doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.038

基于高光谱成像的肥城桃品质可视化分析与成熟度检测

邵园园[1]　王永贤[1]　玄冠涛[1,2]　高　冲[1]　王凯丽[1]　高宗梅[3]

(1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018; 2. 山东省农业装备智能化工程实验室, 泰安 271018;
3. 华盛顿州立大学精细与自动化农业研究中心, 普罗瑟 99350)

摘要: 肥城桃采摘后转色快、易腐烂,导致果品等级下降。采用高光谱成像技术对其进行可溶性固形物含量(SSC)和硬度可视化分析与成熟度检测,以提高果品质量,实现优果优价。首先,采集成熟度为 70% 和 90% 的各 80 个肥城桃的高光谱信息、SSC 和硬度,通过蒙特卡罗偏最小二乘法分析剔除异常值,利用光谱-理化值共生距离划分样本集,采用竞争性自适应权重采样算法(CARS)和连续投影算法(SPA)选取特征波长,并建立多元线性回归(MLR)模型。研究表明:CARS-MLR 模型性能优于 SPA-MLR 模型;预测 SSC 的 CARS-MLR 模型,R_c^2 和 R_v^2 分别为 0.819 1 和 0.843 9,RPD 为 2.0;预测硬度的 CARS-MLR 模型,R_c^2 和 R_v^2 分别为 0.951 8 和 0.877 2,RPD 为 2.1。然后,基于 CARS-MLR 模型计算肥城桃每个像素点的 SSC 和硬度,生成可视化分布图,实现不同成熟度肥城桃 SSC 和硬度可视化检测。最后,利用顺序前向选择算法优选特征波长,建立人工神经网络成熟度预测模型,获得 98.3% 总识别准确率。

关键词: 肥城桃; 可溶性固形物含量; 硬度; 成熟度; 高光谱成像

中图分类号: O657.3　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)08-0344-07　　**OSID**:

Visual Detection of SSC and Firmness and Maturity Prediction for Feicheng Peach by Using Hyperspectral Imaging

SHAO Yuanyuan[1]　WANG Yongxian[1]　XUAN Guantao[1,2]　GAO Chong[1]　WANG Kaili[1]　GAO Zongmei[3]

(1. *College of Mechanical and Electrical Engineering*, *Shandong Agricultural University*, *Taian* 271018, *China*
2. *Shandong Intelligent Engineering Laboratory of Agricultural Equipment*, *Taian* 271018, *China*
3. *Center for Precision and Automated Agricultural Systems*, *Washington State University*, *Prosser* 99350, *USA*)

Abstract: Feicheng peach is prone to spoilage due to its surface color changing rapidly after harvest, which will degrade its quality. Hyperspectral imaging technology was used to detect the soluble solid content (SSC), firmness and maturity of Feicheng peach for improving its quality and price. There were 80 maturity 70% and 90% Feicheng peach were used for hyperspectral images (400 ~ 1 000 nm), SSC and firmness collection, respectively. These samples were split into calibration set and validation set with a ratio of 2∶1 by samples set partitioning based on joint X-Y distances method after the outliers were eliminated by using Monte Carlo-partial least squares method. MLR detection models were established using feature wavelengths selected by competitive adaptive reweighted sampling (CARS) and successive projections algorithm (SPA), respectively. The more effective detection results was emerged by CARS-MLR model, with a determination coefficient of calibration set (R_c^2) of 0.819 1, a determination coefficient of validation set (R_v^2) of 0.843 9 and a residual prediction deviation (RPD) of 2.0 for SSC assessment, R_c^2 of 0.951 8, R_v^2 of 0.877 2 and RPD of 2.1 for firmness assessment. Visualization maps for SSC and firmness were generated by calculating the spectral response of each pixel on peach samples. Furthermore, the artificial neural network model was provided to predict the maturity of Feicheng peach using feature wavelengths selected by the sequential forward selection algorithm, with total recognition

收稿日期: 2019-10-21　修回日期: 2019-11-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(31701325、31671632)

作者简介: 邵园园(1980—),女,副教授,主要从事农产品检测研究,E-mail: syy007@sdau.edu.cn

通信作者: 玄冠涛(1979—),男,副教授,主要从事农情信息检测及智能农业装备研究,E-mail: xuangt@sina.com

accuracy of 98.3%. It can be concluded that hyperspectral imaging technology can be applied to determine the SSC, firmness and maturity of Feicheng peach, laying a foundation for the on-line nondestructive quality monitoring and timely harvest of Feicheng peach.

