

文章编号 1004-924X(2013)10-2720-08

# 近红外光谱结合极限学习机识别贮藏期的损伤猕猴桃

郭文川\*, 王铭海, 谷静思, 朱新华

(西北农林科技大学 机械与电子工程学院, 陕西 杨凌 712100)

**摘要:**为了及时、准确地识别采摘后贮藏期间的损伤猕猴桃,降低果实腐烂及交叉感染带来的损失,采用近红外漫反射光谱技术结合极限学习机(ELM)建立了采摘后 2 °C 冷藏下 10 天内的碰撞损伤猕猴桃、挤压损伤猕猴桃与无损猕猴桃的动态判别模型。分别比较了无信息变量消除法(UVE)与连续投影算法(SPA)结合 UVE 优选特征波数建模对简化模型、提高预测性能的影响。结果表明,碰撞损伤猕猴桃比挤压损伤猕猴桃更容易同无损猕猴桃区分开来,且随着贮藏时间的延长,损伤猕猴桃更容易被识别;UVE-SPA-ELM 模型的判别效果最好,在采后贮藏 10 天内预测集中损伤猕猴桃和无损猕猴桃的总正确识别率为 92.4%。该检测技术具有较高的检测精度和适用性,可用于快速、无损鉴别损伤猕猴桃。

**关键词:**近红外光谱;图像识别;猕猴桃;贮藏期;极限学习机

**中图分类号:**O657.33;TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132110.2720

## Identification of bruised kiwifruits during storage by near infrared spectroscopy and extreme learning machine

GUO Wen-chuan\*, WANG Ming-hai, GU Jing-si, ZHU Xin-hua

(College of Mechanical and Electronic Engineering,  
Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

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

**Abstract:** To detect bruised samples from intact kiwifruits and to reduce the loss caused by decay fruits and cross-infection, the near infrared diffused reflectance spectroscopy and an Extreme Learning Machine (ELM) were coupled to establish a model to discriminate collided, pressed and intact kiwifruits during 10-day storage at 2 °C. The effect of the discriminant models using the feature variables based on Uninformative Variable Elimination (UVE) and the characteristic wavelength by Successive Projection Algorithm (SPA) combined with UVE on simplifying model and improving prediction performance was compared. The results show that the collided samples can be distinguished easier than pressed ones from intact kiwifruits. Bruised kiwifruits can be recognized easier with the expansion of storage period. UVE-SPA-ELM model has optimal discriminant performance with a discriminant rate of 92.4% for total prediction set samples. This detection technique has a high measurement precision and applicability, and can be used to identify bruised kiwifruits nondestructively and rapidly.

收稿日期:2013-04-10;修订日期:2013-05-10.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 31171720);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. ZD2012017)

**Key words:** near infrared spectroscopy; image identification; kiwifruit; storage period; extreme learning machine; identification

## 1 引言

猕猴桃成熟后要经过采摘、运输、分选和包装等多个工序才能进入消费市场。在这些流通环节中,常会因颠簸、磕碰等原因造成果实碰撞和挤压,产生机械损伤。一些轻微损伤,尤其是隐性损伤几乎不能用肉眼识别。另外,损伤果的呼吸强度高于无损果,如果不能及时将损伤猕猴桃剔除,一方面会加快无损猕猴桃的后熟,导致果实生理代谢紊乱、缩短贮藏期限;另一方面还会滋生致病腐微生物、极大地增加了正常无损果实的侵染风险<sup>[1]</sup>。因此,研究一种快速、准确且简易的损伤果实识别技术,对于减少猕猴桃采后腐烂损失和保证产品质量都具有重要的意义。

