

基于 VIS/NIR 高光谱技术的灵武长枣 SSC 含量的无损检测研究

强锋¹, 王芹志¹, 何建国¹, 吴龙国², 康宁波², 王松磊^{1,2}

(1. 宁夏大学农学院, 宁夏银川 750021) (2. 宁夏大学土木工程学院, 宁夏银川 750021)

摘要: 利用高光谱技术对灵武长枣可溶性固形物含量 (SSC) 检测进行研究, 为灵武长枣内部品质无损检测提供科学方法。以灵武长枣为对象, 对光谱数据进行预处理, 应用连续投影算法 (SPA) 和正自适应加权算法 (CARS) 进行关键波长的选择, 通过偏最小二乘回归 (PLSR) 和主成分回归 (PCR) 建立预测模型。实验结果表明: 采用去趋势 (Detrend) 预处理算法效果最优, PLSR 模型的交叉验证相关系数 (Rcv) 为 0.809, 交叉验证均方根误差 (RMSECV) 为 1.331; 通过 SPA 算法和 CARS 算法能够有效地对光谱数据进行降维处理, 对 SPA 优选的 8 个和 CARS 优选的 21 个特征变量分别用 PLSR 和 PCR 建立预测模型, CARS-PLSR 建模效果最优, 其相关系数 (Rp) 为 0.864, 预测均方根误差 (RMSEP) 为 1.174; 研究结果表明基于高光谱成像技术采集的灵武长枣漫反射光谱进行 SSC 无损检测具有可行性。

关键词: 高光谱成像技术; 无损检测; 连续投影算法; 正自适应加权算法; 灵武长枣; SSC

文章编号: 1673-9078(2017)4-283-288

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2017.4.043

Application of Vis/NIR Hyperspectral Imaging Technology in

Non-Destructive Measurement of Soluble Solid Content in Lingwu Jujube

QIANG Feng¹, WANG Qin-zhi¹, HE Jian-guo¹, WU Long-guo², KANG Ning-bo², WANG Song-lei^{1,2}

(1. School of Agriculture, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

(2. Institute of Civil and Hydraulic Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: Hyperspectral imaging technology was adopted to measure the soluble solid content (SSC) of Lingwu jujube fruits and provided a scientific method for the non-destructive measurement of their interior quality. The diffuse reflectance spectra of Lingwu jujube fruits were preprocessed, the successive projections algorithm (SPA) and competitive adaptive reweighted sampling (CARS) were used to select the characteristic wavelengths, and the partial least squares regression (PLSR) model and principal component regression (PCR) were employed to build the predictive model for the SSC of Lingwu jujube. The results indicated that the detrend pretreatment method provided the optimum performance, the correlation coefficient of cross calibration (Rcv) of the established PLSR model was 0.809, and the root mean square error of cross validation (RMSECV) was 1.331. The SPA and CARS were effective in the dimensionality reduction of spectral data. Based on the eight and 21 characteristic variables selected by SPA, predictive models were established using PLSR and PCR, respectively. The optimal prediction performance was presented by the CARS-PLSR model, whose correlation coefficient of prediction (Rp) and root mean square error of prediction (RMSEP) were 0.864 and 1.174, respectively. The results indicate that non-destructive measurement of the SSC of Lingwu jujube using hyperspectral imaging technology is feasible.

Key words: hyperspectral imaging technology; nondestructive measurement; successive projections algorithm; competitive adaptive reweighted sampling; Lingwu jujube; soluble solid content

宁夏灵武长枣由于其特殊的自然条件和地理因

收稿日期: 2016-03-15

基金项目: 国家自然科学基金项目 (31560481)

作者简介: 强锋 (1992-), 男, 硕士研究生, 主要从事农产品无损检测方面的研究

通讯作者: 何建国 (1960-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事农产品无损检测和食品物性学方面的研究

素, 孕育了其特有的风味和品质。由于其较高的营养价值和药用价值, 受到了消费者的青睐, 热销国内外多个城市^[1]。糖度是评价水果内部品质最重要的指标之一, 糖度成分中可溶性固形物约占 85% 左右, 因此常以可溶性固形物含量 (soluble solids content, SSC) 反映糖度。传统的检测果品 SSC 的方法是采用折射仪测量被挤出的果汁的糖度, 该方法为有损检测, 且费

