

基于联合区间偏最小二乘判别分析的猪肉近红外光谱定性建模分析

武小红^{1,2} 孙俊^{1,2} 武斌³ 唐凯¹

¹江苏大学电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013

²江苏大学机械工业设施农业测控技术与装备重点实验室, 江苏 镇江 212013

³滁州职业技术学院信息工程系, 安徽 滁州 239000

摘要 为解决偏最小二乘判别分析(PLSDA)建模时光谱区域中的噪声及冗余信息干扰问题,提出一种基于联合区间偏最小二乘判别分析(SiPLSDA)算法,并将该算法应用于猪肉近红外光谱的定性建模分析。SiPLSDA利用联合区间偏最小二乘回归(SiPLS)进行光谱特征区域筛选,在筛选出来的光谱区域内建立数据的定性预测模型。采用Antaris II快速傅里叶变换近红外光谱分析仪获取波数范围为10000~4000 cm⁻¹的猪肉样本近红外光谱,采用标准正态变量变换(SNV)进行近红外光谱的预处理,用SiPLSDA建立猪肉近红外光谱的定性模型。实验结果表明,SiPLSDA建立的预测模型对猪肉储藏时间的识别率达到93.94%,高于基于全光谱区域建立的PLSDA预测模型的识别率。

关键词 光谱学;近红外光谱;猪肉;定性建模;偏最小二乘判别分析;联合区间偏最小二乘回归

中图分类号 O433.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.043003

Qualitative Analysis Model of Near Infrared Spectra of Pork Based on Synergy Interval Partial Least Squares Discriminant Analysis

Wu Xiaohong^{1,2} Sun Jun^{1,2} Wu Bin³ Tang Kai¹

¹School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China

²Key Laboratory of Facility Agriculture Measurement and Control Technology and Equipment of Machinery Industry, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China

³Department of Information Engineering, Chuzhou Vocational Technology College, Chuzhou, Anhui 239000, China

Abstract To solve the problems of noise and redundancy in spectra regions which partial least squares discriminant analysis (PLSDA) encounters, synergy interval partial least squares discriminant analysis (SiPLSDA) is proposed and is used in the qualitative analysis model of near infrared spectra of pork. With the help of synergy interval partial least squares (SiPLS), SiPLSDA can select the spectral regions where the prediction model is constructed. Antaris II Fourier transform-near infrared (FT-NIR) spectrophotometer is used to obtain near infrared reflectance (NIR) spectra of pork samples in the range of 10000~4000 cm⁻¹. NIR spectra are preprocessed by standard normal variate (SNV) transformation. A qualitative analysis model of NIR spectra is built by SiPLSDA. The experimental results show that according to the SiPLSDA prediction model, the recognition ratio of pork storage time is up to 93.94 % and it is higher than that of PLSDA.

Key words spectroscopy; near infrared spectroscopy; pork; qualitative analysis model; partial least squares discriminant analysis; synergy interval partial least squares regression

OCIS codes 300.6340; 300.6170; 070.4790; 070.5010

1 引言

我国是猪肉的生产和消费大国,猪肉已成为日常生活中不可缺少的肉类食品。随着人们食品安全观念

收稿日期: 2014-08-26; 收到修改稿日期: 2014-10-11; 网络出版日期: 2015-03-26

基金项目: 国家自然科学基金(31471413)、江苏省高校优势学科建设工程资助项目、四川省教育厅重点项目(12ZA070)、安徽省高校优秀青年人才支持计划

作者简介: 武小红(1971—),男,博士,副教授,主要从事农产品和食品光谱信息处理、模式识别等方面的研究。

E-mail: wxh419@ujs.edu.cn

的逐渐增强,在采购猪肉时更加重视猪肉的品质问题,而猪肉的储藏时间是影响猪肉品质的重要因素^[1]。生鲜猪肉储藏在冰箱里,随着时间的推移,猪肉受到微生物的影响而发生变质,导致不能被食用。虽然可以通过测定挥发性盐基氮(TVB-N)来确定猪肉是否发生变质,但是TVB-N的检测过程复杂且耗时。所以亟需研究一种快速、无损、有效的猪肉储藏时间判定方法。