Key words: Feicheng peach; soluble solid content; firmness; maturity; hyperspectral imaging

0　引言

肥城桃因产于山东省肥城市而得名，以个大味美、营养丰富享誉中外[1]。肥城桃属于典型呼吸跃变型果实，鲜桃采摘后转色快、果肉易发生褐变，进而导致软化与腐烂[2-3]。鲜食和短期贮藏肥城桃，宜在成熟度 90% 左右时采摘，若远途运输销售和长期贮藏，最好在成熟度 70% 时收获。寻求快速、高效的检测方法，对肥城桃进行品质检测与成熟度鉴别，可以提高果品质量，实现优果优价。

高光谱成像技术将光谱与传统图像相结合，可以同时获取目标的空间和光谱信息，具有简便、快速、无损、准确等优点，已成功用于水果成熟度检测和果品分析[4-7]。文献[8]利用高光谱成像技术对不同成熟度樱桃进行分类，建立了樱桃果实 pH 值和可溶性固形物含量预测模型，从而实现了樱桃品质可视化。文献[9]应用高光谱成像技术，结合特征波长对冬枣成熟度进行可视化判别，采用多种方法选择特征波长，建立的 PLS－DA 模型判别精度可达 90% 以上。文献[10]采用高光谱成像技术，结合多个数据集的支持向量机分类模型，对草莓成熟度进行了评价。此外，高光谱成像技术结合化学计量学方法在蓝莓、柿子、香蕉等水果成熟度分析及品质评价方面也取得了较好效果[11-13]。但关于肥城桃品质与成熟度高光谱成像检测的研究鲜有报道。

本文以肥城桃为研究对象，采集两种成熟度（70% 和 90%）鲜桃的高光谱信息，建立光谱信息与可溶性固形物含量（Soluble solids content，SSC）、硬度回归模型，进行果品可视化分析与成熟度检测。

1　材料与方法

1.1　肥城桃样本

不同成熟度肥城桃如图 1 所示，成熟度 70%（青熟期）：桃子表面绿色逐渐褪减，整个果实表面少量着色，果实基本发育成型，质地较硬，耐贮藏。成熟度 90%（转色期）：果实表面大都着色，极少部分区域呈淡黄色，果实稍有弹性，少量区域变软，香味浓郁。“金秋婉蜜”肥城桃种植于山东省肥城市刘台肥桃合作社果园，采摘时间为 2019 年 9 月 14 日上午，在有经验的果农指导下，随机采摘两种成熟度肥城桃并用水果泡沫网套包裹放入保鲜盒，运回实验室。选取形状大小均匀，无斑点、无疤痕的肥城桃作为实验样本，获得两种成熟度肥城桃样本各 80 个，对选取的样本进行编号，成熟度 70% 样本编号 1～80，成熟度 90% 样本编号 81～160，按照编号顺序进行光谱数据的采集和理化性质的测定。



（a）成熟度70%　　（b）成熟度90%

图 1　桃子样本

Fig. 1　Peach samples

1.2　高光谱图像采集

1.2.1　高光谱成像系统

GaiaField 型便携式高光谱系统（四川双利合谱科技有限公司）组成如图 2 所示，主要包括 GaiaField－V10E 型高光谱成像仪、1 392 像素×1 040 像素 HSIA－OL23 型成像镜头、4 组 HSIA－LS－T－200W 型对称分布专用光源、HSIA－TP－S 型三脚架以及配有高光谱数据采集软件 SpecView 的专用计算机等。光谱范围为 400～1 000 nm，光谱分辨率 2.8 nm，有效狭缝长度 9.8 mm，入射狭缝宽 30 μm，视场角 22°。通过创建 400～1 000 nm 的三维光谱立方体，研究所选像素特征，分析不同波长图像，进行果品检测与成熟度鉴别。

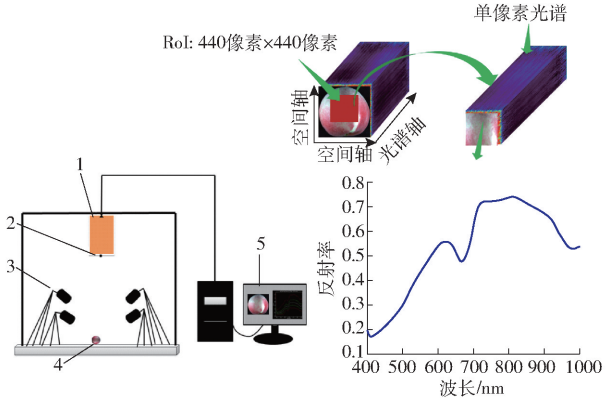


图 2　高光谱成像系统

Fig. 2　Hyperspectral imaging system

1. 高光谱仪　2. 镜头　3. 光源　4. 肥城桃样本　5. 计算机

1.2.2　图像采集和校准

从保鲜盒取出桃子，待其恢复常温（20℃）后，

采集光谱数据。为了得到清晰图像,将样本与镜头距离设置为 300 mm,相机曝光时间设置为 15.2 ms。对高光谱成像系统进行黑白校正[14],以消除光照及相机暗电流等对图像影响。全黑标定图像 I_{dark}、全白标定图像 I_{white} 分别通过遮盖镜头、扫描标准白板获得,校正图像 I_c 为

