

文章编号 1004-924X(2015)06-1530-08

高光谱成像结合人工神经网络无损检测桃的硬度

郭文川*, 董金磊

(西北农林科技大学 机械与电子工程学院, 陕西 杨凌 712100)

摘要:为无损检测桃的内部品质,提出了结合高光谱成像技术和人工神经网络无损检测桃硬度的方法。采集了摘后贮藏了 12 d 的 140 个桃在 900~1 700 nm 的高光谱图像,以每个桃高光谱图像中 40 pixel×40 pixel 的感兴趣区域的平均光谱作为桃的原始反射光谱;利用 Savitzky-Golay 平滑和标准正态变量变换对光谱进行预处理;基于 x - y 共生距离算法划分样本,得到校正集样本 105 个和预测集样本 35 个。利用连续投影算法、无信息变量消除法和正自适应加权算法从全光谱的 216 个波长中分别提取了 12 个、103 个和 22 个特征波长;分别建立了基于全光谱和提取的特征波长预测桃硬度的支持向量机模型和 BP 网络模型。结果表明,基于全光谱建立的 BP 网络模型具有最好的预测性能,其预测相关系数为 0.856,预测均方根误差为 0.931。本研究为基于桃内部品质的工业化分级提供了基础。

关键词:高光谱成像;桃;硬度;无损检测;BP 网络;支持向量机

中图分类号:O657.33;S662.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152306.1530

Nondestructive detection on firmness of peaches based on hyperspectral imaging and artificial neural networks

GUO Wen-chuan*, DONG Jin-lei

(College of Mechanical and Electronic Engineering,
Northwest Agriculture and Forestry University, Yangling 712100, China)

* Corresponding author, E-mail: guowenchuan69@126.com

Abstract: To explore a nondestructive method to measure peach internal quality, a hyperspectral imaging technology combined with Artificial Neural Networks (ANN) was applied to evaluate the firmness of intact peaches. The hyperspectral images of 140 peaches during 12 day storage were acquired from 900 nm to 1 700 nm, and the average reflective spectrum of interest region of 40 pixel×40 pixel in each image was calculated and was used as the original spectra. The spectra were preprocessed by Savitzky-Golay smoothing and the standard normal variate. The sample set was partitioned based on joint x - y into calibration sets (105) and prediction sets (35). Then the successive projection algorithm, uninformative variable elimination method and competitive adaptive reweighted sampling method were used to select characteristic wavelengths by 12, 103 and 22 from 216 wavelengths, respectively. A support vector machine and an error back propagation (BP) network model were established based on full spectra and selected characteristic wavelengths for predicting the firmness of intact peaches. The result shows that BP model based on full spectra has the best

收稿日期:2015-01-28;修订日期:2015-03-13.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 31171720)

prediction performance with a correlation coefficient and a root-mean-square error of 0.856 and 0.931, respectively. This study offers the base for identifying internal qualities of peaches in industry.

Key words: hyperspectral imaging; peach; firmness; nondestructive detection; BP network; support vector machine

1 引言

桃原产于我国西北地区,是我国主要水果之一^[1]。硬度是评价桃成熟度的主要指标之一,硬度大则桃脆,硬度小则桃多汁。不同的消费者有不同的口感,因此检测桃的硬度不仅有助于指导消费,而且对于指导桃的采收、采后储藏和加工都具有重要的意义。目前,检测桃硬度的方法主要是依据国家标准 GB/T10650-2008,采用探头压入果肉进行测量^[2],该方法属于有损检测。因此有必要研究桃硬度的无损检测方法。果实硬度的变化与细胞结构中的果胶、纤维素和半纤维素的含量有关,而这些成分都含有吸收近红外光的 O—H、C—H 等化学键^[3],而近红外光谱技术具有速度快、操作简单、稳定性好等优点^[4],因此该技术已广泛应用于苹果^[5]、梨^[6-7]、桃^[8]、猕猴桃^[3]等水果硬度的无损检测中。目前,在近红外光谱检测桃硬度的研究中,多采用近红外光纤探头与果实相接触的方法,这种接触式检测法虽可用于开发便携式的果实硬度检测仪,但很难应用于桃硬度的工业化分级。

