

高光谱技术结合 CARS-ELM 的油桃品种判别研究

赵旭婷, 张淑娟, 刘蒋龙, 孙海霞

(山西农业大学工学院, 山西太谷 030801)

摘要: 基于高光谱技术研究竞争性自适应重加权算法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)结合极限学习机(Extreme learning machine, ELM)对油桃品种判别的可行性。本文利用高光谱成像技术选取油桃 420~1000 nm 的高光谱图像数据,经卷积平滑法(Savitzky-Golay smoothing, SG)、附加散射校正算法(Multiplicative Scatter correction, MSC)、基线校正(Baseline)、变量标准化算法(Standard Normalized Varite, SNV)等预处理方法处理原始数据,通过 PLSR 模型确定 Baseline 为最佳预处理方法。采用主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)、连续投影算法(Successive Projections Algorithm, SPA)与竞争性自适应重加权算法等提取的特征波长,建立偏最小二乘(Partial Least Square, PLS)和极限学习机鉴别模型进行比较研究。结果显示:基于 CARS 算法提取的特征波长构建的 CARS-ELM 和 CARS-PLS 模型性能最优。CARS-PLS 预测集相关系数(R_p)和均方根误差(RMSEP)分别为 0.942 和 0.205; CARS-ELM 的 R_p 和 RMSEP 分别为 0.931 和 0.119。说明 CARS 是一种有效的提取特征波长的方法,且 ELM 与 PLS 对模型的预测能力相当,可见利用高光谱图像技术结合 CARS-ELM 对油桃的品种判别是可行的。

关键词: 油桃; 高光谱; 竞争性自适应加权算法; 极限学习机; 偏最小二乘; 品种判别

文章编号: 1673-9078(2017)10-281-287

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2017.10.039

Study on Varieties Discrimination of Nectarine by Hyperspectral Technology Combined with CARS-ELM Algorithm

ZHAO Xu-ting, ZHANG Shu-juan, LIU Jiang-long, SUN Hai-xia

(College of Engineering Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, China)

Abstract: The varieties discrimination feasibility of nectarines by hyperspectra technology combined with competitive adaptive reweighted sampling (CARS) and extreme learning machine(ELM) were discussed. Hyperspectra imaging technology was used to select the hyperspectra images data of three different types of nectarines in the range of 420 to 1000nm in this study. The raw spectra were processed by Savitzky-Golay, Multiplicative Scatter Correction, Baseline, and Standard Normalized Varite. The most appropriate pretreatment method was confirmed by the PLSR model. In order to extract characterized wavelengths, there are three different approaches have been used: principal component analysis (PCA), successive projections algorithm (SPA), and CARS. Furthermore, partial least square(PLS) and extreme learning machine (ELM) on the basis of three different characterized wavelengths were used to build the model for identifying the species of nectarines. The results of tests implicated that the performance of CARS-PLS and CARS-ELM classification model was optimized using optimal characterized wavelengths of CARS algorithm. The PLS and ELM model correlation coefficient (R_p), the root mean squared error (RMSEP) of prediction set were 0.942, 0.205 and 0.931, 0.119, respectively. It indicated that CARS algorithm was one of the effective methods for exacting the characterized wavelengths, and ELM model prediction ability was equivalent with conventional PLS model. It approves that the hyperspectral imaging technology combined with CARS-ELM is feasible to discriminate the nectarine varieties.

Key words: nectarine; hyperspectral; CARS; ELM; PLS; variety identification

油桃, 又名桃驳李, 是普通毛桃(果皮被绒毛覆盖)经过改良的变种, 其果皮光滑无毛可以直接食用。

收稿日期: 2017-02-07

项目基金: 国家自然科学基金项目(31271973)

作者简介: 赵旭婷(1992-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 农产品检测技术与装备

通讯作者: 张淑娟(1963-), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向: 农产品检测技术与装备

外表跟李子一样光滑, 颜色漂亮诱人, 味道酸中带甜, 口感极佳; 油桃的维生素 C 含量高且富含人体所需的氨基酸、胡萝卜素等, 有止咳化痰、补气健肾和提高免疫力等功效, 因此广泛受到消费者的青睐^[1]。现在市场上出售的油桃品种繁多, 而不同产地、不同品种的油桃口感差异显著, 因此探究一种快速, 准确, 无损的鉴别方法, 使得不同品种的油桃达到它应有的市场价值, 满足消费者按质论价的需求是有现实意义的。