近红外光谱(Near Infrared Spectroscopy, NIRs)检测技术是近十年来发展最为迅速的高新实用分析技术之一,它以其无损、高效、可实时在线检测等特点被广泛应用于农业、医药和食品等各个领域<sup>[2]</sup>。国内外学者已经将近红外光谱技术应用于猕猴桃的品质检测分析中,并取得了一些研究成果。现有报道多集中在猕猴桃内部品质的定量检测方面,如 McGlone 和 Moghimi 等<sup>[3-4]</sup>应用 NIRs 技术对采后猕猴桃的可溶性固形物含量、硬度、干物质含量、pH 值及果肉色泽等内部品质指标进行了无损检测。蔡建荣、陈香维和刘卉等<sup>[5-7]</sup>主要研究了利用漫反射 NIRs 技术快速检测猕猴桃糖度和硬度等品质指标。而在损伤猕猴桃识别方面的报道较少。Lü 等<sup>[8]</sup>利用可见/近红外高光谱成像技术对轻微损伤猕猴桃进行了无损快速识别,正确判别率为 87.5%。本课题组前期研究中,已经基于 NIRs 技术分别建立了早期损伤猕猴桃(损伤 1 天)的 Fisher 识别模型、BP 神经网络识别模型与最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machines, LSSVM)识别模型,并综合比较、评价了主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)提取特征变量与连续投影算法(Successive Projection Algorithm, SPA)优选特征波长对模型判别分析性能的影响。结果表明,SPA-LSSVM 模型具有最佳的识别效

果,对预测集猕猴桃样品的总正确识别率达到 98.2%<sup>[9]</sup>,但尚未综合考虑贮藏时间变化对判别分析的影响。因此,本文利用近红外漫反射光谱技术结合极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)建立贮藏 1、5 和 10 d 的正常猕猴桃、碰撞损伤猕猴桃和挤压损伤猕猴桃的识别模型,并分别比较无信息变量消除法(Uninformative Variable Elimination, UVE)与将 UVE 连续投影算法相结合的优选特征波数下对简化运算、提高预测性能的影响。本文旨在为利用近红外光谱技术快速、准确地识别贮藏期间的损伤猕猴桃提供有力的技术参考。

## 2 材料与方 法

### 2.1 试验材料

供测试用样品采自杨凌某猕猴桃园,为 255 个成熟良好、形状规整、无损伤、无虫蛀的“西选二号”猕猴桃(与文献[9]中采用同一批样品)。随机选取其中 90 个样品,用万能试验机以 10 mm/min 的速度缓慢挤压,使每个猕猴桃发生 5 mm 变形;再选取 90 个样品依次从 0.5 m 的高度自然跌落至瓷砖地面,形成损伤表面积约为 4 cm<sup>2</sup> 的碰撞损伤果。将 90 个挤压损伤样品、90 个碰撞损伤样品和 75 个未经任何处理的无损样品各分成 3 组,其中,每组碰撞损伤果 30 个、挤压损伤果 30 个、无损果 25 个,标记后分别装于保鲜袋中,置于 2℃ 下冷藏。当样品分别贮藏 1、5 和 10 d 后进行近红外光谱采集。每次测试前,在 3 种样品中各取一组共 85 个猕猴桃,置于室温(23~25℃)下 5 h,保证样品温度与室温一致。

### 2.2 近红外光谱采集

利用德国 Bruker 公司的 MPA 型傅里叶变换近红外光谱仪采集试验样品的近红外漫反射光谱。采集条件:室温(23~25℃),以仪器内置背景为参照;摄谱部位为果实赤道上均匀分布且无缺陷的 2 点,测点之间间隔 180°,取两点的平均光谱为样品光谱;扫描范围为 12 000~4 000 cm<sup>-1</sup>(833~2 500 nm)共 2 074 个波数点;扫描次数为

32 次;分辨率为  $8 \text{ cm}^{-1}$ ;探头视场角为  $90^\circ$ ;扫描时光纤探头与猕猴桃果皮直接接触。光谱数据由光谱分析软件 OPUS 6.5 (Bruker Optics, Ger-

many)和 Unscrambler 9.8 (CAMO, Norway)进行采集和转换,数据处理与建模分析基于 Matlab 7.11(The Math Works, USA)平台实现。