高光谱成像技术是将光谱技术与图像技术相结合的一门新兴的无损检测技术。国内外许多学者已利用高光谱成像技术进行苹果^[9-10]、枣^[11]、蓝莓^[12]等水果硬度的无损检测,并取得了较好的研究成果。在利用高光谱技术检测桃硬度的研究中,Lu 等^[13]利用高光谱散射图像(500~1 000 nm)对“Red Haven”和“Coral Star”两个品种桃的硬度进行了无损检测,用每个波段下获得的洛仑兹系数与测得的硬度值进行多元线性回归,指出预测硬度的决定系数分别为 0.77 和 0.58,表明散射光谱和桃硬度有关。而采用高光谱反射图像技术预测桃硬度的研究目前尚未见报道。本文以“北京八号”桃为实验材料,采用高光谱成像技术采集采后储藏期间桃的高光谱图像,并提取反射光谱。然后采用化学计量学和人工神经网络技术建立了基于反射高光谱预测桃硬度的模型,分析模型的精度和可靠性,以期能为桃硬度的

工业化检测提供一种无损、可靠的方法。

2 材料与方 法

2.1 实验材料

实验用“北京八号”桃采摘于陕西省杨凌区某农户的果园。采摘后置于 4℃ 下冷藏。每隔 3 天选取大小均匀、无损伤样品 35 个。用软纸擦掉表面杂物,待样品温度回升至室温(22±2)℃后进行高光谱图像采集,共测样品 140 个。

2.2 步骤和方法

实验所用的 HyperSIS-NIR 高光谱成像系统(900~1 700 nm)如图 1 所示。该系统主要包括:高光谱成像光谱仪(Imspector N17E, Spectra Imaging 有限公司,芬兰),8 位 CCD 相机(OPCA05G, Hamamastu 公司,日本),4 个 100 W 卤素灯(HSIA-LS-TAIF, 北京卓立汉光仪器有限公司,中国),电动传送平台(PSA200-11-X,北京卓立汉光仪器有限公司,中国)和数据采集软件(Spectra SENS, Spectra Imaging 有限公司,芬兰)。整个成像系统置于一个暗箱中。

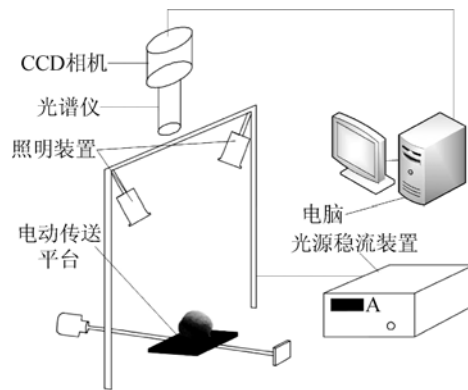


图 1 高光谱成像系统

Fig. 1 Schematic diagram of hyperspectral imaging system

实验前将高光谱成像系统预热 30 min。图像采集过程中的参数设置如下:物距为 650 mm,曝光时间为 10 ms,传送平台速度为 20 mm/s。采集光谱之前,为减弱成像光谱仪暗电流和照明装置对图像的影响,需要对仪器进行黑白校

正^[14]。首先采集反射率为 99% 的白板的漫反射图像 W , 然后盖上镜头盖采集暗图像 B , 根据式 (1) 计算原始漫反射图像 R_{original} 的校正图像 R_{correct} :

$$R_{\text{correct}} = \frac{R_{\text{original}} - B}{W - B} \times 100\%. \quad (1)$$

随后将桃横放于传送平台上, 采集每个桃的阳面和阴面的高光谱图像。将采集到的高光谱图像用 ENVI 软件 (Research Systems 有限公司, 美国) 进行感兴趣区域 (Region of Interest, ROI) 选取。考虑到桃形状和大小的差异, 以及光谱的一致性等问题, 分别从每张桃光谱图像的中心处选取 $40 \text{ pixel} \times 40 \text{ pixel}$ 的 ROI, 求出每张图 ROI 的平均反射光谱。以两张图像平均反射光谱的平均值作为该桃的反射光谱。

在采集完桃的高光谱图像后, 在桃的赤道上均匀选取 4 点 (其中 2 点在桃的阳面, 2 点在阴面), 用削皮刀削去果皮后, 用探头直径为 11 mm 的 GY-3 型水果硬度计 (艾德堡仪器有限公司, 中国) 测量果肉的硬度, 将 4 个点测量结果的平均值作为该样品的硬度值。所有测量均在室温 (22 ± 2) °C 下完成。

2.3 光谱预处理

由于光谱信号容易受到测量环境、测量条件和仪器性能等因素的影响, 测量到的光谱信号存在噪声和谱线平移等干扰^[15], 因此需要对原始光谱进行预处理。常见的预处理方法包括 Savitzky-Golay (SG) 平滑去噪, 多元散射校正、标准正态变量变换 (Standard Normal Variate, SNV), 一阶、二阶微分等。分析不同预处理方法发现, 先经 SG 平滑, 然后经 SNV 预处理能更好地消除噪声的影响, 因此本文采用 SG 平滑加 SNV 预处理 (SG+SNV) 的方法进行光谱去噪。

