

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.03.028

# 基于可见/近红外光谱谱区有效波长的梨品种鉴别\*

李江波 赵春江 陈立平 黄文倩

(北京农业智能装备技术研究中心, 北京 100097)

**摘要:** 基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)建模方法,提出应用梨在可见/近红外光谱谱区的有效波长(EW)进行其品种鉴别的新方法。用210个样本作为建模定标集,30个样本进行预测。根据偏最小二乘法分析载荷图和回归系数图选择鉴别梨品种的有效波长,并建立EW与最小二乘支持向量机相结合的EW-LS-SVM模型,同时与应用逆反馈人工神经网络(BP-ANN)建立的EW-BP-ANN模型进行判别准确率的比较。结果表明,应用LS-SVM和BP-ANN建立的模型对建模样本和预测集样本的判别准确率分别为100%和93.3%。研究表明,应用EW-LS-SVM模型进行梨品种鉴别是可行的。

**关键词:** 梨 品种鉴别 可见/近红外光谱 有效波长 最小二乘支持向量机

中图分类号: O657.33; S338 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2013)03-0153-05

## Variety Identification of Pears Based on Effective Wavelengths in Visible/Near Infrared Region

Li Jiangbo Zhao Chunjiang Chen Liping Huang Wenqian

(Beijing Research Center of Intelligent Equipment for Agriculture, Beijing 100097, China)

**Abstract:** Based on least squares-support vector machine (LS-SVM), the effective wavelength (EW) in visible/near infrared (Vis/NIR) region was proposed as a new approach for the variety discrimination of pears. 210 pear samples were used for the calibration set, while 30 samples for the validation set. After partial least squares (PLS) analysis, the EWs were selected according to the X-loading weights and regression coefficients, and an EW-LS-SVM model was developed for the variety discrimination. This model was compared with EW-BP-ANN model by using back-propagation artificial neural network (BP-ANN). Results showed that the same recognition accuracies (100% for the calibration set, 93.3% for the validation set) were obtained for EW-LS-SVM and EW-BP-ANN models, respectively. Studies show that it is feasible to use EW-LS-SVM model for the variety discrimination of pears.

**Key words:** Pears Variety identification Visible/near infrared spectra Effective wavelengths Least squares-support vector machine

### 引言

梨的产后处理、品质判断及检测一直是农产品加工研究的重要课题。但是我国目前栽培的梨品种较多,品种间差异较大、良莠不齐,需要研究一种简单、快速、无损的梨品种鉴别方法,不仅具有极大的

经济价值,而且对于梨产业的健康持续发展具有重要意义。

可见/近红外光谱分析技术是一种快速、无损、低成本、无污染的分析技术,它可以充分利用全谱段或多波长下的光谱数据对物质的品质、种类、化学成分进行定量和定性分析,已广泛地应用于石油化工、

收稿日期: 2012-09-11 修回日期: 2012-10-19

\* 国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2012AA101901)、中国博士后科学基金资助项目(2012M520193)和2012年北京市农林科学院博士后基金资助项目

作者简介: 李江波,助理研究员,博士,主要从事农产品及食品无损检测研究,E-mail: lijib@nrcita.org.cn

通讯作者: 黄文倩,副研究员,主要从事农产品无损检测技术与装备研究,E-mail: huangwq@nrcita.org.cn

探矿、制药以及纺织等领域<sup>[1]</sup>。在农产品领域,该技术已被应用于水蜜桃品种鉴定<sup>[2]</sup>、蜜桔和鲜枣可溶性固形物含量检测<sup>[3-4]</sup>、稻米品种鉴别<sup>[5-6]</sup>、杨梅品种鉴别<sup>[7]</sup>、黄酒品种鉴别<sup>[8]</sup>等。但目前关于梨的研究主要集中在内部品质的鉴定<sup>[9-12]</sup>,对于其品种鉴别的研究报道非常少。本文的研究目的是确定梨在可见/近红外光谱谱区的有效波长(Effective wavelength, EW),并结合最小二乘支持向量机(Least squares - support vector machine, LS - SVM)建立 EW - LS - SVM 模型对梨品种进行鉴别,为了确定所选波长的准确性与有效性,同时与应用逆反馈人工神经网络(Back-propagation artificial neural networks, BP-ANN)建立的 EW - BP-ANN 模型进行对比分析,进而得到应用可见/近红外光谱预测梨品种的理想模型。

