

# 基于介电频谱的采后苹果可溶性固形物含量无损检测\*

郭文川 商亮 王铭海 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:** 根据 10~4 500 MHz 间采后 21 周贮藏期间无损富士苹果介电参数的频谱特性,建立了苹果可溶性固形物含量的支持向量回归(SVR)预测模型和 BP 网络预测模型;并综合比较了采用原始频谱(FF)、主成分分析(PCA)和连续投影算法(SPA)优选频率对模型预测效果的影响。研究表明,PCA-SVR 建模效果最好,其预测相关系数为 0.883,均方根误差为 0.552,PCA-BP 的建模效果较 PCA-SVR 稍差。并且发现经 SPA 处理后的数据建立的模型,均方根误差普遍较小;经 PCA 处理后的数据建立的模型,预测相关系数普遍较高。

**关键词:** 苹果 可溶性固形物含量 介电特性 支持向量回归 BP 网络

中图分类号: S183; TS207.3 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2013)09-0132-06

## Soluble Solids Content Detection of Postharvest Apples Based on Frequency Spectrum of Dielectric Parameters

Guo Wenchuan Shang Liang Wang Minghai Zhu Xinhua

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

**Abstract:** Based on frequency spectrum of permittivities from 10 MHz to 4 500 MHz of intact postharvest Fuji apples during 21 weeks storage, BP network model and support vector regression (SVR) model were applied to predict SSC. Effects of the prediction models using full frequency (FF), principal component analysis (PCA) and successive projection algorithm (SPA) were compared and evaluated. The results showed that PCA-SVR gave the best result rather than PCA-BP and SPA-BP. The predicted correlation coefficient of PCA-SVR was 0.883 and the root mean square error (RMSE) was 0.552. The effect of PCA-BP was a little worse than PCA-SVR. The RMSE of the model established by SPA was generally smaller than by other methods, and the predicted correlation coefficient of the models established by PCA was generally higher. The research offered some useful technologies in developing nondestructive sensors for fruits' soluble solids content based on frequency spectrum of dielectric parameters.

**Key words:** Apples Soluble solids content Dielectric properties Support vector regression BP network

### 引言

糖度是评价水果内部品质特性最主要的指标。而糖度中的主要成分是可溶性固形物含量(Soluble solids content, SSC),因此常以可溶性固形物含量评价果实的糖度。

水果可溶性固形物含量的常规检测方法通常具

有破坏和浪费样品的缺点,因而研究水果内部品质的无损检测方法对于实现内部品质的在线检测具有重要的意义。

介电检测是以外加电场对产品内部生理化学变化的响应特性为基础,进而实现产品内部品质检测的技术<sup>[1~2]</sup>。作为一种新兴的快速、无损检测技术,它已经被广泛应用于各类农产品的品质检测中。在

水果内部品质检测方面的应用,也取得了一些研究成果。Feng<sup>[3]</sup>等研究了苹果含水率对介电特性的影响;胥芳<sup>[4-5]</sup>等利用介电特性对苹果的内部品质进行了初步评价;唐燕<sup>[6]</sup>等对猕猴桃储藏期间的电参数与生理特性的变化进行了研究;Nelson<sup>[7-8]</sup>等探究了果品鲜度与其介电特性的关系,而且初步建立了甜瓜的介电特性与可溶性固形物含量的关系模型<sup>[9]</sup>,且具有良好的预测性能。但在尝试将该方法应用到其他果品上时,其预测结果却不尽人意<sup>[10-11]</sup>。在前期研究中,曾参考 Nelson 提出的方法,尝试对富士苹果的介电参数和可溶性固形物含量进行线性拟合,发现效果并不理想<sup>[12]</sup>。进而推断,传统的线性拟合方法可能并不普遍适用于介电参数与果品可溶性固形物含量之间关系的建立。

