'31", 东经 81°17'49"), 采摘时间为 2019 年 9 月 11 日至 9 月 15 日, 该时间段为库尔勒香梨的成熟期。采摘后选取形状均匀、单果重(120±10) g、表皮完整的样本, 共计 200 个, 标记样本向阳面。

香梨表面喷洒上果蔬专用清洗剂并在清水中浸泡 30 s, 清水冲洗 2 遍。清洗的香梨放置于室温环境(20 °C)晾干, 编号并贮藏于 4 °C 的保鲜箱中。高光谱图像采集前, 将样本放于室温环境静置 30 min, 以消除温度对测量数据的影响。

### 1.2 仪器与设备

HP-C220 精密色差仪(深圳市汉普检测仪器有限公司); GY-4 数显果实硬度计(浙江托普云农科技股份有限公司); PAL-1 数显糖度计折射仪(日本 ATAGO 公司); N17E 成像光谱仪(芬兰谱影像有限公司); Xeva-1.7-320 增强型近红外高光谱相机(比利时 Xenics 公司)。

### 1.3 实验方法

#### 1.3.1 高光谱成像系统及漫反射光谱数据获取

本实验使用的高光谱成像系统为推扫式扫描系统, 如图 1 所示。高光谱数据采集前, 高光谱成像系统预热 30 min 以保证仪器和光源的稳定性。选择一个形状均匀的库尔勒香梨, 将其放在移动平台的垫圈上, 向阳面检

测区域正对成像光谱仪以备调焦。为保证样本成像完整且短轴方向的图像占比大于 50%，成像光谱仪底部到样品台的距离定为 310 mm，调整镜头焦距直至出现锋利的反射峰。移动平台传送速度为 18 mm/s，高光谱相机曝光时间为 20 ms。所有样品采集前均用固定垫圈调整方位，香梨长轴与平台移动方向平行且果柄朝前，以保证样本均匀接受光源照射。

上述参数确定后，将条状标准漫反射白板放置到成像光谱仪下方，通过打开和盖上镜头盖来分别获取白参考和黑参考。样品高光谱图像数据按照公式(1)进行黑白参考校正以消除光源强度差异及 CCD 相机(CCD camera)暗电流噪声的影响。

$$I = (I_o - I_b) / (I_w - I_b) \quad (1)$$

式中： $I$  为黑白参校对后的漫反射高光谱图像数据，%； $I_o$  为原始高光谱图像数据，counts； $I_b$  为盖上镜头盖采集的黑参考图像数据，counts； $I_w$  为条状标准漫反射白板的图像数据，counts。

利用 ENVI 5.1 提取库尔勒香梨感兴趣区域(region of interest, ROI)的平均光谱数据。ROI 为矩形，其中心选在样本向阳面长轴线与赤道线交叉点附近，长轴和短轴方向分别取 90 和 70 像素点。

### 1.3.2 感官和理化指标测量

感官指标和理化指标在高光谱图像数据采集后测量。使用精密色差仪测量样本颜色感官指标。色差仪先进行黑白参考校正，在 ROI 对应区域随机选择 5 点测量，以平均值作为该样本感官指标测量值。

香梨硬度参考 NY/T 2009—2011《水果硬度的测定》来测量。使用硬度计先后测量 ROI 的 5 个区域，相邻位置中心距离约为 12 mm。以平均值作为该样本硬度测量值。

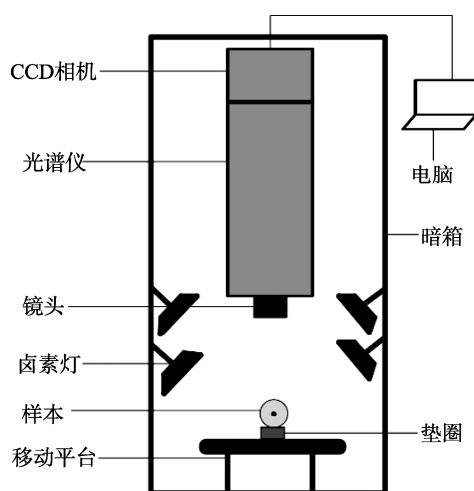


图 1 高光谱图像采集系统原理图

Fig.1 Schematic of hyperspectral image acquisition system

使用数显糖度计折射仪测量样本可溶性固形物含量。

折射仪每次测量前用蒸馏水进行零值校正。样本 ROI 区域切取 3 小块果肉(约 5 g)，手动挤压将液滴滴到样品槽，测量后分别记录，取平均值作为可溶性固形物的测量值。