表 1 Kennard-Stone 算法划分样本集结果

Tab. 1 Results of sample sets divided by Kennard-Stone algorithm

(个)

实验样品	碰撞损伤猕猴桃		挤压损伤猕猴桃		无损猕猴桃		总划分	
	训练集	预测集	训练集	预测集	训练集	预测集	训练集	预测集
样本分布个数	66	24	66	24	57	18	189	66

### 2.3 样品集的划分

Kennard-Stone 算法是一种基于样本光谱间欧氏距离的定标集划分方法,它通过将光谱差异较大的样品选入训练集,将其余相近样品归入预测集,来充分保证定标集样品具有代表性、均匀性<sup>[10]</sup>。本研究采用 Kennard-Stone 算法以大致 3:1 的比例分别对每个贮藏期内的 3 次测试周期的各组试验样品进行划分,再将各自划分结果合并形成总体样品的训练集与预测集,使贮藏期间各测试周期的三种样品均匀分布在训练集与预测集中,这样可以充分保证样品集的合理性和代表性,样本划分结果如表 1 所示。

### 2.4 数据分析与处理方法

#### 2.4.1 UVE 方法优选特征波数

UVE 方法通过在光谱矩阵中加入一定数目的随机变量,建立 PLS 交互验证模型,先分析回归系数向量均值与标准偏差的商的稳定性,再根据其绝对值的大小决定光谱变量是否被选取<sup>[11]</sup>。

#### 2.4.2 SPA 算法提取特征波数

SPA 算法是利用向量的投影分析在光谱矩阵中寻找含有最低限度的冗余信息的变量组,使得变量之间的线性相关达到最小,从而能够有效

消除各波数变量之间的共线性影响,极大地减少建模所用变量,提高建模速度和效率。SPA 算法已被广泛用于优选近红外光谱信息的特征变量<sup>[12]</sup>。

#### 2.4.3 ELM 判别分析

ELM 是黄广斌教授 2006 年提出的一种简单实用的单隐层前馈神经网络学习算法,它能够有效克服传统神经网络训练参数选取复杂、易陷入局部最优等问题<sup>[13]</sup>,并以其学习速度快、泛化能力强等优点成为近年来非线性拟合与模式分类领域被广泛关注和应用的新技术。

## 3 结果与分析

### 3.1 三种贮藏期间猕猴桃的近红外光谱分析

图 1 为供测试用猕猴桃样品 3 种贮藏期间 3 次测试的平均近红外光谱。由图 1 可以看出,碰撞损伤猕猴桃的吸收光谱与其他两种样品差异较明显,而挤压损伤果与无损果的吸收光谱重叠严重、相似度很高,且在  $10\ 205.750$ 、 $8\ 338.938$ 、 $6\ 892.545$ 、 $5\ 569.578$  和  $5\ 187.730 \text{ cm}^{-1}$  附近均有明显的吸收峰。

