

彭雅玲, 邱雪, 张海红, 等. 近红外光谱技术检测灵武长枣果肉硬度和贮藏时间[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(1): 182-188.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2019.01.026

近红外光谱技术检测灵武长枣果肉硬度和贮藏时间

彭雅玲, 邱雪, 张海红, 吴宝婷, 朱韵昇

(宁夏大学农学院, 宁夏 银川 750021)

摘要: 利用近红外光谱(400~1 000 nm)系统采集 140 个灵武长枣样本的光谱信息, 采用不同方法预处理原始光谱数据, 优选出最佳预处理方法。分别建立竞争性自适应加权算法(CARS)和连续投影算法(SPA)提取特征变量的果肉硬度偏最小二乘回归(PLSR)预测模型, 并利用原始光谱建立灵武长枣贮藏时间的偏最小二乘判别(PLS-DA)模型。结果表明, 去趋势法(Detrend)为最优预处理方法; 建立的 Detrend-CARS-PLSR 模型效果较好, 果肉平均硬度校正集和预测集模型相关系数均为 0.868; 果肉最大硬度校正集和预测集模型相关系数分别为 0.914、0.849。建立的贮藏时间 PLS-DA 判别模型的校正集判别准确率为 98%, 预测集判别准确率为 99%。说明, 采用近红外光谱技术对灵武长枣贮藏过程中长枣果肉硬度和贮藏时间的快速预测具有可行性。

关键词: 近红外光谱; 果肉硬度; 贮藏时间

中图分类号: S665.1

文献标识码: A

文章编号: 1000-4440(2019)01-0182-07

Near-infrared spectroscopy for the determination of hardness and storage time of jujube fruit

PENG Ya-ling, QIU Xue, ZHANG Hai-hong, WU Bao-ting, ZHU Yun-sheng

(College of Agronomy, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: Spectral information of 140 Lingwu long jujube samples was collected by using near-infrared spectroscopy (400–1 000 nm). Different methods were applied to preprocess the original spectrum, and the optimal pretreatment method was selected. The competitive adaptive reweighted sampling (CARS) and successive projections algorithm (SPA) were used to select characteristic wavelengths, and the partial least squares regression (PLSR) model was established based on characteristic wavelengths for predicting flesh firmness of Lingwu long jujube. The partial least squares discriminate analysis (PLS-DA) models of long jujube storage time were established based on full spectrum. The results indicated that the Detrend method was the optimal pretreatment method, the Detrend-CARS-PLSR model was the best, and correlation coefficients of average flesh firmness for calibration set and prediction set were 0.868 and 0.868, and correlation coefficients of maximum flesh firmness for calibration set and prediction set were 0.914 and 0.849, respectively. The PLS-DA discriminant model of storage time was established and the discrimination accuracy of calibration set and prediction set were 98% and 99%. In conclusion, it is feasible to predict flesh firmness and storage time of Lingwu long jujube based on near-infrared spectroscopy technique.

Key words: near-infrared spectroscopy; flesh firmness; storage time

收稿日期: 2018-05-02

基金项目: 国家自然科学基金地区科学基金项目(31860422); 宁夏
高校科学研究项目(NGY2016019)

作者简介: 彭雅玲(1993-), 女, 甘肃白银人, 硕士研究生, 研究方向为
农产品无损检测。(E-mail) m18341654254_2@163.com

通讯作者: 张海红, (E-mail) nxdwjyxx@126.com

灵武长枣是宁夏的优势特色果品, 其外形独特, 色艳个大, 鲜脆可口, 酸甜适宜, 且富含多种矿物质和维生素, 倍受消费者的青睐, 被誉为“枣中之王”^[1]。灵武长枣素以鲜食为主, 果肉硬度等质构参数是衡量长枣品质的重要指标^[2]。目前, 枣果的

硬度参数主要采用硬度计或质构仪对枣果进行整果穿刺测试。硬度计测试精度易受外界干扰因素的影响,如测试者用力大小和探头规格及削皮厚度,均会使测试数据产生较大的测量误差^[3]。穿刺测试虽能够较好地反映整个果实的流变学特征^[4],但测试已造成枣果破损,使其失去了商品价值,因此研究一种鲜枣果肉硬度的无损快速检测方法意义明显。