### 1.3.3 光谱数据预处理

标准正态变量变换能够消除固体颗粒大小及光程变化对漫反射光谱的影响<sup>[14]</sup>。多元散射校正可以修正光谱数据基线平移和偏移，补偿颗粒分布不均引起的散射影响<sup>[15]</sup>。多元散射校正(multiplication scattering correction, MSC)和标准正态变量变换(standard normal variable transformation, SNV)算法是基于平均光谱进行修正，卷积平滑滤波(savitzky-golay, S-G)算法则是光谱曲线内部的平滑修正处理<sup>[16]</sup>。本研究尝试对 MSC 和 SNV 算法处理后的光谱数据使用卷积平滑滤波算法进一步修正，建立偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)模型比较 MSC、SNV、MSC-SG 及 SNV-SG 4 种算法的预处理效果。

### 1.3.4 样本集划分

x-y 距离结合的样本划分(sample set partitioning based on joint x-y distances, SPXY)算法由 GALVÃO 等<sup>[17]</sup>提出，SPXY 将样品间的反射光谱分布与标准值分布视为同等重要，样本采用 SPXY 算法按照 3:1 的比例划分，校正集和验证集分别为 150 和 50 个样本。

### 1.3.5 特征波长的提取

竞争性自适应重加权算法是一种模仿“适者生存”的变量选择方法，当蒙特卡洛抽样次数  $j$  小于总次数  $N$  时，采用蒙特卡洛抽样算法(Monte Carlo sampling, MCS)，随机抽取样本的 80% 建立 PLSR 模型，得到第  $i$  个波长的回归系数  $|K_i| (i=1, 2, \dots, p)$ ， $p$  为光谱维度。按照指数衰减函数(exponentially decreasing function, EDF)去除  $|K_i|$  相对较小的波段，保留率为  $r_j = ae^{-bj} (j=1, 2, \dots, N)$ ， $a$  和  $b$  为常数，由  $r_1=1$  且  $r_N=2/p$  计算所得，公式如(2)(3)所示：

$$a = (p/2)1/(N-1) \quad (2)$$

$$b = \ln(p/2)/(N-1) \quad (3)$$

利用自适应重加权算法(adaptive reweighted sampling, ARS)对波段加权，进行二次筛选获得波段子集。利用波段子集再次建立 PLSR 模型，交叉验证均方根误差(root mean square error of cross validation, RMSECV)最小对应的波段子集即为特征波段。

### 1.3.6 建模算法

最小二乘支持向量机(least square-support vector machine, LS-SVM)是由 SUKENS 等<sup>[18]</sup>提出的一种 SVM 改进模型，特点是用一组线性方程组代替 SVM 中复杂的二次规划问题，运算速度大大提高。本实验采用径向基函数(radial basis function, RBF)为核函数，回归误差权重  $\gamma$  和核函数参数  $\sigma^2$  通过基于交叉验证的网格搜索选择最优组合。库尔勒香梨品质参数 LS-SVM 预测模型通过校正集均方根误差和相关系数、验证集均方根误差和验证相关系数进行评判。RMSE<sub>C</sub> 和 RMSE<sub>V</sub> 越小， $R_C$  和  $R_V$  越高预测模型就越好。

## 2 结果与分析

### 2.1 样本品质参数标准理化值测定结果

库尔勒香梨颜色  $a^*$ 、硬度及 SSC 的测量值统计如表 1 所示。颜色  $a^*$  在 -7.108~3.254 之间,  $a^*$  为正说明被测部位有红晕,  $a^*$  值为负说明被测部位以绿色为主; 硬度在 10.4~14.1  $\text{kg}/\text{mm}^2$  之间, 整体比其他研究结果偏大<sup>[19]</sup>, 这

