

基于机器学习算法对苹果产地的判别分析

张立欣^{1,2}, 张楠楠¹, 张晓^{1*}

¹塔里木大学信息工程学院 新疆 阿拉尔 843300;

²南京理工大学理学院 江苏 南京 210094

摘要 为实现苹果产地的判别分析,以阿克苏、静宁、灵宝和烟台的红富士苹果为研究对象,在 800~1700 nm 范围内采集苹果的高光谱数据,分别采用一阶导数(1-Der)、二阶导数(2-Der)、标准正态变换(SNV)、多元散射校正(MSC)、小波变换(WT)、平滑变换(SG)、傅里叶变换(FT)对原始光谱数据进行预处理,建立线性模型偏最小二乘法判别分析(PLSDA)和非线性模型极限学习机(ELM)和支持向量机(SVM)两种。结果显示,采用 MSC 预处理方法的效果最佳,非线性模型优于线性模型。对 MSC 预处理之后的光谱数据,分别采用主成分分析(PCA)、连续投影算法(SPA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)提取特征波长,再基于特征波长建立苹果产地的 ELM 和 SVM 判别分析模型。结果表明,CARS 方法提取特征波长的效果最佳,两种机器学习算法的测试集的正确率分别为 98.75% 和 100%,这可为苹果产地的判别分析提供理论参考和实验依据。

关键词 光谱学; 判别分析; 极限学习机; 支持向量机

中图分类号 0433.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0430001

Discriminant Analysis of Apple Origin Based on Machine Learning Algorithm

Zhang Lixin^{1,2}, Zhang Nannan¹, Zhang Xiao^{1*}

¹College of Information Engineering, Tarim University, Alaer, Xinjiang 843300, China;

²School of Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China

Abstract To conduct the discriminant analysis of apple origin, red Fuji apples from Aksu, Jingning, Lingbao and Yantai were used as research objects, and the hyperspectral data of apples were collected in the range of 800–1700 nm. First derivative, second derivative, standard normal transform, multivariate scattering correction (MSC), wavelet transform, smoothing transform, and Fourier transform were used to pretreat the original spectral data. The partial least squares discriminant analysis of the linear model and extreme learning machine (ELM) and the support vector basis (SVM) of the nonlinear model were established. The results showed that the MSC pretreatment method was preferable, and the nonlinear model outperformed the linear model. For the spectral data pretreated by MSC, principal component analysis, continuous projection algorithm, and competitive adaptive weighted sampling (CARS) were used to extract the characteristic bands. Thereafter, the ELM and the SVM discriminant analysis models of the apple-producing area were established based on the characteristic bands. The results show that the CARS method performs the best in the terms of extracting characteristic bands. The accuracy rates of the two machine learning algorithms were 98.75% and 100%, respectively, which can serve as a theoretical reference and experimental basis for apple-producing areas discriminant analysis.

Key words spectroscopy; discriminant analysis; extreme learning machine; support vector basis

收稿日期: 2021-03-29; 修回日期: 2021-04-11; 录用日期: 2021-04-14

基金项目: 国家自然科学基金(31960503,61662064)、塔里木大学校长基金项目(TDZKSS202006)

通信作者: *zhangxiaoscnu@163.com

中医认为苹果具有生津止渴、润肺除烦、健脾益胃、养心益气等功效,并且味道酸甜适口,营养丰富,成为老幼皆宜的水果之一。农业农村部副部长于康震在第十二届国际苹果博览会上表示,经过多年发展,中国已成为世界上最大的苹果生产国,种植面积和产量均占世界 50% 以上。不同产地红富士苹果的差异无法通过肉眼直接辨别。化学鉴定法费时费力,不适合进行大批量操作。