$$I_c = \frac{I_{raw} - I_{dark}}{I_{white} - I_{dark}} \tag{1}$$

式中 I_{raw}——原始图像

利用软件 ENVI 4.6(美国 Exelis VIS 公司)提取 440 像素 ×440 像素感兴趣区域(Region of interst, RoI)高光谱数据,将 RoI 内所有光谱信息的平均值作为对应反射光谱值。

1.3 理化指标测定

肥城桃硬度测定使用 GY-1 型指针式水果硬度计(浙江托普云农科技股份有限公司),测头直径 3.5 mm,下压深度 10 mm,测试速度 0.5 mm/s,选取 RoI 区域上、中、下 3 个位置进行测量,每个位置去除 1 cm^2 左右果皮后进行测定,取 3 个位置平均值为硬度测定值。使用 PAL-1 型数显折射仪(日本爱拓公司)进行 SSC 测定,3 个位置上的测量平均值为肥城桃 SSC 测定值。

1.4 数据处理

1.4.1 异常值剔除

肥城桃光谱数据采集及 SSC 和硬度测定时,由于仪器、环境和人为操作等因素产生数据误差,影响模型准确性,应对异常值进行剔除。蒙特卡罗偏最小二乘(Monte Carlo-partial least squares, MCPLS)法以蒙特卡罗交互验证为基础,能够同时检测光谱异常值和理化性质异常值,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,通过计算样本预测误差均值和标准差,具有较高均值和标准差的样本为异常样本[15-16]。

1.4.2 样本集划分

采用光谱-理化值共生距离(Samples set partitioning based on joint X-Y distances, SPXY)[17]对经过样本剔除操作的 SSC、硬度按 2∶1 比例进行建模集和预测集划分。通过计算建模集和预测集样本的最大值、最小值、平均值和标准偏差来评估样本划分是否合理。

1.4.3 特征波长选取

由于全光谱含有 256 个波长变量,大量共线性波长会导致信息冗余,从而增加计算量降低建模效率。采用竞争性自适应权重采样(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)算法、连续投影(Successive projections algorithm, SPA)算法和顺序前向选择(Sequential forward selection, SFS)算法进行特征波长选取。

CARS 算法是一种基于适者生存和回归系数进行波长选择的有效方法,先利用 PLS(偏最小二乘)模型筛选回归系数大的波长,再通过十折交叉验证优选出均方根误差最小的波长子集[18]。SPA 算法是一种前向循环的特征变量筛选方法,能够滤除无效信息,大大降低数据间的共线性影响[19]。SFS 算法作为机器学习中的启发式搜索方法,从一个空的特征子集开始自上而下搜索,每次将一个未选特征加入特征子集,使特征函数达到最优[20]。

1.4.4 回归和分类模型的建立与评价

多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)是一种常用的建模方法,能够建立多个自变量与因变量的关系模型[19]。而 MLR 适用于变量数少于样本数的情况,所以本研究只对 CARS 和 SPA 算法提取的波长建立 MLR 模型。

人工神经网络(Artificial neural network, ANN)是模拟人的大脑结构而产生的,由大量的神经元联接构成,具有很强的非线性函数逼近能力,拥有强大的容错性[6]。本研究采用 ANN 对 SFS 算法提取的特征波长建立成熟度分类模型。

回归模型建立后,将建模集决定系数 R_c^2 和建模集均方根误差作为回归模型性能的辅助评价指标,以预测集决定系数 R_v^2、预测集均方根误差和预测集标准偏差与预测均方根误差的比值(RPD)作为预测性能主要评价指标。当 RPD 小于 1.4,模型无法对样品进行预测,RPD 为 1.4~2,认为模型效果一般,可以对样品进行粗略评估,RPD 在 2 以上,模型具有极好的预测能力[21-22]。而成熟度分类模型的性能通过混淆矩阵进行评估。