时费力不能用于在线检测^[2,3]。可溶性固形物是评价长枣品质的常规性状指标,对长枣的分级和销售有着重要影响^[4]。开发无损和高效的灵武长枣 SSC 检测方法对于依据内部品质实现灵武长枣的商业化分级具有重要的意义。

高光谱成像技术是融合了图像技术和光谱技术的新技术,能同时获取待测物的图像和光谱信息,全面地反映样品内外品质特征,可以对水果内外品质进行快速、无损检测^[5]。在水果品质无损检测领域应用前景广阔。国内外许多学者利用高光谱成像技术对水果品质及其他样本进行了研究,例如对库尔勒香梨可溶性固形物定量测定^[6]、苹果糖度^[7]、鸡肉嫩度^[8]、夏橙质构特性^[9]、蓝莓的 SSC 及硬度^[10]和马铃薯还原糖^[11]等进行了研究,已取得的研究结果表明,高光谱成像技术在水果品质检测方面具有广阔的应用前景。

高光谱数据含有丰富的农产品品质信息,可用于农产品内、外品质的检测。国内外学者运用高光谱成像技术分析果蔬及肉类方面,取得了良好的效果。将但尚未见利用高光谱成像技术检测灵武长枣 SSC 的研究。本试验选取灵武长枣作为样品,利用 VIS/NIR 高光谱成像系统获取样品光谱数据。首先通过多元散射校正(MSC)、Savitzky-Golay 平滑(SGS)、归一化(Normalize)、移动平滑(MAS)、标准正态变量变换(SNV)、去趋势(Detrend)、基线校准(Baseline)等方法对原始光谱进行预处理,用 PLSR 建模,对经过预处理的数据进行评价。然后运用 SPA、CARS 算法提取关键波长,对全光谱和 SPA、CARS 算法提取的关键波长分别进行 PCR、PLSR 建模,分析比较比较不同建模方法对长枣 SSC 的预测结果。为高光谱成像技术对灵武长枣快速无损检测与分级提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 实验材料

在宁夏灵武某果园,采集长枣 200 个,从中选取果形匀称、无损伤的样本 156 个,置于 4 °C 冰箱冷藏 24 h; 试验时,将所有样本从冰箱中取出,进行清洗、晾干及编号。

1.2 实验设备

成像光谱仪: V10E-QE 型,芬兰 Spectral Imaging Ltd 公司; CCD 摄像机: C8484-05G 型,日本 Hamamatsu 公司; 光纤卤素灯: DCR III 型, 150 W, 美国 Schott 公司; 输送装置 SC300-1A 型,北京 Zolix 公司; 数字

式糖度折射仪: PAL-1 型,日本 Atago 公司; 高光谱图像系统如图 1 所示,由成像光谱仪, CCD 摄像机, 150 W 的光纤卤素灯,一套输送装置和计算机等部件组成。

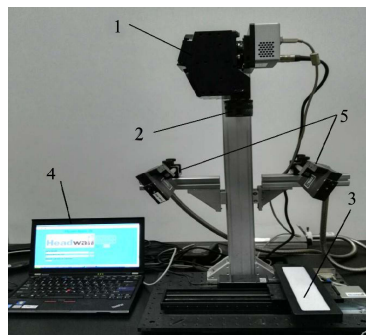


图 1 可见近红外高光谱成像系统

Fig.1 Vis/NIR hyperspectral imaging system

注: 1 表示 CCD 摄像机; 2 表示成像光谱仪; 3 表示输送装置; 4 表示计算机; 5 表示光源。

1.3 方法

1.3.1 光谱数据采集

高光谱图像数据获取基于 Spectral cube 软件(Spectral Imaging Ltd., Finland)。高光谱仪器预热 30 min 后进行灵武长枣图像采集,测得实验系统环境温度为 25 °C。为了避免获取的图像失真,本研究经过多次预实验最终确定最佳的数据采集参数如下:可见近红外高光谱成像系统曝光物距是 385 mm,曝光时间是 15 ms,电控位移台扫描的速度是 160 μm/s,扫描线实际长度是 70 mm,图像分辨率是 1004×501,光谱范围 400~1000 nm。