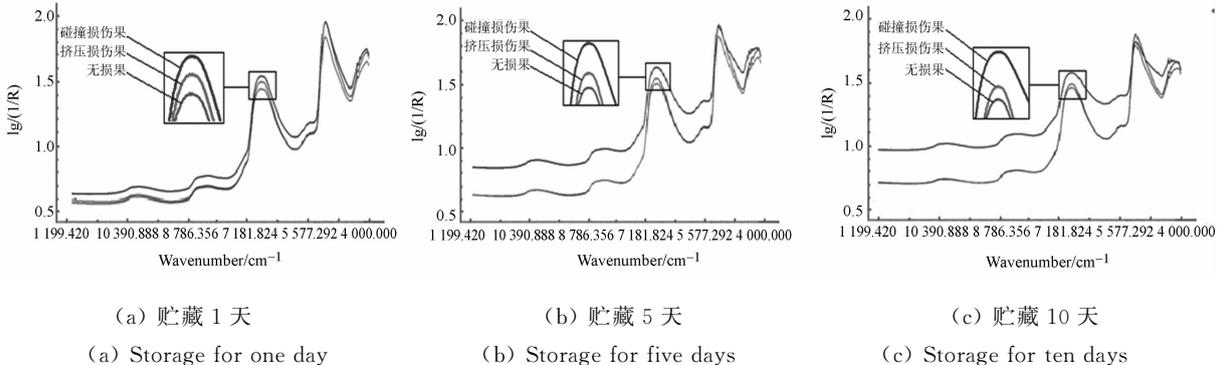


图 1 贮藏 1 天、5 天和 10 天猕猴桃的近红外光谱图

Fig. 1 NIR spectra of kiwifruits with storage for one day, five days and ten days

根据光谱解析知识<sup>[14]</sup>可知,其中,10 205.750、8 338.938和 6 892.545  $\text{cm}^{-1}$ 为水的吸收峰,而 5 569.578和 5 187.730  $\text{cm}^{-1}$ 则表现为猕猴桃中糖类和果胶等物质(含有 O-H,C-H 等官能团)的特征吸收峰。为了探究贮藏过程中,测试时间与上述 5 个吸收峰对样品吸光值的影响,对 3 次测试中 5 个吸收峰处的平均吸光值进行了方差分析,结果如表 2 所示。由表 2 可知,各吸收峰与贮藏时间都对样品的光谱吸收值具有极显著影响。这说明,建立损伤猕猴桃贮藏过程中的判别分析模型具有重要的实际意义。

表 2 贮藏期猕猴桃各波峰处吸光度的方差分析

Tab. 2 Variance analysis of absorbance at the peak of kiwifruit samples during storage

变异来源	平方和	自由度	均方差	F 值	P 值	显著性
吸收峰间	2.519 2	4	0.629 8	426.40	<.0001	**
贮藏日期间	0.048 2	2	0.024 1	16.32	0.001 5	**
误差	0.011 8	8	0.001 5			
总变异	2.579 2	14				

注: \*  $P \leq 0.01$ ,极显著。

### 3.2 光谱数据的主成分聚类分析

对贮藏期间 3 次测试的 255 个猕猴桃光谱数据进行主成分分析,可以得到前 3 个主成分的得分聚类图,如图 2 所示(彩图见期刊电子版)。由图 2 可知,碰撞损伤猕猴桃与其他两种样品区别显著,而挤压损伤果与无损果聚集紧密,难以采用聚类的方法识别,因此需要借助化学计量学方法来进行区分。

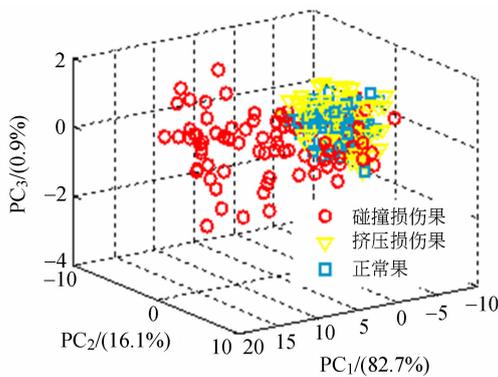


图 2 前 3 个主成分得分聚类图

Fig. 2 Principal component scores for the first three principal components

### 3.3 应用 UVE 算法选取有效波数

基于贮藏期间 189 个校正集中猕猴桃样品的光谱数据  $X$  与类别标签值数据  $Y$  矩阵(分别将碰撞损伤猕猴桃、挤压损伤猕猴桃和无损猕猴桃的类别标签值定义为数字 1、2 和 3),利用 UVE 方法对训练集样品的光谱数据进行有效波数优选,其中,随机变量个数设置为 2 074 个。