2 结果与分析

2.1 肥城桃光谱特征

去掉首尾噪声,对 400~1 000 nm 内 256 个波段进行光谱特征分析,获得肥城桃全部样本光谱曲线和平均光谱曲线如图 3 所示。由图 3 可以看出,不同成熟度肥城桃的平均光谱曲线变化趋势基本一致,450~650 nm 间两光谱曲线差距较大,说明不同成熟度肥城桃成分含量存在差异。其中,420 nm 和 680 nm 附近光谱吸收峰主要由肥城桃中类胡萝卜素和叶绿素吸收光谱引起[23-24],成熟度 70% 肥城桃由于含有更多的叶绿素,在 680 nm 处有较大吸收峰。740 nm 和 980 nm 附近吸收峰与桃子内部水分有关,分

别为 O—H 三级和二级倍频特征吸收峰[25-26]。830 nm 附近吸收峰反映了肥城桃含糖量[18]。

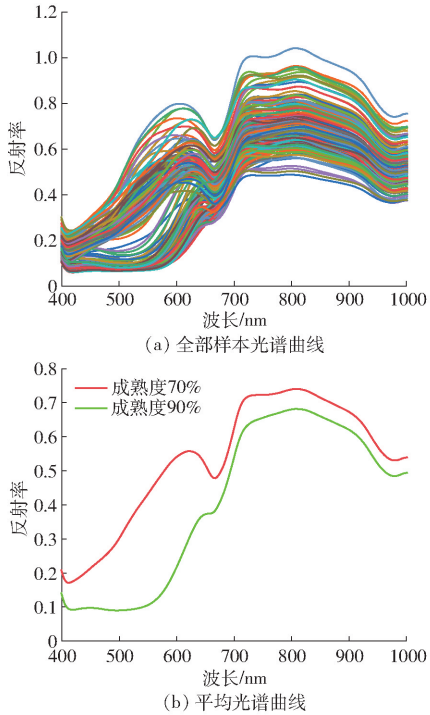


图 3　肥城桃光谱曲线

Fig. 3　Spectral curves of Feicheng peach

2.2　异常样本剔除

由于实验中产生的异常值会影响建模精度，采用 MCPLS 法进行异常值剔除。蒙特卡罗检测结果如图 4 所示，以预测误差均值 1.17° Brix、标准差 0.25°Brix 为界限共剔除异常值 7 个，分别为 11、12、37、57、141、146、153 号，异常样本剔除后，决定系数 R_c^2 由 0.775 8 上升至 0.797 6。而光谱值和硬度蒙特卡罗检测中，未出现较大偏离均值和标准差的数据，没有进行异常值剔除。

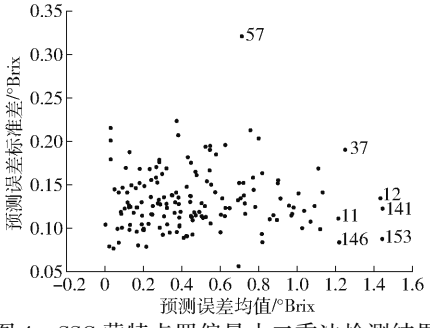


图 4　SSC 蒙特卡罗偏最小二乘法检测结果

Fig. 4　SSC Monte Carlo-partial least squares for removing outliers from peach samples

2.3　样本集划分

采用 SPXY 对剔除异常值的 SSC 和未进行剔除异常值的硬度分别结合光谱值进行数据集划分，结果如表 1 所示。由表 1 可以看出，建模集包含 SSC 和硬度的最大值和最小值，且分布范围较广，样本集划分合理。

表 1　肥城桃 SSC 和硬度

Tab. 1　SSC and firmness values of Feicheng peach

样本集	SSC					硬度				
	样本数	最大值/°Brix	最小值/°Brix	平均值/°Brix	标准偏差/°Brix	样本数	最大值/(kg·cm^{-2})	最小值/(kg·cm^{-2})	平均值/(kg·cm^{-2})	标准偏差/(kg·cm^{-2})
建模集	100	15.1	10.4	12.10	0.939 0	100	12.4	3.8	8.22	2.097 0
预测集	53	14.5	10.7	12.43	0.992 8	60	11.5	5.0	7.57	1.787 2
总样本	153	15.1	10.4	12.22	0.970 1	160	12.4	3.8	7.97	2.010 4

2.4　特征波段选取

为了提高运行速度，挑选共线性最小、冗余最少的波长，采用 CARS 和 SPA 算法提取特征波长用来建立回归模型。图 5a 为 CARS 算法选择 SSC 特征波长过程，运行次数为 72 时，选取波长数为 42 个，占波长总量 16.4%。图 5b 为 CARS 算法选择硬度特征波长过程，运行次数为 52 时，选取波长数为 40 个，占波长总量 15.6%。