为此,基于前期<sup>[12]</sup>获得的采后 21 周的贮藏期间富士苹果介电参数频谱特性,分别建立苹果可溶性固形物含量的误差反向传播网络模型和支持向量回归预测模型,并比较全频谱、主成分分析和连续投影算法提取特征变量对模型预测性能的影响,旨在进一步探究基于介电特性无损检测苹果可溶性固形物含量的可行性。

## 1 材料与方法

### 1.1 实验材料

实验用的富士苹果于 2008 年 10 月 11 日采摘自陕西省杨凌某农户的果园中。用自来水清洗后并用纸擦干,装袋保存于恒温 5℃ 的冷库中。每间隔 3 周取样一次,每次随机选取无缺陷样品 11~25 个,取样 8 次,共取样品 123 个。

### 1.2 实验仪器及处理软件

E5071C 型网络分析仪,85070E 型末端开路同轴探头,85070 软件(Agilent Technology, 檳城,马来西亚);PR101 $\alpha$  型数字折射计(Atago Co. Ltd., 东京,日本);家用压蒜器;数据处理软件 Matlab 7.14.0.739(R2012a, Math Works, 马萨诸塞州,美国)等。

### 1.3 测试步骤

每次实验的前一天晚上将苹果从冷库中取出,并放于室温(24 $\pm$ 1)℃下,使其温度达到室温。

预热网络分析仪 1 h 后,用开路、短路及 50  $\Omega$  负载对其进行校准。然后连接同轴探头,启动 85070 软件,设定测量频率范围为 10~4 500 MHz,线性扫描点数 101 个。进而用空气、短路子和 25℃ 的去离子水对探头进行校准,随后测量 25℃ 去离子水的介电参数,并与已知数据进行比较,以确定是否需要再次校准。

校准完成后,在样品赤道周围相隔 90° 选取 4 个点,测量该 4 点处无损果(即带果皮)的介电参数(相对介电常数  $\epsilon'$  和介质损耗因数  $\epsilon''$ )。以 4 次测量结果的平均值作为该样品的测定结果。

然后用小刀削去测量点处 2~3 mm 厚的果皮,将取出的果肉放在铺有 2 层纱布的家用压蒜器中进行压汁,用 PR101 $\alpha$  型数字折射计测量果汁的可溶性固形物含量,以 3 次测量的平均值作为实验结果。

本研究以 101 个频率点的  $\epsilon'$  作为每个样本的前 101 个变量,101 个  $\epsilon''$  为样本的后 101 个变量,因此样本的总变量数为 202 个。

## 1.4 数据分析与处理方法

### 1.4.1 主成分分析

主成分分析(Principal component analysis, PCA)方法<sup>[13]</sup>是通过一种降维技术把多个变量压缩成少数几个主成分因子。这些主成分不仅能够反映原始数据的绝大部分信息,而且各主成分之间互不相关,从而很好地降低噪声、减小背景及冗余信息的干扰,提高模型预测效果。

### 1.4.2 连续投影算法

连续投影算法(Successive projection algorithm, SPA)是一种前向循环的变量选择方法,能降低模型的复杂度,有效消除各频率变量之间的线性相关影响。该方法先选定一个频率,然后每次叠加一个新的频率,直到达到指定频率数为止。在矩阵中寻找含有最低限度冗余信息的变量组,进而获得变量之间最小的共线性。

### 1.4.3 误差反向传播网络

误差反向传播网络(Error back propagation, BP)是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,已经被广泛应用于模式识别和非线性拟合等领域。它基于最速下降法的学习规则,通过反向传播不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和达到最小,从而使 BP 神经网络的预测输出无限逼近期望输出。

### 1.4.4 支持向量回归

支持向量回归(Support vector regression, SVR)<sup>[14]</sup>是近年来发展较快的回归算法,已应用于许多领域<sup>[15-17]</sup>。它是支持向量机(Support vector machine, SVM)学习理论在非线形函数回归和函数逼近领域的推广,具有很强的泛化能力和预测能力。SVM 的主要思想是以一个分类超平面作为决策曲面,使得正例与反例之间的隔离边缘被最大化。支持向量机是结构风险最小化的近似实现。有研究表明,将 PCA 技术与 SVR 算法结合,不仅使模型的复杂程度降低,而且提升了模型的预测精度,取得了很