近年来,近红外光谱检测以其方便、高效、快速、无污染以及无需对样品预处理等优点,被广泛应用到现代农业检测分析中。主要应用有对农产品成熟度的鉴别^[1-2],果品损伤的鉴别^[3-5],同一农产品不同基因型的鉴别^[6],农产品的产地的鉴别^[7-11],农产品新鲜度、货架期和霉变程度的检测^[12-16],农产品掺假的检测^[17-20]等。在光谱分析中,样品光谱信号往往会受到杂散光、噪声和基线漂移等因素的干扰,从而影响最终的分析结果。因此通常需要在建模前对原始光谱进行预处理^[21],常用的预处理方法有平滑变换(SG)、标准正态变换(SNV)、多元散射校正(MSC)、小波变换(WT)等。全谱中不可避免地含有大量噪声、无信息甚至是干扰的变量,这些变量的存在不仅增加了多元校正模型的复杂程度,还有可能影响模型的预测性能。因此,在建立模型前,需要提取特征变量,变量选择已成为近红外光谱分析中的一个重要步骤^[22]。特征变量选择常用的方法有连续投影算法(SPA)、竞争自适应加权算法(CARS)和主成分分析(PCA)等,分类识别的模型有偏最小二乘法判别分析(PLSDA)、支持向量机(SVM)、和费希尔判别(LDA)等。

本研究基于近红外光谱技术和机器学习的算法,对阿克苏、静宁、灵宝和烟台的红富士苹果的产地进行鉴别,研究不同的预处理方法、特征波长选择方法和建模方法对模型性能的分析。

1 实验与方法

1.1 材料与仪器

以阿克苏、静宁、灵宝和烟台的红富士苹果为实验对象,所使用的苹果均为 2020 年 10 月份在各苹果产地邮寄所得。挑选的苹果表面没有缺陷,直径范围为 65~85 mm,大小均匀,去除表面的污垢,放置于冰柜内保存,控制温度在 4 °C,实验前分批拿出,待其恢复到室温(20~25 °C)环境后开始实验。

实验中所用的高光谱系统为北京卓立汉光公

司的 Hyperspectral Sorting System 推扫式高光谱分选系统,光谱测定的范围为 900~1700 nm(实际可测量到 1750 nm),光谱分辨率为 5 nm,光谱采样点为 4 nm,对样品进行扫描,获取影像和光谱信息,通过自带的 ENVI 软件获取每个样品的光谱值,每个样本测量 3 次取平均值。

1.2 高光谱数据的采集和校正

为了得到清晰的图像,在采集高光谱数据前需要多次的相机聚焦和移动平台的速度测试,反复尝试后,确定平台的移动速度为 0.35 cm/s,相机曝光时间为 0.09 s。为了减少光照不均匀和暗电流对实验的影响,需要对采集到的高光谱数据进行黑白校正,校正公式为

$$R = (I - B) / (W - B), \quad (1)$$

式中, R 为校正后的高光谱数据, I 为原始高光谱数据, W 为对准白板采集到的数据, B 为盖上相机镜头采集到的数据。对每一个苹果样本进行 5×5 感兴趣区域提取平均光谱。

2 光谱数据的处理

2.1 光谱数据的预处理

光谱检测的过程中会受到样品背景等随机因素的影响,导致光谱数据中含有噪声,为提高模型的准确性和稳健性,需要对数据进行预处理。光谱预处理方法有一阶导数(1-Der)、二阶导数(2-Der)、标准正态变换(SNV)、多元散射校正(MSC)、小波变换(WT)、平滑变换(SG)和傅里叶变换(FT)。

2.2 特征波长提取

光谱能够体现物质所含成分及含量,但同时也包含大量的冗余信息。为降低模型的复杂性,减少共线性的影响,需要提取特征波长变量参与建模。特征波长提取方法有主成分分析法(PCA)、连续投影算法(SPA)和竞争性自适应重加权算法(CARS)。