图 6a 为 SPA 算法优选 SSC 特征波长分布，指定波长数 $N=5\sim30$，共优选出 11 个光谱波长，占波长总量 4.3%；图 6b 为 SPA 算法优选硬度特征波长分布，指定波长数 $N=10\sim30$，共优选出 11 个光谱波长，同样占波长总量 4.3%。

2.5　MLR 模型建立

建立 CARS 和 SPA 算法优选特征波长的 MLR 模型，回归模型效果如表 2 所示。表 2 中，CARS－MLR 模型性能优于 SPA－MLR 模型，用于预测 SSC 的 CARS－MLR 模型，$R_v^2=0.843\,9$，预测集均方根误差为 0.509 6° Brix，RPD 为 2.0，用于预测硬度的 CARS－MLR 模型，$R_v^2=0.877\,2$，预测集均方根误差为 0.858 5 kg/cm^2，RPD 为 2.1。进一步，建立 SSC 和硬度 CARS－MLR 模型建模与预测散点图（图 7），可以看出 CARS－MLR 模型对 SSC 和硬度均取得了较好预测结果。

相应地，以特定波长处光谱反射率 X（下角标数字表示波长，单位 nm）为自变量，建立预测 SSC、硬

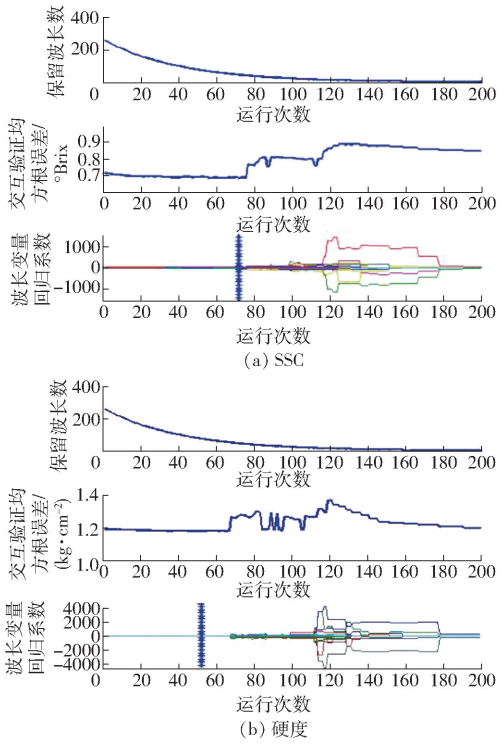


图 5 CARS 挑选特征波长过程

Fig. 5 Effective wavelength selected by CARS

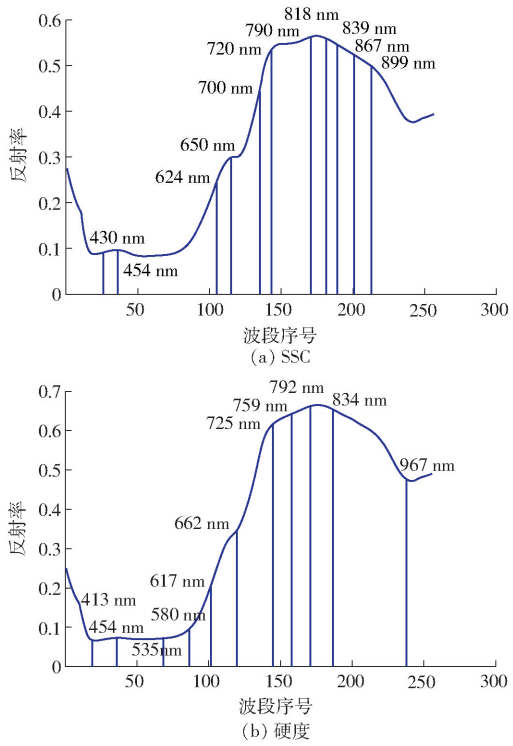


图 6 SPA 优选波长分布

Fig. 6 Distributions of wavelengths selected by SPA

表 2 基于不同波长选择方法的 SSC 和硬度 MLR 模型的性能

Tab. 2 Performance of MLR models of SSC and firmness based on different wavelength selection methods