## 1 试验材料与方法

### 1.1 试验仪器

试验仪器使用美国 ASD (Analytical Spectral Device) 公司的近红外光谱仪,其光谱测定范围为 350 ~ 1 800 nm,光谱扫描设定 10 次,采样间隔 1 nm,光谱仪探头视场角 25°,光源为 12 V/45 W 卤钨灯。光谱数据在 ASD View Spec Pro 中以 ASCII 码形式导出,再导入 Unscrambler V9.7 (CAMO, Inc., Norway) 和 Matlab 2008 (MathWorks, Inc., Natick, MA, USA) 软件进行数据分析处理。

### 1.2 样本来源及光谱扫描

试验用梨直接购于水果批发市场,品种为翠冠、黄花和清香。为避免试验中梨个体与近红外光谱仪之间距离的较大变化,挑选个体均匀的每个品种各 80 个,共计 240 个样本。每类样本中随机抽取 70 个作为建模的定标集,10 个作为预测集,因此,定标集有 210 个样本,预测集有 30 个样本。沿梨赤道部位 120°等间隔采集 3 次光谱取其平均值,作为最终的建模光谱。

### 1.3 光谱数据的预处理

为了消除来自高频随机噪声、基线漂移、光散射、样本不均匀等影响,需对原始光谱数据进行预处理。本文采用 Moving average 平滑法,平滑点数为 3,再进行变量标准化(Standard normal variate, SNV)处理。为消除光谱数据在采集时首端与末端产生的部分噪声,截取 390 ~ 1 780 nm 波段的光谱数据进行梨品种鉴别分析。

### 1.4 数据降维与特征波段选取

主成分分析(Principal component analysis, PCA)是一种多元统计分析方法,能够在不丢失主要光谱

信息的前提下提取出较少的新的特征变量,解决了因近红外光谱带的重叠而难以分析的困难。偏最小二乘法(Partial least squares, PLS)能够建立光谱数据与物质成分的回归关系,是一种广泛应用于光谱数据处理的多元统计数据分析方法。本文通过比较两种方法对 3 类样本的聚类效果确定最优方法,随后根据该方法提供的光谱对应波长的载荷图或者回归系数图进行光谱有效波长的提取,再结合最小二乘支持向量机建立模型,对梨品种进行鉴别。为了便于模型预测精度的比较,本文还利用有效波长建立了 EW - BP-ANN 模型。

### 1.5 最小二乘支持向量机

支持向量机(Support vector machine, SVM)是一种新型的统计学习方法<sup>[13]</sup>,它通过结构风险最小化原理来提高泛化能力,较好地解决了小样本、非线性、高维数、局部极小等实际问题,从而成为解决“维数灾”和“过学习”等传统困难的一种有效手段。最小二乘支持向量机(Least squares - support vector machine, LS - SVM)<sup>[14]</sup>通过非线性映射函数  $\varphi(x)$  建立回归模型,将输入变量映射到高维特征空间,然后将优化问题改成等式约束条件。利用拉格朗日算子求解最优化问题,对各个变量求偏微分,根据 Mercer 条件,存在映射函数  $\varphi(x)$  和核函数  $K(x_k, x_l)$ ,使得

$$\varphi(x_k)^T \varphi(x_l) = K(x_k, x_l) \quad (k, l = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

核函数为满足 Mercer 条件的任意对称函数,常用的有:线性核函数、多项式核函数、径向基函数(Radial basis function, RBF)等。本文将采用 RBF 作为核函数,其表达式为

$$K(x_k, x_l) = \exp(-\|x_k - x_l\|^2 / (2\sigma^2)) \quad (2)$$

从而得到 LS - SVM 的函数估计为

$$y(x) = \sum_{k=1}^n \alpha_k K(x, x_k) + b \quad (3)$$

式中  $\alpha_k$ ——拉格朗日乘子

$b$ ——偏差

## 2 结果与讨论

### 2.1 梨样本的可见/近红外漫反射光谱

梨样本的可见/近红外光谱原始反射图谱如图 1 所示。每种梨随意选取 1 条光谱,从图中可以看出,3 种梨的原始图谱曲线趋势基本相同,并没有太明显的差异,但在可见谱区翠冠梨的光谱反射值高于另外两种梨,这可能是由于梨表面颜色的不同所引起,另外,在近红外谱区存在着一些较强的吸收带,且吸收强度有所不同,可能是由于梨中某些组分所引起。