好的效果<sup>[18-21]</sup>。

## 2 结果与分析

### 2.1 校正样本与测试样本的划分

样品集的有效合理划分对于模型的建立至关重要

要,也将直接影响模型的适用性与预测精度。本文根据样品可溶性固形物含量的实测值,以浓度梯度法按4:1的比例分别对8次测试的苹果样品进行均匀划分,合并各划分样品形成总体样品的校正集和测试集,具体划分结果见表1。

表1 贮藏期间校正样本与测试样本可溶性固形物质量分数的变化及分析

Tab.1 Comparison of SSC of apple samples during storage

贮藏时间 /周	校正集					测试集				
	样本数	平均值/%	最大值/%	最小值/%	标准偏差/%	样本数	平均值/%	最大值/%	最小值/%	标准偏差/%
0	20	12.00	13.40	9.60	1.19	5	11.91	13.23	10.33	1.07
3	12	12.81	14.70	9.90	1.38	3	12.74	13.67	11.80	0.76
6	12	12.83	14.90	10.30	1.12	3	12.68	13.50	12.00	0.62
9	12	11.64	13.70	9.40	1.12	3	11.38	12.40	10.70	0.74
12	12	11.93	13.80	10.33	1.03	3	11.82	12.87	10.77	0.86
15	12	12.19	13.83	9.57	1.26	3	12.12	13.40	10.90	1.02
18	10	11.56	13.67	8.83	1.30	2	11.53	12.40	10.67	0.87
21	9	12.04	12.77	11.00	0.51	2	12.28	12.67	11.90	0.38

### 2.2 贮藏期间苹果的介电参数分析

图1是频率对采后贮藏期不同贮藏时间的富士苹果介电常数的影响曲线。由图1可以看出,苹果的 $\epsilon'$ 随着频率的增大而逐渐减小, $\epsilon''$ 则先减小后增大,而且二者均在低频范围内变化较大。另外,贮藏时间对介电参数的频率特性没有影响。

为了了解贮藏时间和频率对采后苹果的介电参

数是否有显著的影响,对其进行了方差分析,结果见表2。由表2可知,贮藏时间和频率均对苹果的介电参数有显著影响,这也与苹果随着贮藏时间的延长内部生化反应导致品质变化的客观规律相吻合,因此研究果品内部品质和介电参数间的关系不仅对于了解果实贮藏期间介电参数的变化机理具有重要的意义,也为基于介电参数预测果品的品质提供了可能。

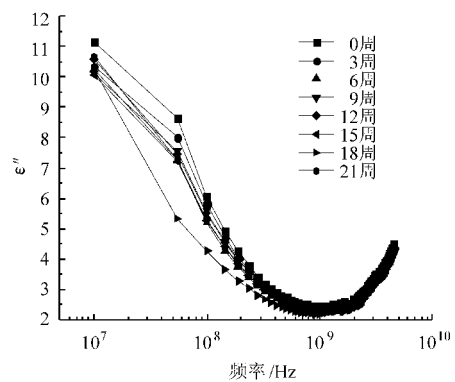
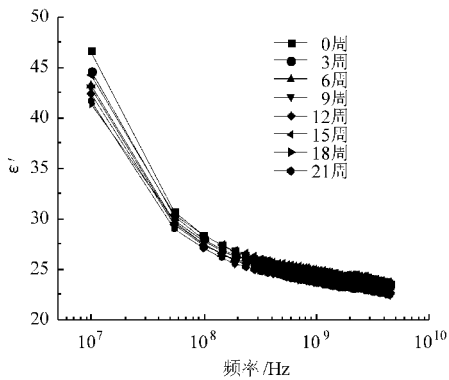