近红外光谱技术(NIRS)是现代光谱分析技术、计算机技术和现代化学计量学的高度集合体,是一种多信息融合检测技术,可同时获取样品空间各点的光谱,从而进一步得到空间各点的组成和结构信息^[5-6]。近年来,基于近红外光谱技术的快速无损检测技术的研究与开发受到了国内外学者的广泛关注^[7-10]。闫润等^[11]应用近红外光谱技术,通过提取少量特征光谱信息,建立了草莓品质的PLSR-ANN校正模型,实现了草莓品种的快速鉴别。刘燕德等^[12]采用可见/近红外漫透射光谱技术,进行了黄桃表面缺陷与可溶性固形物同时在线检测的研究,表面缺陷果的正确判断率为100%,可溶性固形物分选准确率达到93%。NICOLAI等^[13]利用近红外漫反射光谱技术在波长800~1 690 nm内,采用PLSR法建立的苹果糖含量预测模型预测效果较好。Ma等^[14]利用近红外光谱技术建立的苹果可溶性固形物含量的PLSR预测模型取得了较好的预测效果,模型的交叉验证决定系数为0.89,交叉验证的均方根误差为0.05%。但是基于近红外光谱技术针对果品果肉硬度的预测却鲜有报道,有待进一步的深入研究。

本研究拟以宁夏灵武长枣为研究对象,利用近红外光谱仪,采集灵武长枣400~1 000 nm的原始光谱信息。分别选取多种预处理方法,根据PLSR建模效果,优选最佳预处理方法。应用CARS和SPA提取特征变量,分别建立基于全波段和特征波段的PLSR枣果肉平均硬度和最大硬度预测模型,优选最佳预测模型。运用PLS-DA建立灵武长枣贮藏时间的判别模型,为鲜食果品果肉硬度的快速无损检测和贮存期判别提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 测试材料

灵武长枣采摘自宁夏灵武市大泉林场红枣生产基地,去除灰尘后在室温下贮藏。为减少样本个体

差异对试验结果的影响,共选出大小形状相似、成熟度一致,无病害、无损伤的140个测试样本,每天从中随机取出20个样本进行光谱和硬度测量,连续测量7 d。

1.2 试验方法

1.2.1 近红外光谱数据采集 近红外光谱仪主要由光谱成像仪、CCD相机、光纤卤素灯(150 W)、电控位移平台、计算机及数据采集软件(Spectral cube)等组成,其波长范围为400~1 000 nm,分辨率为2.5 nm,共有125个波段。光谱信息采集时,根据预试验设置相机曝光时间为33 ms,电控位移平台速度为220 μm/s,扫描线实际长度为60 mm。为了消除由摄像头中的暗电流和各波段下光源强度分布不均所产生的噪声,采集光谱图像前需要进行黑白校正^[15],公式如下:

$$R = (R_0 - D) / (W - D) \times 100$$

式中, R 为校正后的漫反射光谱图像数据, R_0 为样本原始的漫反射光谱图像数据, D 为暗图像数据, W 为白板的漫反射图像数据。得到的原始光谱反射曲线如图1所示。

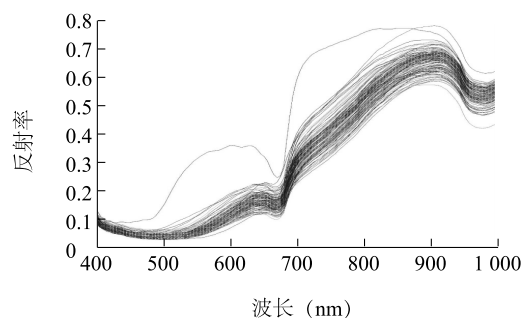


图1 灵武长枣果肉硬度原始光谱反射曲线

Fig.1 Original spectrum of flesh firmness of Lingwu long jujube

1.2.2 硬度测量 利用TA.XTPlus物性仪及其自带软件Texture Exponent 32,选用P/2n针状探头(直径2 mm),选整枣赤道阴阳两面上的2点,以整果穿刺法进行枣果硬度的测试^[16]。设置测前速度5 mm/s,贯入速度1 mm/s,测后速度5 mm/s,最小感知力5 g,穿刺深度5 mm。