2.3 判别分析模型

采用极限学习机(ELM)与支持向量机(SVM)两种机器学习的算法建立判别分析模型。

2.4 模型验证

将各产地的苹果光谱数据集以 2:1 的比例间隔分为训练集和测试集。依靠训练集建立判别分析模型,测试集将通过已经建立好的模型进行验证。以准确率为标准来评判各类方法的优劣。

3 结果与分析

从采集的红富士苹果高光谱数据中剔除异常值后,共得到阿克苏、静宁、灵宝、烟台 4 个产地的苹果样本各 60 个,其原始光谱曲线如图 1 所示。

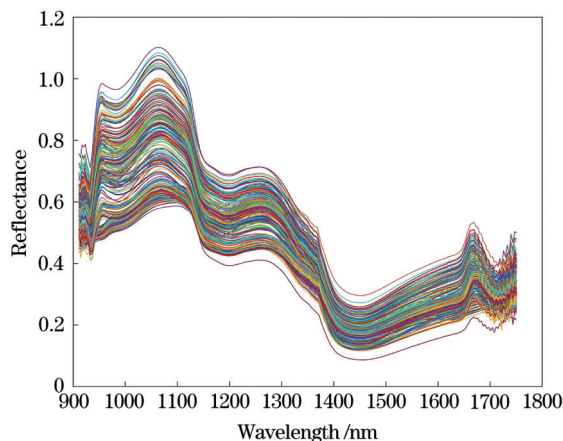


图 1 原始光谱图

Fig. 1 Original spectrogram

各个产地的苹果光谱曲线很相似,无法直观地从光谱曲线对苹果产地进行判别分析。为了清楚地展示不同产地苹果光谱的不同,将每个产地的苹果样本求平均,如图 2 所示。

图 2 中,不同产地苹果的平均光谱曲线在一些波峰和波谷处存在明显的偏离,这是由于不同产地苹果内部的成分含量存在差异。谱线在波长 1060 nm 处有一个明显的波峰,这与 C—O—C 基团有关;在波长 1440 nm 处有一个明显的波谷,这与 H₂O 的二倍频吸收带有关。成分含量上的差异会导致高光谱曲线的差异,这为基于光谱技术对苹果产地的识别研究提供了信息。

3.1 光谱数据的预处理

对光谱数据进行预处理,是变量分析之前必不

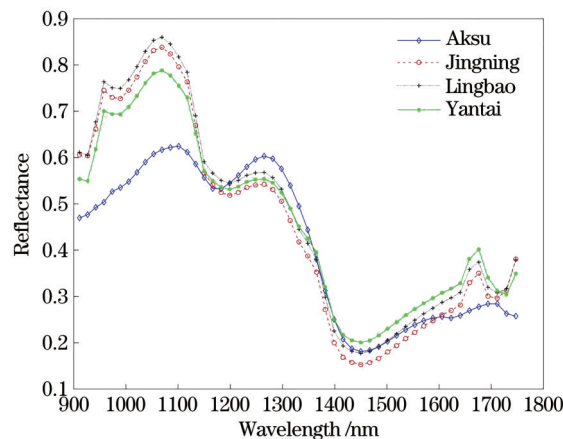


图 2 平均光谱曲线图

Fig. 2 Mean spectrogram

可少的操作。分别采用一阶导数(1-Der)、二阶导数(2-Der)、标准正态变换(SNV)、多元散射校正(MSC)、小波变换(WT)、平滑变换(SG)与傅里叶变换(FT)7种预处理方法对原始光谱进行预处理,以消除各类随机因素对模型性能的干扰。

阿克苏、静宁、灵宝和烟台 4 个产地的苹果样本以 2:1 的比例间隔产生训练集和测试集。训练集中 4 个产地的苹果样本各为 40 个,即共 160 个苹果样本组成训练集,测试集中 4 个产地的苹果样本各为 20 个,即共 80 个苹果样本组成测试集。