2.4 样本划分方法

本研究采用 Galvao 等^[16]提出的 SPXY (Sample Set Partitioning Based on Joint X-Y distances) 法划分样本。SPXY 法是在 Kennard-Stone 法的基础上发展而来的, 其优点是在计算样品间距离时同时考虑光谱变量和浓度变量的欧氏距离, 这样可有效地覆盖多维向量空间, 使划分得到的校正集代表性较强, 能有效地改善模型的预测性能^[17]。

2.5 特征波长提取方法

本文分别采用连续投影算法 (Successive Projection Algorithm, SPA)、无信息变量消除法

(Uninformative Variable Elimination, UVE) 和正自适应加权算法 (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS) 提取特征波长, 分析各种特征波长提取方法对桃硬度检测模型性能的影响。

SPA 是一种前向循环算法, 它利用向量的投影分析, 通过多次迭代选出冗余信息最少的变量组, 最大限度地减少变量之间的共线性, 从而提高模型的速度和效率^[18]。

UVE 是基于偏最小二乘回归 (Partial Least Squares, PLS) 系数的变量选择方法。它将变量对应的回归系数平均值与其标准差的比值 S 作为变量重要性的衡量指标。无信息变量的判定方法是人为添加一个随机矩阵作为噪声矩阵, 将噪声矩阵的最大值作为阈值, 小于阈值的变量 S 作为无信息变量而被剔除^[19]。

CARS 借助指数衰减函数对每次循环构建的 PLS 模型中回归系数绝对值最大的变量进行筛选, 同时利用自适应重加权采样技术去除权重小的变量, 经过多次重复筛选, 选出交互验证均方根误差值 (RMSECV) 最小的变量集^[20]。

2.6 建模方法和评价指标

本文分别建立了基于全光谱和基于上述的 3 种特征波长提取方法的特征波长预测桃硬度的支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 和误差反向传播 (error Back Propagation, BP) 网络模型。

SVM 是由 Vapnik^[21] 首先提出的基于统计学习理论的机器学习方法。该方法建立一个分类超平面作为决策曲面, 使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化。SVM 在解决小样本、非线性以及高维模式识别中表现出诸多优势, 并且能应用到函数拟合等其他机器学习问题中, 具有很强的泛化能力和预测能力^[22]。

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络。其输入信号从输入层经隐含层到输出层。如果输出层得不到期望输出, 则转入反向传播, 根据误差调整权值和阈值, 使预测输出不断向期望输出逼近^[23]。BP 神经网络是目前应用最广泛的神经网络之一, 它能够实现输入与输出之间的高度非线性映射。

本文以校正集样品的相关系数 (R_c) 和校正集样品的均方根误差 (RMSEC) 说明模型的校正性能, 以预测集样品的相关系数 (R_p) 和预测集样品的均方根误差 (RMSEP) 说明模型的预测性能。

一个好的模型应该有高的 R_c 和 R_p , 以及小的 RMSEC 和 RMSEP。

3 实验结果与分析

3.1 光谱特征和预处理

由于原始光谱的首末两端有较大的噪音, 因此选择 928.19~1 711.71 nm 为有效光谱区域, 该区域含有 216 个波段。对该波段进行 SG+SNV 预处理后的反射光谱如图 2 所示。由图 2 可知, 吸收波峰主要出现在 965, 1 200 和 1 450 nm 处, 其中 965 nm 和 1 450 nm 为水的吸收峰, 而 1 200 nm 为桃中果胶的吸收峰^[24]。

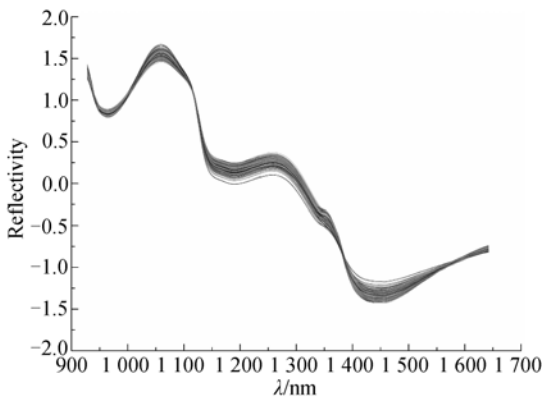


图 2 经 SG+SNV 处理后的反射光谱

Fig. 2 Reflectance spectra after SG + SNV processing over region from 928.19 to 1 675.19 nm