1.2.3 数据处理分析 由于样本的不均匀性,采集到的单个点的光谱信息仅能代表某一点的光谱,不能代表整个样本的信息,若取整个灵武长枣表面的光谱信息的平均值则更能代表整个样本的信息,真实的反应整个样本^[17]。本研究拟利用ENVI4.6软

件选择恰当的感兴趣区域,提取平均光谱值。采集到的原始光谱中主要包含样本信息,但也可能含有由仪器漂移和光散射导致的系统噪音,为了开发出更精确的光谱模型,需运用预处理方法来校正原始光谱以减少不需要的信息^[18]。本研究利用 Unscrambler X10.4 软件采用卷积平滑 SG、归一化 Normalize、基线校准 Baseline、标准正态变量 SNV、去趋势 Detrend 5 种预处理方法对原始光谱进行预处理。

光谱信息之间存在大量的冗余和共线性信息特征,对光谱有效信息的提取产生较大的干扰,且大量光谱数据会增加数据处理的负担^[19]。特征波长提取是通过某种变换,使原始光谱数据从高维空间映射到低维空间,从而实现数据快速降维,并且得到有用的、可靠的数据^[20]。本研究拟用 Matlab2014 软件对经预处理后的光谱采用竞争性自适应加权算法 (Competitive adaptive reweighted sampling, CARS) 和连续投影算法 (Successive projection algorithm, SPA) 进行特征波长的选择。

1.2.4 建模方法 本研究采用 PLSR 法建立灵武长枣果肉硬度的预测模型,以校正均方根误差 ($RMSEC$)、校正相关系数 (r_c) 以及预测均方根误差 ($RMSEP$)、预测相关系数 (r_p)、交叉验证相关系数

(r_{cv})、交叉验证均方根误差 ($RMSECV$) 作为评价指标来判断所建模型的精确性,相关系数 (r) 越大,均方根误差 ($RMSE$) 越小,表明模型精度越好^[21]。PLS-DA 算法是基于 PLS 回归模型建立的判别分析算法^[22-23],运用 PLS-DA 法通过建立光谱数据与类别特征之间的回归模型,进行灵武长枣贮藏期判别分析^[24]。其中 PLSR 模型建立在 Unscrambler X10.4 中实现,PLS-DA 算法在 Matlab2014a 中完成。

2 结果与分析

2.1 样本果肉硬度测定结果

采用 SPXY 法将 140 个样本以 3:1 的比例划分为校正集和预测集,最终选取校正集样本 105 个,预测集样本 35 个。表 1 为灵武长枣校正集和预测集果肉硬度统计结果。从表 1 可知,校正集的果肉平均硬度和最大硬度范围分别为 46.359~278.547 g、71.750~471.047 g,预测集范围分别为 58.821~272.408 g、74.882~457.807 g,即校正集的硬度范围较大,校正集变化范围包含预测集,且校正集与预测集硬度平均值相差不大,表明样本集划分合理。校正集和预测集的变异性均不低于 0.203,表明在本试验中选取的样本具有很强的代表性。

表 1 灵武长枣果肉硬度值

Table 1 Flesh firmness value of Lingwu long jujube

指标	样品集	样品数	最大值 (g)	最小值 (g)	平均值 (g)	变异性
果肉平均硬度	校正集	105	278.547	46.359	203.869	0.203
	预测集	35	272.408	58.821	210.620	0.247
果肉最大硬度	校正集	105	471.047	71.750	344.154	0.222
	预测集	35	457.807	74.882	355.129	0.268

变异性 = 标准差/平均值。

由图 2 可以看出,随着贮藏时间的延长,果肉平均硬度和最大硬度均逐渐降低,其主要原因可能是酶水解细胞壁多糖,使果胶、纤维素、半纤维素等细胞壁组分发生降解,细胞壁结构解体,胞间连丝消失,细胞趋于分散从而导致果实软化^[25]。

2.2 灵武长枣硬度预测模型的建立与分析

2.2.1 光谱预处理对预测结果的影响 分别选用 SG、Normalize、Baseline、SNV、Detrend 5 种预处理方法对原始光谱进行预处理,并以预处理后的光谱信息建立了灵武长枣果肉平均硬度和最大硬度的 PLSR 预测模型,比较研究全波段及不同预处理方