原始光谱和 7 种方法预处理之后的光谱,分别建立线性模型 PLSDA、非线性模型 ELM 和 SVM。ELM 算法建模时,采用“sigmoid”作为激活函数,以交叉验证的正确率为标准选取最佳的隐含层节点数。SVM 算法建模时,取“rbf”函数为核函数,惩罚因子 c 和核函数方差 g 在 $[-10, 10]$ 范围内,以 0.2 为间隔取值,以交叉验证的方法选取最佳参数。各模型的判别结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,对原始光谱采用 MSC 预处理

表 1 不同预处理方法下模型的正确率

Table 1 Accuracy of model under different preprocessed method

unit: %

Preprocessed method	PLSDA		ELM		SVM	
	Training set	Testing set	Training set	Testing set	Training set	Testing set
Original	53.75	51.25	91.875	83.75	98.75	91.25
1-Der	56.875	52.5	90.625	83.75	100	91.25
2-Der	73.125	66.25	88.75	85	100	100
SNV	53.125	58.75	90	78.75	100	100
MSC	82.5	81.25	95	91.25	100	100
WT	47.5	43.75	86.875	85	98.125	88.75
SG	50.625	50	90	90	98.75	91.25
FT	53.75	51.25	88.75	83.75	98.75	91.25

之后,3种算法的正确率都达到最高,这说明预处理方法的选取对模型的识别率有影响。采用非线性的 ELM 算法和 SVM 算法,正确率均高于线性的 PLSDA 算法。这是因为苹果内部结构复杂,除线性结构外,还有非线性结构。在后续的判别分析模型中,均采用 MSC 预处理之后的光谱数据,建立 ELM 和 SVM 模型,以提高正确率。

3.2 特征波长的选取

3.2.1 PCA 提取特征波长

采用 PCA 算法提取主成分,各主成分解释的总方差如表 2 所示。

表 2 解释的总方差
Table 2 Total variance of explanation

Principal component	Eigenvalue	Contribution rate / %	Cumulative contribution rate / %
1	201.704	80.041	80.041
2	23.113	9.172	89.213
3	14.781	5.865	95.079
4	5.890	2.337	97.416
5	2.640	1.048	98.463
6	1.652	0.655	99.119
7	0.783	0.311	99.430

前 2 个主成分累计贡献率达到 85% 以上,其分布如图 3 所示。

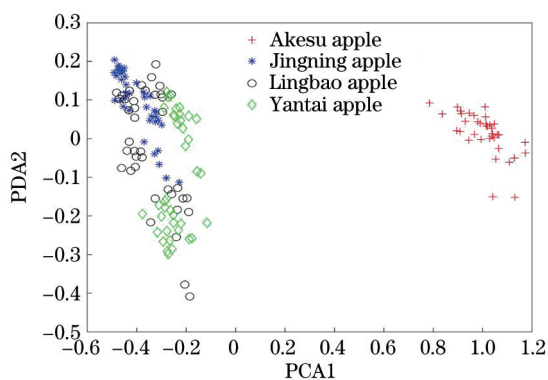


图 3 前 2 个主成分分布图

Fig. 3 Distribution of first two principal components

图 3 可以看出,阿克苏苹果的光谱值在前 2 个主成分分布上有明显的偏离,但是另外三个产地的有部分重合。为获得更加稳定的模型及更高的准确率,选择特征值大于 1 的主成分,即前 6 个主成分,作为下一步判别分析模型的输入自变量。