高光谱成像技术是在光谱维度上进行展开, 结果不仅可以获得图像上每个点的光谱数据, 还可以获得任一谱段的影像信息, 具有分辨率高和波段多等特点。近年来在国内外农产品、蔬菜和水果等无损检测领域应用广泛^[2]。Ro-driguez 等利用近红外高光谱红外技术对四种葡萄的种子进行判别^[3]; 张初等利用近红外高光谱图像结合极限学习机(ELM)建模方法鉴别西瓜种子的品种^[4]; 赵春江等应用 CARS 和 SPA 算法对草莓 SSC 含量 NIR 关辅预测模型中变量及样本进行筛选^[5]。但相关研究中尚未有学者利用高光谱成像技术对油桃品种进行鉴别。

由于可见/近红外波段穿透性强, 可获得大量果皮和果肉信息, 而不同品种的油桃其组成成分差异明显, 所以从光谱角度进行品种鉴别是可行的。本文以油桃为研究对象, 挑选同一产地(山西省太谷县)的三种油桃共 208 个样本进行实验研究。通过高光谱成像技术获得油桃可见/近红外波段下的光谱信息, 探讨竞争性自适应重加权方法与常用的连续投影算法、主成分分析法提取的特征波长, 在分别输入偏最小二乘(PLS)和新型神经网络(ELM)进行训练时, CARS-ELM 预测模型的优劣性。

1 材料与方法

1.1 实验材料

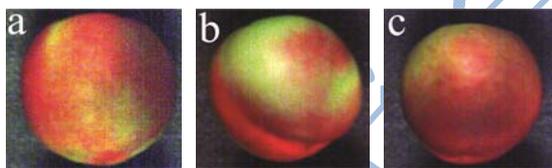


图1 三种油桃样本

Fig.1 Three different varieties of nectarine samples

注: a, 丰光; b, 瑞光七号; c, 曙光。

本实验所用油桃购买于山西省农科院果树研究所。油桃九成熟时果肉稍有弹性, 绿色即将全部褪尽, 阴面局部呈现淡绿色或浅黄色, 果实保有该品种固有的独特风味, 正是适合消费者食用的时期。因此本实验均以成熟度为九成熟, 大小均匀(单重 120~160 g)且外部无明显缺陷为原则挑选实验样本共 208 个, 包括丰光样本(69 个)、瑞光 7 号样本(67 个)、曙光样本(72 个)。购买当天将油桃运回实验室并进行编号, 在实验室放置 24 h, 在室温下进行光谱数据的采集以减小误差。在进行光谱数据采集时将油桃按照缝合线朝左或者右水平放置在实验台上。三种油桃品种样本

如图 1 所示。

1.2 实验仪器

本实验所用共高光谱成像系统主要由光谱仪(ImSpectorV10E, Finland), CCD 侦测器(ImSpectorV10E), 相机(C8484-05G, K.K), 150 W 的石英卤素灯(Illumination, USA)两个组成线性光源, 步进电机控制的移动平台(IRCP0076 型), 计算机和暗箱等构成。高光谱成像系统采用台湾五铃光学股份公司制造的 Isuzuoptics, China 软件来收集、保存图像信息并实现对光谱仪的参数设置和对图像的校正。经多次试验调试, 确定当油桃样本与镜头的距离为 350 mm, 系统的分辨率为 672*512, 相机的曝光时间为 0.13 s, 电控移动平台的移动速度为 2.2 m/s 时, 采集的图像清晰、不失真。

1.3 高光谱数据采集

高光谱图像采集系统获得的原始高光谱图像在各个波段范围内的光源强度、光源亮度分布不均匀, 以及暗电流和噪声等因素都会对光谱信息产生影响。因此在数据处理之前需要对采集到的高光谱图像进行一次黑白校正^[6], 校正所用公式如(1)所示:

$$R = \frac{I_R - I_D}{I_W - I_D} \quad (1)$$

式中: R 为校正后图像; I_R 为原始图像; I_D 为黑板校正图像; I_W 为白板校正图像。

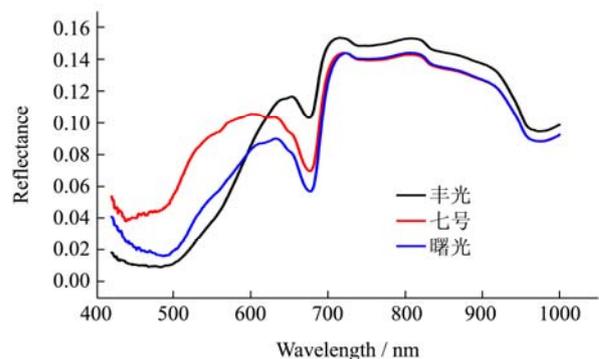


图2 三类样本平均光谱图

Fig.2 Average spectrum image of three varieties of samples

采集高光谱图像时, 样本要正、反两面各采集一次(放置方法如图 1 所示, 油桃的缝合线朝左或者朝右平放)。油桃是类球状物体且表面光滑, 采集的每幅高光谱图像中间区域漫反射强度大, 信噪比高, 若选择中心区域作为感兴趣区域, 不利于后续试验研究的可靠性。因此在利用 ENVI 4.6 提取感兴趣区域(ROI)

时避开中间较亮部位,在其左上、左下、右上和右下45°线附近且尽量保持物镜距离一致选择一个直径为50像素的圆形^[7,8]区域作为感兴趣区域,以两幅图感兴趣区域的平均反射值作为该样本的原始光谱信息。由于原始高光谱数据在首和尾两端含有大量随机噪声,因此只截取中间420~1000 nm之间的平均光谱信息用于后续研究。图2为三种油桃的平均光谱图。

1.4 光谱数据分析软件

本文通过 ENVI 4.6(ITT Visual Information Solutions, Bodler, USA)提取感兴趣区域,光谱数据的预处理和主成分的提取以及 PLS 建模在 The Unscrambler X10.1(CAMO AS, Oslo, Norway)中完成,平均光谱图和 PLS 模型预测结果在 Origin 8.5(Origin Lab, USA)中绘出, CARS 和 SPA 对数据的降维以及 ELM 建模在 Matlab R2014b (The Math Works, Natick, USA) 中编程实现。

1.5 模型评价

模型性能的优劣根据校正集相关系数(R_C)、校正集均方根误差(RMSEC)、预测集相关系数(R_P)和预测集均方根误差(RMSEP)来评价。以 R_C 和 R_P 越高,模型精度越高; RMSEC 和 RMSEP 越低,模型稳定性越好; RMSEC 和 RSMEP 越接近为最优模型选择标准。

2 结果与讨论

2.1 光谱预处理

原始全光谱波段中存在大量与样本自身性质无关的冗余信息,这会干扰到所建模型的精度和预测模型的效果,所以需要对数据进行预处理。不同预处理方法对模型的判别精度有较大影响,选取卷积平滑法(Savitzky-Golay smoothing, SG)、附加散射校正算法(Multiplicative Scatter correction, MSC)、基线校正(Baseline)、变量标准化算法(Standard Normalized Varite, SNV)对原始光谱进行预处理,分别建立 PLSR

预测模型,比较选取最优预处理方法。结果如表1所示,经过 Baseline 预处理之后的 PLSR 模型可靠性最好, R_C 和 R_P 分别为 0.8561 和 0.8195,均为最高, RMSEC 和 RMSEP 较低且比较接近,因此确定 Baseline 为最佳预处理方法。

表1 不同预处理方法所建 PLSR 模型的预测结果

Table 1 Prediction results of PLSR models after different pretreatment methods

预处理方法	校正集		预测集	
	R_C	RMSEC	R_P	RMSEP
SG	0.8482	0.3207	0.8136	0.3563
Baseline	0.8561	0.3123	0.8195	0.3508
SNV	0.7788	0.3872	0.7276	0.4316
MSC	0.7326	0.4257	0.6815	0.4666

2.2 提取特征波长

2.2.1 主成分分析

主成分分析(PCA)是通过少数几个相互独立且含有原来变量大部分信息的新变量,来最大限度的表征原变量数据结构特征的分析方法,目的是去除波段之间的冗余信息,实现数据降维。本实验在 The Unscrambler X10.1 软件中以基线校正后的数据作为输入,进行主成分分析,提取前6个主成分的累计贡献率如表2所示。由表2可知前六个主成分的累计贡献率已经达到99.52%,表示这六个主成分可以解释原始光谱99.52%的信息。