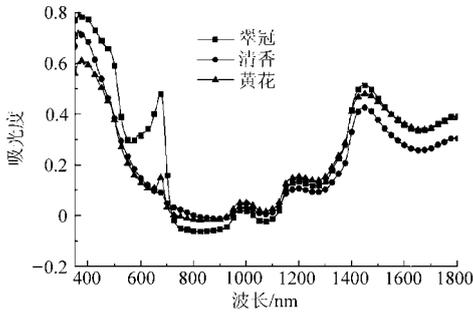


图 1 3 种梨样本的可见/近红外反射光谱  
Fig. 1 Vis/NIR reflection spectra for three varieties of pears

### 2.2 梨有效波长的提取

对梨的光谱数据进行平滑和 SNV 预处理以后, 分别建立 PCA 和 PLS 模型。分别以前 3 个主成分 PC1、PC2 和 PC3 作为  $x$ 、 $y$ 、 $z$  坐标建立各样本的三维得分图, 以表征样本在三维空间中的分布, 如图 2 所示。由于针对两类模型前 3 个主成分对光谱矩阵的累积方差贡献均达到 98%, 因此, 样本三维空间的分布大体可以反映其在超维空间的分布特征, 表征出不同梨样本聚类效果。

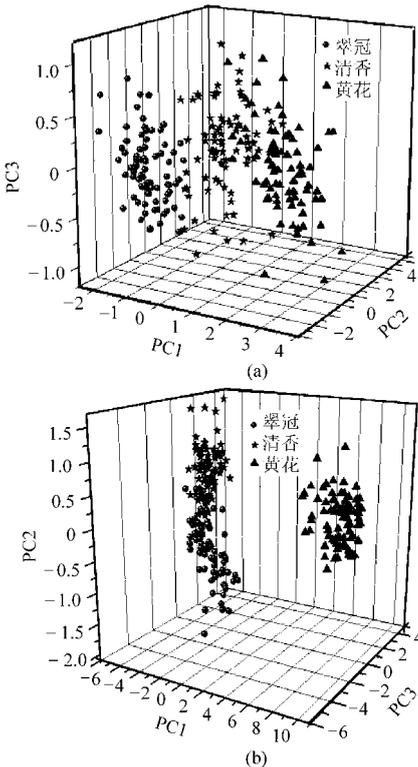


图 2 3 种梨样本前 3 个主成分的得分聚类  
Fig. 2 Score cluster plot using the top three principal components (PCs) for three varieties of pears  
(a) PCA (b) PLS

从图 2 中可以看出, 经 PCA 和 PLS 处理后, 3 种样本在不同程度上均有聚类趋势, 但是 PLS 模型明显要优于 PCA 的聚类效果。由于前 3 个主成分的累积贡献率达到或超过 98%, 因此可以利用由前

3 个主成分建立的 PLS 模型的载荷图和回归系数图来选择梨的有效波长。

梨的 PLS 模型的载荷图和回归系数如图 3 和图 4 所示。波长对应的载荷和回归系数的局部绝对值越大, 说明该波长与梨品种相关性越大。本文选择有效波长主要依据以下 2 个原则: 该波长对应的载荷和回归系数局部绝对值较大; 该波长应该处于载荷和回归系数曲线的波峰和波谷。综合以上原则, 将载荷图和回归系数图综合考虑, 共选取 15 个波长作为梨品种鉴别的有效波长, 分别为 398、489、506、541、545、683、763、993、1 175、1 181、1 293、1 397、1 461、1 538 和 1 571 nm。为了检验所选取波长的有效性和实用性, 将 15 个有效波长作为 LS-SVM 模型的输入值, 建立 EW-LS-SVM 模型并对预测集样本进行预测。