近红外光谱技术(NIR)作为一种检测速度快且无损于被检测物的方法,经常被应用于农产品、食品和药材的无损检测^[2-4]。近红外光谱技术具有非破坏性、检测速度快、可同时检测多种成分等优点^[5]。近红外光射向猪肉后得到漫反射近红外光谱,反射光谱中包含了有机分子里C—H、N—H和O—H原子间的振动信息。随着储藏时间的增加,猪肉的品质会发生变化,猪肉中的含氢基团振动的倍频及和频信息也随之变化^[6]。不同储藏时间的猪肉反射的近红外光谱是不相同的,利用这个原理,可以将不同储藏时间的猪肉区分开来。

近年来,国内外学者利用偏最小二乘判别分析(PLSDA)和近红外光谱等技术进行了有关农产品和食品的定性建模研究。Pholpho等^[7]用可见光谱(400~700 nm),偏最小二乘判别分析和软独立模式分类(SIMCA)实现了碰伤龙眼和完好龙眼的分类。Cen等^[8]用可见光/近红外光谱对桔子品种进行分类,比较了神经网络和偏最小二乘判别分析两种方法的分类准确率。Luo等^[9]研究了应用近红外光谱技术,结合偏最小二乘判别分析,移动窗口偏最小二乘判别分析,k-近邻分类器进行苹果的分类。Luo等^[10]应用偏最小二乘判别分析建立预测损伤苹果的定性模型。Attaviroj等^[11]应用偏最小二乘判别分析,SIMCA和近红外光谱技术建立了4种稻谷的分类模型。

在近红外光谱定性建模分析中,PLSDA是常用的定性建模分析方法^[12-14]。PLSDA方法是基于偏最小二乘回归(PLS)的一种判别分析方法,通过类别信息构造的 Y 预测矩阵来实现模型的定性判别。然而PLSDA是利用全光谱区域建立定性模型,导致在建模过程中容易受到光谱中的噪声信息以及其他一些冗余信息的干扰,这些无关信息在预处理中很难全部消除,最终影响了预测模型的预测准确度。针对此问题,本文提出了一种基于联合区间偏最小二乘判别分析(SiPLSDA)的算法。该算法采用了基于联合区间的偏最小二乘回归算法(SiPLS)^[15-17]对光谱信息进行筛选,选用筛选出来的局部区间建立定性预测模型。实验结果表明,用SiPLSDA建立的近红外光谱定性模型对猪肉储藏时间的鉴别具有很好的预测效果。

2 实验部分

2.1 材料

实验所用的生鲜猪肉样本是生猪经标准屠宰后取67块同一种猪的背阔肌,将猪肉样本放入贴有标签的保鲜袋中并储藏于温度为4℃的冰箱内,用近红外光谱仪每隔48h采集一次猪肉样本的近红外光谱,共采集三次,每次采集可得到67条猪肉近红外光谱谱线。将三次猪肉近红外光谱数据拆分为训练集和测试集,其中训练集样本数为135个,即每次45个猪肉样本;测试集样本为66个,即每次22个猪肉样本。

2.2 近红外光谱采集

将Antaris II近红外光谱分析仪(Thermo,美国)开机预热1h。采用反射积分球模式采集猪肉近红外光谱,Antaris II光谱仪扫描猪肉样品采集样品的近红外漫反射光谱。获取的漫反射近红外光谱范围是10000~4000 cm^{-1} ,扫描间隔为3.856 cm^{-1} ,每条谱线的维数是1557维。采集猪肉样本光谱时,对每个样品的

