

基于高光谱成像技术的金银花霉变检测模型

Detection models of mildew degree in honeysuckle based on hyperspectral imaging technology

冯 洁¹ 刘云宏^{1,2} 王庆庆¹ 于慧春^{1,2} 石晓微¹

FENG Jie¹ LIU Yun-hong^{1,2} WANG Qing-qing¹ YU Hui-chun^{1,2} SHI Xiao-wei¹

(1. 河南科技大学食品与生物工程学院, 河南 洛阳 471023; 2. 河南省食品原料工程技术研究中心, 河南 洛阳 471023)

(1. College of Food and Bioengineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471023, China; 2. Henan Engineering Technology Research Center of Food Materials, Luoyang, Henan 471023, China)

摘要:利用高光谱成像技术,研究一种快速、准确、无损检测金银花霉变程度的方法。通过比较 Savitzky-Golay(SG)卷积平滑、多元散射校正(MSC)和 SG-MSC 3 种预处理方法对偏最小二乘算法(PLS)建模效果的影响,得到 SG-MSC 为建模最优预处理方法。使用连续投影算法(SPA)和竞争性自适应重加权算法(CARS)选择经预处理后光谱的特征波长,并分别建立偏最小二乘判别(PLS-DA)和最小二乘支持向量机(LS-SVM)的判别分析模型。结果表明,光谱经 SG-MSC 预处理后,应用 CARS 提取特征波长并建立 LS-SVM 判别分析模型为金银花不同霉变程度最优判别模型,其训练集与验证集的正确率均达到 100%。利用高光谱成像技术能够快速无损、有效地鉴别金银花霉变程度,并且在特征波长下能实现金银花霉变程度的快速判别分析。

关键词:高光谱;金银花;霉变;检测模型

Abstract: Hyperspectral imaging technology was applied to develop a rapid, accurate and non-destructive detection method for honeysuckle mildew degree levels. The original spectral data were analyzed by three pretreatment methods with Savitzky-Golay (SG) convolution smoothing, Multiple Scatter Correct (MSC) and SG-MSC. A comparison was made among SG, MSC and SG-MSC based on Partial Least Squares (PLS), of which the best pretreatment method was SG-MSC. The Successive Projection Algorithm (SPA) and Competitive Adaptive Reweighted Sampling (CARS) were used to extract the characteristic wavelengths after SG-MSC pretreatment. Partial Least

Square Discriminant Analysis (PLS-DA) and Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM) were applied to build discriminant analysis models based on characteristic wavelengths. The results showed that the LS-SVM model based on CARS performed the optimal discriminant performance for honeysuckle's mildew degree levels, with the accuracy of 100% for training set and validation set. Therefore, hyperspectral imaging technology can be used to identify mildew degree in honeysuckle effectively and non-destructively based on characteristic wavelengths.

Keywords: hyperspectral imaging; honeysuckle; mildew; detection model

金银花是中国传统药食同源食材及中药材^[1-2],有抗菌抗炎、清热解毒等功效^[3],具有极高的营养价值。金银花在贮藏运输过程中,经常由于包装不严、吸潮而发生霉变变质等现象,这不仅会严重影响金银花的外观与风味,还会造成营养成分的大量流失以及有毒有害物质的生成积累。一旦霉变金银花被人畜误食,将会严重威胁到人们的生命健康^[4]。因此,及时检测出霉变金银花尤为重要。

目前,农产品霉变的检测主要依靠人工定性分析,通常是检测人员对农产品的色泽、气味等感官指标变异情况进行判别^[5],这种方式分选检测范围小、效率低、经验依赖性强,若应用于金银花霉变程度识别,极易产生人为误差。现有的农产品霉变理化检测方法主要包括生物学方法、免疫学方法和化学仪器分析法^[6-8]。这些方法虽然检测精度高,但操作繁琐、时间长及成本高,难以及时、无损分析金银花霉变程度。因此,亟需建立一种快速、准确、实用的金银花霉变程度的检测方法。

近年来,高光谱成像技术由于操作简单、快速、无损等优点,在农产品品质鉴定与检测中的应用非常广泛^[9-11]。目前,国内外学者在利用高光谱成像技术检测不同农产品病变程度、鉴别不同霉变菌种等方面已有一些研究^[12-13]。如龚

基金项目:国家自然科学基金河南联合项目(编号:U1404334);河南省高等学校青年骨干教师资助计划(编号:2015GGJS-048);河南省自然科学基金项目(编号:162300410100);河南省科技攻关项目(编号:172102310617)

作者简介:冯洁,女,河南科技大学在读硕士研究生。
通信作者:刘云宏(1975—),男,河南科技大学副教授,博士。

E-mail: beckybin@haust.edu.cn

收稿日期:2018-04-07

中良等^[14]利用高光谱成像技术快速无损鉴别不同霉变程度的粳稻;Zhang等^[15]利用高光谱成像技术鉴别小麦白粉病;Siripatrawan等^[16]运用高光谱图像技术实时监控贮藏大米中腐败霉变真菌生长状况。上述研究均取得了较好的预测效果,说明高光谱成像技术能够实现农产品霉变情况的快速、无损、准确检测。然而,目前尚无利用高光谱技术进行金银花霉变程度快速检测方法构建的研究报道。