由图 3 可知,当主因子数为 13 时,内部交互验证 PLS 模型的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)值最小。由此可知,主成分数为 13 时,UVE 所选取变量的分类效果最好,选取结果如图 4 所示。其中,黑色竖线左侧为全光谱(Full Spectrum, FS)2 074 个波数,右侧是 2 074 个随机变量的稳定性分布曲线,2 条水平虚线代表保留阈值的上下限( $\pm 0.99$ )。利用 UVE 方法共选取了 954 个有效波数,分布情况如图 5 所示,图中符号“ $\times$ ”代表被选取的波数。

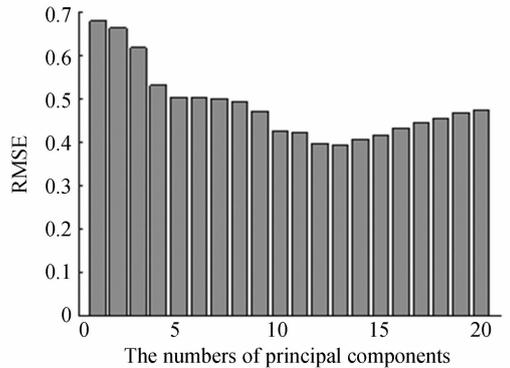


图 3 RMSE 随不同主成分变化分布图

Fig. 3 RMSE varied with different numbers of principal components

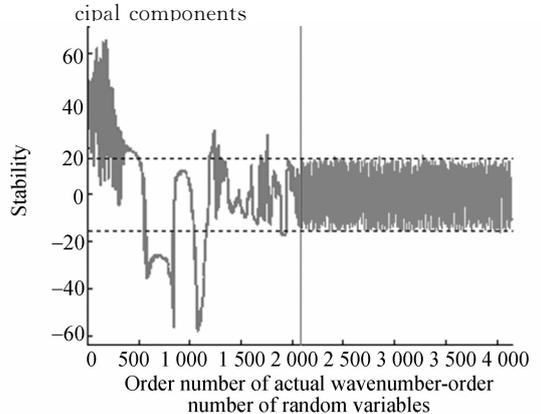


图 4 13 个主成分下 UVE 选取变量的稳定性分布曲线

Fig. 4 Stability distribution of variables selected by UVE at thirteen principal components

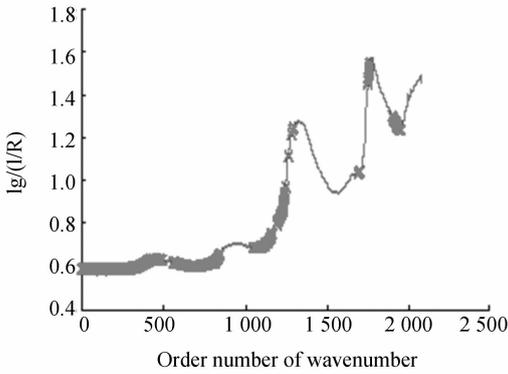


图 5 UVE 选取的 954 个有效波数分布图

Fig.5 Distribution of 954 effective wavenumber selected by UVE

### 3.4 UVE-SPA 算法优选特征波数

利用 SPA 算法对经过 UVE 初步选取的 954 个有效波数进行二次优选,指定波数个数范围为 5~20。其中,  $Y$  值的定义与 UVE 实现过程中的定义相同。具体做法是根据样本集的 RMSE 值确定需选取的最佳特征光谱个数。RMSE 随特征波数个数的变化曲线如图 6 所示,图中符号“×”对应的横坐标值即为样品集原始光谱经 SPA 二次优选后的最佳特征波数个数。

由图 6 可知,当波数个数大于 11 时, RMSE 随波数个数的增加变化不大。于是,经 UVE-SPA 优选出的 11 个特征波数的分布如图 7 所示,分别为 11 995.420、11 972.278、10 302.176、9 237.631、7 204.966、7 139.396、7 046.827、