是因为本研究测量的为带皮硬度, 以符合消费者带皮食用库尔勒香梨的习惯。SSC 在 10.0%~13.4% 之间, 整体比 YU 等<sup>[20]</sup> 相同采摘时间的库尔勒香梨的小, 变化范围大, 可能与库尔勒香梨种植的地理位置有关。

由表 1 可以看出各参数校正集测量值范围包含验证集测量值范围, 两个集合的平均值和离散程度相似, 说明数据分组合理, 校正集和验证集的样品均具有代表性。

表 1 校正集和验证集各品质参数的标准值  
Table 1 Standard value of each quality parameters of calibration set and validation set

检测参数	分组	最小值	最大值	平均值	标准偏差
颜色参数 $a^*$	校正集	-7.108	3.254	-3.459	1.987
	验证集	-5.794	2.282	-3.989	0.997
硬度/ $(\text{kg}/\text{mm}^2)$	校正集	10.4	14.1	12.1	0.760
	验证集	10.8	13.4	11.3	0.637
SSC/%	校正集	10.0	13.4	12.1	0.693
	验证集	11.5	13.2	12.2	0.443

### 2.2 样本光谱数据处理

#### 2.2.1 样本原始光谱曲线

光谱曲线两端存在大量噪声, 截取 945~1670 nm 的 ROI 平均光谱作为有效光谱, 库尔勒香梨有效原始光谱曲线如图 2 所示。3 个吸收峰在 980、1200、1450 nm 附近, 2 个反射谷在 1100 nm 和 1300 nm 附近。其中, 1200 nm 附近为 C-H 基团的二倍频吸收波长, 代表了碳水化合物的特征吸收峰<sup>[21]</sup>; 1109 nm 附近为 N-H 基团三倍频特征吸收带<sup>[22]</sup>; 1400~1500 nm 为 O-H 基和 N-H 基的一倍频吸收波长, 分别代表了水分和蛋白质的特征吸收峰<sup>[23]</sup>。

#### 2.2.2 库尔勒香梨样本品质参数基于全波长模型预处理算法优选

不同预处理后的光谱数据分别建立库尔勒香梨  $a^*$ 、硬度和 SSC 的 PLSR 预测模型, 预测结果如表 2 所示。结果显示, 各品质指标采用 MSC-SG 预处理后建立的 PLSR 预测模型效果最佳。 $a^*$  校正集相关系数和均方根误差分别为 0.847 和 0.748, 验证集相关系数和均方根误差分别为 0.844 和 0.402; 硬度校正集相关系数和均方根误差分别为 0.874 和 0.352  $\text{kg}/\text{mm}^2$ , 验证集相关系数和均方根误差分别为 0.823 和 0.417  $\text{kg}/\text{mm}^2$ ; SSC 校正集相关系数和均方根误差分别为 0.915 和 0.314%, 验证集相关系数和均方根误差分别为 0.902 和 0.301%。采用 MSC-SG 处理后的光谱曲线如

图 3 所示。

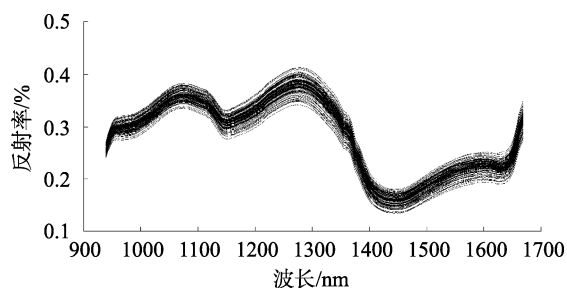


图 2 原始反射光谱曲线图

Fig.2 Original reflection spectrum graph

#### 2.2.3 品质指标特征波长筛选过程及结果

在采用 CARS 算法进行特征波段筛选过程中, 蒙特卡罗抽样运行的次数设置为 50 次, 选择变量个数由 10 折交叉验证建立的 PLSR 模型中 RMSECV 最小值确定。图 4 反映的是指数衰减函数 EDF 的作用, 前 10 次蒙特卡罗采样中变量数减少速度较快, 随后速度逐渐减慢, 表明了算法在变量筛选中具有“粗选”和“精选”的两个过程。图 5 表示的是随着蒙特卡罗采样次数的增加, RMSECV 值呈现为先减小后增大的趋势。各参数模型分别在第 25 次、第 13 次和第 24 次采样时 RMSECV 达到最小值, 因此选择该点所对应的波段作为 CARS 算法所筛选出的特征波段, 分别选择了 19 个、37 个和 20 个特征波段。