3.2 样本划分

采用 SPXY 方法对 140 个桃按照 3 : 1 比例划分校正集与预测集, 得到校正集样本 105 个和预测集样本 35 个。表 1 为校正集和预测集样本硬度的统计结果。由表 1 可以看出, 预测集中样本硬度的最大值小于校正集中样本硬度的最大值, 而预测集中样本硬度的最小值大于校正集的最小值, 从而说明样本划分合理, 有望建立良好的预测模型。

表 1 桃校正集和预测集硬度统计

Tab. 1 Statistics of peach firmness in calibration set and prediction set

样本集	样本数	硬度/(kg · cm ⁻²)			
		最小值	最大值	平均值	标准偏差
校正集	105	0.30	9.06	3.12	2.06
预测集	35	0.35	7.19	2.62	1.71

3.3 特征波长的选取

综合比较了基于 RMSEC 和 RMSECV 选取的特征波长对模型的校正性能, 尤其是对预测性能的影响, 本文将 RMSECV 作为选取特征波长的评价指标。

3.3.1 应用 SPA 选取特征波长

设定 SPA 选取的波长数为 1~16, 步长为 1, 计算每个波长下的 RMSECV。通常根据最小的 RMSECV 确定最佳的特征波长数。图 3 所示是 RMSECV 随 SPA 中有效波长数的变化情况。由图 3 可见, 当特征波长数为 12 时, RMSECV 值最小, 由此确定的最佳特征波长数为 12。这 12 个特征波长按重要性从高到低依次为 1 246.9, 1 200.4, 1 057.7, 1 336.5, 1 004.5, 1 379.7, 1 386.3, 968.0, 941.5, 1 642.0, 1 446.1 和 1 114.1 nm。

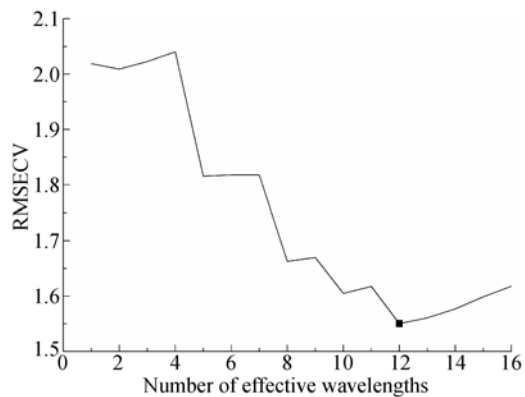


图 3 RMSECV 随 SPA 中有效波长数的变化规律

Fig. 3 Variation of RMSECV with number of effective wavelengths in SPA

3.3.2 应用 UVE 选取特征波长

在采用基于 PLS 的 UVE 选取特征波长时, 一个主要的问题是确定 PLS 模型中潜在变量的个数。本文设定潜在变量数为 1~20, 计算每个潜在变量数下的 RMSECV, 如图 4 所示。当潜在变量数为 9 时, RMSECV 最小, 故确定的潜在变量数为 9。9 个潜在变量下每个变量的稳定性系数如图 5 所示。图 5 中竖线左侧为 216 个光谱变量, 右边为 216 个人工随机变量。两条水平虚线为变量选择的阈值(±19.29), 阈值的选择标准为随机变量稳定性系数最大绝对值的 99%。稳定性系数在阈值内的变量被当作无信息变量而被剔除。应用 UVE 共选取了 103 个特征波长, 主要分布在 964.7~1 107.5 nm, 1 134.0~1 167.2 nm,

1 197.1~1 339.9 nm, 1 495.9~1 532.4 nm 和 1 602.1~1 622.1 nm, 说明这几个区域是对桃硬度敏感的波段。

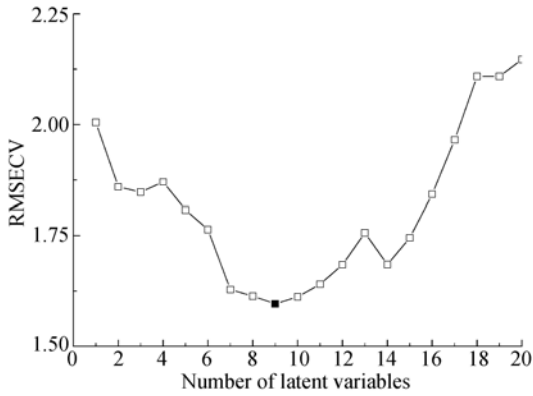


图 4 RMSECV 随 UVE 中 PLS 潜在变量数的变化规律
Fig. 4 Variation of RMSECV with number of latent variables of PLS in UVE