理化指标	提取算法	波长个数	R_c^2	建模集均方根误差	R_v^2	预测集均方根误差	RPD
SSC	CARS	42	0.819 1	0.529 0°Brix	0.843 9	0.509 6°Brix	2.0
	SPA	11	0.811 3	0.417 5°Brix	0.784 4	0.575 0°Brix	1.7
硬度	CARS	40	0.951 8	0.626 3 kg/cm^2	0.877 2	0.858 5 kg/cm^2	2.1
	SPA	11	0.783 3	0.999 4 kg/cm^2	0.777 3	1.226 5 kg/cm^2	1.5

度的 CARS－MLR 模型

$$Y_{ssc}=14.527-14.517X_{406}-2.364X_{440}+57.001X_{471}-29.217X_{506}+15.690X_{565}-44.734X_{617}+218.637X_{667}-298.141X_{692}+147.576X_{728}-126.725X_{766}+73.790X_{805}+84.811X_{880}-70.015X_{933}-8.60X_{981} \quad (2)$$

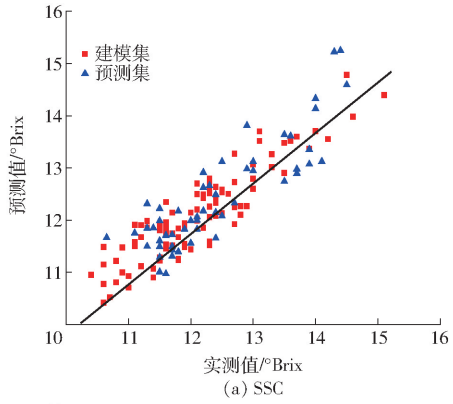
$$Y_F=6.436-51.386X_{411}-41.118X_{423}+44.069X_{457}+85.159X_{493}-78.627X_{540}+38.268X_{570}-18.434X_{627}+46.731X_{687}-101.082X_{703}+282.756X_{769}-4.736X_{800}-258.614X_{862}-0.653X_{920}+90.416X_{957}-41.789X_{989} \quad (3)$$

2.6 SSC 和硬度可视化检测

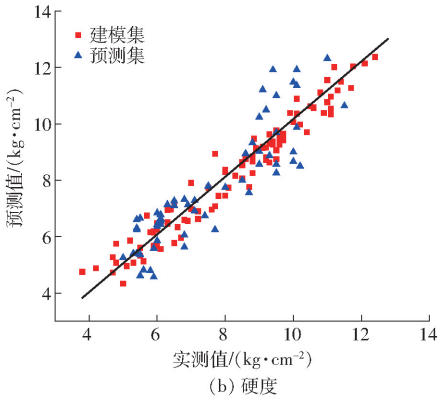
利用 CARS－MLR 模型估算肥城桃每个像素点 SSC 和硬度，运用伪彩图处理技术生成 SSC 和硬度分布图，不同颜色和深浅程度代表不同成熟度肥城桃 SSC 和硬度，结果如图 8 所示。图 8a 中，成熟度 90% 桃子主要呈深黄色，SSC 集中在 12～15°Brix，成熟度 70% 桃子主要呈浅黄色，SSC 集中在 10～13°Brix，成熟度 90% 桃子 SSC 高于成熟度 70% 桃子。图 8b 中，成熟度 90% 桃子主要呈浅绿色，硬度集中在 3～8 kg/cm^2，成熟度 70% 桃子主要呈浅黄色和绿色，硬度集中在 6～12 kg/cm^2，成熟度 70% 桃子硬度高于成熟度 90% 桃子。SSC 图中桃子外蓝色区域及硬度图中桃子外紫色区域为采集背景。利用 SSC 和硬度可视化分布图有助于在线检测桃子品质。

2.7 成熟度预测

为了快速准确预测肥城桃成熟度，采用 SFS 算法进行特征波长提取。搜索过程中，SFS 算法分别以 14.120、13.432 和 12.613 的标准值挑选出 3 个特征波长 493、530、720 nm，如图 9 所示。以 SFS 特征波长为输入，建立 ANN 预测模型。对虚拟等级值分别为 0、1 的成熟度 70%、成熟度 90% 肥城桃样本按 5∶3 划分建模集和预测集，参数设置为：最大训练次数 100、学习速率 0.1、目标误差 0.1。通过混淆矩阵图 10 可以看出，肥城桃成熟度预测总准确率为 98.3%，结果较为理想。