由于高光谱成像仪摄像头存在许多暗电流的影响,而且不同波段下成像系统光源的强度分布也不均匀,这些都会导致获取的高光谱图像中含有很大的噪声。因此在采集光谱前,要对高光谱仪器进行预热,且对其进行黑白校正以消除摄像头中暗电流的影响^[12]。如下面公式所示:

$$R(\%) = \frac{R_0 - D}{W - D} \times 100 \quad (1)$$

其中: R 表示校正后的漫反射光谱图像; R_0 表示样本原始的漫反射光谱图像; D 表示暗图像; W 表示白板的漫反射图像。

1.3.2 变量选择方法

1.3.2.1 连续投影算法(SPA)

连续投影算法(successive projections algorithm, SPA)能够在数据矩阵中找出最小量星系的变量组,使得各变量之间的共线性最小,该方法能够从原始数据中筛选出几列数据就可以概括大部分样品的光谱信息,最大程度筛选出了有用信息^[13]。高光谱数据量大

且繁杂，因此在分析时需进行降维处理。SPA 方法能减少高光谱冗余信息数据、大大地减少模型运算量，具体算法参见文献^[14,15]。

1.3.2.2 正自适应加权算法 (CARS)

正自适应加权算法 (competitive adaptive reweighted sampling, CARS) 理论基础与达尔文的进化理论相一致，它是模仿“适者生存”理论而提出的一种新的变量选择方法^[9]。该方法对无信息变量进行有效去除的同时，还可以尽可能的减少共线性变量对模型的影响，最终优选出针对预测目标最为关键的变量。其核心是借助自适应重加权采样技术和指数衰减函数优选出每次循环所构建的PLS模型中回归系数绝对值大的变量点，利用十折交叉验证选出 n 个 PLS 子集模型中交叉验证均方根误差 RMSECV 最小的子集定义为最优变量子集，具体算法参见文献^[16]。

1.3.3 建模方法

本文选用偏最小二乘回归 (partial least square regression, PLSR) 主成分回归 (principle component regression, PCR) 方法建模，具体算法参见文献^[17,18]。

1.3.4 模型评判

为了消除光谱曲线上的噪音与无关信息的干扰，提高信噪度，因此利用 The Unscrambler X10.2 软件对

原始光谱进行预处理操作。不同预处理方法对原始光谱会产生的影响不同。光谱预处理后，应用 SPA 和 CARS 算法提取出关键波长作为模型输入变量，运用 PLSR 和 PCR 建立灵武长枣 SSC 预测模型。通过校正相关系数(Rc)、预测相关系数(Rp)、交互验证相关系数 (Rcv)、校正均方根误差(RMSEC)、交叉验证均方根误差(RMSECV)以及预测均方根误差(RMSEP)对模型的性能进行评价。Rc、Rcv 和 Rp 值越大相关性越好；RMSEC、RMSECV 和 RMSEP 值越小说明模型预测能力越好。此外，利用 Rc+Rp 说明模型总体的 SSC 检测精度^[2]。

1.3.5 可溶性固形物 (SSC) 含量测定

灵武长枣 SSC 含量采用日本 Atago 公司生产的 PAL-1 数显手持式糖度计测量。样本光谱数据采集后，将样本果皮剥掉，剥出果肉挤汁，将汁液滴至 PAL-1 数显手持式糖度计的测量区域内进行读数，重复三次取平均值。实验利用手持式糖度计对 156 个灵武长枣进行 SSC 的测定，单位°Brix。手持式糖度计测量范围为 0~90 °Brix，格值为 0.5 °Brix，精度为±0.2 °Brix。将 156 个样品按校正集:预测集=3:1 分成两组，即校正集 117 个，预测集 39 个。灵武长枣样品 SSC 含量如表 1 所示。

表 1 156 个灵武长枣 SSC 含量

Table 1 Soluble solid content in 156 Lingwu jujube samples

Samples	Data set	Soluble solid content/°Brix			
		Max/°Brix	Min/°Brix	Mean/°Brix	Standard error/%
Calibration	117	29.0	20.5	24.1	2.3
Prediction	39	31.0	21.0	24.7	2.4

1.4 软件

光谱采集所用的软件为 SpectralSENS，光谱提取所用的软件为 ENVI4.6，光谱的预处理采用挪威 CAMO 公司 The Unscrambler X10.2；有效波长的提取和模型的建立基于美国 MathWorks 公司 Matlab