5 492.437、4 697.885、4 578.316 和 4 497.318  $\text{cm}^{-1}$ 。

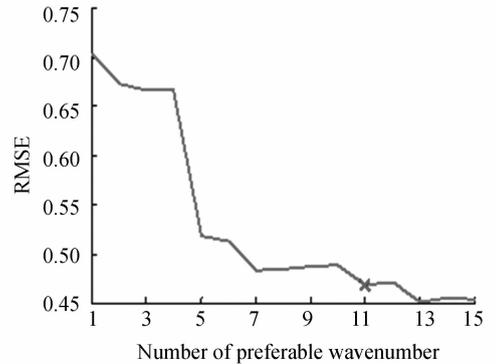


图 6 SPA 算法选择不同变量数的 RMSE 分布

Fig.6 RMSE distribution of SPA with different variables

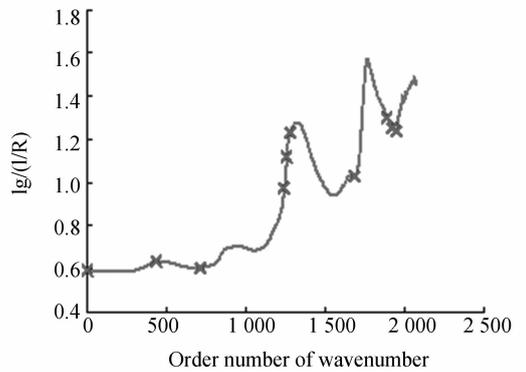


图 7 SPA 算法优选的特征波数分布图

Fig.7 Distribution of preferable characteristic wavenumber for SPA

表 3 ELM 判别模型对预测集三次测试样品的判别结果

Tab.3 Discrimination results for 3 times test samples on prediction set based on ELM model

变量选取方法	测试时间/天	碰撞损伤猕猴桃(A)			挤压损伤猕猴桃(B)			无损猕猴桃(C)			总的正确判别率/%
		误判数/个	误判种类	误判率/%	误判数/个	误判种类	误判率/%	误判数/个	误判种类	误判率/%	
FS	1	0	—	0.0	4	C	50.0	1	—	16.7	77.3
	5	0	—	0.0	0	—	0.0	2	B	33.3	91.0
	10	0	—	0.0	1	A	12.5	0	—	0.0	95.5
	合计	0	—	0.0	5		20.8	3		16.7	87.9
UVE	1	0	—	0.0	1	C	12.5	2	B	33.3	86.4
	5	1	C	12.5	1	—	12.5	2	B	33.3	81.8
	10	0	—	0.0	0	—	0.0	1	B	16.7	95.5
	合计	1		4.2	1		4.2	5		27.8	89.4
UVE-SPA	1	0	—	0.0	0	—	0.0	2	B	0.0	90.9
	5	0	—	0.0	1	C	12.5	1	B	16.7	90.9
	10	0	—	0.0	1	C	12.5	0	—	0.0	95.5
	合计	0	—	0.0	2		8.3	3		16.7	92.4

注:表中,误判率=(误判样品个数/总样品个数)×100%,正确判别率=(判别正确的样品个数/总样品个数)×100%。各测试周期预测集样品中碰撞损伤果为 8 个、挤压损伤果为 8 个、无损果为 6 个。