3.2.2 SPA 提取特征波长

使用 SPA 进行波长变量选择,指定波长数为

1~10,采用均方根误差最小来确定最终参与建模的波长变量个数的方式,选取过程如图 4 所示。

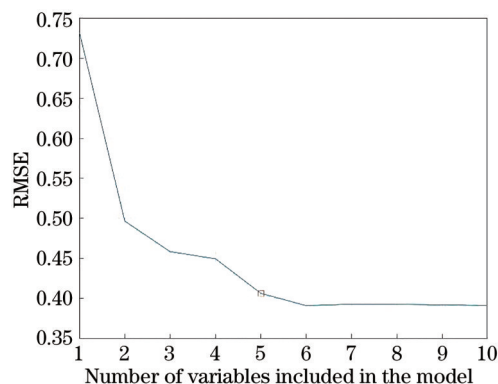


图 4 SPA 选取特征变量过程

Fig. 4 Process for selecting characteristic variables by SPA

由图 4 可知,随着所选特征波长数的增加,参与建模的波长变量数增加,而均方误差整体呈现递减趋势。当选取特征波长变量数为 5 时,均方根误差为 0.4062,之后均方误差逐渐趋于平缓。此时若再多选取变量,过多的波长变量参与建模会增加模型的复杂性,而均方根误差并不会会有太大的变化。因此,最终选取 5 个波长变量参与建模,如图 5 所示,这 5 个特征波长为图 5 中的小方块对应的横坐标,分别为 911.06,932.90,980.02,1574.20,1693.72 nm。