R2013b。

2 结果与讨论

2.1 光谱预处理的比较与分析

表 2 7 种预处理光谱 PLS 建模预测结果

Table 2 Prediction results of PLSR models after different pretreatment methods

No.	Pretreatment methods	PCs	Rc	RMSEC	Rcv	RMSECV
1	Non	18	0.910	0.915	0.807	1.341
2	MAS	18	0.886	1.019	0.775	1.393
3	Normalized	18	0.821	1.256	0.779	1.432
4	SGS	18	0.883	1.034	0.753	1.490
5	Detrend	18	0.960	0.614	0.809	1.331
6	Baseline	18	0.924	0.843	0.809	1.338
7	MSC	18	0.816	1.271	0.792	1.393
8	SNV	18	0.934	0.787	0.786	1.408

采用 ENVI4.6 (Research System, Inc., USA) 软件从获得的灵武长枣高光谱图像数据中提出红枣表面感兴趣区域的平均光谱信息作为原始光谱, 如图 2 所示。由于红枣表面光滑, 在灯光照射下容易形成光斑, 故选取感兴趣区域时尽量避开光斑。原始光谱数据中, 因为存在各种因素对数据造成影响, 如采集过程中光源强度分布不够均匀, 摄像头暗电流的存在, 长枣样本大小颜色等因素, 于是在建模前通过预处理的方法消除非目标信息和噪声干扰^[19]。采集过程中对原始光谱进行 MSC、SGS、Normalize、MAS、SNV、Detrend 和 Baseline 等预处理。为了研究不同光谱预处理方法对建模的影响, 分别对预处理后的光谱曲线建立长枣 SSC 的 PLSR 预测模型, 建模效果如表 2 所示。

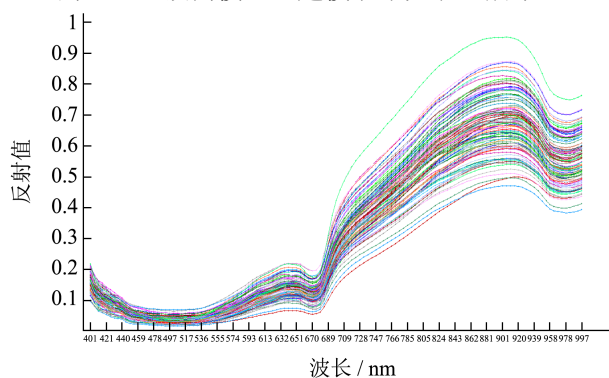


图 2 原始光谱反射曲线

Fig.2 Original spectral reflectance curves

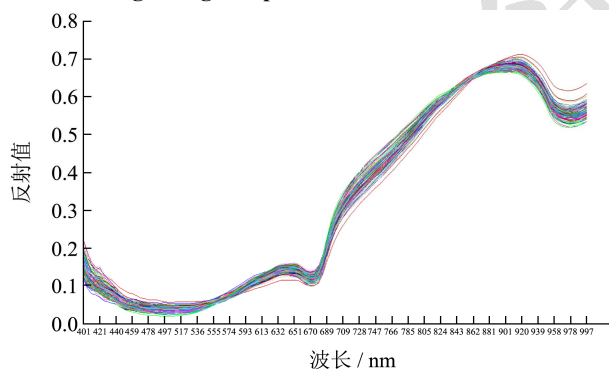


图 3 Detrend 处理后的光谱反射曲线

Fig.3 Spectral reflectance curves after Detrend processing

图 3 为经过 Detrend 处理后的光谱反射曲线。从表 2 可以得出, PLSR 预测模型校正相关系数都在 0.816 以上, 校正均方根误差都在 1.271 以下, 经过 Detrend、Baseline 和 SNV 预处理后的模型的预测能力较原始光谱模型有所提高, 其校正相关系数分别为 0.960、0.924 和 0.934; 均方根误差分别为 0.614、0.843 和 0.787; 交互验证相关系数都在 0.753 以上, 验证均方根误差都在 1.490 以下, 模型经过 Baseline 和 Detrend 预处理后模型的预测能力较原始光谱模型有所提高,

Baseline 和 Detrend 预处理 PLSR 建模后其交互验证相关系数均为 0.809, 但 Detrend 预处理后的交叉验证均方根误差为 1.331。综上, 在后续分析中选择经过 Detrend 处理过的光谱数据。

