

郎枣轻微损伤可见/近红外光谱分波段动态判别研究

杨一, 张淑娟, 薛建新, 王斌, 满尊, 张学豪

(山西农业大学工学院, 山西太谷 030801)

摘要: 为了实现轻微损伤郎枣的快速无损检测, 以完好和轻微损伤郎枣为研究对象, 动态采集其可见/近红外光谱数据。依据光谱波段定义将采集的光谱数据分为可见光(Vis)、短波近红外(SW-NIR)、长波近红外(LW-NIR)、可见/短波近红外(Vis/SW-NIR)、近红外(NIR)和可见/近红外(Vis/NIR)等 6 个波段, 分别选取各波段最佳预处理方法。采用连续投影法(SPA)和主成分分析法(PCA)分别对各波段光谱数据降维, 以全波长、SPA 提取的特征波长和 PCA 提取的主成分作为输入, 分别建立偏最小二乘回归法(PLSR)和最小二乘支持向量机(LS-SVM)模型, 通过比较预测集的判别准确率, 确定最佳建模方法。结果表明, PLSR 模型优于 LS-SVM 模型, SW-NIR 波段较其余 5 个波段有更好的判别能力, 所建 SW-NIR-SNV-SPA-PLSR 模型判别准确率为 93.3%, 为最佳模型。本实验为轻微损伤郎枣的快速无损检测和相关仪器的开发提供了理论基础。

关键词: 郎枣; 轻微损伤; 分波段; 偏最小二乘回归法; 最小二乘支持向量机

文章编号: 1673-9078(2015)8-323-328

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2015.8.050

Dynamic Discrimination of Subtly Bruised Lang Jujubes Based on Different Visible/Near-infrared Spectral Ranges

YANG Yi, ZHANG Shu-juan, XUE Jian-xin, WANG Bin, MAN Zun, ZHANG Xue-hao

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

Abstract: For rapid and non-destructive detection of Lang jujubes with subtle bruises, dynamic visible/near-infrared (NIR) spectral data was collected to study intact and subtly bruised Lang jujubes. Based on the definition of different spectral ranges, the spectral data obtained were divided into six spectral ranges, namely, visible (Vis), short-wave NIR (SW-NIR), long-wave NIR (LW-NIR), Vis/SW-NIR, NIR, and Vis/NIR. The optimal pretreatment method for each range was selected. Successive projections algorithm (SPA) and principal component analysis (PCA) were used to reduce the dimensions of the full spectrum (FS). Using the characteristic wavelengths extracted by SPA, the principal component extracted by PCA and FS of the 6 spectral ranges as input variables, a partial least squares regression (PLSR) model and a least-squares support vector machines (LS-SVM) model were established. The optimal model was identified by comparing the discrimination accuracy of the prediction set. The results indicated that PLSR was more preferable than LS-SVM and the SW-NIR spectral range was optimal in comparison to the other five spectral ranges in terms of discriminatory power. The optimal model was identified as SW-NIR-SNV-SPA-PLSR and the discrimination accuracy of the prediction set was 93.3%. This study provide a reasonable theoretical basis for the discrimination of subtly bruised Lang jujubes and development of relevant instruments.

Key words: Lang jujube; subtle bruises; different spectral ranges; partial least squares regression; least squares support vector machines

郎枣皮薄肉厚, 酸甜多汁, 是极佳的鲜食、干食两用枣, 其广泛种植于晋中平原一带。郎枣在采摘、贮藏、加工、运输等枣产业化链条的各环节中经常由于摔伤、挤压、磕碰等原因产生枣果实的轻微损伤, 其短时间内造成的枣外观品质变化很小, 肉眼难以

分辨, 但若不及时剔除损伤枣, 其不断产生的乙烯物质, 会加速其自身与其他正常枣的成熟与腐烂, 大大缩短枣的贮藏期与货架期, 造成极大的经济损失。如何快捷有效地建立郎枣轻微损伤的检测方法具有重要意义。