表2 样本各品质参数建模结果  
Table 2 Modeling results of each quality parameter of the samples

处理参数	预处理	主成分数	$R_c$	$RMSE_c$	$R_v$	$RMSE_v$
颜色参数 $a^*$	MSC	10	0.825	0.752	0.817	0.422
	SNV	10	0.812	0.751	0.803	0.468
	MSC-SG	10	0.847	0.748	0.844	0.402
	SNV-SG	10	0.836	0.737	0.822	0.484
硬度/(kg/mm <sup>2</sup> )	MSC	8	0.852	0.357	0.834	0.438
	SNV	8	0.818	0.399	0.821	0.522
	MSC-SG	8	0.874	0.352	0.823	0.417
	SNV-SG	8	0.846	0.397	0.804	0.509
SSC/%	MSC	8	0.904	0.410	0.874	0.480
	SNV	8	0.894	0.415	0.863	0.482
	MSC-SG	9	0.915	0.314	0.902	0.301
	SNV-SG	9	0.905	0.339	0.882	0.322

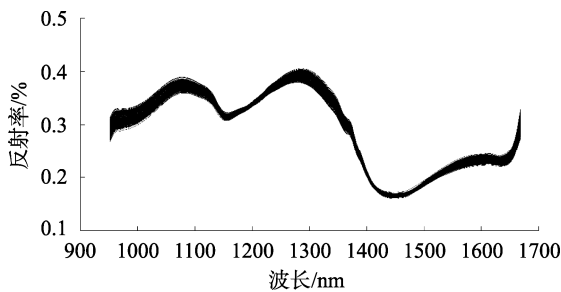


图3 MSC-SG 预处理光谱图

Fig.3 Spectral curves after MSC-SG pretreatment

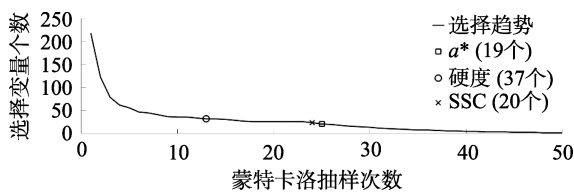


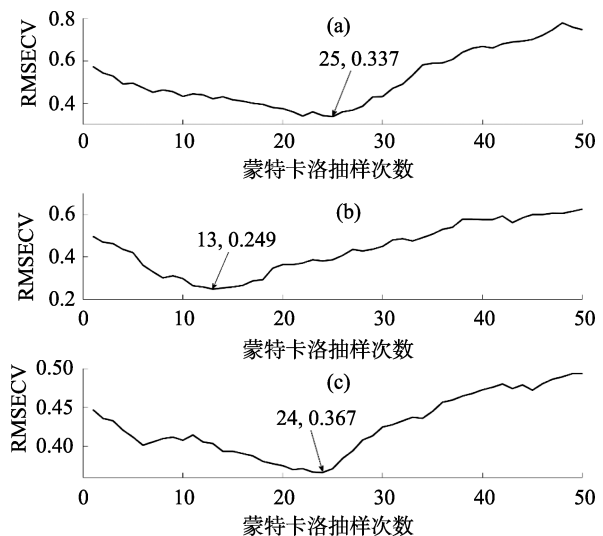
图4 CARS 选择变量个数变化趋势

Fig.4 Trend of variation in the number of variables selected for CARS

#### 2.2.4 特征波段模型建立与结果

基于 CARS 算法筛选的特征变量分别建立样本各品质参数的 LS-SVM 和 PLSR 模型, 预测结果如表 3 所示。通过结果对比可以看出 3 个指标的 CARS-LSSVM 模型预测效果优于 CARS-PLSR 模型, 其中硬度和 SSC 的预测结果提升效果明显,  $R_v$  分别从 0.873 提升到 0.908, 0.890 提升到 0.916,  $RMSE_v$  分别从 0.495 kg/mm<sup>2</sup> 降低至 0.385 kg/mm<sup>2</sup>, 0.420% 降低到 0.346%, 预测效果提升的同时提高了模型的稳定性。颜色  $a^*$  的预测结果提升效果较