2.2.2 连续投影算法

连续投影算法(SPA)是一种采用前向选择特征波长的算法,通过 SPA 提取到的特征波长具有共线性小和冗余度低的性能,但却可以代表大多数样本的光谱信息^[9]。本实验在 Matlab R2014b (The Math Works, Natick, 美国) 软件中用 SPA 对预处理后的208个油桃样本的特征波长进行提取。如图3可知,特征波长数为5个时, RMSE 值达到最小值为0.4105。图4所示是提取到的五个波长,分别为677 nm、442 nm、485 nm、606 nm 和 444 nm,其重要程度依次递减。

表2 前6个主成分的累计贡献率

Table 2 Accumulated contribution rate of the first 6 principal components

主成分数	PC-1	PC-2	PC-3	PC-4	PC-5	PC-6
累计贡献率/%	74.25	88.90	97.98	98.87	99.27	99.52

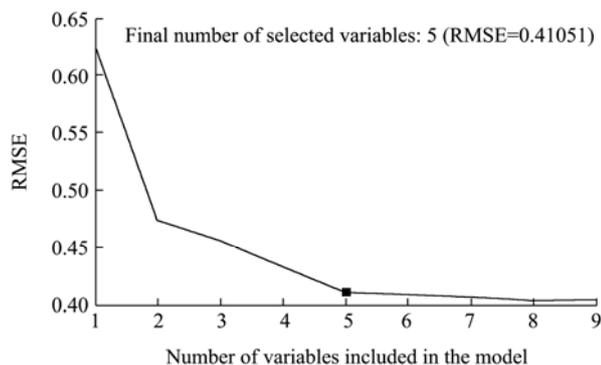


图3 波长数量与均方根误差关系图

Fig.3 The relationship between wave number and root mean square error

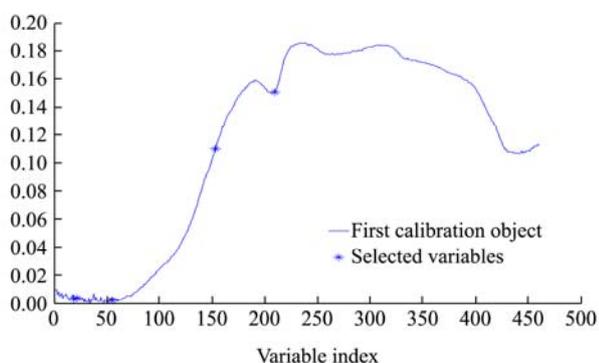


图4 5个特征波长分布图

Fig.4 Distribution of five special wavelengths

2.2.3 竞争性自适应重加权算法

竞争性自适应重加权算法 (CARS) 是效仿达尔文进化论中“适者生存”^[10,11]的原则提出的一种较新的变量优选方法。将每一个波长作为单独的个体，利用自适应重加权采样技术 (Adaptive Reweighted Sampling, ARS) 筛选出 PLS 模型中的回归系数绝对值大的变量，淘汰回归系数绝对值小的变量，进行多次重复筛选得到一系列的波长变量子集，并采用十折交叉验证选出 PLS 模型中均方根误差值最小的变量子集，即为最优波长变量子集。

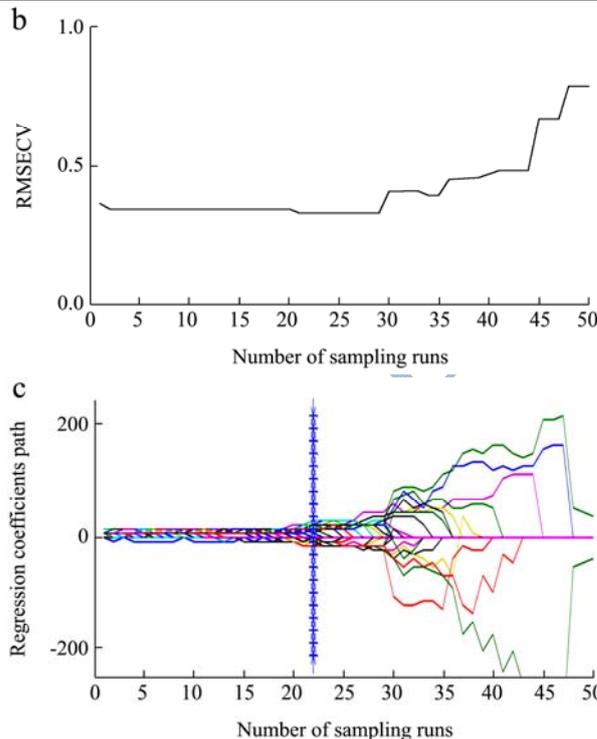
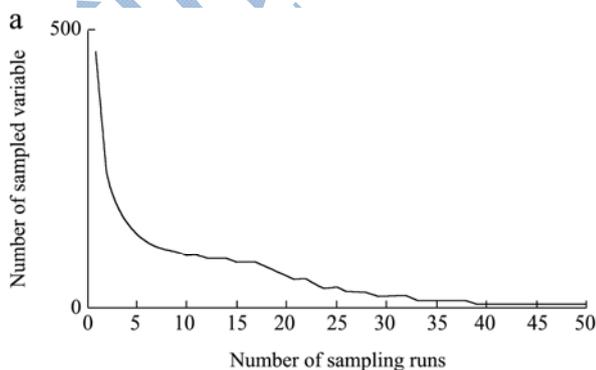