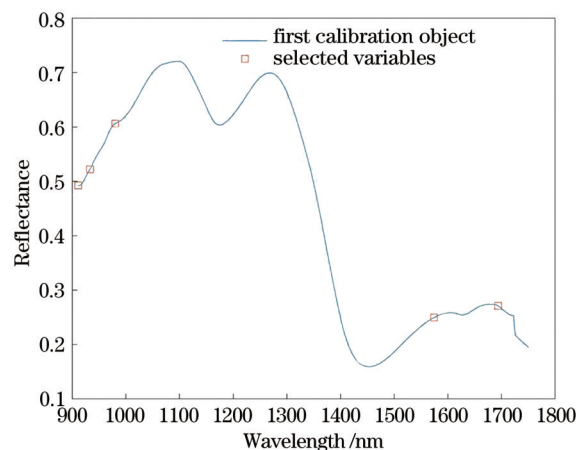


图 5 SPA 选取的特征变量

Fig. 5 Characteristic variable selected by SPA

3.2.3 CARS 提取特征波长

采用 CARS 方法进行特征波长的选取,迭代 200 次,抽取过程如图 6 所示。

从抽取结果来看,到第 82 次迭代时,交叉验证的均方根误差达到最小为 0.29,此时选出 35 个波长变量,作为下一步的建模输入变量,其波长为图 7 中

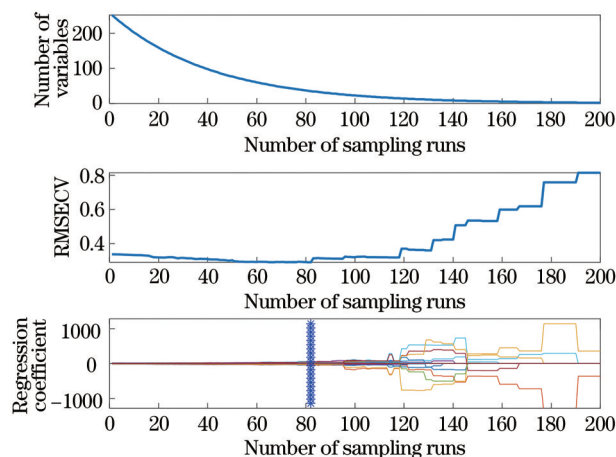


图 6 CARS 选取特征变量过程

Fig. 6 Process for selecting characteristic variables by CARS

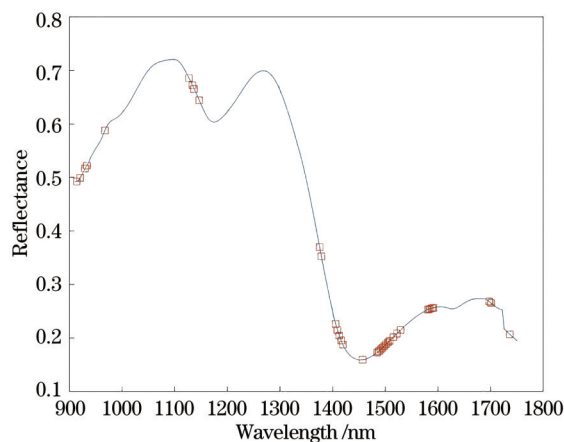


图 7 CARS 选取的特征变量

Fig. 7 Characteristic variables selected by CARS

小方块所对应的横坐标。

3.3 建模结果分析

以全光谱波长(FS)和选出的特征波长变量作为输入变量,分别采用 ELM 和 SVM 算法,以交叉验证的方法选取各算法的最佳参数,建立苹果产地的判别分析模型。正确率如表 3 所示。

从表 3 可以看出,PCA 提取 6 个主成分参与建模,由于在提取过程中没有考虑因变量的影响,导

表 3 不同特征波长提取方法下模型的准确率

Table 3 Accuracy of models using different method of selecting characteristic variable unit:%

Method	ELM		SVM	
	Training set	Testing set	Training set	Testing set
FS	98.75	96.25	100	100
PCA	96.875	60	99.375	70
SPA	100	92.5	98.75	93.75
CARS	100	98.75	99.375	100

致 ELM、SVM 两种算法的测试集正确率分别为 60%、70%,模型的泛化能力最低。SPA 提取的 5 个特征波长变量建模,与全光谱波长建模相比,ELM 算法和 SVM 三种算法的测试集正确率稍有下降,这是由于变量个数的减少,丢掉了部分有效信息所致。CARS 算法提取的 35 个特征波长变量建模,与全光谱波长建模相比,ELM 算法的测试集的正确率由 96.25% 提高到 98.75%,SVM 算法虽然训练集的正确率由 100% 降低到 99.375%,但是测试集的正确率仍然保持不变。这是由于 CARS 方法将更多的有效变量提取出来,比如 967.41 nm 位于 H₂O 的三倍频吸收带,1456.80 nm 位于 H₂O 的二倍频吸收带,1497.99 nm 位于 N-H 的二倍频吸收带。CARS 方法剔除了冗余信息,模型的泛化能力达到最高。

总之,三种特征波长变量提取方法中,基于 CARS 所提特征波长建立的模型可以获得最高的判别准确率,ELM 和 SVM 模型训练集的正确率分别为 100% 和 99.375%,测试集的正确率分别为 98.75% 和 100%。

4 结 论

本文以阿克苏、静宁、灵宝和烟台的红富士苹果为研究对象,采集其光谱数据,分别采用 1-Der、2-Der、SNV、MSC、WT、SG 和 FT 对原始光谱数据进行预处理,建立 PLSDA、ELM、SVM 分类识别模型,对苹果的产地进行判别。结果表明,MSC 预处理的效果最佳,非线性模型优于线性模型。为减少光谱数据中的冗余信息,剔除共线性的影响,提高模型的稳健性,分别采用 PCA、SPA 和 CARS 方法提取特征波长变量参与建模。其中,CARS 提取的特征波长变量最有效,ELM 和 SVM 算法的测试集正确率分别为 98.75% 和 100%。研究结果表明,基于光谱技术并结合机器学习的算法能够无损、准确地对红富士苹果的产地进行判别,为进一步开发相关的无损检测设备提供了理论方法和实验依据。

参 考 文 献

- [1] Cao X F, Ren H R, Li X Z, et al. Discrimination of winter jujube's maturity using hyperspectral technique combined with characteristic wavelength and spectral indices[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(7): 2175-2182.
曹晓峰,任惠如,李幸芝,等.高光谱技术结合特征波长/光谱指数对冬枣成熟度可视化判别[J].光谱学