小,  $R_v$  从 0.865 提升到 0.873,  $RMSE_v$  从 0.446 降低至 0.375, 预测效果与硬度和 SSC 模型比较中表现较差, 这可能是由于香梨色差的改变跟香梨成熟过程果皮中叶绿素和花色苷的含量变化有关, 而叶绿素和花色苷在可见光波段的吸收峰较多导致的<sup>[24]</sup>。



注: (a): 颜色; (b): 硬度; (c): SSC。

图5 CARS 选择过程 RMSECV 值变化趋势

Fig.5 Trends of RMSECV values in the process of CARS selection

通过预测结果可以看出, 以 CARS 算法筛选出的特征波长为输入变量建立的 LS-SVM 模型, 在与全波长 (full-spectra, FS) PLSR 模型和 CARS-PLSR 模型的对比中获得了最好的预测效果。图 6 中, (a)~(c) 为 CARS 筛选的特征波长使用 LS-SVM 预测 3 个品质指标的散点图。

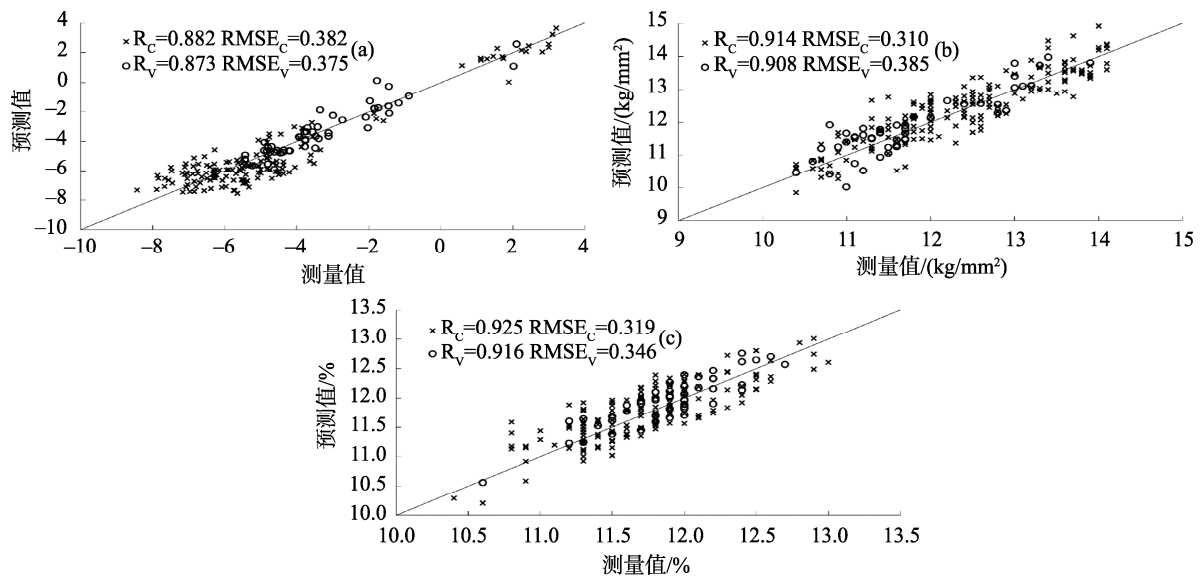
### 3 结 论

本研究以库尔勒香梨 945~1670 nm 内的高光谱数据, 分别对颜色  $a^*$ 、硬度和 SSC 3 个品质参数进行建模预测。结果发现, 采用 MSC-SG 组合算法的预处理效果最佳, 利用 CARS 选取特征波长结合 LS-SVM 的预测效果最好。颜色  $a^*$  的  $R_V$  和  $RMSE_V$  分别为 0.873 和 0.375; 硬度的  $R_V$  和