近红外光谱技术以其简单、快速、不破坏样品、不污染环境的优势, 已被广泛的应用于农产品和食品检测领域^[1-3]。张瑜^[4]等利用多元光谱技术对鱼油品牌进行快速无损鉴别, 长波近红外光谱技术判别准确率达到 100%。樊书祥^[5]等利用近红外光谱技术对梨的可溶性固形物进行预测, SNV-UV-VE-GA-SPA 方法筛选出

收稿日期: 2014-09-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31271973); 山西省自然科学基金资助项目(2012011030-3)

作者简介: 杨一(1989-), 男, 在读硕士生, 研究方向: 农产品无损检测

通讯作者: 张淑娟(1963-), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向: 农产品无损检测

来的特征波长建立 LS-SVM 模型效果最好, 模型的 R_p 和 RMSEP 分别为 0.956 和 0.271。Zhang 等^[6]利用近红外光谱技术对壶瓶枣的轻微损伤进行分类判别, 判别准确率达到 100%。薛建新^[7]等利用可见/近红外光谱技术结合软化指标对不同货架期沙果进行分类, 所建 LS-SVM 模型正确识别率和正确拒识率都达到 94%。目前, 国内外对农产品品质的检测主要使用全波段的光谱数据进行建模研究, 然而考虑到使用全波段与单一波段光谱仪的价格差异较大, 因此, 本研究基于分波段建模方式对郎枣轻微损伤进行判别研究。

本文以轻微损伤郎枣为研究对象, 动态采集其可见/近红外光谱数据。通过对采集的光谱数据分波段进行预处理, 并结合所建立的偏最小二乘回归法(PLSR)模型的系数确定各波段最佳预处理方法, 之后采用连

续投影算法(SPA)和主成分分析(PCA)两种方法对最佳的预处理后的各波段数据进行降维, 最终采用线性的偏最小二乘回归法(PLSR)和非线性的最小二乘支持向量机(LS-SVM)两种建模方法分别对各波段的全波长(FS)、SPA、PCA 数据进行建模, 通过比较对预测集样本的判别结果, 确定轻微损伤郎枣的最优定性判别模型。为快速、无损的在线检测轻微损伤郎枣提供有效地建模方法, 并为相关设备的开发提供了理论基础。

1 材料与方法

1.1 实验材料

表 1 Kennard-Stone 算法划分样本结果

Table 1 Results of sample sets selected by Kennard-Stone algorithm

实验样本	2m 损伤		3m 损伤		机械损伤		完好		总和	
	校正集	预测集	预测集	校正集	预测集	校正集	预测集	校正集	预测集	校正集
样本划分个数	15	5	15	5	15	5	45	15	90	30

实验所需郎枣样品采摘自山西太谷某果园, 选取物性完好一致的新鲜郎枣 120 个。选取其中 60 个郎枣采用人工模拟的方式在其表面形成 3 类(每类各 20 个样本)肉眼难以分辨的轻微损伤, 将郎枣分别从 2 m 高处和 3 m 高处自由下落到平整的土地上, 以模拟采摘等环节可能造成的摔伤; 采用万能材料物理试验机, 探头直径 11 mm, 压缩深度 3.5 mm, 压缩速度 3 mm/s, 对样本进行机械损伤, 以模拟运输储藏中可能造成的压伤。依据 Kennard-Stone 算法^[8], 对总共 120 个(60 完好和 60 损伤), 共 4 类(距土地 2 m 损伤、距土地 3 m 损伤、机械损伤、完好)样本按 3:1 的比例分为校正集 90 个和预测集 30 个。划分结果见表 1。