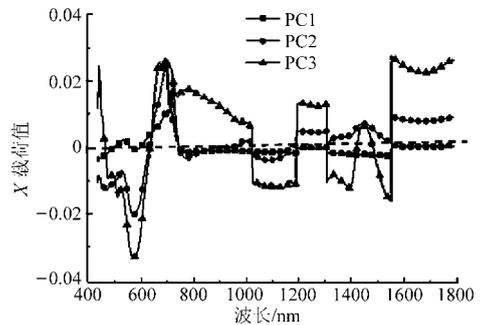


图 3 前 3 个主成分的载荷图  
Fig. 3 X-loading weights of the first three PCs

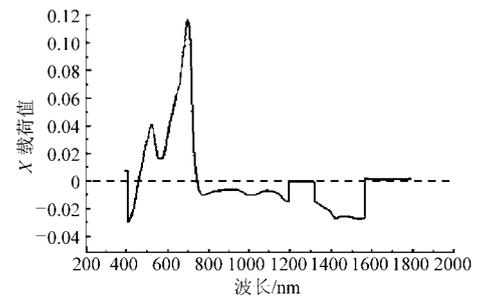


图 4 回归系数图  
Fig. 4 Image of regression coefficients

### 2.3 梨品种鉴别的 LS-SVM 模型及与 BP-ANN 模型比较分析

将分析中得到的 15 个波长的光谱值作为 LS-SVM 模型的输入量, 选用高斯径向基函数 (RBF) 作为核函数。LS-SVM 模型主要有两个参数, 即超参数  $\gamma$  和 RBF 核参数  $\sigma^2$ , 这两个参数在很大程度上决定了最小二乘支持向量机的学习能力、预测能力和泛化能力<sup>[15]</sup>。本文中这两个参数通过二步格点搜索法与留一交互验证相结合的粗选和精选两个步骤进行优化, 参数优化结果如图 5 所示。网格点“◆”反映了第一步格点搜索范围及步长, 曲线反映了误差等高线, 网络点“×”反映了第二步格点搜索范围

及步长,搜索过程是一个遍历的过程,因此,初始值的选取对结果没有影响,这两个参数的初始值本文均取最小值 0.01。最终确定参数  $\gamma$  和  $\sigma^2$  最佳组合为 250.091 9 和 36.481 51。

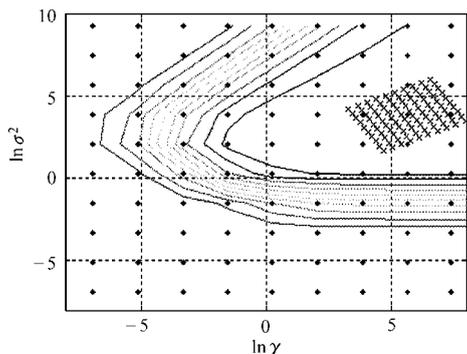


图5 LS-SVM模型中参数  $\gamma$  和  $\sigma^2$  寻优过程

Fig.5 Optimization of  $\gamma$  and  $\sigma^2$  for LS-SVM

在 LS-SVM 模型中,将梨的品种作为模型的输出值,设定虚拟变量 1~3 代表不同的梨品种,其中:1 为翠冠,2 为清香,3 为黄花。判别结果偏差的极限值设为  $\pm 0.15$ ,以品种 1 代表翠冠为例,当对翠冠梨样本进行预测时,如果模型的输出值小于 0.85 或者大于 1.15,均说明该样本被判别错误。

由于 BP-ANN 是一种应用较广的模式识别方法,具有强大的非线性建模能力,特别适合解决复杂的映射问题,因此,本文建立的 LS-SVM 模型与其进行识别性能比较。本文中 BP-ANN 输入层节点数为 15,再通过调整隐含层的节点数来优化网络结构,隐含层节点数计算公式为<sup>[16]</sup>

$$n_1 = \sqrt{p + m} + a \quad (4)$$

式中  $p$ ——输入层节点数

$m$ ——输出层节点数

$a$ ——1~10 之间的常数

根据式(4)可以确定隐含层节点数的范围为  $5.24 < n_1 < 14.24$ 。BP 网络各层间采用 Sigmoid 激励函数,网络最大学习速率设为 0.5,最大迭代次数设为 1000,收敛精度为 0.000 1,通过不断改变隐含层神经元数反复验证,最终选定网络的拓扑结构为 15:10:3。

应用以上 2 个模型,在偏差阈值  $T$  设定为  $\pm 0.15$  时,对 3 种梨的建模样本判别正确率为 100%,对预测样本的判别正确率均为 93.3%,表 1 显示了 2 种模型对 3 种梨样本的预测结果。图 6 表示 2 种模型对 30 个样本预测所获得的偏差绝对值。纵坐标表示偏差绝对值,横坐标表示样本数,水平虚线表示偏差绝对值阈值 0.15。