2.2 光谱关键波长变量优选

光谱数据量大且复杂, 如果不进行降维处理, 在建模过程中将导致运行时间过长, 不利于提高灵武长枣在线无损检测速度。因此需要对波长进行优选, 提取出有效的光谱信息, 保证模型的预测精度, 简化数据运算, 提高检测速度^[23]。目前, 常用的关键波长变量优选方法有 SPA、UVE、BiPLS、CARS、iPLS 和 SiPLS 等^[21]。一般情况下, SPA 优选出的关键波长数目较少, 且优选出的关键波长建立的模型预测能力较好^[22]; CARS 能够从原始数据中优选出强信息且对外界影响因素不敏感的关键波长。因此采用 SPA 和 CARS 波长优选方法研究灵武长枣有效信息提取, 建立灵武长枣可溶性固形物无损检测模型。

2.2.1 应用 SPA 选取有效波长

利用 SPA 算法对灵武长枣校正模型进行光谱关键波长变量选择, 指定波长数 N 的范围为 5~30。从 125 个光谱变量中, 共优选出光谱变量 8 个, 分别是 17、20、23、43、105、110、116 和 119 处的波长变量, 即对应的是 478、493、507、603、901、925、954 和 968 nm 处的光谱。优选出的光谱数量仅占全部光谱变量的 5.8%。这 8 个变量作为灵武长枣 SSC 的关键波长变量组合, 分布在光谱中。

2.2.2 应用 CARS 选取有效波长

利用 CARS 算法对灵武长枣校正模型进行光谱关键波长变量选择, 指定波长数 N 的范围为 5~30。从 125 个光谱变量中, 共优选出光谱变量 21 个, 分别是 17、19、20、23、27、29、31、38、43、50、54、56、58、90、93、98、102、105、110、116 和 119 处的波长变量, 即对应的是 473、488、493、507、526、536、545、579、603、637、656、665、675、829、843、867、886、901、925、954 和 968 nm 处的光谱。优选出的光谱数量占全部光谱变量的 15.3%。这 21 个变量作为灵武长枣 SSC 的关键波长变量组合, 分布在光谱中。

2.3 建模算法的比较与分析

不同的建模算法会产生不同的影响。将 Detrend 处理的全光谱 (full spectra, FS)、经过 SPA 优选出的关键波长和经过 CARS 优选出的关键波长分别采用 PLSR 和 PCR 进行建模, 对建模结果进行比较分析, 以确定最优建模方法, 400~1000 nm 光谱采用 PLSR

方法的建模效果优于 PCR 模型, 原因在于 PLSR 方法适用于复杂分析体系的全光谱数据或部分光谱数据, 数据矩阵分解与回归交互结合, 使得特征向量直接与样品性质相关, 模型更为稳健。

FS-PLSR、FS-PCR 建模, 其 R_c 分别为 0.950 和 0.755, RMSEC 分别为 0.614 和 1.730, R_p 分别为 0.673 和 0.664, RMSEP 分别为 1.774 和 1.863, R_c+R_p 分别为 1.825 和 1.514, 说明全波段 PLSR 比 PCR 建模效果好, 模型更稳定; 经过 SPA 选取的关键波长 PLSR 和 PCR 建模效果均不理想, 其 R_c 和 R_p 值较小, RMSEC 和 RMSEP 较大; 经过 CARS 选取的关键波长 PLSR 和 PCR 建模, 其 R_c 分别为 0.925 和 0.801, RMSEC 分别为 0.861 和 1.332, R_p 分别为 0.864 和 0.776, RMSEP 分别为 1.174 和 1.518, R_c+R_p 分别为 1.789 和 1.577, 说明 CARS-PLSR 比 CARS-PCR 建模效果好, 模型更稳定; R_c+R_p 经过 CARS 提取的关键波长建模与全波长建模相比, 其 R_c 和 R_p 略有减小, RMSEC 和 RMSEP 略有增大。用全波长建模, 计算量较大, 不利于灵武长枣的快速在线检测, 因此选择 CARS 算法提取的关键波长代替全波长对长枣 SSC 进行预测。

3 结论

本试验利用高光谱成像技术在 400~1000 波段范围内对灵武长枣 SSC 进行无损检测研究。

3.1 对获取的灵武长枣 400~1000 nm 的光谱进行不同方法的预处理, 结果对比分析之后可知, 经过 Detrend 处理后的的光谱 PLSR 建模效果较好。