(a) SSC



(b) 硬度

图 7　SSC 和硬度实测值与预测值散点图

Fig. 7　Scatter plots of measured versus predicted values of SSC and firmness

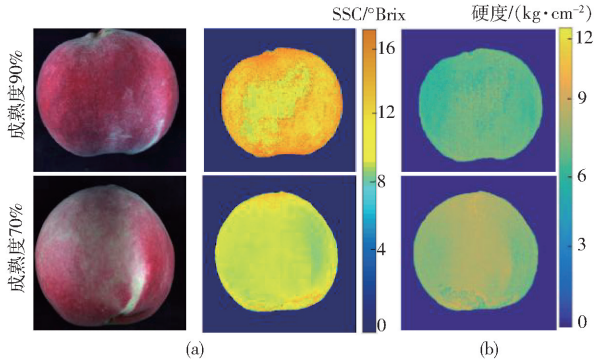


图 8　不同成熟度肥城桃 SSC 和硬度分布图

Fig. 8　SSC and firmness distribution map of peach in different maturities

3　结论

(1)基于 CARS 和 SPA 算法提取特征波长，建立 MLR 模型。结果表明，CARS – MLR 模型预测性能优于 SPA – MLR 模型；预测 SSC 的 CARS – MLR 模型，R_c^2 和 R_v^2 分别为 0.819 1 和 0.843 9，建模集和预测集均方根误差分别为 0.529 0、0.509 6°Brix，RPD 为 2.0；预测硬度的 CARS – MLR 模型，R_c^2 和 R_v^2 分别为 0.951 8 和 0.877 2，建模集和预测集均方根误差分别为 0.626 3、0.858 5 kg/cm^2，RPD 为 2.1。

(2)利用 CARS – MLR 预测模型计算不同成熟度肥城桃每个像素点的 SSC 和硬度，生成可视化分布图，实现不同成熟度肥城桃 SSC 和硬度的无损评价，有助于肥城桃品质在线检测。

(3)基于 SFS 特征波长建立 ANN 模型，对采后肥城桃进行成熟度预测，获得 98.3% 的总识别准确率，说明高光谱成像技术能够实现肥城桃成熟度的检测。

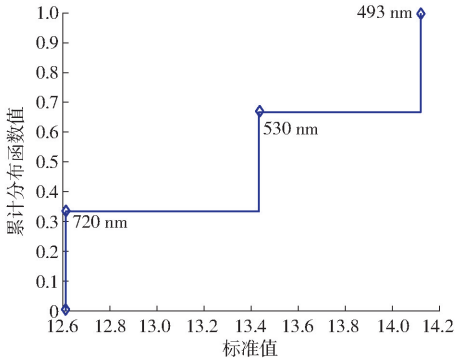


图 9　SFS 挑选特征波长

Fig. 9　Feature wavelengths selected by using SFS

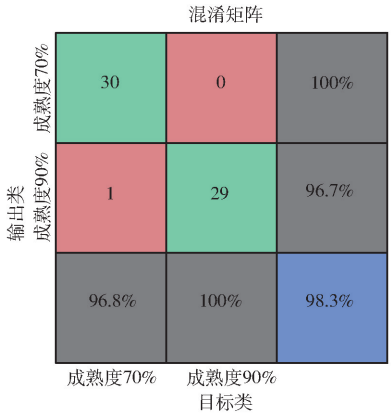


图 10　混淆矩阵

Fig. 10　Confusion matrix

参　考　文　献

[1]　刘伟，李桂祥，董晓民，等. 肥城桃产业的现状及发展建议 [J]. 落叶果树，2019，51(3)：32 – 33.
LIU Wei，LI Guixiang，DONG Xiaomin，et al. Present situation and development suggestion of peach industry in Feicheng[J]. Deciduous Fruits，2019，51(3)：32 – 33. (in Chinese)

[2]　GINE J，EDUARDO I，ARUS P，et al. Biochemical and genetic implications of the slow ripening phenotype in peach fruit [J]. Scientia Horticulturae，2020，259：108824.

[3]　薛建新，张淑娟，张晶晶. 基于高光谱成像技术的沙金杏成熟度判别[J]. 农业工程学报，2015，31(11)：300 – 307.
XUE Jianxin，ZHANG Shujuan，ZHANG Jingjing. Ripeness classification of Shajin apricot using hyperspectral imaging technique [J]. Transactions of the CSAE，2015，31(11)：300 – 307. (in Chinese)