本研究拟通过高光谱成像技术采集金银花不同霉变程度的数据信息,结合化学计量学方法建立有效、准确的检测模型。首先,使用 Savitzky-Golay(SG)卷积平滑、多元散射校正(Multiple Scatter Correct, MSC)和 Savitzky-Golay 卷积平滑-多元散射校正(SG-MSC)3种预处理方法建立全光谱偏最小二乘(Partial Least Square, PLS)模型,选择最佳预处理方法后,运用连续投影系数法(Successive Projection Algorithm, SPA)和竞争性自适应重加权算法(Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS)提取经预处理后得到光谱的特征波长,并分别建立偏最小二乘判别(Partial Least Square Discriminant Analysis, PLS-DA)和最小二乘支持向量机(Last Squares Support Vector Machine, LS-SVM)判别分析模型,最终实现对霉变金银花的有效鉴别。以期为高光谱成像技术在金银花农产品的霉变检测及品质鉴定中的应用提供参考。

1 材料与方法

1.1 材料及设备

- 金银花:产地为河南封丘,河南洛阳同仁堂大药房;
- 恒温恒湿培养箱:HWHS-100HC型,深圳市澳德玛电子科技有限公司;
- 高光谱摄影仪:Inno-Spec IST50-3810型,德国 Inno-Spec GmbH 公司;
- 光纤卤素灯:90000420108型,德国 ESYLUX 公司;
- 控制箱:SC100型,北京光学仪器厂;
- 电控位移台:SC100型,北京光学仪器厂。

1.2 方法

- 1.2.1 样品的制备与划分 将金银花放置于温度为 25℃、湿度 85%的恒温恒湿培养箱中进行培养。分别挑选无霉变、轻度霉变、中度霉变、重度霉变 4 个时期的金银花为试验对象,对应的贮藏时间分别为 0, 5, 10, 15 d。每组金银花随机选择 90 个样本,应用高光谱成像技术进行光谱数据采集。其中对照组金银花为青绿色,没有损害迹象;轻度霉变金银花出现轻微变色与发潮现象,表面开始有微量菌丝出现,但由于金银花表面存在被毛与菌丝的颜色相近,肉眼很难直接观察;中度霉变为霉菌覆盖面积约占金银花表面 10%~40%,并有轻微霉味和霉斑;重度霉变金银花表面布满白色菌落出现严重的霉味、酸味和异常,少量样品产生黏连现象。
- 1.2.2 高光谱图像采集与校正 在图像采集前为了保证图像的清晰度、避免失真现象的发生,首先应确定物镜距离、高光谱摄像机的曝光时间和输送装置的移动速度。经过反复调整,最终确定物镜高度为 250 mm, CCD 相机的曝光时间

为 90 ms,输送装置的移动速度为 1.20 mm/s。4 个光源分布在高光谱系统的前后两边,以保证花蕾表面形成足够的光照强度,防止由于光照不足或不均匀而产生噪音^[17-19]。

光谱测定条件为:光谱扫描范围 371~1 024 nm,在光谱范围内共 1 288 个波段,光谱分辨率 2.8 nm。金银花光谱采集时,每次将一个金银花与传送带垂直放置。每个金银花及其对应的光谱视为一个样本,对照组(无霉变)、轻度霉变、中度霉变和重度霉变金银花 4 组样本各测量 90 个样本,最终获得 360 个样本。

在进行光谱处理前,需要进行黑白校正,以清除由于传感器暗电流等原因而在图像信息中产生的较大噪音。因此,在同一样本采集系统条件下,扫描标准白色校正板(99%反射率)与关闭摄像头快门进行图像采集,分别得到全白和全黑的标定图像,根据式(1)进行图像标定^[20-21]。

$$R = \frac{I - B}{W - B},$$

(1)

式中:

- I ——原始的高光谱图像;
- B ——全黑的标定图像;
- W ——全白的标定图像;
- R ——标定后的高光谱图像。

图像校正后,采用 ENVI 5.1 软件选取整个金银花花蕾为感兴趣区域(Region of Interest, ROI),将 ROI 内所有光谱信息的平均值作为对应样本的光谱值进行数据分析^[22-23]。

- 1.2.3 化学计量学方法 利用 MATLAB R2014a (The Math Works, Natick, USA)软件,将采集到的样本数据使用 SG、MSC^[24]和 SG-MSC 3 种方法进行预处理。利用 SPA^[25]和 CARS 算法^[26]选择经预处理光谱的特征波段,并使用所提取的特征波段分别建立偏最小二乘判别^[27](PLS-DA)和最小二乘支持向量机^[28-29](LS-SVM)判别分析模型,试验采用判别正确率来评价检测分析模型的精度。经过反复调试,试验中 LS-SVM 算法选用的核函数为 RBF 函数,惩罚因子设置 γ 为 500, RBF 核函数参数 σ^2 为 620。