图1 频率对采后贮藏期富士苹果的 $\epsilon'$ 和 $\epsilon''$ 的影响

Fig.1 Effect of frequency on  $\epsilon'$  and  $\epsilon''$  for postharvest Fuji apples at indicated storage weeks

表2 21周的贮藏期间101个频率下介电参数的方差分析

Tab.2 Variance analysis of dielectric parameters at 101 different frequencies during 21 weeks' storage

介电参数	方差来源	平方和	自由度	均方差	F	P	显著性
$\epsilon'$	频率	3 835. 279	100	38. 353	1 675. 923	<0. 01	**
	贮藏时间	150. 421	7	21. 489	939. 005	<0. 01	**
	误差	16. 019	700	0. 023			
	总计	4 001. 719	807				
$\epsilon''$	频率	914. 609	100	9. 146	577. 696	<0. 01	**
	贮藏时间	5. 638	7	0. 805	50. 871	<0. 01	**
	误差	11. 082	700	0. 016			
	总计	931. 329	807				

注:\*\*表示差异极显著。

### 2.3 连续投影算法选取特征变量

应用 SPA 算法对数据进行特征变量的选取。设定变量数范围 3 ~ 20, 根据校正集样品均方根误差随变量个数的变化确定最佳特征变量的数量。SPA 优选结果如图 2 所示。当变量个数大于 6 时, 其均方根误差不再显著减小, 据此优选出 6 个最佳特征变量。所选的变量分别为 10、144、1 671 MHz 下的  $\epsilon'$ , 1 806、2 075、2 794 MHz 频率下的  $\epsilon''$ 。

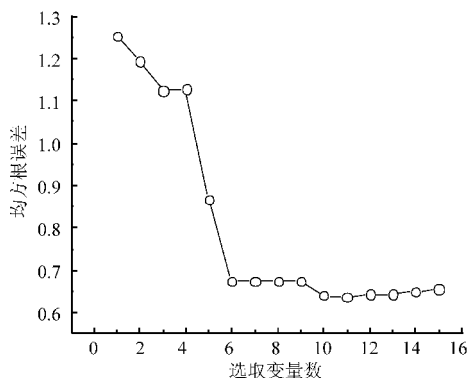


图2 SPA 特征变量数优选过程中均方根误差的变化曲线

Fig.2 Change curve of root mean square error during optimizing best number of characteristic variables

### 2.4 主成分因子的选择

应用 Matlab 中的 princomp() 函数对样品的电参数进行主成分分析, 进而根据提取的各主成分的累积贡献率确定主成分因子数。由于介电谱包含的信息比较多, 因此为了获得更好的建模效果及尽可能地保留完整的输入信息, 本研究选取了累积贡献率为 99.999% 以上的因子, 即选取前 25 个主成分用于校正模型的建立。

### 2.5 BP 神经网络参数的选择

分别以全频率(Full frequency, FF)下 101 频率点下的  $\epsilon'$  和  $\epsilon''$ 、SPA 优选的 6 个特征量及 PCA 提取的 25 个主成分因子作为网络输入, 样品的可溶性固形物含量实测值作为网络输出建立 BP 网络模型。其中输入层传递函数选取为 tansig, 隐含层传递函数为 logsig, 输出层传递函数为 trainscg, 目标均方差设置为 0.000 04, 迭代次数为 1 000。根据经验公式选取隐含层神经元数。计算方法为

$$n_1 = \text{lb}n$$

式中  $n_1$ ——隐含层节点数

$n$ ——输入层单元数

最终的参数设定值见表 3。由于 BP 网络的初始权值是随机选取的, 因此将每组网络重复训练 100 次, 保存预测效果最好的网络。

### 2.6 支持向量机回归核函数及参数的选择

选取的 SVR 核函数为径向基函数(Radial basis function, RBF), 根据交叉验证的方法确定最佳的惩

表 3 BP 网络的最优网络结构与参数

Tab.3 Optimal parameters and structures of BP-ANN

BP 网络参数	参数取值		
	FF - BP	PCA - BP	SPA - BP
输入层神经元数	202	25	6
隐含层神经元数	8	5	3
输出层神经元数	1	1	1
学习率	0.1	0.1	0.1