通过图 6 对 2 个模型比较发现,EW-BP-ANN 和 EW-LS-SVM 模型中均有 2 个样本发生误判,

其中 EW-BP-ANN 模型误判样本分别为清香品种和黄花品种各 1 个,EW-LS-SVM 模型误判样本为 2 个清香品种。从此结果看,EW-LS-SVM 模型对翠冠和黄花 2 个品种的预测效果较好,而 EW-BP-ANN 模型对翠冠梨的预测效果较好。从样本预测值偏差绝对值分布来看,尽管应用 BP-ANN 建立的模型大部分样本偏差比 LS-SVM 建立的模型要小,LS-SVM 的偏差波动较大,但是在 BP-ANN 模型中很明显有两个样本发生了误判,其中偏差达到 0.99(样本 18)和 0.68(样本 21),因此,如果把判别偏差极限值  $T$  设定为  $\pm 0.25$  时,BP-ANN 模型对 3 种梨的正确判别率依然为 93.3%,而 LS-SVM 模型则上升为 100%。因此,从模型稳定上来分析,LS-SVM 效果优于 BP-ANN,可能是由于 LS-SVM 为统计学理论,而统计学理论是专门针对小样本建立的统计学习方法<sup>[17]</sup>,因此,LS-SVM 能够较好处理小样本建模识别问题。另外,一些研究也发现,LS-SVM 方法与 ANN 相比具有更快的求解速度,并求解所需的计算机资源较少<sup>[17~18]</sup>。

表 1 应用 2 种模型对 3 种梨预测集样本判别结果

Tab.1 Discrimination results of three varieties of

		pears by two models				%
品种	编号	EW-BP-ANN ( $r^2 = 0.9636$ )		EW-LS-SVM ( $r^2 = 0.9852$ )		
		$T = \pm 0.15$	$T = \pm 0.25$	$T = \pm 0.15$	$T = \pm 0.25$	
		翠冠	01~10	100.0	100.0	
清香	11~20	90.0	90.0	80.0	100	
黄花	21~30	90.0	90.0	100.0	100	
合计	01~30	93.3	93.3	93.3	100	

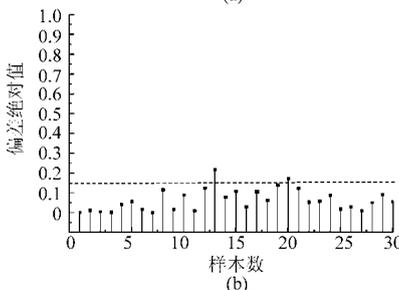
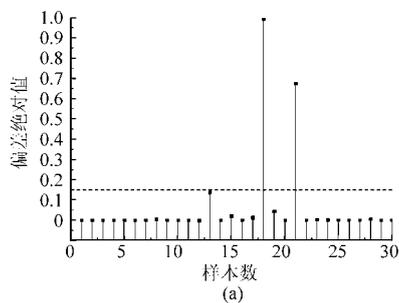


图 6 2 种模型预测的偏差绝对值分布

Fig.6 Absolute error of validation set by two models

(a) EW-BP-ANN 模型 (b) EW-LS-SVM 模型

### 3 结束语

在可见/近红外光谱谱区,确定了梨品种鉴别的15个有效波长,建立了相应的EW-LS-SVM模型,并与传统的BP-ANN进行了对比分析,在判别偏差极限值 $T$ 设定为 $\pm 0.15$ 时,2种模型的预测准确率均为93.3%,在判别偏差极限值 $T$ 设定为 $\pm 0.25$ 时,LS-SVM模型的预测性能优于BP-ANN,预测准

确率达到100%。本研究表明应用所优选的15个有效波长对梨品种的预测是可行的,建立的EW-LS-SVM模型能获得满意的效果。最关键的是,由于较少的有效波长,在实际应用中可以直接采用有效波长的数据作为输入值进行建模,大大降低了模型的复杂性,且应用较为简捷,该研究为梨品种分析仪器的开发提供了理论基础。