1.2 实验方法

1.2.1 光谱采集

实验采用美国 ASD (Analytical Spectral Device) 公司生产的 Field Spec3 光谱仪及自主研发的动态光谱采集系统, 实现鲜枣样本的光谱采集。动态光谱采集系统示意图如图 1 所示, 光谱采集间隔为 1 nm, 采样范围为 350~2500 nm, 分辨率 3.5 nm, 探头视场角 25°, 光谱仪的探头垂直于样本上表面, 据样本上表面 100 mm, 郎枣样本以 4.5 r/min 的速度旋转, 每间隔 120° 采集一次样本的光谱数据, 取其平均值作

为最终的实验数据。当郎枣样本进入光谱扫描范围时, 触发接近开关, 大链轮停止运动, 小链轮继续运动保证枣样本在探头下旋转, 采集完光谱数据后,

大链轮继续运动, 枣样本被送走, 直到下一个枣样本进入光谱扫描范围开始扫描。

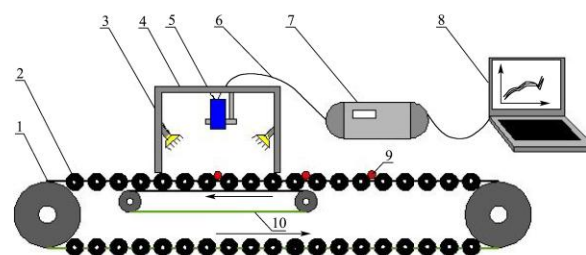


图 1 可见/近红外光谱在线检测装置示意图

Fig.1 Schematic diagram of online Vis-NIR spectroscopy detection device

注: 1.链轮, 2.托辊与传送链条, 3.卤素灯, 4.光谱采集箱, 5.光纤探头, 6.光纤, 7.光谱仪, 8.计算机, 9.样本, 10.摩擦带。

1.2.2 数据处理

光谱数据提取采用 ASD View Spec Pro V5.0 (Analytical Vector Machine, USA) 软件, 数据统计、光谱数据预处理、主成分分析(PCA)、偏最小二乘回归法(PLSR)建模和判别分析在 The Unscrambler X10.1 (CAMO ASA, Trondheim, Norway)中实现。连续投影算法(SPA)和最小二乘支持向量机(LS-SVM)采用 Matlab R2012a (The Math Works, Natick, USA)软件编程实现。

2 结果与分析

2.1 光谱曲线与特征分析

本实验采集的完好与3种轻微损伤郎枣的平均光谱曲线如图2所示,光谱数据的波段为380 nm~2500 nm。

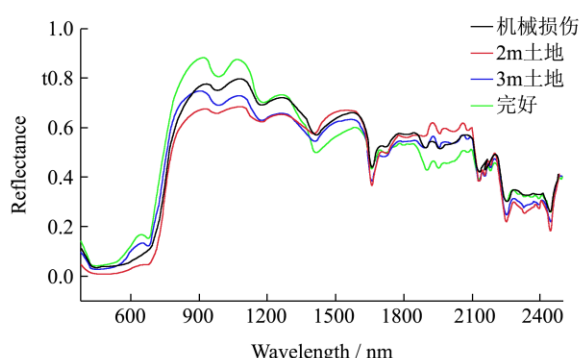


图2 完好和轻微损伤郎枣可见/近红外原始光谱曲线图

Fig.2 Vis/NIR spectral curves of intact and subtly bruised Lang jujube

由图2可知,3种轻微损伤郎枣与完好郎枣的光谱曲线趋势基本相似,均在波长为960、1180、1360、1660、2270 nm等处出现了吸收峰。根据Polesello^[9]的研究结果,水的吸收峰出现在波长970、1200、1450、1780等处。其中,波长960 nm和1200 nm是O-H键的二级倍频峰。4种郎枣在1660 nm处均有明显的吸收峰,这是C-H键的伸缩振动二级倍频。而1360 nm和2270 nm分别是C-H键组合频和C-O键伸缩组合频。