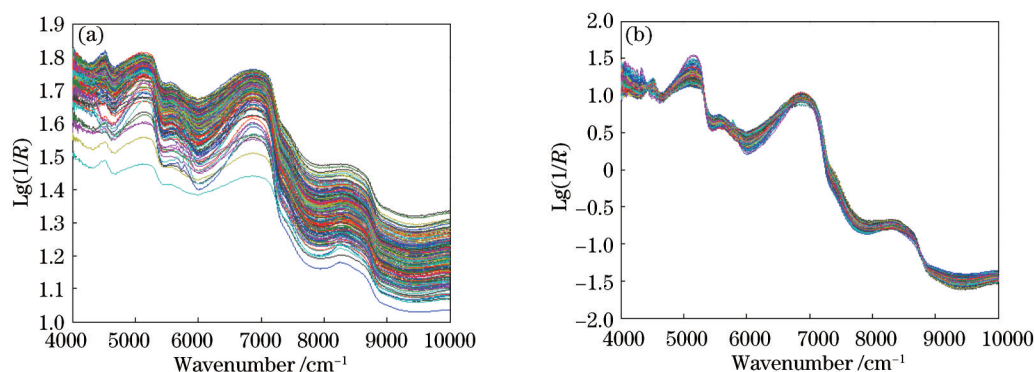


图1 (a)猪肉样本的原始近红外光谱;(b)标准正态变量变换预处理后的近红外光谱

Fig.1 (a) Raw NIR spectra of pork samples; (b) preprocessed NIR spectra by standard normal variate (SNV)

不同部位采样三次,然后取平均值作为后续实验的数据。光谱采集过程中,实验室温度为20℃~25℃,并保持相对恒定的湿度。图1(a)为所有猪肉样品的近红外漫反射光谱图。

2.3 近红外光谱数据的预处理

对所有猪肉样品进行近红外漫反射光谱采集的过程中会产生一些随机噪声。这些随机噪声影响了样品的有效成分含量和近红外光谱数据之间的联系,从而影响了建模的预测准确度。所以,采用标准正态变量变换(SNV)方法^[18-19]预处理近红外光谱数据以减少噪声对建模的影响,SNV的计算表达式为

$$\mathbf{x}_{i,\text{SNV}} = \frac{\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^2}}, \quad (1)$$

式中 $\mathbf{x}_{i,\text{SNV}}$ 为标准正态变量变换预处理后的第*i*条近红外谱线数据, $\bar{\mathbf{x}}$ 为样品近红外光谱数据的均值,图1(b)是所有猪肉样本近红外光谱经过SNV预处理后的光谱图。

3 SiPLSDA算法原理

PLSDA是在PLS算法建模过程中,用表示类别属性的二进制变量替代建模矩阵中的预测变量,以计算近红外光谱向量和类别向量之间关系的预测模型。SiPLSDA相较于基于全光谱建模的PLSDA算法的区别在于,SiPLSDA需要进行光谱信息筛选,选出精度较高的几个子光谱区间,在这些子区间中建立局部PLSDA模型。其具体计算过程为

1)构造建模矩阵中的训练样本品种信息矩阵 $\mathbf{Y}_{\text{train}}$ 和测试样本的品种信息矩阵 \mathbf{Y}_{test} :

$$\mathbf{Y}_{\text{train}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ & & \dots & \dots & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{N_1 \times C}, \quad \mathbf{Y}_{\text{test}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ & & \dots & \dots & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{N_2 \times C}, \quad (2)$$

式中 $\mathbf{Y}_{\text{train}}(i,j)=1$ 或 $\mathbf{Y}_{\text{test}}(i,j)=1$ 表示第*i*个样本属于第*j*类别,反之 $\mathbf{Y}_{\text{train}}(i,j)=0$ 或 $\mathbf{Y}_{\text{test}}(i,j)=0$ 表示第*i*个样本不属于第*j*类别。 N_1 为训练样本数, N_2 为测试样本数, C 为品种数。

2)利用SiPLS选择合适的光谱区域:

A. 在10000~4000 cm^{-1} 光谱范围内构建猪肉样本的偏最小二乘模型。

B. 将10000~4000 cm^{-1} 光谱区域划分为*n*个等宽的子光谱区域。

C. 分别尝试联合2、3、4个子区间建立PLS校正分析模型,即建立联合局部回归模型。其建立过程如下:

设联合子区间对应的因变量集和自变量集为

$$\mathbf{F}_0 = \begin{bmatrix} y_{11} & \dots & y_{1p} \\ \dots & \dots & \dots \\ y_{n1} & \dots & y_{np} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{E}_0 = \begin{bmatrix} X_{11} & \dots & X_{1m} \\ \dots & \dots & \dots \\ X_{n1} & \dots & X_{nm} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中 \mathbf{F}_0 为因变量 \mathbf{Y} , \mathbf{E}_0 为随机选出的子区间。

①分别计算两变量集的第一对主成分 $\mathbf{t}_1 = \mathbf{w}_1^T \mathbf{X}$, $\mathbf{u}_1 = \mathbf{v}_1^T \mathbf{Y}$ 。求矩阵 $\mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0 \mathbf{F}_0^T \mathbf{E}_0$ 最大特征值和相应的特征向量 $\mathbf{w}_1, \mathbf{v}_1$ 可由 \mathbf{w}_1 得到 $\mathbf{v}_1 = \frac{1}{\theta_1} \mathbf{F}_0^T \mathbf{E}_0 \mathbf{w}_1$,则可得到第一对主成分 \mathbf{t}_1 和 \mathbf{u}_1 。求得主成分的得分向量为 $\mathbf{t}' = \mathbf{E}_0 \mathbf{w}_1$, $\mathbf{u}' = \mathbf{F}_0 \mathbf{v}_1$ 。

②构建 y_1, \dots, y_p 和 \mathbf{t}_1 的回归及 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m$ 和 \mathbf{t}_1 的回归方程:

$$\begin{cases} \mathbf{E}_0 = \mathbf{t}'_1 \boldsymbol{\alpha}'_1^T + \mathbf{E}_1 \\ \mathbf{F}_0 = \mathbf{u}'_1 \boldsymbol{\beta}'_1^T + \mathbf{F}_1 \end{cases}, \quad (4)$$

式中 $\boldsymbol{\alpha}_1 = (\alpha_{11}, \dots, \alpha_{1m})^T$, $\boldsymbol{\beta}_1 = (\beta_{11}, \dots, \beta_{1p})^T$ 分别是多对一回归模型中的参数向量, \mathbf{E}_1 和 \mathbf{F}_1 为残差阵。回归系数向量 $\boldsymbol{\alpha}_1, \boldsymbol{\beta}_1$ 的最小二乘估计为

$$\begin{cases} \alpha_1 = E_0^T t_1' / \|t_1'\|^2 \\ \beta_1 = F_0^T t_1' / \|t_1'\|^2 \end{cases} \quad (5)$$

③用残差阵 E_1 和 F_1 代替 E_0 和 F_0 重复以上步骤。设矩阵 E_0 的秩为 r , 则在重复 r 步后, 建立回归方程:

$$\begin{cases} E_0 = t_1' \alpha_1^T + \dots + t_r' \alpha_r^T E_1 \\ F_0 = u_1' \beta_1^T + \dots + t_r' \beta_r^T F_1 \end{cases} \quad (6)$$

将 $t_k = w_k^T X (k=1, 2, \dots, r)$ 代入 $Y = t_1 \beta_1 + \dots + t_r \beta_r$, 得到最终的 PLS 回归方程为

$$y_j = \alpha_{j1} x_1 + \dots + \alpha_{jm} x_m, j=1, 2, \dots, m. \quad (7)$$

④偏最小二乘法建立回归模型时只需要选用前 l 个主成分 ($l \leq r$) 就能建立较为准确的预测回归模型。同时, 可以用交互验证均方根误差 (RMSECV) 来确定建模所要求的主成分数 l 。