### 3.5 ELM模型的建立与判别

ELM建模分析中单隐层神经元个数的选取对模型的分类识别性能至关重要。本研究中,先分别选取“Sigmoidal”、“Sine”和“Hardlim”函数作为ELM模型隐含层激励函数。经多次反复试验可知,当隐含层激励函数选为“Sigmoidal”函数时,模型判别性能较稳定,且具有较高的判别精度。隐含层激励函数选定后,将确定的隐含层神经元个数初始化。即将隐含层神经元个数设定为5,并以5为间隔依次增加至100,在各神经元取值下重复训练20次,以最终确定ELM模型的参数取值。根据以上准则,分别以每个贮藏期间3次测试的189个训练集猕猴桃样品的全光谱2074个波数、UVE选取的954个有效波数与UVE-SPA优选出的11个特征波数作为模型输入变量,建立ELM判别模型,并对预测集样本进行判别分析。经试验可知,当基于FS、UVE与UVE-SPA的3种ELM模型的隐层神经元个数分别设定为70、50和30时,模型的预测性能最佳。

以上所建立的3种模型对预测集样品的判别结果如表3所示。由表3可知,碰撞损伤猕猴桃比挤压损伤猕猴桃更容易同无损猕猴桃区分开,挤压损伤果与无损果较容易发生误判。导致以上结果的原因可能有如下两个方面:(1)碰撞损伤果比挤压损伤果更易被外界微生物侵染,使其与其它果实表面交叉感染,从而加快了果实的代谢和腐烂速度;(2)实验样品在运输、转移等过程中不可避免地会发生一定程度的非人为挤压。因此,挤压损伤与所谓的无损果差别较小。随着贮藏时间的推移,损伤样品将更容易被判别出来,这也与损伤果实在储藏过程中生理代谢紊乱、衰败腐烂加快的客观规律相吻合。由表3可知,基于

FS、UVE和UVE-SPA的3种ELM判别分析模型均具有较满意的识别效果,可基本满足实际需要。其中,UVE-SPA-ELM模型的判别效果最理想,在仅使用了11个特征变量(即全光谱总波数个数的5.3%)的情况下,预测集样品中碰撞损伤猕猴桃就能被全部识别出来;挤压损伤猕猴桃仅发生2个误判;无损猕猴桃仅有3个被错误识别,其误判率分别为零,8.3%和16.7%,总正确识别率达到92.4%,均显著好于UVE-ELM(89.4%)和FS-ELM(87.9%)。这说明UVE-SPA算法是一种行之有效的变量优选以及模型优化手段。

## 4 结 论

本文基于近红外漫反射光谱技术分别建立了贮藏期无损猕猴桃、碰撞损伤猕猴桃和挤压损伤猕猴桃的ELM判别分析模型,采用Kennard-Stone算法进行了样本集的划分,并分别比较了应用UVE方法与UVE-SPA算法优选特征有效波数对于简化运算、提高模型预测性能的影响,得到如下结果:

(1)碰撞损伤猕猴桃比挤压损伤猕猴桃更容易被识别区分,挤压损伤果较容易被误判为无损样品。且随着贮藏时间的延长,三类猕猴桃更容易被区分开。

(2)UVE-SPA算法在仅使用了5.3%全光谱总波数个数,即11个变量下,就获得了较理想结果,极大地简化了模型并提高了模型的适用性和预测精度。

(3)UVE-SPA-ELM判别模型对采后贮藏10d内的损伤猕猴桃和无损猕猴桃的总正确识别率达到92.4%,这说明应用近红外光谱技术实现采后贮藏期间损伤猕猴桃的准确判别是可行的。

### 参考文献:

[1] 唐燕,张继澍.机械损伤对猕猴桃果实生理与膜脂过氧化物的影响[J].中国食品学报,2012,12(4):140-145.  
TANG Y, ZHANG J S. Influence of damages on kiwifruits of physiological index and membrane lipid peroxidation[J]. *Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology*, 2012, 12(4):140-

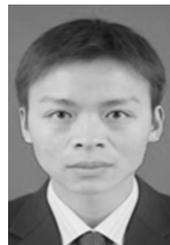
145. (in Chinese)  
[2] 孙通,徐惠荣,应义斌.近红外光谱分析技术在农产品/食品品质在线无损检测中的应用研究进展[J].光谱学与光谱分析,2009,29(1):122-126.  
SUN T, XU H R, YING Y B. Progress in application of near infrared spectroscopy to nondestructive on-line detection of products/food quality [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, 29(1): 122-126. (in Chinese)