图5 CARS 关键变量选择

Fig.5 Key variables selection results of CARS

CARS 算法 (设置蒙特卡罗采样次数 $N=50$) 在 Matlab R2014b 软件中运行的结果如图 5 所示: 图 5a 中反映了随着采样次数的增加筛选出的波长变量个数不断下降, 变量由最初的 460 个随着采样次数的增加最终减少到 13 个, 且下降速度由快到慢; 图 5b 中可以看出在 1~22 次采样过程中, RMSECV 呈现下降趋势, 反映出此过程中淘汰的变量是与判别油桃品种无关的信息, 而从第 23 次采样开始, RMSECV 逐渐增大, 反映出此筛选过程开始淘汰与判别油桃品种相关的有用信息; 图 5c 为波长变量优选过程中各波长变量回归系数的变化趋势, “*” 所对应的位置即为 RMSECV 值最小处。以 RMSECV 最小为最优变量选择原则, 可知第 22 次采样保留下来的变量即为判别油桃品种的关键变量共 13 个, 它们分别是 442、446、466、467、477、503、505、517、534、537、575、620 和 658 nm 波长处。

2.3 判别模型的建立与预测分析

实验样本共 208 个, 利用 Kennard-Stone 算法将三类油桃均以大约 3:1 比例分为校正集和预测集。其中丰光样本校正集 50 个、预测集 19 个; 瑞光 7 号样本校正集 48 个、预测集 19 个; 曙光样本校正集 52

个、预测集 20 个。然后分别赋值作为判别依据，将丰光赋值为 1，瑞光 7 号赋值为 2，曙光赋值为 3。

2.3.1 PLS建模

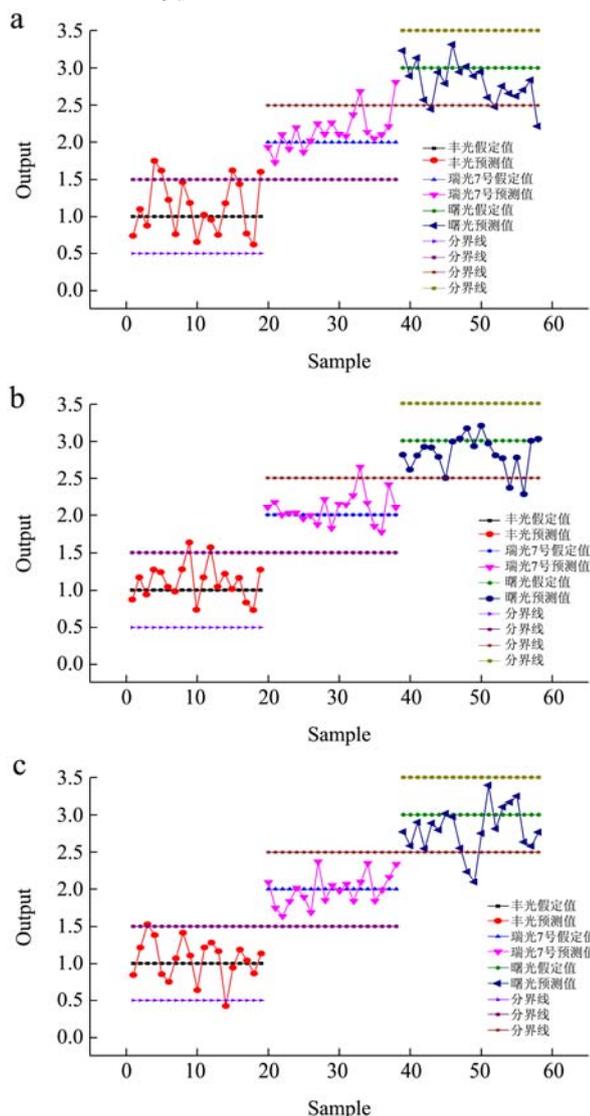


图 6 SPA-PLS、PCA-PLS 和 CARS-PLS 模型预测集鉴别结果

Fig.6 Prediction set of discrimination results of SPA-PLS, PCA-PLS and CARS-PLS model