D. 对上述构造的局部偏最小二乘回归模型, 运用 RMSECV 进行精度比较, 并与全局最小二乘模型进行比较, 根据最小 RMSECV 值确定最佳的局部 PLS 模型。

3) 在预测时对未知样本 x 得到 PLS 模型预测值 y , 求

$$C = j, y_j = \min(\|y_1 - 1\|, \|y_2 - 1\|, \dots, \|y_m - 1\|), \quad (8)$$

即认为该样本属于第 C 类。

4 结果与讨论

SiPLSDA 算法是建立在 SiPLS 基础上的分类变量与近红外光谱之间的回归模型。因此, 首先需要按照样本实际类别特征, 建立 SiPLS 模型的样本品种信息矩阵:

$$Y_{\text{train}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{135 \times 3}, Y_{\text{test}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{66 \times 3}. \quad (9)$$

应用 SiPLS 法对样本的近红外光谱进行筛选, 将全光谱区域分解成 10 ~ 17 个子光谱区域, 研究不同的子光谱区域数目对样本模型预测性能的影响。在相同光谱区域数目的情况下, 分别组合 2, 3, 4 个子光谱区域建立猪肉预测的 PLS 分析模型。表 1 所示为全光谱区域划分不同的子区间数时, 建立的 SiPLSDA 预测模型的分析结果。可以看出联合建模以后的 PLS 模型能够优化 PLS 预测模型 RMSECV 值。当光谱区间划分为 10 并联合 4 个子区间数时获得最优的 SiPLSDA 模型, 此时选取的子区间分别为 2、7、8 和 9, 对应的光谱区间如图 2 所示。

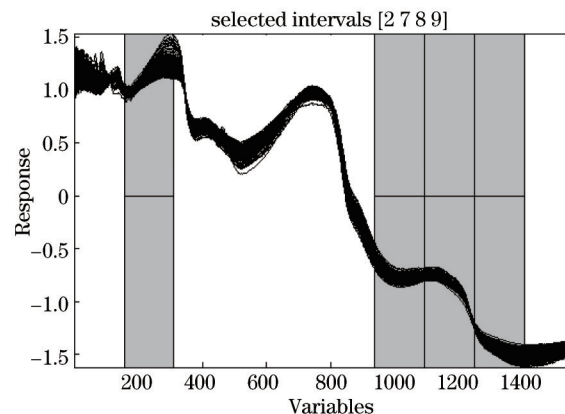


图2 子区间分别为 2、7、8 和 9 时, SiPLSDA 选择的光谱区间

Fig.2 Selected spectral regions by SiPLSDA with interval number of 2, 7, 8 and 9

为了评价基于区间联合建立的 SiPLSDA 模型预测效果, 将 SiPLSDA 模型和全光谱区域的偏最小二乘判别分析模型相比较, 两个模型的预测结果如图 3 所示。SiPLSDA 算法的预测结果准确率达到了 93.94%, 而 PLSDA 的预测结果准确率为 50.0%。可见光谱的噪声信息确实会大幅影响模型的预测能力, 这是光谱数据本身的复杂性决定的, 采用光谱信息筛选后, SiPLSDA 模型的预测准确度高于 PLSDA 模型。

表1 不同子区间数的 SiPLSDA 预测结果
Table 1 Results of SiPLSDA prediction models for different spectral regions

Number of regions	Selected regions	Number of principal components	RMSECV
10	[2 7 8 9]	10	0.26108
11	[3 7 9 10]	9	0.31986
12	[2 6 9]	5	0.37027
13	[6 7 8 11]	8	0.32206
14	[1 2 10 12]	9	0.38171
15	[2 8 9 12]	10	0.26975
16	[2 3 7 11]	8	0.34229
17	[3 5 8 11]	7	0.46396