- [3] MCGLONE V A, CLARK C J, JORDAN R B. Comparing density and VNIR methods for predicting quality parameters of yellow-fleshed kiwifruit (*Actinidia chinensis*)[J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2007, 46(1):1-9.
- [4] MOGHIMI A, AGHKHANI M H, SAZGARNIA A, et al.. Vis/NIR spectroscopy and chemometrics for the prediction of soluble solids content and acidity (pH) of kiwifruit [J]. *Biosystems Engineering*, 2010, 106(3):295-302.
- [5] 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)
- [6] 陈香维, 杨公明. 猕猴桃糖度傅里叶变换近红外光谱无损检测[J]. 西北农业学报, 2011, 20(7):143-148. CHEN X W, YANG G M. Using FT-NIR spectra in non-destructive measurement of kiwifruit sugar content [J]. *Acta Agriculturae Boreali-Occidentalis Sinica*, 2011, 20(7):143-148. (in Chinese)
- [7] 蔡健荣, 汤明杰, 吕强, 等. 基于 siPLS 的猕猴桃糖度近红外光谱检测[J]. 食品科学, 2009, 30(4):250-253. CAI J R, TANG M J, LV Q, et al.. Near infrared determination of sugar content in kiwifruits based on siPLS [J]. *Food Science*, 2009, 30(4):250-253. (in Chinese)
- [8] LV Q, TANG M J, CAI J R, et al.. Vis/NIR hyperspectral imaging for detection of hidden bruises on kiwifruits [J]. *Czech Journal of Food Sciences*, 2011, 29(6):595-602.
- [9] 郭文川, 王铭海, 岳绒. 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):165-170. 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):165-170. (in Chinese)
- [10] 李华, 王菊香, 邢志娜, 等. 改进的 K/S 算法对近红外光谱模型传递影响的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(2):362-365. LI H, WANG J X, XING ZH N, et al.. Influence of improved Kennard/Stone algorithm on the calibration transfer in near-infrared spectroscopy [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(2):362-365. (in Chinese)
- [11] WU D, NIE P C, HE Y, et al.. Determination of calcium content in powdered milk using near and mid-infrared spectroscopy with variable selection and chemometrics [J]. *Food and Bioprocess Technology*, 2012, 5(4):1402-1410.
- [12] GALVAO R K H, ARAUJO M C U, SILVA E C, et al.. Cross-validation for the selection of spectral variables using the successive projections algorithm [J]. *Journal of the Brazilian Chemical Society*, 2007, 18(8):1580-1584.
- [13] WANG Y G, CAO F L, YUAN Y B. A study on effectiveness of extreme learning machine [J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(16):2483-2490.
- [14] 杰尔·沃克曼, 洛伊斯·文依. 近红外光谱解析实用指南[M]. 北京: 化学工业出版社, 2009: 226-232. WORKMAN JR J, WEYER L. *Practical Guide to Interpretive Near-Infrared Spectroscopy*[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2009:226-232.

#### 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。Email:guowenchuan69@126.com



王铭海(1988—),男,陕西西乡人,硕士,2013年于西北农林科技大学获得硕士学位,主要从事农产品品质检测与质量安全方面的研究。E-mail:wmh3216@nwsuaf.edu.cn



**谷静思**(1989—),女,河南鄢陵人,硕士研究生,2011年于西北农林科技大学获得学士学位,主要从事农产品品质检测与质量安全方面的研究。E-mail: gujingsil@126.com



**朱新华**(1967—),男,陕西城固人,硕士,副教授,硕士生导师,2011年于西北农林科技大学获得硕士学位,主要从事农产品品质无损检测技术方面的研究。Email:zxhjdxy@sina.com

(版权所有 未经许可 不得转载)