$RMSE_V$  分别为 0.908 和 0.385  $\text{kg}/\text{mm}^2$ ; SSC 的  $R_V$  和  $RMSE_V$  分别为 0.916 和 0.346%。其中硬度和 SSC 的预测效果较好, 对于颜色  $a^*$  的预测效果稍差, 在下一步的研究中将基于不同波段的光谱探究颜色模型优化的可行性。可见利用高光谱成像技术可以实现库尔勒香梨感官、理化指标的多参数检测, 为今后库尔勒香梨果品分级工作的推广提供了快速无损的技术支持。

表 3 基于特征波段的 LS-SVM 模型预测结果  
Table 3 Prediction results of different models based on the characteristic bands

预测模型	预测参数	建模参数	校正集		验证集	
			$R_C$	$RMSE_C$	$R_V$	$RMSE_V$
CARS-LSSVM	颜色 $a^*$	$(6.67 \times 10^4, 1.26 \times 10^3)$	0.882	0.382	0.873	0.375
	硬度/ $\text{kg}/\text{mm}^2$	$(3.45 \times 10^4, 2.47 \times 10^4)$	0.914	0.310	0.908	0.385
	SSC/%	$(2.11 \times 10^5, 4.80 \times 10^3)$	0.925	0.319	0.916	0.346
CARS-PLSR	颜色 $a^*$	9	0.871	0.347	0.865	0.446
	硬度/ $\text{kg}/\text{mm}^2$	8	0.890	0.430	0.873	0.495
	SSC/%	8	0.901	0.330	0.890	0.420



注: (a):  $a^*$ , (b): 硬度, (c): SSC。

图 6 各品质参数 LS-SVM 模型校正集和验证集散点图

Fig.6 Scatter plots of calibration set and verification set of LS-SVM model for each quality parameter

### 参 考 文 献

[1] 新疆维吾尔自治区统计局. 新疆统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2017.  
Statistic Bureau of Xinjiang Uygur Autonomous Region. Xinjiang statistical yearbook [M]. Beijing: China Statistics Press, 2017.

[2] 海力茜·陶尔大洪, 李亚童, 乌英, 等. 库尔勒香梨粗多糖镇咳祛痰作用研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(4): 1327-1331.  
HAILIQIAN TEDH, LI YT, WU Y, et al. Study on the antitussive and expectorant effects of Korla pear crude polysaccharide [J]. J Food Saf Qual, 2021, 12(4): 1327-1331.

[3] 乌英, 李亚童, 聂昌宏, 等. 库尔勒香梨粗多糖的免疫调节作用研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(4): 1405-1411.  
WU Y, LI YT, NIE CH, et al. Immunoregulation effect of crude polysaccharides from Korla fragrant pear [J]. J Food Saf Qual, 2021, 12(4): 1405-1411.

[4] 井春芝. 库尔勒香梨产业发展现状、存在的问题及建议[J]. 新疆林业, 2018, (3): 25-27, 48.  
JING CZ. Present development situation, existing problems and suggestions of the industry of Korla fragrant pear [J]. Forest Xinjiang, 2018, (3): 25-27, 48.