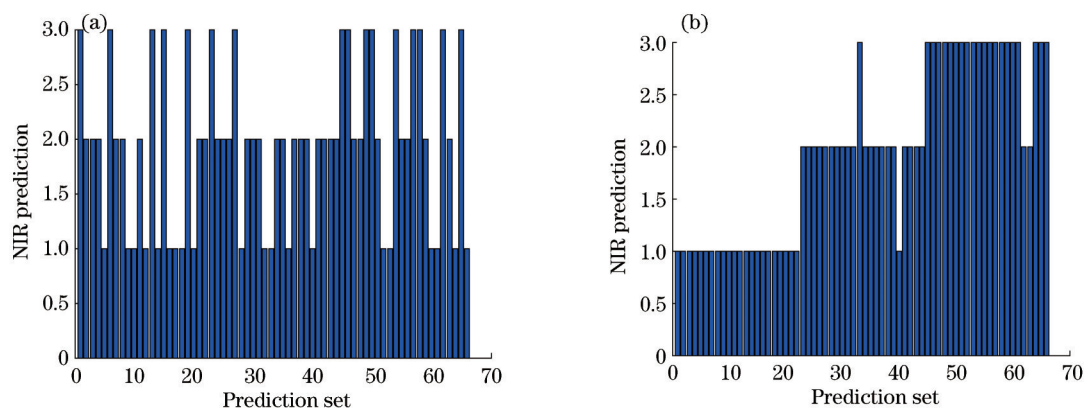


图3 (a) PLSDA 的分类结果; (b) SiPLSDA 的分类结果

Fig.3 (a) Discrimination results from PLSDA model; (b) discrimination results from SiPLSDA model

5 结 论

利用近红外漫反射光谱技术针对不同储藏时间的猪肉样本进行扫描获取实验数据,建立猪肉储藏时间的定性预测模型。为了解决光谱数据建模过程中的噪声信息和冗余信息的干扰问题,在 SiPLS 算法的基础上提出了 SiPLSDA 算法。实验结果表明,与传统的全光谱区域 PLSDA 模型相比, SiPLSDA 算法建立的模型具有更高的分类准确率,为快速和准确地鉴别猪肉储藏时间提供了一种新的预测模型。

参 考 文 献

- 1 Wu Xiaohong, Tang Kai, Sun Jun. Discrimination of pork storage time using near infrared spectroscopy and Adaboost+OLDA [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(12): 3238-3241.
武小红, 唐 凯, 孙 俊. 基于 Adaboost+OLDA 和近红外光谱的猪肉贮藏时间辨别[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(12): 3238-3241.
- 2 Zhang Xiaodong, Li Guirong, Li Ruocheng, *et al.*. Determination of tea polyphenols content in puerh tea using near-infrared spectroscopy combined with extreme learning machine and GA-PLS algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(4): 043001.
张晓东, 李贵荣, 李若诚, 等. 近红外光谱结合极限学习机和 GA-PLS 算法检测普洱茶茶多酚含量[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(4): 043001.
- 3 Zhao Jiewen, Bi Xiakun, Lin Hao, *et al.*. Visible-near-infrared transmission spectra for rapid analysis of the freshness of eggs [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(5): 053003.
赵杰文, 毕夏坤, 林 颢, 等. 鸡蛋新鲜度的可见-近红外透射光谱快速识别[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(5): 053003.
- 4 Chen Xiaofeng, Long Changjiang, Niu Zhiyou, *et al.*. Classification research of Chinese medicine based on latent semantic analysis and NIR [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(9): 0930001.
陈晓峰, 龙长江, 牛智有, 等. 基于潜在语义分析与 NIR 的中药材分类研究[J]. 光学学报, 2014, 34(9): 0930001.
- 5 Zhao Jiewen, Hu Huaiping, Zou Xiaobo. Application of support vector machine to apple classification with near-