罚因子  $c$  和松弛变量  $g$ , 然后分别建立模型。优选的参数值见表 4。

表 4 交叉验证优化各 SVR 模型参数结果

Tab.4 Results of parameters in SVR models using cross validation

参数	FF	PCA	SPA
$c$	11.314	5.657	2.048
$g$	0.063	0.063	0.177

### 2.7 BP 网络和 SVR 模型的预测结果分析

由 BP 网络和 SVR 建立的模型分别对测试集样品的可溶性固形物含量进行预测, 其结果见表 5。

表 5 BP、SVR 建模结果比较

Tab.5 Comparison of modeling results with BP and SVR models

建模方法	变量选取方法	校正集		测试集	
		均方根误差	$R$	均方根误差	$R$
BP	FF	0.872	0.751	0.618	0.850
	PCA	0.567	0.880	0.591	0.870
	SPA	0.650	0.851	0.527	0.853
SVR	FF	0.495	0.923	0.739	0.670
	PCA	0.438	0.936	0.552	0.883
	SPA	0.570	0.890	0.361	0.651

结果显示, 效果最好的为 PCA - SVR 建立的模型(校正结果及预测结果见图 3 和图 4), 其校正相关系数为 0.936, 均方根误差为 0.438; 预测相关系数为 0.883, 均方根误差为 0.552, 均优于 BP 网络的

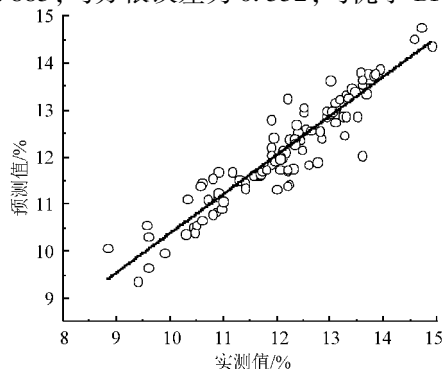


图 3 校正集 SSC 的预测值与实测值的相关性  
Fig.3 Correlation of measured and predicted SSC of calibration samples



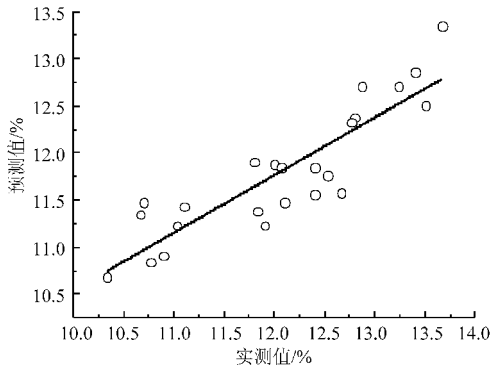


图4 测试集 SSC 的预测值与实测值的相关性  
Fig.4 Correlation of measured and predicted SSC of test samples

拟合结果。

从变量选取的方法来看,在 BP 网络建立的模型中,经 PCA 处理的数据预测相关系数最高,经 SPA 处理的数据预测均方根误差最小;在 SVR 建立的模型中,经 PCA 处理的数据预测相关系数显著高于 FF 及 SPA 处理的结果,经 SPA 处理的数据预测

均方根误差最小。SPA - SVR 预测相关性不高的主要原因是数据经 SPA 优化时,可能丧失了某些信息,进而导致模型效果变差。

在本次数据处理过程中,原始数据通过 PCA 及 SPA 处理后维数大大降低,其中 PCA 从 202 降到 25,SPA 从 202 降到 6,这样不但使网络的复杂性大大降低,且适用性及预测效果均获得了显著提升。