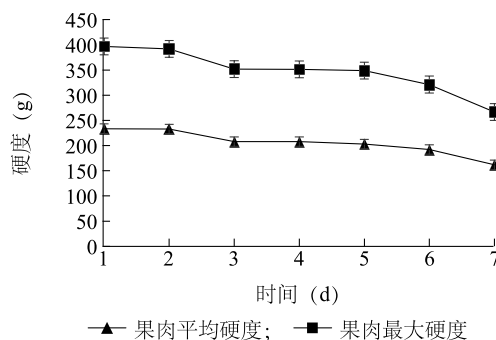


图 2 贮藏时间对灵武长枣果肉硬度的影响

Fig.2 Effect of storage time on flesh firmness of Lingwu long jujube

法对预测模型的影响,分析结果如表 2 所示。

表 2 不同预处理方法的 PLSR 模型效果

Table 2 Effect of PLSR model with different pretreatment methods

指标	预处理方法	主成分数	校正集		交互验证		预测集	
			r_c	$RMSEC$	r_{cv}	$RMSECV$	r_p	$RMSEP$
果肉平均硬度	原始光谱	10	0.835	22.719	0.666	31.553	0.674	41.573
	SG	12	0.850	21.744	0.742	27.968	0.671	52.084
	Normlize	10	0.862	20.917	0.709	30.029	0.727	38.296
	Baseline	15	0.881	19.531	0.706	30.496	0.683	44.260
	SNV	6	0.780	25.816	0.698	29.678	0.700	38.352
	Detrend	9	0.863	20.818	0.723	28.816	0.733	37.408
果肉最大硬度	原始光谱	12	0.861	38.617	0.724	53.948	0.669	80.616
	SG	12	0.850	40.038	0.750	50.764	0.645	97.743
	Normlize	10	0.863	38.400	0.722	53.902	0.695	73.991
	Baseline	15	0.883	35.646	0.717	55.332	0.635	87.161
	SNV	6	0.773	48.238	0.694	54.880	0.673	72.181
	Detrend	10	0.876	36.596	0.739	52.321	0.710	71.229

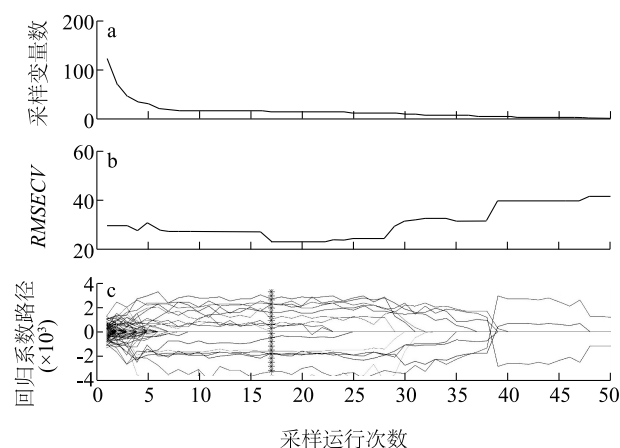
r_c :校正相关系数; $RMSEC$:校正均方根误差; r_{cv} :交叉验证相关系数; $RMSECV$:交叉验证均方根误差; r_p :预测相关系数; $RMSEP$:预测均方根误差。

由表 2 可以看出,经预处理后模型效果都有不同程度的变化,其中 Detrend 预处理可明显提高建模效果。平均硬度的 Detrend-PLSR 模型 r_c 、 r_p 和 r_{cv} 分别为 0.863、0.733 和 0.723,且 $RMSEC$ 及 $RMSEP$ 和 $RMSECV$ 较小。最大硬度的 Detrend-PLSR 模型 r_c 、 r_p 和 r_{cv} 分别为 0.876、0.710 和 0.739。综合评价,采用 Detrend 方法对原始光谱进行预处理效果最佳。

2.2.2 全波段和特征波段下的模型分析

2.2.2.1 特征变量提取与分析 CARS 方法提取特征波时,设定蒙特卡洛抽样次数从 5~50 次,均采用 5 折交叉验证法计算,结果如图 3、图 4 所示,由图 3a、图 4a 看出,随着运行次数增加,变量数的下降趋势由前段快速减少到后段逐渐平缓,反映了 CARS 的先“粗选”和后“精选”过程;图 3b、图 4b 反映交叉验证均方根误差 ($RMSECV$) 的变化趋势,随着运行次数的增加, $RMSECV$ 值先减少后增大,先减少表明筛选过程剔除与样本性质无关的变量,后又增大则可能剔除了关键变量,从而导致残差增大;图 3c、图 4c 表示回归系数的变化趋势。通过此方法,分别优选出 16 个和 22 个特征波变量,占全波段的 12.8% 和 17.6%,表明通过波长变量筛选,可有效降低模型的复杂程度,提高预测效