- 与光谱分析, 2018, 38(7): 2175-2182.
- [2] Li J Y, Zhang S J, Zhang X H, et al. Research on the hyperspectral imaging judgment of the plum maturity[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2017, 39(12): 141-145.
李军宇, 张淑娟, 张学豪, 等. 李果实成熟度的高光谱成像判别研究[J]. 农机化研究, 2017, 39(12): 141-145.
- [3] Zhang M, Li G H. Detection method of slight bruises of apples based on hyperspectral imaging and RELIEF-extreme learning machine[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences), 2019, 45(1): 126-134.
张萌, 李光辉. 基于 RELIEF 算法和极限学习机的苹果轻微损伤高光谱检测方法[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2019, 45(1): 126-134.
- [4] Chen X X, Guo C T, Zhang C, et al. Visual detection study on early bruises of Korla pear based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(1): 150-155.
陈欣欣, 郭辰彤, 张初, 等. 高光谱成像技术的库尔勒梨早期损伤可视化检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(1): 150-155.
- [5] Fang Y M, Yang F, Zhou Z, et al. Hyperspectral wavelength selection and integration for bruise detection of Korla pears[J]. Journal of Spectroscopy, 2019, 2019: 6715247.
- [6] Cao X L, Chen X M, Zhang S, et al. Ramie variety identification based on the hyperspectral parameters and the stepwise discriminant analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(5): 1547-1551.
曹晓兰, 陈星明, 张帅, 等. 高光谱参数和逐步判别的苧麻品种识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(5): 1547-1551.
- [7] Liu L X, He D, Li M Z, et al. Identification of Xinjiang jujube varieties based on hyperspectral technique and machine learning[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(11): 1111002.
刘立新, 何迪, 李梦珠, 等. 基于高光谱技术与机器学习的新疆红枣品种鉴别[J]. 中国激光, 2020, 47(11): 1111002.
- [8] Wang Q G, Huang M, Zhu Q B, et al. Geographical origin and years identification of maize seeds based on the hyperspectral image[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2014, 33(2): 163-170.
王庆国, 黄敏, 朱启兵, 等. 基于高光谱图像的玉米种子产地与年份鉴别[J]. 食品与生物技术学报, 2014, 33(2): 163-170.
- [9] Wang L, Qin H, Li J, et al. Geographical origin identification of lycium barbarum using near-infrared hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(4): 1270-1275.
王磊, 覃鸿, 李静, 等. 近红外高光谱图像的宁夏枸杞产地鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(4): 1270-1275.
- [10] Lin L, Wu J Z, Liu C L, et al. Study on hyperspectral identification method of rice origin in northeast/non-northeast China based on conjunctive model[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(3): 905-910.
林珑, 吴静珠, 刘翠玲, 等. 基于模型集群的东北/非东北大米产地高光谱鉴别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(3): 905-910.
- [11] Ji H Y, Ren Z Q, Rao Z H. Discriminant analysis of millet from different origins based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(7): 2271-2277.
吉海彦, 任占奇, 饶震红. 基于高光谱成像技术的不同产地小米判别分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(7): 2271-2277.
- [12] Qian L L, Song X J, Zhang D J, et al. Tracing the geographical origin of Sanjiang and Wuchang rice grown in different years by near infrared spectroscopy[J]. Food Science, 2018, 39(16): 321-327.
钱丽丽, 宋雪健, 张东杰, 等. 基于近红外光谱技术对多年际建三江、五常大米产地溯源[J]. 食品科学, 2018, 39(16): 321-327.
- [13] Zhang J J, Liu G S, Ren Y C, et al. Rapid detection of freshness in tan-lamb mutton based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(6): 1909-1914.
张晶晶, 刘贵珊, 任迎春, 等. 基于高光谱成像技术的滩羊肉新鲜度快速检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(6): 1909-1914.
- [14] Ye R K, Chen Y Y, Guo Y C, et al. NIR hyperspectral imaging technology combined with multivariate methods to identify shrimp freshness[J]. Applied Sciences, 2020, 10(16): 5498.
- [15] Shao Y Y, Wang Y X, Xuan G T, et al. Hyperspectral imaging technique for estimating the shelf-life of kiwifruits[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(6): 1940-1946.
邵园园, 王永贤, 玄冠涛, 等. 高光谱成像的猕猴桃货架期快速预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(6): 1940-1946.
- [16] Zhou L P, Zhao Y R, Yu K Q, et al. Hyperspectral