- infrared spectroscopy [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural engineering, 2007, 23(4): 149–152.
- 赵杰文, 呼怀平, 邹小波. 支持向量机在苹果分类的近红外光谱模型中的应用[J]. 农业工程学报, 2007, 23(4): 149–152.
- 6 Guo Peiyuan, Lin Yan, Fu Yan, *et al.*. Research on freshness level of meat based on near-infrared spectroscopic technique [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(3): 033002.
- 郭培源, 林岩, 付妍, 等. 基于近红外光谱技术的猪肉新鲜度等级研究[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(3): 033002.
- 7 T Pholpho, S Pathaveerat, P Sirisomboon. Classification of longan fruit bruising using visible spectroscopy [J]. Journal of Food Engineering, 2011, 104(1): 169–172.
- 8 H Cen, Y He, M Huang. Combination and comparison of multivariate analysis for the identification of orange varieties using visible and near infrared reflectance spectroscopy [J]. European Food Research and Technology, 2007, 225(5–6): 699–705.
- 9 W Luo, S Huan, H Fu, *et al.*. Preliminary study on the application of near infrared spectroscopy and pattern recognition methods to classify different types of apple samples [J]. Food Chemistry, 2011, 128(2): 555–561.
- 10 X Luo, T Takahashi, K Kyo, *et al.*. Wavelength selection in vis/NIR spectra for detection of bruises on apples by ROC analysis [J]. Journal of Food Engineering, 2012, 109(3): 457–466.
- 11 N Attaviroj, S Kasemsumran, A Noomhorm. Rapid variety identification of pure rough rice by Fourier-transform near-infrared spectroscopy [J]. Cereal Chemistry, 2011, 88(5): 490–496.
- 12 F Shen, J Wu, Y B Ying, *et al.*. Differentiation of Chinese rice wines from different wineries based on mineral elemental fingerprinting [J]. Food Chemistry, 2013, 141(4): 4026–4030.
- 13 I Herrmann, U Shapira, S Kinast, *et al.*. Ground-level hyperspectral imagery for detecting weeds in wheat fields [J]. Precision Agriculture, 2013, 14(6): 637–659.
- 14 X J Tian, J Wang, S Q Cui. Analysis of pork adulteration in minced mutton using electronic nose of metal oxide sensors [J]. Journal of Food Engineering, 2013, 119(4): 744–749.
- 15 Cai Jianrong, Wan Xinmin, Chen Quansheng. Feasibility study for the use of near-infrared spectroscopy in the quantitative analysis of TVB-N content in pork [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(10): 2808–2812.
- 蔡健荣, 万新民, 陈全胜. 近红外光谱法快速检测猪肉中挥发性盐基氮的含量[J]. 光学学报, 2009, 29(10): 2808–2812.
- 16 Q Ouyang, Q S Chen, J W Zhao, *et al.*. Determination of amino acid nitrogen in soy sauce using near infrared spectroscopy combined with characteristic variables selection and extreme learning machine [J]. Food and Bioprocess Technology, 2013, 6(9): 2486–2493.
- 17 J W Zhao, Q Ouyang, Q S Chen, *et al.*. Simultaneous determination of amino acid nitrogen and total acid in soy sauce using near infrared spectroscopy combined with characteristic variables selection [J]. Food Science and Technology International, 2013, 19(4): 305–314.
- 18 Lü Qiang, Tang Mingjie, Zhao Jiewen, *et al.*. Study of simplification of prediction model for kiwifruit firmness using near infrared spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(7): 1768–1771.
- 吕强, 汤明杰, 赵杰文, 等. 近红外光谱预测猕猴桃硬度模型的简化研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(7): 1768–1771.
- 19 Zhao Jiewen, Jiang Pei, Chen Quansheng. Discrimination of snow lotus from different geographical origins by near infrared spectroscopy [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(8): 111–114.
- 赵杰文, 蒋培, 陈全胜. 雪莲花产地鉴别的近红外光谱分析方法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(8): 111–114.

栏目编辑: 吴秀娟