率。

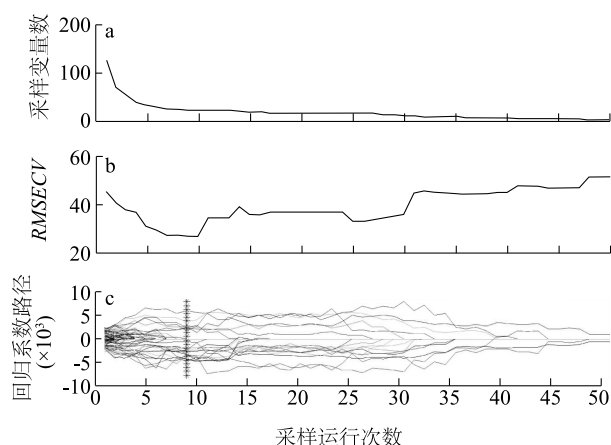


a:采样变量数筛选;b:交叉验证均方根误差变化;c:回归系数变化。

图 3 果肉平均硬度 CARS 特征变量选取

Fig.3 Selection of CARS characteristic variables for overage flesh firmness

SPA 是一种向前循环算法,它通过多次迭代选择出冗余信息最少的变量组,能够解决信息重叠、共线性等问题,避免再从大量数据中选择有代表性的数据,极大地调高了模型的效率^[26]。设定 SPA 选取的波长数为 5~30,图 5 是均方根误差与有效波长

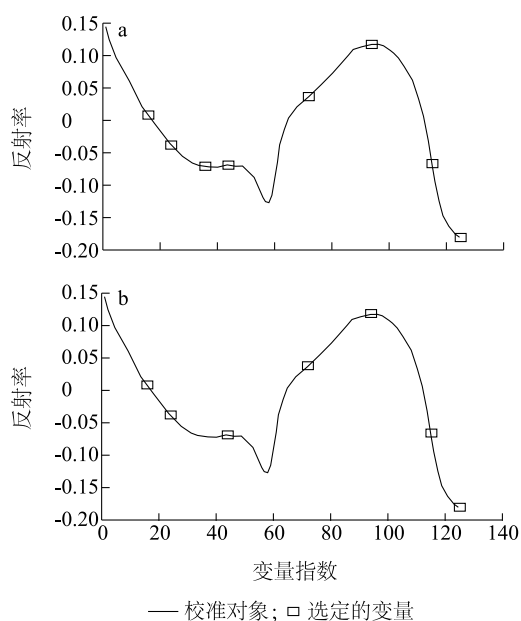


a: 采样变量数筛选; b: 交互验证均方根误差变化; c: 回归系数变化。

图 4 果肉最大硬度 CARS 特征变量选取结果

Fig.4 Selection of CARS characteristic variable for maximum flesh firmness

数的关系,以均方根误差值确定有效特征变量数,由图 5a 和 5b 看出,从 125 个波段中分别筛选出 8 个和 7 个特征变量。



a: 果肉平均硬度; b: 果肉最大硬度。

图 5 基于 SPA 的变量筛选

Fig.5 Wavelengths selected by SPA

2.2.2.2 特征波段与全波段 PLSR 模型比较与分析

表 3 是特征波段与全波段 PLSR 模型比较,由表 3 可以看出,全波段的校正和验证模型的相关系数分别为 0.863 和 0.733;采用 CARS 法处理后特征波长

下果肉平均硬度的校正和验证模型的相关系数均为 0.868,果肉最大硬度的校正和验证模型相关系数分别为 0.914 和 0.849。分析可知,采用 CARS 法提取特征波长后的模型 r 较高且 RMSE 和全波段模型相比较低。在特征波长下的光谱具有较低的维数,减小了数据的冗余,有利于实现在线快速检测,因此通过 CARS 提取特征波长建立的模型优于全波段建立的模型,可用 CARS 法选取的特征波长替代全波段数据进行建模分析。