- 2018, (3): 25–27, 48.
- [5] ZHAN BS, NI JH, LI J. Hyperspectral technology combined with CARS algorithm to quantitatively determine the SSC in Korla fragrant pear [J]. *Spectrosc Spect Anal*, 2014, 34(10): 2752–2757.
- [6] 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 JL, GUO WC. Nondestructive detection of soluble solid content of postharvest kiwifruits based on hyperspectral imaging technology [J]. *Food Sci*, 2015, 36(16): 101–106.
- [7] MANUELA Z, BERND H, JEAN-MICHEL R, *et al.* Non-destructive tests on the prediction of apple fruit flesh firmness and soluble solids content on tree and in shelf life [J]. *J Food Eng*, 2005, 77(2): 254–260.
- [8] 黄娟, 李新建. 基于色差仪法的库尔勒香梨果实颜色分级标准[J]. *北方园艺*, 2018, (17): 38–44.
- HUANG J, LI XJ. The Korla fragrant pear color grading based on colorimeter [J]. *Northern Hortic*, 2018, (17): 38–44.
- [9] TIAN X, WANG QY, LI JB, *et al.* Non-destructive prediction of soluble solids content of pear based on fruit surface feature classification and multivariate regression analysis [J]. *Infrared Phys Technol*, 2018, 92: 336–344.
- [10] NADJA S, ANDREJA UK, TATJANA U. Spectrophotometrically determined pigment contents of intact apple fruits and their relations with quality: A review [J]. *Zemdirbyste*, 2013, 100(1): 105–111.
- [11] FAN SX, WANG QY, TIAN X, *et al.* Non-destructive evaluation of soluble solids content of apples using a developed portable Vis/NIR device [J]. *Biosyst Eng*, 2020, 193: 138–148.
- [12] CHEN JQ, LYU JH, HE ZS, *et al.* Investigations into the production of volatile compounds in Korla fragrant pears (*Pyrus sinkiangensis* Yu) [J]. *Food Chem*, 2020, 302: 1–6.
- [13] LU YZ, SAEYS W, KIM M, *et al.* Hyperspectral imaging technology for quality and safety evaluation of horticultural products: A review and celebration of the past 20-year progress [J]. *Postharvest Biol Tec*, 2020, 170. DOI: 10.1016/j.postharvbio.2020.111318
- [14] WANG HL, YANG GG, ZHANG Y, *et al.* Detection of fungal disease on tomato leaves with competitive adaptive reweighted sampling and correlation analysis methods [J]. *Spectrosc Spect Anal*, 2017, 27(7): 2115–2119.
- [15] FAN SX, ZHANG BH, LI JB, *et al.* Prediction of soluble solids content of apple using the combination of spectra and textural features of hyperspectral reflectance imaging data [J]. *Postharvest Biol Tec*, 2016, 121: 51–61.
- [16] HU MH, DONG QL, LIU BL, *et al.* Prediction of mechanical properties of blueberry using hyperspectral interactance imaging [J]. *Postharvest Biol Tec*, 2016, 115: 122–131.
- [17] GALVAO RKH, ARAUJO MCU, JOSE GE, *et al.* A method for calibration and validation subset partitioning [J]. *Talanta*, 2005, 67(4): 736.
- [18] SUKENS JAK, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers [J]. *Neural Process Lett*, 1999, 9(3): 293–300.
- [19] 盛晓慧, 李子文, 李宗鹏, 等. 基于近红外光谱分析技术测定库尔勒香梨硬度[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(9): 2818–2822.
- SHENG XH, LI ZW, LI ZP, *et al.* Determination of Korla pear hardness based on near-infrared spectroscopy [J]. *Spectrosc Spect Anal*, 2019, 39(9): 2818–2822.
- [20] YU XJ, LU HD, WU D. Development of deep learning method for predicting firmness and soluble solid content of postharvest Korla fragrant pear using Vis/NIR hyperspectral reflectance imaging [J]. *Postharvest Biol Tec*, 2018, 141. DOI: 10.1016/j.postharvbio.2018.02.013
- [21] HU LQ, YIN CL, MA S, *et al.* Rapid detection of three quality parameters and classification of wine based on Vis-NIR spectroscopy with wavelength selection by ACO and CARS algorithms [J]. *Spectrochim Acta A*, 2018, 205: 574–581.
- [22] LI JB, ZHANG HL, ZHAN BS, *et al.* Determination of SSC in pears by establishing the multi-cultivar models based on visible-NIR spectroscopy [J]. *Infrared Phys Technol*, 2019, 102: 1–10.
- [23] YU XJ, WANG JP, WEN ST, *et al.* A deep learning based feature extraction method on hyperspectral images for nondestructive prediction of TVB-N content in Pacific white shrimp (*Litopenaeus vannamei*) [J]. *Biosyst Eng*, 2019, 178: 244–255.
- [24] CEN HY, HE Y, HUANG M. Combination and comparison of multivariate analysis for the identification of orange varieties using visible and near infrared reflectance spectroscopy [J]. *Eur Food Res Technol*, 2007, 225: 699–705.

(责任编辑: 郑丽王欣)

## 作者简介



王统焯, 硕士, 主要研究方向为农产品品质安全快速无损检测技术及装备研发。  
E-mail: 7303843@qq.com



刘媛媛, 博士, 副教授, 主要研究方向为农产品品质安全快速无损检测技术及装备研发。  
E-mail: lyylyvjin@163.com