偏最小二乘回归法 (PLS) 是一种线性回归模型，其核心思想是把观测到的数据分成多个部分，每部分数据进行不同权重的线性组合后可用来表示该区域的相应值。PLS 的优势是在大小样本的研究中均可应用，挖掘数据信息与待测组分具有较好的相关性，且判别准确率高，模型简单，稳定性好因此被广泛应用于高光谱图像数据分析中。The Unscrambler X10.1 软件中分别以 SPA 算法提取的 5 个特征波长、PCA 算法提取的 6 个主成分、CARS 提取的 13 个最优变量以及类别值作为输入，建立 PLS 模型并对预测集进行预测。由于模型预测结果非整数型数值，所以确定 0.5 作为最大偏离值，即认为预测类别值与假设类别值之间差

值小于 0.5 时都判定为此类样本。PLS 建模预测集结果如表 3，图 6a、b 和 c 分别为 SPA-PLS、PCA-PLS 和 CARS-PLS 模型预测集样本鉴别结果。

2.3.2 ELM建模

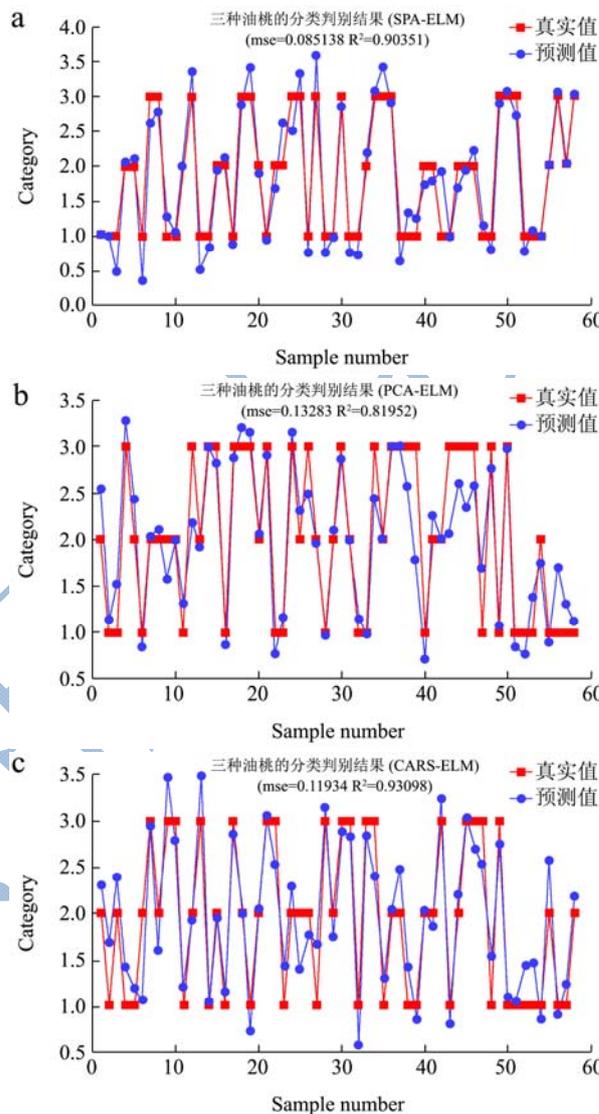


图 7 ELM 模型判别结果

Fig.7 The discrimination results of ELM mode

极限学习机 (ELM) 是基于单隐层前馈神经网络 (SLFN) 发展起来的一种新型快速学习算法^[12,13]。建立 ELM 模型只需要确定一个无限可微的函数作为隐含层节点数和网络激励函数，便可以得到唯一最优解，这有效提高了 SLFN 网络的训练速度，改善了 SLFN 陷入全局而非局部最小和学习率选择敏感等问题。研究表明这种新的神经网络建模方法优于 BP 神经网络和 LS-SVM 等模型。ELM 在保证学习精度的前提下比传统的学习算法速度更快，因此，在模式识别领域应用广泛。