2.3 灵武长枣贮藏时间判别模型的建立与分析

本研究在全波段范围内,以校正集原始光谱建立灵武长枣贮藏期的 PLS-DA 判别模型。在建立 PLS-DA 模型前需要确定最佳主因子数,主因子数初始范围为 1~20,步长为 1,交叉验证组数为 5,分别建立 PLS-DA 模型,以校正集判别正确率、交叉验证判别正确率及方差解释率作为评价指标。选取校正集的判别正确率、交叉验证判别正确率及方差解释率最高时所对应的主因子数作为最佳主因子数。校正集判别正确率、交叉验证判别正确率和方差解释率与主因子数的关系见表 4 所示。由表 4 可知,主因子数在 8~20 时,方差解释率均为 100%。主因子数为 20 时校正集判别正确率达到 100%,且交叉验证判别正确率达到最大值。当主因子数为 15 时,校正集判别正确率为 98%,交叉验证判别正确率为 83%。考虑到主因子数小,更有利于模型的稳定性,因此本试验 PLS-DA 模型的最佳主因子数最终选取 15。

综上,确定最佳主因子数为 15,通过 105 个校正样本训练模型,得到 PLS-DA 判别模型对灵武长枣贮藏时间的判别率达 98%,为了进一步验证所建立的 PLS-DA 模型,将未参与建模的 35 个验证集样品的原始光谱代入上述 PLS-DA 校正模型并计算贮藏时间判别正确率,其判别正确率为 99% (1 个第 1 d 的样本误判为第 7 d)。由此可见,所建模型的可靠性和预测能力较好,可有效鉴别灵武长枣的贮藏时间。

3 结论

本研究利用 400~1 000 nm 的近红外光谱技术对灵武长枣的贮藏时间及贮藏过程中果肉硬度进行无损检测鉴别。通过对比不同预处理方法建模后的效果,优选出最佳预处理方法,对最佳预处理后的光

表3 特征波段与全波段 PLSR 模型比较

Table 3 Comparison of characteristic bands and full-band PLSR models

指标	模型	波点数	校正集		交互验证		预测集	
			r_c	RMSEC	r_{cv}	RMSECV	r_p	RMSEP
果肉平均硬度	FS-PLSR	125	0.863	20.818	0.723	28.816	0.733	37.408
	CARS-PLSR	16	0.868	20.519	0.809	24.372	0.868	25.799
	SPA-PLSR	8	0.713	28.953	0.625	32.366	0.812	32.993
果肉最大硬度	FS-PLSR	125	0.876	36.596	0.739	52.321	0.710	71.299
	CARS-PLSR	22	0.914	30.876	0.856	39.651	0.849	51.584
	SPA-PLSR	7	0.712	53.390	0.622	59.902	0.786	62.040

r_c 、RMSEC、 r_{cv} 、RMSECV、 r_p 、RMSEP 见表 2 注。

表4 主因子数与校正集和交叉验证判别正确率及方差解释率的关系

Table 4 The relationship between the number of main factors and the correctness of the calibration set and cross-validation and the interpretation rate of variance

主因子数	校正集判别正确率 (%)	交叉验证判别正确率 (%)	方差解释率 (%)
1	21	16	67
2	27	24	79
3	31	26	87
4	36	29	96
5	45	39	98
6	56	44	99
7	65	52	99
8	71	64	100
9	82	70	100
10	87	75	100
11	86	77	100
12	89	80	100
13	92	82	100
14	95	79	100
15	98	83	100
16	98	84	100
17	99	86	100
18	100	88	100
19	99	87	100
20	100	91	100

谱进行特征变量提取,并建立了 Detrend-CARS-PLSR 果肉硬度模型。试验结果表明,基于近红外光谱检测技术的灵武长枣果肉硬度预测是可行的。

利用校正集原始光谱采用 PLS-DA 法建立灵武长枣贮藏时间判别模型,校正和交叉验证判别正确率均达 80% 以上,经预测集光谱验证后判别正确率达 99%,所建模型可靠性和预测能力较好,可有效鉴别灵武长枣的贮藏时间,说明近红外光谱检测技术可有效预测灵武长枣的贮藏时间。

参考文献:

- [1] 吴龙国,王松磊,康宁波,等.基于高光谱成像技术的灵武长枣缺陷识别[J].农业工程学报,2015,31(20):281-286.
- [2] 姚佳,胡小松,廖小军,等.高静压对果蔬制品品质构影响的研究进展[J].农业机械学报,2013,44(9):118-124,117.
- [3] 马庆华,王贵禧,梁丽松,等.冬枣的穿刺质地及其影响因素[J].林业科学研究,2011,24(5):596-601.
- [4] 梁静,孙锐,孙蕾,等.不同品种果桑穿刺试验质构特性分析[J].山东林业科技,2017,47(5):26-30.
- [5] 杜雪燕,王迅,柴沙驼,等.基于近红外光谱的天然牧草 CNCPS 组分分析与预测[J].江苏农业学报,2015,31(5):1115-1123.
- [6] HUANG J, PENG S. Comparison and standardization among Chlorophyll meters in their readings on rice leaves[J].Plant Production Science,2004,7(1):97-100.
- [7] 石鲁珍,陈杰,张树艳,等.基于蒙特卡洛法红枣光谱水分模型研究[J].江苏农业科学,2018,46(14):205-208.
- [8] 陈辰,鲁晓翔,张鹏,等.基于可见-近红外漫反射光谱技术的葡萄贮藏期间可溶性固形物定量预测[J].食品科学,2015,36(20):109-114.
- [9] CARAMES E T S, ALAMAR P D, POPPI R J, et al. Quality control of cashew apple and guava nectar by near infrared spectroscopy[J].Journal of Food Composition & Analysis,2017, 56:41-46.
- [10] PAZ P, SANCHEZ M T, PEREZMARIN D, et al. Evaluating NIR instruments for quantitative and qualitative assessment of intact apple quality[J].Journal of the Science of Food & Agriculture, 2009,89(5):781-790.
- [11] 闫润,王新忠,邱白晶,等.基于特征光谱的草莓品种快速鉴

- 别[J].农业机械学报,2013,44(9):182-186.
- [12] 刘燕德,吴明明,孙旭东,等.黄桃表面缺陷和可溶性固形物光谱同时在线检测[J].农业工程学报,2016,32(6):289-295.
- [13] NICOLAI B M, THERON K I, LAMMERTYN J. Kernel PLS regression on wavelet transformed NIR spectra for prediction of sugar content of apple[J]. Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems, 2007, 85(2):243-252.
- [14] MA T, LI X, INAGAKI T, et al. Noncontact evaluation of soluble solids content in apples by Near-infrared hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2017, 224:53-61.
- [15] 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.
- [16] 马庆华,王贵禧,梁丽松.质构仪穿刺试验检测冬枣质地品质方法的建立[J].中国农业科学,2011,44(6):1210-1217.
- [17] 陈亚斌.基于高光谱和荧光高光谱技术的灵武长枣内部成分无损检测研究[D].银川:宁夏大学,2017.
- [18] SU W H, BAKALIS S, SUN D W. Fourier transform mid-infrared-attenuated total reflectance (FTMIR-ATR) microspectroscopy for determining textural property of microwave baked tuber[J]. Journal of Food Engineering, 2018, 218:1-13.
- [19] 张 初.基于光谱与光谱成像技术的油菜病害检测机理与方法研究[D].杭州:浙江大学,2016.
- [20] 左 婷.基于高光谱图像技术的夏橙质构特性检测方法研究[D].武汉:华中农业大学,2015.
- [21] 欧阳爱国,谢小强,刘燕德,等.苹果可溶性固形物近红外在线光谱变量优选[J].农业机械学报,2014,45(4):220-225.
- [22] WANG Q, XUE W Q, MA H X, et al. Quantitative analysis of seed purity for maize using near infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012:259-264.
- [23] 黄 敏,朱 晓,朱启兵,等.基于高光谱图像的玉米种子特征提取与识别[J].光子学报,2012,41(7):868-873.
- [24] 彭彦昆,赵 芳,李 龙,等.利用近红外光谱与 PCA-SVM 识别热损伤番茄种子[J].农业工程学报,2018,34(5):159-165.
- [25] 黄志明,林素英,傅明连,等.枇杷果实发育过程中果肉质地与胞壁酶活性的变化[J].热带作物学报,2012,33(1):24-29.
- [26] 商 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.

(责任编辑:陈海霞)