### 3 结束语

基于 BP 网络和支持向量回归 2 种非线性建模方法,结合主成分分析及连续投影算法 2 种预处理方法,建立了富士苹果采后 21 周的贮藏期间 10 ~ 4 500 MHz 下果皮的相对介电常数和介质损耗因数与可溶性固形物含量的关系模型,并对结果进行比较分析。发现主成分分析预处理的支持向量回归模型的预测效果最好,其次是主成分分析预处理的 BP 网络模型、连续投影算法预处理的 BP 网络模型和全频谱的 BP 网络模型。

### 参 考 文 献

- 郭文川. 果蔬介电特性研究综述[J]. 农业工程学报, 2007, 23(5):284 ~ 289.  
Guo Wenchuan. Review of dielectric properties of fruits and vegetables[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 23(5): 284 ~ 289. (in Chinese)
- 胥芳, 张立彬, 计时鸣, 等. 基于介电特性的水果品质无损检测方法研究[J]. 浙江工业大学学报, 2001, 29(3):230 ~ 234, 239.  
Xu Fang, Zhang Libin, Ji Shiming, et al. Nondestructive inspection method for fruit quality based on dielectric property of fruit [J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2001, 29(3): 230 ~ 234, 239. (in Chinese)
- Feng H, Tang J, Cavalieri R P. Dielectric properties of dehydrated apples as affected by moisture and temperature [J]. Transactions of the ASAE, 2002, 45(1):129 ~ 135.
- 张立彬, 胥芳, 计时鸣, 等. 苹果内部品质自动化无损检测系统的原理与实现[J]. 农业工程学报, 2001, 17(1):140 ~ 145.  
Zhang Libin, Xu Fang, Ji Shiming, et al. Principle and implementation of automatically nondestructive inspection system for apple internal quality based on dielectric property[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2001, 17(1): 140 ~ 145. (in Chinese)
- 胥芳, 张立彬, 计时鸣. 介电式水果品质分级机的原理及实现[J]. 浙江大学学报: 农业与生命科学版, 2002, 28(3): 325 ~ 330.  
Xu Fang, Zhang Libin, Ji Shiming. Principle and implement of automatic grader for fruit internal quality based on dielectric property[J]. Journal of Zhejiang Agricultural University: Agriculture & Life Sciences, 2002, 28(3): 325 ~ 330. (in Chinese)
- 唐燕, 杜光源, 张继澍. 猕猴桃贮藏期电参数和生理参数的变化[J]. 农业机械学报, 2012, 43(1):127 ~ 133.  
Tang Yan, Du Guangyuan, Zhang Jishu. Change of electric parameters and physiological parameters of kiwi of storage period[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(1): 127 ~ 133. (in Chinese)
- Nelson S O, Guo Wenchuan, Trabelsi S, et al. Dielectric spectroscopy of watermelons for quality sensing[J]. Measurement Science and Technology, 2007, 18:1 887 ~ 1 892.
- Nelson S O, Trabelsi S. Dielectric spectroscopy measurements on fruit, meat, and grain[J]. Transactions of the ASABE, 2008, 51(5):1 829 ~ 1 834.
- Nelson S O, Trabelsi S, Kays S J. Dielectric spectroscopy of honeydew melons from 10 MHz to 1.8 GHz for quality sensing[J]. Transactions of the ASABE, 2006, 49(6):1 977 ~ 1 981.
- 郭文川, 陈克克. 桃 10 ~ 4 500 MHz 间的介电特性与内部品质关系分析[J]. 农业机械学报, 2010, 41(3):134 ~ 138.  
Guo Wenchuan, Chen Keke. Relationship between dielectric properties from 10 to 4 500 MHz and internal quality of peaches[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(3): 134 ~ 138. (in Chinese)
- 郭文川, Nelson S O, Trabelsi S, 等. 蜜瓜和西瓜果汁的射频介电特性及其与糖度的关系[J]. 农业工程学报, 2008, 24(5):289 ~ 292.  
Guo Wenchuan, Nelson S O, Trabelsi S, et al. Radio frequency (RF) dielectric properties of honeydew melon and watermelon