- technique for estimating the shelf-lives of fresh spinach leaves covered with film[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(2): 423-428.
- 周莉萍, 赵艳茹, 余克强, 等. 基于高光谱技术的覆盖保鲜膜菠菜货架期预测研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(2): 423-428.
- [17] Dai S S, Yin Y. Fisher discriminant analysis for moldy degrees of maize samples based on the feature selection of hyperspectral data[J]. *Food & Machinery*, 2018, 34(3): 68-72.
- 戴松松, 殷勇. 基于高光谱信息特征选择的玉米霉变程度 Fisher 鉴别方法[J]. *食品与机械*, 2018, 34(3): 68-72.
- [18] Sun Z B, Wang T Z, Li J K, et al. Detecting adulterated beef meatball using hyperspectral imaging technology[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2020, 40(7): 2208-2214.
- 孙宗保, 王天真, 李君奎, 等. 高光谱成像的牛肉丸掺假检测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(7): 2208-2214.
- [19] Liu P, Ma M H. Application of hyperspectral technology for detecting adulterated whole egg powder[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(1): 246-252.
- 刘平, 马美湖. 基于高光谱技术检测全蛋粉掺假的研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(1): 246-252.
- [20] Bai J, Li J P, Zou H, et al. Qualitative and quantitative detection of pork in adulterated beef patties based on near infrared spectroscopy[J]. *Food Science*, 2019, 40(8): 287-292.
- 白京, 李家鹏, 邹昊, 等. 近红外光谱定性定量检测牛肉汉堡饼中猪肉掺假[J]. *食品科学*, 2019, 40(8): 287-292.
- [21] Yang H, Chen D J, Xia D H, et al. Adulteration and purity detection of Chinese giant salamander meat powder based on near infrared spectroscopy[J]. *Food Science*, 2019, 40(10): 331-336.
- 杨慧, 陈德经, 夏冬辉, 等. 基于近红外光谱的大鲵肉粉掺伪鉴别及纯度检测[J]. *食品科学*, 2019, 40(10): 331-336.
- [22] Chen Y, Zhang C, Xiao C Y, et al. Study on prediction model of soil cadmium content moisture content correction based on GWO-SVR[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(10): 1030002.
- 陈颖, 张灿, 肖春艳, 等. 基于 GWO-SVR 的土壤镉元素含量含水率校正预测模型研究[J]. *光学学报*, 2020, 40(10): 1030002.
- [23] Ershat A, Baidengsha M, Mamat S, et al. Combined estimation of chlorophyll content in cotton canopy based on hyperspectral parameters and back propagation neural network[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(9): 0930003.
- 依尔夏提·阿不来提, 白灯莎·买买提艾力, 买买提·沙吾提, 等. 基于高光谱和 BP 神经网络的棉花冠层叶绿素含量联合估算[J]. *光学学报*, 2019, 39(9): 0930003.
- [24] Diwu P Y, Bian X H, Wang Z F, et al. Study on the selection of spectral preprocessing methods[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(9): 2800-2806.
- 第五鹏瑶, 卞希慧, 王姿方, 等. 光谱预处理方法选择研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(9): 2800-2806.
- [25] Song X Z, Tang G, Zhang L D, et al. Research advance of variable selection algorithms in near infrared spectroscopy analysis[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(4): 1048-1052.
- 宋相中, 唐果, 张录达, 等. 近红外光谱分析中的变量选择算法研究进展[J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(4): 1048-1052.