[4] MUNERA S, AMIGO J M, BLASCO J, et al. Ripeness monitoring of two cultivars of nectarine using VIS - NIR hyperspectral reflectance imaging [J]. Journal of Food Engineering, 2017, 214: 29 - 39.
[5] 李鸿强,孙红,李民赞. 基于可见/短波近红外光谱检测结球甘蓝维生素 C 含量 [J]. 农业工程学报,2018, 34(8): 277 - 283.
LI Hongqiang, SUN Hong, LI Minzan. Detection of vitamin C content in head cabbage based on visible/near-infrared spectroscopy [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(8): 277 - 283. (in Chinese)
[6] SUN Y, GU X, SUN K, et al. Hyperspectral reflectance imaging combined with chemometrics and successive projections algorithm for chilling injury classification in peaches [J]. LWT, 2017, 75: 557 - 564.
[7] TEERACHAICHAYUT S, HO H T. Non-destructive prediction of total soluble solids, titratable acidity and maturity index of limes by near infrared hyperspectral imaging [J]. Postharvest Biology and Technology, 2017, 133: 20 - 25.
[8] 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.
[9] 曹晓峰,任惠如,李幸芝,等. 高光谱技术结合特征波长/光谱指数对冬枣成熟度可视化判别 [J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(7): 2175 - 2182.
CAO Xiaofeng, REN Huiru, LI Xingzhi, et al. Discrimination of winter jujube's maturity using hyperspectral technique combined with characteristic wavelength and spectral indices [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(7): 2175 - 2182. (in Chinese)
[10] GUO C, LIU F, KONG W, et al. Hyperspectral imaging analysis for ripeness evaluation of strawberry with support vector machine[J]. Journal of Food Engineering, 2016, 179: 11 - 18.
[11] YANG C, LEE W S, GADER P. Hyperspectral band selection for detecting different blueberry fruit maturity stages [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 109: 23 - 31.
[12] MUNERA S, BESADA C, ALEIXOS N, et al. Non-destructive assessment of the internal quality of intact persimmon using colour and VIS/NIR hyperspectral imaging [J]. LWT, 2017, 77: 241 - 248.
[13] 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.
[14] 郭志明,赵春江,黄文倩,等. 苹果糖度高光谱图像可视化预测的光强度校正方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(7):227 - 232.
GUO Zhiming, ZHAO Chunjiang, HUANG Wenqian, et al. Intensity correction of visualized prediction for sugar content in apple using hyperspectral imaging [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(7): 227 - 232. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20150733&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.07.033. (in Chinese)
[15] LIN H, ZHAO J, SUN L, et al. Freshness measurement of eggs using near infrared (NIR) spectroscopy and multivariate data analysis [J]. Innovative Food Science and Emerging Technologies, 2011, 12(2): 182 - 186.
[16] LI J, RAO X, YING Y. Detection of common defects on oranges using hyperspectral reflectance imaging [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 78(1): 38 - 48.
[17] 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.
[18] 褚小立. 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.
[19] 岳学军,凌康杰,洪添胜,等. 基于高光谱图像的龙眼叶片叶绿素含量分布模型 [J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 18 - 25.
YUE Xuejun, LING Kangjie, HONG Tiansheng, et al. Distribution model of chlorophyll content for longan leaves based on hyperspectral imaging technology [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 18 - 25. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20180802&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.08.002. (in Chinese)
[20] CEN H, LU R, ZHU Q, et al. Nondestructive detection of chilling injury in cucumber fruit using hyperspectral imaging with feature selection and supervised classification [J]. Postharvest Biology and Technology, 2016, 111: 352 - 361.
[21] 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): 236 - 240.
YANG Xiaoyu, LIU Guishan, DING Jiaxing, et al. A rapid evaluation of VC content on Lingwu long jujube using hyperspectral technique [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(1): 236 - 240. (in Chinese)
[22] BELLON V, FERNANDEZ-AHUMADA E, PALAGOS B, et al. Critical review of chemometric indicators commonly used for assessing the quality of the prediction of soil attributes by NIR spectroscopy [J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2010, 29(9): 1073 - 1081.
[23] YU K Q, ZHAO Y R, LIU Z Y, et al. Application of visible and near-infrared hyperspectral imaging for detection of defective features in loquat [J]. Food and Bioprocess Technology, 2014, 7(11): 3077 - 3087.
[24] SIEDLISKA A, BARANOWSKI P, MAZUREK W. Classification models of bruise and cultivar detection on the basis of hyperspectral imaging data [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 106: 66 - 74.
[25] HUANG M, WAN X, ZHANG M, et al. Detection of insect-damaged vegetable soybeans using hyperspectral transmittance image [J]. Journal of Food Engineering, 2013, 116(1): 45 - 49.
[26] 薛建新,张淑娟,孙海霞,等. 可见/近红外光谱结合软化指标快速判定沙果货架期 [J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(8): 169 - 173.
XUE Jianxin, ZHANG Shujuan, SUN Haixia, et al. Detection of shelf of *Malus asiatica* using near-infrared spectroscopy and softening index [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(8): 169 - 173. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20130828&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2013.08.028. (in Chinese)