- juice and correlations with sugar content[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(5): 289~292. (in Chinese)
- 12 Guo Wenchuan, Zhu Xinhua, Yue Rong, et al. Dielectric properties of fuji apples from 10 to 4 500 MHz during storage[J]. Journal of Food Processing and Preservation, 2011, 35(6):884~890.
- 13 刘韬, 田洪祥, 郭文勇, 等. 主成分分析在某型柴油机光谱数据分析中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(3): 779~782.
- Liu Tao, Tian Hongxiang, Guo Wenyong, et al. Application of pca to diesel engine oil spectrometric analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(3):779~782. (in Chinese)
- 14 王晓丹, 王积勤. 支持向量机训练和实现算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(13):75~78,175.
- Wang Xiaodan, Wang Jiqin. A survey on support vector machines training and testing algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(13): 75~78,175. (in Chinese)
- 15 Mahadevan S, Shah S L. Fault detection and diagnosis in process data using one-class support vector machines[J]. Journal of Process Control, 2009, 19(10):1 627~1 639.
- 16 Chia K, Abdul R H, Abdul R R. Neural network and principal component regression in non-destructive soluble solids content assessment: a comparison[J]. Journal of Zhejiang University—Science B, 2012, 13(2):145~151.
- 17 Burges C J. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2):121~167.
- 18 张红梅. 基于随机子空间 PCA-SVM 集成的实时入侵检测系统[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(12):2 680~2 684.
- Zhang Hongmei. Real-time intrusion detection system base on random subspace PCA-SVM ensemble[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(12):2 680~2 684. (in Chinese)
- 19 杨昊谕, 于海业, 刘煦, 等. 叶绿素荧光 PCA-SVM 分析的黄瓜病虫害诊断研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(11): 3 018~3 021.
- Yang Haoyu, Yu Haiye, Liu Xu, et al. Diagnosis of cucumber diseases and insect pests by fluorescence spectroscopy technology based on PCA-SVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(11): 3 018~3 021. (in Chinese)
- 20 刘旭, 陈华才, 刘太昂, 等. PCA-SVR 联用算法在近红外光谱分析烟草成分中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2007, 27(12):2 460~2 463.
- Liu Xu, Chen Huacai, Liu Taiang, et al. Application of PCA-SVR to NIR prediction model for tobacco chemical composition[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(12): 2 460~2 463. (in Chinese)
- 21 侯振雨, 蔡文生, 邵学广, 等. 主成分分析-支持向量回归建模方法及应用研究[J]. 分析化学, 2006, 34(5):617~620.
- Hou Zhenyu, Cai Wensheng, Shao Xueguang, et al. Principal component analysis-support vector regression and its application in near infrared spectral analysis[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2006, 34(5): 617~620. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 131 页)

- 15 Balasubramanian S, Panigrahi S, Logue C M, et al. Independent component analysis-processed electronic nose data for predicting Salmonella typhimurium populations in contaminated beef[J]. Food Control, 2008, 19(3): 236~246.
- 16 张军, 李小昱, 王为, 等. 电子鼻检测鲢鱼新鲜度的试验参数优化[J]. 农业机械学报, 2009, 40(4):129~132, 142.
- Zhang Jun, Li Xiaoyu, Wang Wei, et al. Optimization of experiment parameters for using electronic nose to evaluate freshness of silver carp[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(4): 129~132, 142. (in Chinese)
- 17 Yu Huichun, Wang Jun, Xiao Hong, et al. Quality grade identification of green tea using the eigenvalues of PCA based on the E-nose signals[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2009, 140(2):378~382.
- 18 Shak N K, Gemperline P J. Combination of the mahalanobis distance and residual variance pattern-recognition techniques for classification of near-infrared reflectance spectra[J]. Analytical Chemistry, 1990, 62(5): 465~470.
- 19 Gall G Le, Puaud M, Colquhoun I J. Discrimination between orange juice and pulp wash by H-1 nuclear magnetic resonance spectroscopy: identification of marker compounds[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2001, 49(2): 580~588.