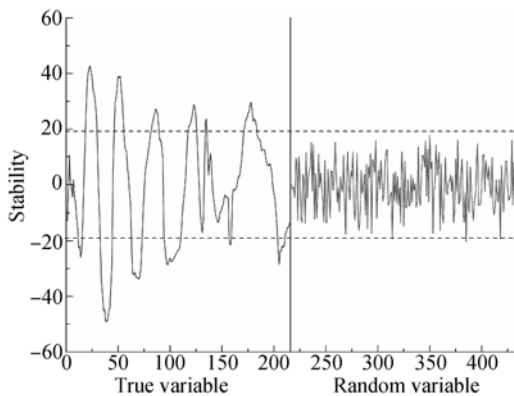


图 5 PLS 的潜在变量数为 9 时 UVE 的稳定性分布曲线
Fig. 5 Stability distribution of variables selected by UVE at 9 latent variables in PLS

3.3.3 应用 CARS 选取特征波长

在应用 CARS 选取特征波长时, 设定蒙特卡罗采样次数为 50 次, 采用 5 折交叉验证法计算所建立的 PLS 模型的 RMSECV, 结果如图 6 所示。图 6 说明, 随着采样次数的增加, 所建立的 PLS 模型的 RMSECV 不断减小, 当采样次数为 25 时, RMSECV 达到最小 (1.463)。随后 RMSECV 随采样次数的增加而增大。本文得到的最优变量集包含有 22 个特征波长, 分别为 1 004.5, 1 064.3, 1 067.6, 1 070.9, 1 094.2, 1 097.5, 1 110.8, 1 150.6, 1 153.9, 1 163.9, 1 203.7, 1 207.1, 1 210.4, 1 227.0, 1 240.3, 1 290.1, 1 293.4, 1 333.2, 1 336.5, 1 363.1, 1 369.7 和 1 635.3 nm。

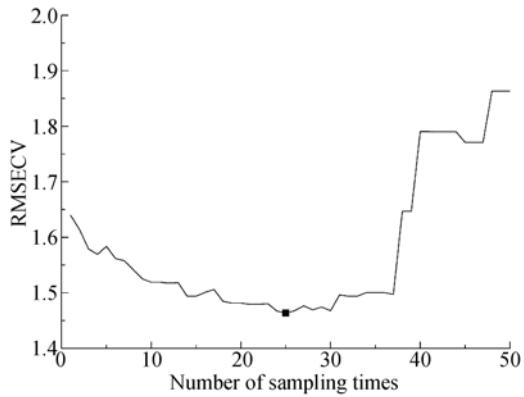


图 6 CARS 中不同采样次数下的 RMSECV
Fig. 6 Variation of RMSECV with number of sampling times in CARS

3.4 建模结果

3.4.1 SVM 建模结果

建立 SVM 模型时首先需要确定核函数以及两个关键参数, 即惩罚因子 c 和核参数 g 。参数 c 控制着训练错误率和模型复杂程度, g 控制着样本数据向高维空间映射的复杂程度。常用的核函数有线性函数、多项式函数和径向基函数。本研究选用径向基函数为核函数, 采用 5 折交叉验证方法确定 c 和 g 。具体方法是先将参数 c 和 g 粗略设置为 $2 \times 10^{-8} \sim 2 \times 10^8$, 利用网格搜索法进一步确定精细的取值为 $2 \times 10^{-4} \sim 2 \times 10^4$, 然后计算 RMSECV, 根据最小 RMSECV 确定最优的 c, g 值。表 2 给出了不同变量选择方向下最优的 c 和 g 。

表 2 不同变量选择方法下 SVM 模型参数

Tab. 2 Parameters of SVM with different variable selection methods

变量选择方法	c	g
FS	0.25	0.088 4
SPA	0.50	0.50
UVE	0.50	1.569 2
CARS	0.50	8

SVM 模型对桃硬度的预测结果及模型的运算时间见表 3, 所用计算机主频为 2.2 GHz, 内存为 4 GB。表 3 说明, CARS-SVM 具有最高的 R_c (0.958)、较高的 R_p (0.821) 以及最低的 RMSEC (0.626) 和 RMSEP (1.110)。FS-SVM 虽具有最高的 R_p (0.832), 但 R_c 较低, 只有 0.638, 且 RMSEC 较高 (1.612)。UVE-SVM 模型效果略次于 CARS-SVM。SPA-SVM 具有最低的 R_c 和