按波段范围分析,在可见光波段(380 nm~780 nm),完好郎枣光谱反射率略高于其余3种轻微损伤郎枣,但差别不大;在短波近红外波段(780 nm~1100 nm),完好郎枣光谱反射率明显高于其余3种轻微损伤郎枣;在长波近红外波段(1100 nm~2500 nm),除去1380 nm~1600 nm与1800 nm~2050 nm两个区间,完好郎枣的光谱反射率明显低于其余3种轻微损伤郎枣外,其余部分中4种郎枣光谱曲线分别不大。光谱反射率的高低反映了损伤后郎枣组织结构和化学成分与完好郎枣相比发生了一定的变化。

2.2 光谱数据的预处理

对所采集的380~2500 nm范围的光谱进行波段划分,依据各波段定义^[10]分为6个波段,依次为:可见光(Vis: 380 nm~780 nm)、短波近红外(SW-NIR: 780 nm~1100 nm)、长波近红外(LW-NIR: 1100 nm~2500 nm)、可见/短波近红外(Vis/SW-NIR: 380 nm~1100 nm)、近红外(NIR: 780 nm~2500 nm)、可见/近红外(Vis/NIR: 380 nm~2500 nm)。对所得到的

各波段原始光谱分别采用基线校正(Baseline)、标准归一化(SNV)、多元散射校正(MSC)、和移动平滑(7点、11点)等方式预处理并与各波段原始光谱比较,以所建PLSR模型的校正相关系数(Rc)、预测相关系数(Rp)、校正均方根误差(RMSEC)、预测均方根误差(RMSEP)等为评价指标,从而确定各波段最佳预处理方法。各波段预处理结果见表2。

一般而言,Rc越高,模型精度越高,RMSEC越低,模型稳定性越好,且RMSEC与RMSEP越接近越好。由表2可知,各波段的最佳预处理方法依次为:Vis-Smoothing(7)、SW-NIR-SNV、LW-NIR-Smoothing(11)、Vis-SW-NIR-SNV、NIR-SNV、Vis-NIR-SNV。

2.3 光谱数据的提取

2.3.1 连续投影法

由于光谱数据波长信息连续,相邻波段相关性较强。波长的优选可以去除全光谱数据中的冗余信息,提取正交的有用信息变量,从而极大的简化数据运算量。连续投影算法(SPA)通过提取共线性小、冗余度低的特征波长,从而有效地避免光谱信息的共线性影响和信息重叠。本实验在Matlab R2012a软件中编程实现SPA对各波段最优预处理后的120个郎枣样本的光谱数据进行特征波长的提取。各波段所提取的特征波段结果见表3。

由表3可知,分析Vis、SW-NIR和Vis/NIR中的可见光波段,可知该波段的特征波长分布均匀,不同波段所提取的特征波长不相互重叠;分析SW-NIR、NIR和Vis/NIR中的短波近红外波段,可知该波段所提取特征波长相对集中,且在997 nm、1003 nm等处出现了重叠;分析LW-NIR和Vis/NIR中的长波近红外波段,可知该波段的特征波长也较为集中,在1831 nm、1905 nm等处出现了重叠;综上所述,SW-NIR和LW-NIR与Vis相比有较强的SPA提取特征波长能力。

2.3.2 主成分分析

主成分分析(PCA)是一种多元统计分析方法,将原来具有一定相关性的多个多维变量进行线性组合计算,重新构成少数几个新的多维变量,从而实现了数据的降维。本实验在The Unscrambler X10.1软件中实现PCA对各波段最优预处理后的120个郎枣样本的光谱数据进行特征波长的提取。各波段所提取的主成分结果见表4。

最终选取的主成分个数,其累计信用度应达到95%以上,且当其相邻下一个主成分信用度之差低于0.5%时为止,由表4可知,6种波段所提取的主成

分累积信用度均达到 99% 以上, 表明所提取的主成分 很大程度的反映了原有各波段的信息。

表 2 6 种波段不同光谱预处理方法对 PLSR 建模效果的影响

Table 2 Results of the PLSR model of six spectra ranges with different spectra pretreatment