3.2 对 Detrend 处理后的光谱数据用 SPA 和 CARS 进行降维处理, SPA 和 CARS 算法提取的关键波长仅占原数据的一小部分, SPA 和 CARS 算法提取的关键波长分别占原数据的 5.8% 和 15.3%。

3.3 采用 PLSR 和 PCR 方法对 SPA 和 CARS 算法提取的关键波长分别建模, 结果表明, CARS-PLSR 方法建立的 SSC 模型最优。其 R_c 为 0.925, RMSEC 为 0.861; R_p 为 0.864, RMSEP 为 1.174。

3.4 CARS-PLSR 建模后的 R_c 和 R_p 值较 FS-PLSR 略小, RMSEC 和 RMSEP 值较 FS-CARS 略高, 因此, 利用 CARS 提取出的关键波长代替全波长建模是可行的。

参考文献

[1] XU Shuang, HE Jian-guo, YI Dong, et al. Nondestructive detection of sugar content in long jujube based on hyperspectral imaging technique [J]. Food & Machinery, 2012, 28(6): 168-170

[2] DONG Jin-lei, GUO Wen-chuan. Nondestructive detection of soluble solid content of postharvest kiwifruits based on hyperspectral imaging technology [J]. Food Science, 2015, 36(16): 101-106

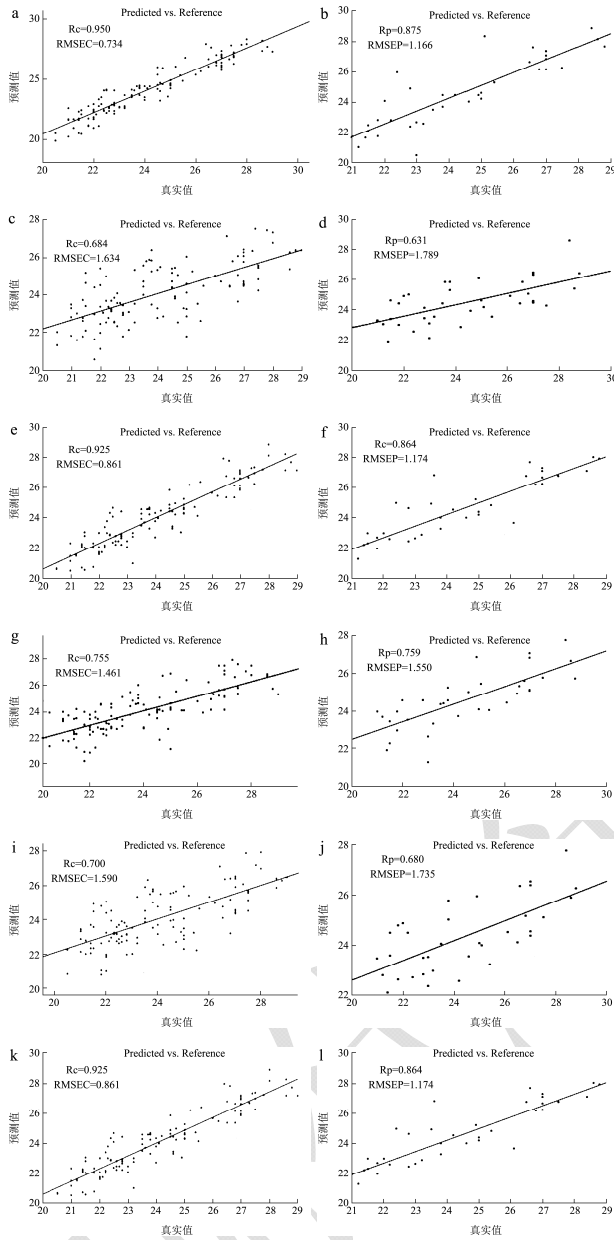


图4 不同建模方法下灵武长枣可溶性固形物真实值与预测值的比较

Fig.4 Predicted SSC value versus actual value of Lingwu jujube using different modeling methods

注: a、b、c、d、e、f、g、h、i、j、k、l 分别为 FS-PLSR 光谱校正模型、FS-PLSR 光谱验证模型、SPA-PLSR 光谱校正模型、SPA-PLSR 光谱验证模型、CARS-PLSR 光谱校正模型、CARS-PLSR 光谱验证模型、FS-PCR 光谱校正模型、FS-PCR 光谱验证模型、SPA-PCR 光谱校正模型、SPA-PCR 光谱验证模型、CARS-PCR 光谱校正模型、CARS-PCR 光谱验证模型。