R_p ,以及最高的 RMSEC 和 RMSEP,说明其校正和预测性能最差。相比于 FS 的 216 个波长, UVE 虽剔除了多一半的无用信息,但提取的特征波长还有 103 个,导致模型复杂。SPA 虽只用了 12 个特征波长,但所建模型的性能很差,说明一些反映硬度信息的波长没有被提取出来。CARS 提取了 22 个特征波长,所用波长数是全波长下的 10.2%,模型运算时间(0.006 7 s)少于 FS (0.011 5 s)和 UVE (0.007 5 s),能够有效地简化模型。因此,CARS-SVM 被确定为最佳的 SVM 模型。

表 3 基于不同特征波长提取方法建立的 SVM 和 BP 模型对硬度的检测结果

Tab. 3 Firmnesses detected by SVM and BP models based on different selection methods

建模方法	变量选择方法	变量数	校正集		预测集		运算时间/s
			R_c	RMSEC	R_p	RMSEP	
SVM	FS	216	0.638	1.612	0.832	1.155	0.011 5
	SPA	12	0.616	1.637	0.758	1.181	0.006 1
	UVE	103	0.946	0.708	0.810	1.177	0.007 5
	CARS	22	0.958	0.626	0.821	1.110	0.006 7
BP	FS	216	0.831	1.215	0.856	0.931	0.017 3
	SPA	12	0.769	1.363	0.812	1.088	0.016 2
	UVE	103	0.795	1.282	0.813	1.074	0.016 5
	CARS	22	0.804	1.286	0.827	1.056	0.016 5

3.4.2 BP 网络建模结果

实验将全波长及经 SPA、UVE 和 CARS 分别选取的特征波长作为 BP 网络的输入。Kolmogorov 理论表明:具有单隐层的神经网络能以任意精度逼近任意函数。本文建立三层 BP 网络模型。隐含层节点数的选取由以下经验公式^[25]近似确定:

$$l=(mn)^{0.5}, \tag{2}$$

$$l=(m+n)^{0.5}+a, \tag{3}$$

$$l=\log_2 n, \tag{4}$$

其中: l 为隐层节点数, n 为输入层节点数, m 为输出层节点数, a 为 0~10 的常数。经反复试验发现隐含层节点数为 5 时模型具有良好的综合性能。输入层的传递函数为 tansig,隐含层的传递函数为 tansig,桃硬度作为网络输出,输出层的传递函数为 purelin。目标均方差设定为 0.000 01,迭代次数为 100,学习率为 0.1。由于 BP 网络随机选取初始权

值,因此采用 50 次重复建模结果的平均值作为最终结果,见表 3。以 FS-BP 为例,50 次重复建模 R_p 为 0.815~0.877,平均值为 0.856,方差为 0.017,其中有 28 次建模的 R_p 大于平均值。

表 3 表明,FS-BP 模型具有最高的 R_c (0.831) 和 R_p (0.856),以及最小的 RMSEC(1.215) 和 RMSEP(0.931),说明 FS-BP 模型具有最好的校正和预测性能。CARS-BP 的校正和预测性能略劣于 FS-BP。SPA-BP 模型的性能最差,因为其 R_c 和 R_p 最小,且 RMSEC 和 RMSEP 最大。UVE-BP 的性能稍优于 SPA-BP。从运算时间看,虽然 FS-BP 的运算时间最长,但仅为 0.017 3 s,略大于 BP 下其他几种模型,能够应用于快速无损检测。

3.4.3 不同模型比较

同 FS-BP 模型相比,CARS-SVM 模型的 R_c 为 0.958,明显大于 FS-BP 的 0.831,且 CARS-SVM 的 RMSEC 为 0.626,明显低于 FS-BP 的 1.215,说明 CARS-SVM 的校正性能明显优于 FS-BP。FS-BP 的 R_p 为 0.856,高于 CARS-SVM 的 0.821,且其 RMSEP 为 0.931,低于 CARS-BP 的 1.056,说明 FS-BP 具有较好的预测性能。除此之外,发现 CARS-SVM 的预测性能劣于其校正性能,但 FS-BP 的预测性能优于其校正性能,说明 FS-BP 具有较强的样本适应性,更有利于提高模型预测的精度。从运算时间上来看,CARS-SVM 模型的运算时间较短,比 FS-BP 少 0.010 6 s,但 0.017 3 s 的运算时间能够满足工业化检测的需求。综合考虑,本文确定 FS-BP 为预测桃硬度的最优模型。