波段	预处理方法	校正集		预测集	
		Rc	RMSEC	Rp	RMSEP
Vis: 380 nm~780 nm	None	0.5862452	0.3216189	0.3754368	0.4002931
	Baseline	0.571657	0.3272396	0.3670952	0.4045057
	SNV	0.443777	0.3137885	0.3729018	0.416822
	MSC	0.394049	0.3892142	0.2488902	0.4375902
	Smoothing(7)	0.7153462	0.3425434	0.3767648	0.4148968
	Smoothing(11)	0.4642722	0.3101817	0.3659672	0.4182461
SW-NIR: 780 nm~1100 nm	None	0.5603471	0.3315316	0.4619935	0.3721968
	Baseline	0.5160757	0.3478234	0.4147594	0.3837256
	SNV	0.6369957	0.3012492	0.516777	0.3492956
	MSC	0.6147053	0.3103606	0.4839682	0.367404
	Smoothing(7)	0.5984411	0.3168434	0.4598242	0.3733301
	Smoothing(11)	0.5063322	0.4295464	0.3513075	0.3832093
LW-NIR: 1100 nm~2500 nm	None	0.8636027	0.18466	0.797495	0.2289722
	Baseline	0.856765	0.189232	0.8000745	0.2255679
	SNV	0.8268883	0.2080335	0.7862998	0.2363611
	MSC	0.8296523	0.206366	0.7927011	0.230121
	Smoothing(7)	0.8590981	0.1876845	0.8126246	0.2245428
	Smoothing(11)	0.8711378	0.1794869	0.8083641	0.2186728
Vis/SW-NIR: 380 nm~1100 nm	None	0.5868927	0.3213671	0.4174653	0.3797545
	Baseline	0.5735079	0.3265318	0.4473176	0.3753255
	SNV	0.7674168	0.2411344	0.5396552	0.3397374
	MSC	0.5818143	0.3233364	0.4543863	0.3707611
	Smoothing(7)	0.5780542	0.3247868	0.4707122	0.3691364
	Smoothing(11)	0.5767572	0.252856	0.4563728	0.373611
NIR: 780 nm~2500 nm	None	0.8623571	0.1855013	0.8076736	0.2257008
	Baseline	0.8673986	0.1750724	0.8136801	0.2201921
	SNV	0.8721815	0.1856196	0.8174795	0.2152127
	MSC	0.8597464	0.1872523	0.8205279	0.2148243
	Smoothing(7)	0.8595888	0.1873574	0.7929048	0.2266119
	Smoothing(11)	0.860463	0.1867733	0.7889359	0.2340598
Vis/NIR: 380 nm~2500 nm	None	0.8867641	0.1682527	0.8243261	0.210664
	Baseline	0.8876804	0.1675705	0.8143073	0.2156787
	SNV	0.9121911	0.1663721	0.8379466	0.2072864
	MSC	0.8432001	0.1979898	0.8005811	0.2282141
	Smoothing(7)	0.8959454	0.1612875	0.8355077	0.2029082
	Smoothing(11)	0.8945646	0.1623541	0.8324796	0.2054142

表 3 最佳预处理后 6 种波段 SPA 提取的特征波长结果

Table 3 Results of characteristic Wavelength of six spectra ranges after spectra pretreatment by SPA

波段-最佳预处理方法	RMSE	特征波长个数	所提取的特征波长
Vis-Smoothing (7)	0.43478	3	747、780、714
SW-NIR-SNV	0.33223	8	887、1004、1068、997、840、955、801、1100
LW-NIR-Smoothing(11)	0.3303	5	1906、1932、1829、1211、1836
Vis/SW-NIR-SNV	0.38209	5	705、756、997、818、559
NIR-SNV	0.37424	6	2125、1905、1003、2219、2482、1831
Vis/NIR-SNV	0.35799	6	1910、687、2231、984、383、1322

表 4 最佳预处理后 6 种波段 PCA 提取的主成分结果

Table 4 Results of accumulated credibility of six spectra ranges after spectra pretreatment by PCA