### 参 考 文 献

- 褚小立,袁洪福,陆婉珍. 近年来我国近红外光谱分析技术的研究与应用进展[J]. 分析仪器, 2006, 4(2): 1~10.  
Chu Xiaoli, Yuan Hongfu, Lu Wanzhen. Research and applications of near infrared spectroscopy in China in recent years[J]. Analytical Instrumentation, 2006, 4(2): 1~10. (in Chinese)
- 李晓丽,胡兴越,何勇. 基于主成分和多类判别分析的可见-近红外光谱水蜜桃品种鉴别新方法[J]. 红外与毫米波学报, 2006, 25(6): 417~420.  
Li Xiaoli, Hu Xingyue, He Yong. New approach of discrimination of varieties of juicy peach by near infrared spectra based on PCA and MDA model[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2006, 25(6): 417~420. (in Chinese)
- 刘燕德,罗吉,陈兴苗. 可见/近红外光谱的南丰蜜桔可溶性固形物含量定量分析[J]. 红外与毫米波学报, 2008, 27(2): 119~122.  
Liu Yande, Luo Ji, Chen Xingmiao. Analysis of soluble solid content in Nanfeng mandarin fruit with visible near infrared spectroscopy[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2008, 27(2): 119~122. (in Chinese)
- 张淑娟,王凤花,张海红,等. 鲜枣品种和可溶性固形物含量近红外光谱检测[J]. 农业机械学报, 2009, 40(4): 139~142.  
Zhang Shujuan, Wang Fenghua, Zhang Haihong, et al. Detection of the fresh jujube varieties and SSC by NIR spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(4): 139~142. (in Chinese)
- 李晓丽,唐月明,何勇,等. 基于可见/近红外光谱的水稻品种快速鉴别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(3): 578~581.  
Li Xiaoli, Tang Yueming, He Yong, et al. Discrimination of varieties of paddy based on Vis/NIR spectroscopy combined with chemometrics[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(3): 578~581. (in Chinese)
- 梁亮,刘志霄,杨敏华,等. 基于可见/近红外反射光谱的稻米品种与真伪鉴别[J]. 红外与毫米波学报, 2009, 28(5): 353~356.  
Liang Liang, Liu Zhixiao, Yang Minhua, et al. Discrimination of variety and authenticity for rice based on visual/near infrared reflection spectra[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2009, 28(5): 353~356. (in Chinese)
- 何勇,李晓丽. 近红外光谱杨梅品种鉴别方法的研究[J]. 红外与毫米波学报, 2006, 25(3): 192~194.  
He Yong, Li Xiaoli. Discrimination of varieties of waxberry using near infrared spectra[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2006, 25(3): 192~194. (in Chinese)
- 刘飞,王莉,何勇,等. 应用可见/近红外光谱进行黄酒品种的判别[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(3): 856~859.  
Liu Fei, Wang Li, He Yong, et al. Discrimination of varieties of yellow wines using Vis/NIR spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(3): 856~859. (in Chinese)
- Cavaco A M, Pinto P, Antunes D M, et al. 'Rocha' pear firmness predicted by a Vis/NIR segmented model[J]. Postharvest Biology and Technology, 2009, 51(3): 311~319.
- Ying Yibin, Liu Yande. Nondestructive measurement of internal quality in pear using genetic algorithms and FT-NIR spectroscopy [J]. Journal of Food Engineering, 2008, 84(2): 206~213.
- 傅霞萍,应义斌,陆辉山,等. 应用多种近红外建模方法分析梨的坚实度[J]. 光谱学与光谱分析, 2007, 27(5): 911~915.  
Fu Xiaping, Ying Yibin, Lu Huishan, et al. Application of some different modeling algorithms to pear MT-firmness detection using NIR spectra[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(5): 911~915. (in Chinese)
- Nicolai B M, Verlinden B E, Desmet M, et al. Time-resolved and continuous wave NIR reflectance spectroscopy to predict soluble solids content and firmness of pear[J]. Postharvest Biology and Technology, 2008, 47(1): 68~74.
- Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- Suykens J A K, Gestel T V, Brabanter J D, et al. Least squares support vector machines[M]. Singapore: World Scientific, 2002.
- 徐惠荣,陈晓伟,应义斌. 基于多元校正法的香梨糖度可见/近红外光谱检测[J]. 农业机械学报, 2010, 41(12): 126~129.  
Xu Huirong, Chen Xiaowei, Ying Yibin. Multivariate approach to determinate sugar content of fragrant pears with temperature variation by visible /NIR spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(12): 126~129. (in Chinese)