对比国内外研究,本研究的结果略劣于 Fu 等^[8]基于近红外光谱建立的白桃硬度的 PLSR 模型($R_c=0.948$)和基于高光谱散射图像利用洛仑兹系数建立的“Red Haven”品种桃硬度的多元线性回归模型($R^2=0.77$),但优于 Lu 等^[13]对“Coral Star”品种桃硬度的预测($R^2=0.58$),由此表明基于高光谱建立的桃硬度的非线性模型具有良好的预测能力,可应用于桃硬度的无损检测。

4 结 论

本文基于 900~1 700 nm 间的反射高光谱并利用 SPA、UVE 和 CARS 法选取特征波长简化模型,比较了基于全光谱和提取的特征波长建立

的 SVM 和 BP 模型对桃硬度预测性能的影响。实验结果表明:利用 SPA、UVE 和 CARS 从全谱的 216 个波长中分别选取了 12 个、103 个和 22 个特征波长,所选特征波长数分别是全谱波长数的 5.6%,47.7%和 10.2%。特征波长的提取有利于简化模型及提高模型的运算速度。在基于全

谱和不同方法提取的特征波长所建立的 SVM 和 BP 模型中,基于全谱建立的 BP 模型(FS-BP)的预测性能最好,其 R_p 和 RMSEP 分别为 0.856 和 0.931。本文将高光谱图像技术结合人工神经网络方法应用于无损检测桃的硬度,为依据内部品质实现桃的工业化分级提供了研究基础。

参考文献:

- [1] 毕金峰,阮卫红,刘璇,等. 桃汁贮藏期间的品质变化研究[J]. 现代食品科技,2014,30(7): 117-123.
BI J F, RUAN W H, LIU X, *et al.*. The quality change of peach juice during storage [J]. *Modern Food Science and Technology*, 2014, 30(7): 117-123. (in Chinese)
- [2] 朱伟兴,江辉,陈全胜. 特征波长筛选在近红外光谱测定梨硬度中的应用[J]. 农业工程学报,2010,26(8): 368-372.
ZHU W X, JIANG H, CHEN Q SH. Application of characteristic wavelengths selection in determination of pear firmness by near infrared (NIR) spectroscopy [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(8): 368-372. (in Chinese)
- [3] 刘卉,郭文川,岳绒. 猕猴桃硬度近红外漫反射光谱无损检测[J]. 农业机械学报,2011,42(3): 145-149.
LIU H, GUO W CH, YUE R. Non-destructive detection of kiwifruit firmness based on near-infrared diffused spectroscopy [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, 42(3): 145-149. (in Chinese)
- [4] 赵强,张工力,陈星旦. 多元散射校正对近红外光谱分析定标模型的影响[J]. 光学精密工程,2005,13(1): 53-58.
ZHAO Q, ZHANG G L, CHEN X D. Effects of multiplicative scatter correction on a calibration model of near infrared spectral analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(1): 53-58. (in Chinese)
- [5] MENDOZA F, LU R F, CEN H Y. Grading of apples based on firmness and soluble solids content using Vis/SWNIR spectroscopy and spectral scattering techniques[J]. *Journal of Food Engineering*, 2014, 125: 59-68.
- [6] 曾一凡,刘春生,孙旭东,等. 可见/近红外光谱技术无损检测果实坚实度的研究[J]. 农业工程学报,2008,24(5): 250-252.
ZENG Y F, LIU CH SH, SUN X D, *et al.*. Non-destructive measurement of firmness of pear using visible and near-infrared spectroscopy technique [J]. *Transactions of the CASE*, 2008, 24(5): 250-252. (in Chinese)
- [7] 王加华,陈卓,李振茹,等. 洋梨硬度的便携式可见/近红外漫透射检测技术[J]. 农业机械学报,2010,41(11): 129-133.
WANG J H, CHEN ZH, LI ZH R, *et al.*. Evaluation of european pear (*Pyrus communis* L.) firmness based on portable Vis/NIR transmittance technique [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(11): 129-133. (in Chinese)
- [8] FU X P, YING Y B, ZHOU Y, *et al.*. Application of NIR spectroscopy for firmness evaluation of peaches [J]. *Journal of Zhejiang University Science B*, 2008, 9(7): 552-557.
- [9] WANG S, HUANG M, ZHU Q B. Model fusion for prediction of apple firmness using hyperspectral scattering image [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2012, 80: 1-7.
- [10] ZHU Q B, HUANG M, ZHAO X, *et al.*. Wavelength selection of hyperspectral scattering image using new semi-supervised affinity propagation for prediction of firmness and soluble solid content in apples [J]. *Food Analytical Methods*, 2013, 6(1): 334-342.
- [11] 徐爽,何建国,贺晓光,等. 基于高光谱技术的长枣内外品质同时检测[J]. 光电子·激光,2013,24(10): 1972-1976.
XU SH, HE J G, HE X G, *et al.*. Simultaneous detection of external and internal quality parameters of long jujubes using hyperspectral imaging technology [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2013, 24(10): 1972-1976. (in Chinese)
- [12] LEIVA-VALENZUELA G A, LU R F, AGUILERA J M. Prediction of firmness and soluble solids content of blueberries using hyperspectral reflectance imaging [J]. *Journal of Food Engineering*, 2013, 115(1): 91-98.
- [13] LU R F, PENG Y K. Hyperspectral scattering for assessing peach fruit firmness [J]. *Biosystems Engineering*, 2006, 93(2): 161-171.