波段-最佳预处理方法	主成分个数	主成分累计信用度/%
Vis-Smoothing(7)	5	83.00119、94.38015、97.51421、99.06822、99.72949
SW-NIR-SNV	5	66.3882、95.07877、97.78753、98.94888、99.62219
LW-NIR-Smoothing(11)	4	78.67645、95.04498、99.06181、99.70754
Vis/SW-NIR-SNV	8	43.33123、66.79366、88.31474、93.94578、96.70377、98.03006、98.71806、99.21221
NIR-SNV	5	82.96535、95.21346、96.75394、98.14024、99.00134
Vis/NIR-SNV	7	81.16287、90.6367、94.4425、96.31467、97.88969、98.66581、99.21642

2.4 判别模型的建立与预测分析

2.4.1 偏最小二乘回归法 (PLSR) 模型判别

偏最小二乘回归法 (PLSR) 是一种新型的回归多元统计方法, 尤其适用于各变量内部线性相关度高时, 该方法简单实用, 模型稳定性高, 广泛应用于数学建模之中。利用 The Unscrambler X10.1 软件中 PLSR 建模方法, 以 6 个波段的全波长、SPA 提取的特征波长和 PCA 提取的主成分作为输入, 分别建立 PLSR 模型, 对完好枣 (60 个) 和损伤枣 (60 个) 分别赋值为 1、2。所建 PLSR 各模型对 30 个预测集样本判别结果见

表 5。

2.4.2 最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 模型判别

最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 是一种多元统计方法, 其算法是最小二乘法, 其原理是结构风险最小化, 可有效地实现对数据的分类处理。在 Matlab 软件中编程, 以 6 个波段的全波长、SPA 提取的特征波长和 PCA 提取的主成分作为输入, 分别建立 LS-SVM 模型, 对完好枣 (60 个) 和损伤枣 (60 个) 分别赋值为 1、2。所建 LS-SVM 各模型对 30 个预测集样本判别结果见表 5。

表 5 预测集样本判别结果

Table 5 The discrimination results of the prediction set

波段-最佳预处理方法	全波长 (FS)		SPA		PCA	
	LS-SVM	PLSR	LS-SVM	PLSR	LS-SVM	PLSR
Vis-Smoothing (7)	83.3%	80%	53%	56.6%	43.3%	43.3%
SW-NIR-SNV	83.3%	86.6%	90%	93.3%	66.6%	73.3%
LW-NIR-Smoothing(11)	83.3%	83.3%	53.3%	80%	50%	50%
Vis/SW-NIR-SNV	86.6%	86.6%	66%	70%	40%	46.6%
NIR-SNV	83.3%	90%	50%	53.3%	50%	50%
Vis/NIR-SNV	80%	90%	50%	53.3%	50%	53.3%

由表 5 可知, 全波长光谱信息建立的全波段 PLSR 和 LS-SVM 模型的判别准确率均高于 80%, 其中 FS-NIR-SNV-PLSR 和 FS-Vis/NIR-SNV-PLSR 模型判别率均达到 90%。SPA 提取的特征波长和 PCA 提取的主成分建立的全波段 PLSR 和 LS-SVM 模型, 除 SW-NIR 等少数波段外, 各模型判别准确率较全波长

均大幅下降, 这可能是由于提取的特征值虽极大的减少了模型计算量, 但也丢失了部分有用信息。综合来看, PLSR 模型判别准确率高于 LS-SVM 模型, 经过 SNV 预处理后的 SW-NIR 波段较其余 5 个波段, 对轻微损伤即枣有更好的判别能力, 此趋势在 SPA 和 PCA 等特征提取后更为明显。所建 SW-NIR-SNV-

SPA-PLSR 模型判别准确率最高, 达到了 93.3%, 且 SW-NIR-SNV-SPA-PLSR 模型建立只需 8 个波长, 同相对应的全波长相比不仅提高了判别准确率, 还极大降低了模型计算量, 选为最佳模型。