- lucidum sore powder[J]. Food Science, 2011,32(16):67~70. (in Chinese)
- 7 Zhang Huina, He Jinghua, Yuan Lan, et al. In vitro and in vivoprotective effect of *Ganoderma lucidum* polysaccharides on alloxan-induced pancreatic islets damage[J]. Life Sciences,2003,73(18):2307~2319.
- 8 张裕中,王景. 食品挤出加工技术与应用[M]. 北京:中国轻工业出版社,1998:4~65.
- 9 孙兰萍,许晖. 挤出法制备米糠膳食纤维的研究[J]. 食品工业科技,2005,26(4):98~100.
- 10 王钦德,杨坚. 食品试验设计与统计分析[M]. 北京:中国农业大学出版社,2003:69.
- 11 迟海霞,涂宗财,陈刚,等. 米糠多糖的超声波辅助纤维素酶-柠檬酸联合提取及结构分析[J]. 食品科学,2010,31(24):168~171.  
Chi Haixia, Tu Zongcai, Chen Gang, et al. Combinatorial extraction and structure analysis of rice bran polysaccharide[J]. Food Science, 2010,31(24):168~171. (in Chinese)
- 12 邹强. 米糠多糖分离提取工艺的研究[D]. 成都:西华大学,2007.  
Zou Qiang. Study on the isolate on and extraction of polysaccharide from rice bran[D]. Chengdu: Xihua University, 2007. (in Chinese)
- 13 谢丽源,王富伟,李宏军,等. 超声波复合酶法提取黄桑多糖研究[J]. 食品科学,2010,31(10):81~85.  
Xie Liyuan, Wang Fuwei, Li Hongjun, et al. Ultrasonic pretreatment followed by enzymatic hydrolysis for extraction of polysaccharides from fermented mycelia of *phellinus linteus*[J]. Food Science,2010,31(10):81~85. (in Chinese)
- 14 Chen Yeyuan, Luo Haiyan, Gao Aiping, et al. Ultrasound-assisted extraction of polysaccharides from litchi seed by response surface methodology and their structural characteristics[J]. Innovative Food Science and Emerging Technologies, 2011(12):305~309.
- 15 张潇艳. 米糠多糖的提取、纯化及结构研究[D]. 无锡:江南大学,2008.  
Zhang Xiaoyan. Study on extraction, purification and structure of polysaccharide from rice bran[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2008. (in Chinese)
- 16 郑广钊,肖志刚,孙树坤,等. 挤压加工参数对重组米崩解值的影响[J]. 农业机械学报,2012,43(2):121~127,169.  
Zheng Guangzhao, Xiao Zhigang, Sun Shukun, et al. Effect of extrusion processing parameters on breakdown value of restructuring rice[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(2):121~127,169. (in Chinese)
- 17 马海乐,李前进,李树君,等. 脱脂米糠中脉冲超声辅助提取蛋白和多糖动力学模型[J]. 农业机械学报,2011,42(11):135~138.  
Ma Haile, Li Qianjin, Li Shujun, et al. Kinetics study on pulsed ultrasound-assisted extraction of protein and polysaccharide from defatted rice bran[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011,42(11):135~138. (in Chinese)

---

(上接第157页)

- 16 肖钢铭,陈立耀. 神经网络结构与训练参数选取[J]. 武汉工业大学学报,1997,19(2):108~110.  
Xiao Gangluo, Chen Liyao. Discussion about BP neural network structure and choice of training parameter[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 1997,19(2):108~110. (in Chinese)
- 17 阎威武,邵惠鹤. 支持向量机和最小二乘支持向量机的比较及应用研究[J]. 控制与决策,2003,18(3):358~360.  
Yan Weiwu, Shao Huihe. Application of support vector machines and least squares support vector machines to heart disease diagnoses[J]. Control and Decision, 2003,18(3):358~360. (in Chinese)
- 18 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,26(1):32~42.  
Zhang Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatic Sinica, 2000,26(1):32~42. (in Chinese)
- 19 金航峰,黄凌霞,谢琳,等. 桑蚕鲜茧干壳量的可见/近红外光谱无损检测[J]. 农业机械学报,2013,44(1):147~151.  
Jin Hangfeng, Huang Lingxia, Xie Lin, et al. Nondestructive detection of dry weight of cocoons layer of mulberry silkworm fresh cocoons using visible/near infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013,44(1):147~151. (in Chinese)