- [14] LIU D Y, GUO W C. Identification of kiwifruits treated with exogenous plant growth regulator using near-infrared hyperspectral reflectance imaging [J]. *Food Analytical Methods*, 2015, 8: 164-172.
- [15] 刘燕德,周延睿,彭彦颖. 基于近红外漫反射光谱检测鸡蛋品质[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(1): 40-45.
LIU Y D, ZHOU Y R, PENG Y Y. Detection of egg quality by near infrared diffuse reflectance spectroscopy [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(1): 40-45. (in Chinese)
- [16] GALVÃO R K H, ARAUJO M C U, JOSÉ G E, *et al.*. A method for calibration and validation subset partitioning [J]. *Talanta*, 2005, 67(4): 736-740.
- [17] 展晓日,朱向荣,史新元,等. SPXY 样本划分法及蒙特卡罗交叉验证结合近红外光谱用于橘叶中橙皮苷的含量测定[J]. *光谱学与光谱分析*, 2009, 29(4): 964-968.
ZHAN X R, ZHU X R, SHI X Y, *et al.*. Determination of hesperidin in tangerine leaf by near-infrared spectroscopy with SPXY algorithm for sample subset partitioning and monte carlo cross validation [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, 29(4): 964-968. (in Chinese)
- [18] 高亮,谷静思,郭文川. 基于介电特性及 ANN 的油桃糖度无损检测方法[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(17): 257-264.
SHANG L, GU J S, GUO W CH. Non-destructively detecting sugar content of nectarines based on dielectric properties and ANN [J]. *Transactions of the CASE*, 2013, 29(17): 257-264. (in Chinese)
- [19] 郭文川,王铭海,谷静思,等. 近红外光谱结合极限学习机识别贮藏期的损伤猕猴桃[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(10): 2720-2727.
GUO W CH, WANG M H, GU J S, *et al.*. Identification of bruised kiwifruits during storage by near infrared spectroscopy and extreme learning machine [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10): 2720-2727. (in Chinese)
- [20] LI H D, LIANG Y Z, XU Q S, *et al.*. Key wavelengths screening using competitive adaptive re-weighted sampling method for multivariate calibration [J]. *Analytica Chimica Acta*, 2009, 648(1): 77-84.
- [21] VAPNIK V N. *Statistical Learning Theory* [M]. New York: Wiley, 1998.
- [22] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1): 2-10.
DING SH F, QI B J, TAN H Y. An review on theory and algorithm of support vector machines [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(1): 2-10. (in Chinese)
- [23] 郭文川,王铭海,岳斌. 基于近红外漫反射光谱的损伤猕猴桃早期识别[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(2): 142-146.
GUO W CH, WANG M H, YUE R. Early recognition of bruised kiwifruit based on near infrared diffuse reflectance spectroscopy [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(2): 142-146. (in Chinese)
- [24] KAMRUZZAMAN M, EIMASRY G, SUN D W, *et al.*. Prediction of some quality attributes of lamb meat using near-infrared hyperspectral imaging and multivariate analysis [J]. *Analytica Chimica Acta*, 2012, 714: 57-67.
- [25] 林喜娜,王相友,丁莹. 双孢蘑菇远红外干燥神经网络预测模型建立[J]. *农业机械学报*, 2010, 41(5): 110-114.
LIN X N, WANG X Y, DING Y. Experiment on neural network prediction modeling of far infrared radiation drying for *Agaricus bisporus* [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(5): 110-114. (in Chinese)

作者简介:



郭文川(1969—),女,陕西临潼人,博士,教授,博士生导师,2004年于西北农林科技大学获得博士学位,主要从事农产品和食品品质无损检测技术方面的研究。E-mail: guowenchuan69@126.com



董金磊(1990—),男,河南新乡人,硕士研究生,主要从事农产品品质的高光谱无损检测技术的研究。E-mail: djl2012@126.com