灵武长枣 SSC 的 PLSR 预测模型如图 4 所示。

- [3] Luo Xia, Hong Tian-sheng, Luo Kuo, et al. Application of hyperspectrum technology in non-destructive measurement of soluble solid content in pitaya [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015
- [4] LI Dan. Non-destructive Detection of quality in lingwu jujube based on hyperspectral imaging technology [D]. Yinchuan: Ningxia University, 2015
- [5] WU Long-guo, HE Jian-guo, HE Xiao-guang, et al. Research progress of hyperspectral imaging technology in non-destructive detection of fruit [J]. *Laser & Infrared*, 2013, 43(9): 990-996
- [6] Bai-cheng Li, Bao-lu Hou, Da-wei Zhang, et al. Pears characteristics (soluble solids content and firmness prediction, varieties) testing methods based on visible-near infrared hyperspectral imaging [J]. *Optik*, 2015, 127(5): 2624-2630
- [7] Gabriel A, Leiva-Valenzuel, Renfu Lu, et al. Prediction of firmness and soluble solids content of blueberries using hyperspectral reflectance imaging [J]. *Journal of Food Engineering*, 2013, 115(1): 91-98
- [8] Ke-qiang Yu, Yan-ru Zhao, Xiao-li Li, et al. Identification of crack features in fresh jujube using Vis/NIR hyperspectral imaging combined with image processing [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 103(103): 1-10
- [9] Zhan Bai-shao, Ni Jun-hui, Li Jun. Hyperspectral technology combined with CARS algorithm to quantitatively determine the SSC in Korla pear [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(10): 2752-2757
- [10] Wang Zheng-wei, Wang Jia-yun, Wang Song-lei, et al. Detection of chicken tenderness by VIS/NIR hyperspectral technology [J]. *Food Science and Technology*, 2015, 40(11): 270-274
- [11] Jiang Wei, Fang Jun-long, Wang Shu-wen, et al. Using CARS-SPA algorithm combined with hyperspectral to determine re-duc-ing sugars content in potatoes [J]. *Journal of Northeast Agricultural University*, 2016, 47(2): 88-95
- [12] Elmasry G, Wang N, Elsayed A, et al. Hyperspectral imaging for nondestructive determination of some quality attributes for strawberry [J]. *Journal of Food Engineering*, 2007, 81: 98-107
- [13] ZHAO Jie-wen, LIN Hao. The data processing and analysis method of food, agricultural products testing [M]. Science press
- [14] Huang Hong, Qu Huan-peng. Hyerspectral remote sensing image classification based on SSDE [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(2): 434-442
- [15] Wu Di, Ning Ji-feng, Liu Xu, et al. Determination of anthocyanin content in grape skins using hyperspectral imaging technique and successive projections algorithm [J]. *Food Science*, 2014, 35(8): 57-61
- [16] Li Jiang-bo, Peng Yan-ping, Chen Li-ping, et al. Near-infrared hyperspectral imaging combined with CARS algorithm to quantitatively determine soluble solids content in "Ya" Pear [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(5): 1624-1629
- [17] Elmasry G, Wang N, Elsayed A, et al. Hyperspectral imaging for nondestructive determination of some quality attributes for strawberry [J]. *Journal of Food Engineering*, 2007, 81(1): 98-107
- [18] Tao-jie Li. Research of nondestructive detection for hawthorn based on hyperspectral imaging [D]. Taigu: Shanxi Agricultural University, 2015
- [19] Mei Hui-lan, Deng Xiao-ling, Hong Tian-sheng, et al. Early detection and grading of citrus Huang longbing using hyperspectral imaging technique [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(9): 140-147
- [20] Jie Deng-fei, Xie Li-juan, Rao Xiu-qin, et al. Improving accuracy of prediction model for soluble solids content of watermelon by variable selection based on near-infrared spectroscopy [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(12): 264-270
- [21] Chu Xiao-li, Yuan Hong-fu, Lu Wan-zhen. Progress and application of spectral data pretreatment and wavelength selection methods in NIR analytical technique [J]. *Progress in Chemistry*, 2004, 16(4): 528-542
- [22] M C U Araújo, T C B Saldanha, R K H Galvão, et al. The successive projections algorithm for variable selection in spectroscopic multicomponent analysis [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2001, 57(2): 65-73