研究发现“Sigmoid”激活函数较“Sine”和“Hardlim”函数具有更高的预测精度和稳定性^[14]，故实

验选择“Sigmoid”函数作为 ELM 的激活函数。在 Matlab R2014b 中分别以 SPA 算法提取 5 个的特征波长、PCA 算法提取的 6 个主成分、CARS 提取的 13 个最优变量作为输入,对油桃品种进行判别。设置隐含层神经元个数初始化为 20,以 10 为步长增加至 150 (校正集样本数)。经过多次运行结果比较,三种算法的最佳隐含层神经元个数分别确定为 40、30 和 40。表 3 为不同方法提取的特征波长所建 ELM 模型的校正集决定系数 R^2 和校正均方根误差以及预测集的判别率,可知 CARS-ELM 预测集的品种识别正确率最高。由图 7a、7b、7c 中数据可知,SPA-ELM、PCA-ELM 和 CARS-ELM 的建模结果:CARS-ELM 的校正集决定系数 R^2 最大, $RMSECV=0.119$ 。所以,综合以上得出 CARS-ELM 的综合预测精度最高,SPA-ELM 稍微低于 CARS-ELM,PCA-ELM 的预测模型结果最差。说明 CARS 算法提取的特征变量能很好地解释全波段的有效信息。

2.3.3 PLS 和 ELM 模型性能比较

表 3 列出了以不同的特征变量作为建模输入时,PLS 模型和 ELM 模型对油桃品种的判别结果。从表中可以看出,基于 CARS 提取的特征波长所建的预测模型最优,这是因为 SPA 算法和 PCA 算法在提取特征变量降低原始波长冗余度的同时也将一些有用信息剔除了,而 CARS 算法提取的 13 个最优变量更能代替原始光谱信息。从对预测集样本的预测性能来看 CARS-PLS 模型的预测精度最高 0.942,CARS-ELM 模型的预测精度次之为 0.931;从模型性能参数看,CARS-ELM 模型的 RMSEP 为 0.119 仅次于 SPA-ELM (0.085),CARS-PLS 为 0.205;CARS-PLS 模型和 CARS-ELM 模型对预测集样本的判别准确率相同均为 94.8%,综合模型的预测集相关系数 R_p 、预测集均方根误差 RMSEP 以及预测集判别准确率三项指标,发现新型的 ELM 模型对油桃品种鉴别的预测性能和 PLS 模型一样可靠。

表 3 PLS 预测模型与 ELM 预测模型性能比较

Table 3 Performance comparison of PLS and ELM models

建模方法	预测集		预测集样本判别准确率		
	R_p	RMSEP	总数	未识别数	正确率/%
SPA-PLS	0.798	0.327	58	8	86.2
PCA-PLS	0.870	0.165	58	6	89.7
CARS-PLS	0.942	0.205	58	3	94.8
SPA-ELM	0.904	0.085	58	4	93.1
PCA-ELM	0.820	0.133	58	6	89.7
CARS-ELM	0.931	0.119	58	3	94.8

3 结论

本研究利用高光谱成像技术对三类油桃(丰光、瑞光 7 号和曙光)进行了快速无损鉴别研究。结论如下:

3.1 为了去除背景与噪声的干扰,提高信噪比,对原始光谱进行不同的预处理,通过 PLSR 比较模型参数综合得到 Baseline 系统的预测性能最佳;

3.2 为了筛选出能最大限度表征原始信息的特征变量,减少模型输入量且提高建模速度。对经过 Baseline 预处理后的数据分别采用 SPA、PCA 和 CARS 算法提取特征波长,然后通过比较传统的建模方法 PLS 和新型的 ELM 模型的性能,最终确定 CARS 算法提取的特征波长最优;

3.3 基于 CARS-ELM 模型的预测集 R_p 、RMSEP 以及判别准确率分别为 0.931、0.119 和 94.8%,基于 CARS-PLS 模型的预测集 R_p 、RMSEP 以及判别准确率分别为 0.942、0.205 和 94.8%。综合评价指标得出