3 结论

本文以完好和轻微损伤郎枣为样本, 基于 6 个不同波段, 分别选取各波段最佳预处理方法。对经过各自最佳预处理方法后的各波段以全波长、SPA 提取的特征波长和 PCA 提取的主成分作为输入, 分别建立偏最小二乘回归法(PLSR)和最小二乘支持向量机(LS-SVM)模型, 通过比较各判别模型的判别效果, 确定最佳模型。具体结论有: PLSR 模型判别效果优于 LS-SVM 模型, 经过 SNV 预处理后的 SW-NIR 波段较其余 5 个波段, 对轻微损伤郎枣有更好的判别能力, 所建最佳模型为 SW-NIR-SNV-SPA-PLSR 模型, 判别准确率达到 93.3%。该研究结果为早期轻微损伤郎枣的快速、无损识别和相关设备的开发提供了理论基础。

参考文献

- [1] 杨永存,李浩,杨冬艳,等.傅里叶变换红外光谱鉴别“地沟油”的有效性评估[J].现代食品科技,2014,30(1):227-232
YANG Yong-cun, LI Hao, YANG Dong-yan, et al. Effectiveness evaluation of illegal cooking oil identification based on fourier transform infrared spectroscopy [J]. Morden Food Science and Technology, 2014, 30(1): 227-232
- [2] XUE Jian-xin, ZHANG Shu-juan, SUN Hai-xia, 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(3): 1829-1836
- [3] Xing J, Baerdemaeker D J. Fresh bruise detection by predicting softening index of apple tissue using VIS/NIR spectroscopy [J]. Postharvest Biology and Technology, 2007, 45(2): 176-183
- [4] 张瑜,谈黎虹,曹芳,等.基于多元光谱分析技术的鱼油品牌判别方法研究[J].现代食品科技,2014,30(10):263-267
ZHANG Yu, TAN Li-hong, CAO Fang, et al. Study on brand discrimination of fish oil based on multiple spectroscopy techniques [J]. Morden Food Science and Technology, 2014, 30(10): 263-267
- [5] 樊书祥,黄文倩,李江波,等. LS-SVM的梨可溶性固形物近红外光谱检测的特征波长筛选[J].光谱学与光谱分析,2014,34(8):2089-2093.
FAN Shu-xiang, HUANG Wen-qian, LI Jiang-bo, et al. Characteristic Wavelengths Selection of Soluble Solids Content of Pear Based on NIR Spectral and LS-SVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(8): 2089-2093.
- [6] Zhang Shu-juan, Zhang Hai-hong, Zhao Yan-ru, et al. A simple identification model for subtle bruises on the fresh jujube based on NIR spectroscopy [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013, 58(3-4): 545-550
- [7] 薛建新,张淑娟,孙海霞.可见/近红外光谱结合软化指标快速判定沙果货架期[J].农业机械学报,2013,44(8):169-173
XUE Jian-xin, ZHANG Shu-juan, SUN Hai-Xia. Detection of Shelf Life of Malus asiatica Using Near-infrared Spectroscopy and Softening Index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(8): 169-173.
- [8] Macho S, Rius A, Callao M P. Monitoring ethylene content in heterophasic copolymers by near-infrared spectroscopy: Standardisation of the calibration model [J]. Analytica Chimica Acta, 2001, 445(2): 213-220
- [9] Polesello A, Giangiacoimo R, Dull G G. Application of near infrared spectrophotometry to the nondestructive analysis of foods: a review of experimental results [J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 1983, 18(3): 203-230
- [10] 赵聪慧.鲜枣的可见/近红外光谱快速无损检测模型研究[D].山西农业大学博士论文,2011
ZHAO Cong-hui. Study on Rapid Nondestructive Detection models of Fresh Jujube by Vis/NIR Spectroscopy [D]. ShanXi Agricultural University PhD thesis, 2011