CARS-ELM 能有效简化预测模型,提高模型的预测精度,且模型性能可与传统的 PLS 模型相媲美,为油桃品种的快速、无损鉴别提供了理论依据。

参考文献

- [1] 黄锋华,张淑娟,杨一,等.油桃外部缺陷的高光谱成像检测[J].农业机械学报,2015,46(11):252-259
HUANG Feng-hua, ZHANG Shu-juan, YANG Yi, et al. Application of hyperspectral imaging for detection of natural defective features in nectarine fruit [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11): 252-259
- [2] J Xue, S Zhang, H Sun, et al. Study of Malus Asiatica Nakai's firmness during different shelf lives based on visible/near-infrared spectroscopy [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013, 58: 1829-1836
- [3] Rodriguez-Pulido F J, Barbin D F, Sun D W, et al. Grapes seed characterization by NIR hyperspectral [J]. Postharvest

- Biology and Technology, 2013, 76: 74-82
- [4] 张初,刘飞,孔汶汶,等.利用近红外高光谱图像技术快速鉴别西瓜种子品种[J].农业工程学报,2013,29(20):270-277
ZHANG Chu, LIU Fei, KONG Wen-wen, et al. Fast identification of watermelon seed variety using near infrared hyperspectral imaging technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering, 2013, 29(20): 270-277
- [5] 李江波,张保华,赵春江,等.应用 CARS 和 SPA 算法对草莓 SSC 含量 NIR 光谱预测模型中变量及样本筛选[J].光谱学与光谱分析,2015,35(2):372-378
LI Jiang-bo, ZHANG Bao-hua, ZHAO Chun-jiang, et al. Near-infrared spectra combining with CARS and SPA algorithm to screen the variables and samples for quantitatively determining the soluble solids content in strawberry [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(2): 372-378
- [6] Baranowski P, Mazurek W, Wozniak J, et al. Detection of early bruises in apples using hyperspectral data and thermal imaging [J]. Journal of Food Engineering, 2012, 110(3): 345-355
- [7] 郭志明,黄文倩,彭彦坤,等.高光谱图像感兴趣区域对苹果糖度模型的影响[J].现代食品科技,2014,30(8):59-63
GUO Zhi-ming, HUANG Wen-qian, PENG Yan-kun, et al. Impact of region of interest selection for hyperspectral imaging and modeling of sugar content in apple [J]. Modern Food Science and Technology, 2014, 30(8): 59-63
- [8] 赵凡,董金磊,郭文川.高光谱图像光谱提取区域对猕猴桃糖度检测精度的影响[J].现代食品科技,2016,32(4):223-228
ZHAO Fan, DONG Jin-lei, GUO Wen-chuan. Effect of spectral extraction regions in hyperspectral images on the precision in determining the sugar content of kiwifruits [J]. Modern Food Science and Technology, 2016, 32(4): 223-228
- [9] Araujo M, Saldanha T, Galvao R, et al. The successive projections algorithm for variable selection in spectroscopic multicomponent analysis [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2001, 57(2): 65-73
- [10] 詹白勺,倪君辉,李军.高光谱技术结合 CARS 算法的库尔勒香梨可溶性固形物定量测定[J].光谱学与光谱分析,2014, 34(10):2752-2757
ZHAN Bai-shao, NI Jun-hui, LI Jun. Hyperspectral technology combined with CARS algorithm to quantitatively determine the SSC in Korla fragrant pear [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(10): 2752-2757
- [11] 刘燕德,施宇,蔡丽君,等.基于 CARS 算法的脐橙可溶性固形物近红外在线检测[J].农业机械学报,2013,44(9):138-144
LIU Yan-de, SHI Yu, CAI Li-jun, et al. On-line NIR detection model optimization of soluble solids content in navel orange based on CARS [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 138-144
- [12] Cho B-K, Kim M S, Baek I-S, et al. Detection of cuticle defects on cherry tomatoes using hyperspectral fluorescence imagery [J]. Postharvest Biology and Technology, 2013, 76: 40-49
- [13] 孙俊,魏爱国,武小红,等.基于高光谱图像及 ELM 的生菜叶片氮素水平定性分析[J].农业机械学报,2014,45(7): 272-277
SUN Jun, WEI Ai-guo, WU Xiao-hong, et al. Discrimination of lettuce leaves' nitrogen status based on hyperspectral imaging technology and ELM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 272-277
- [14] Huang M, Zhu Q, Wang B, et al. Analysis of hyperspectral scattering images using locally linear Embedding algorithm for apple mealiness classification [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 89: 175-181