2 结果与分析

2.1 不同霉变程度金银花的平均光谱曲线

利用高光谱成像系统采集金银花样本的光谱数据,由于光谱数据前端和后端波动较大,明显具有较大的噪声影响,因此研究时去掉前端和后端中有明显噪声的波段。本研究采用第 199~988 波段,共计 790 个波段,即对波长范围在 472.35~874.46 nm 的光谱进行分析。图 1 为金银花不同霉变程度的平均光谱曲线图,可见 4 组不同霉变程度的金银花具有相似的光谱曲线趋势,不同霉变程度金银花的反射值在所选波段存在差异。随着贮藏时间的延长,金银花开始发生褐变反应,导致类黑素的生成,表面色泽逐渐变暗^[30],其内部化学组分发生一系列的化学反应,金银花所含酚类、黄酮类物质不断降解^[31],这可能是中度霉变与轻度霉变的光谱反射值之间存在很大差距的原因。由于重度霉变金银花表面覆盖一层菌丝,在可见光范围内,重度霉变组的光谱反射值要大于中度霉变组。而样本光谱曲线在 650~700 nm,对照组

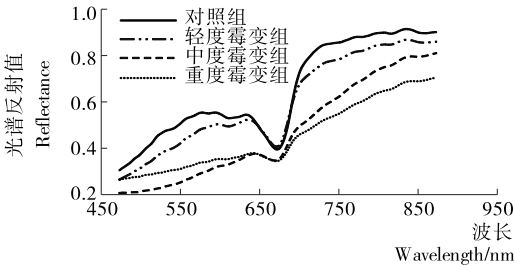


图 1 不同霉变程度的金银花平均光谱图
Figure 1 Average spectrum of honeysuckle with different moldy degrees

与轻度霉变、中度霉变与重度霉变金银花之间样本的光谱反射值极为相近,难以将 4 组不同霉变程度金银花利用光谱曲线辨别出来。因此,需要进一步处理数据,以提高检测金银花霉变程度的建模精度。

2.2 光谱预处理

为减少样本数据噪声,保留光谱曲线中的有用信息。本试验使用 Kennard-Stone(KS)算法,每组随机选择 60 个样本,共 240 个样本数据组成训练集,取各组剩余 30 个样本共 120 个样本数据组成校正集,分别运用 SG、MSC 和 SG-MSC 3 种算法对光谱数据进行预处理。

SG 卷积平滑、MSC 和 SG-MSC 3 种预处理结果如表 1 所示,3 种预处理方法的 R^2 和 RMSE 值相差很小,说明 3 种预处理方式均能很好地消除光谱数据噪声。对比 3 种预处理结果可知,SG-MSC 训练集与校正集的 R^2 最大、RMSE 最小,所得到的训练集与验证集的 R^2 分别为 0.987 3 和 0.969 7,RMSE 值分别为 0.536 9 和 1.024 1,说明 SG-MSC 预处理后光谱数据的拟合性最好。SG-MSC 算法结合了其他 2 种预处理算法的优点,在减少随机噪声影响的同时增加光谱信噪比,可确定为试验最佳预处理方法。因此,本研究选用 SG-MSC 算法对光谱数据进行预处理。

表 1 基于全波段的 PLS 判别分析结果

Table 1 Discriminant results of PLS-DA models based on full wave band

算法	潜变量数	训练集		校正集	
		R^2_t	RMSEC	R^2_p	RMSEC
SG	28	0.985 8	0.567 4	0.964 8	1.111 7
MSC	26	0.987 3	0.536 9	0.966 0	1.047 4
SG-MSC	31	0.991 0	0.452 2	0.969 7	1.024 1

2.3 基于 SPA 与 CARS 的特征波长的选择

对预处理后的数据使用 SPA 进行波长的优选,然后利用优选的波长数据建立 PLS-DA 和 LS-SVM 校正模型,最小均方根误差值对应的波长变量个数即为最终结果。图 2 为 SPA 模型中均方根误差的趋势变化及光谱变量个数的选择。由图 2 可知,当选择变量小于 10 个波长时,模型的 RMSE 值随着变量的增大而减少;当选择变量大于 10 个波长时,模型的均方根误差随着变量的增大呈不规则波动。由于波长过多容易增加模型的运算量和复杂度,因此选择 10 个波长的

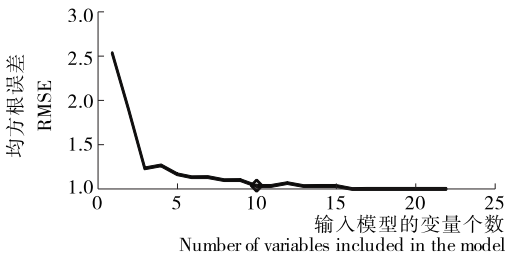
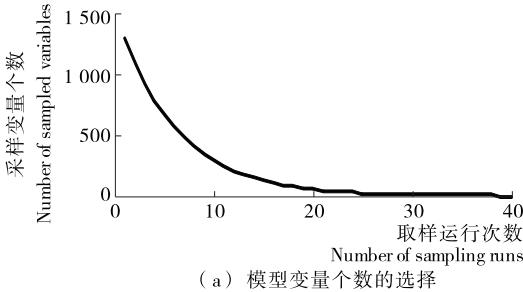


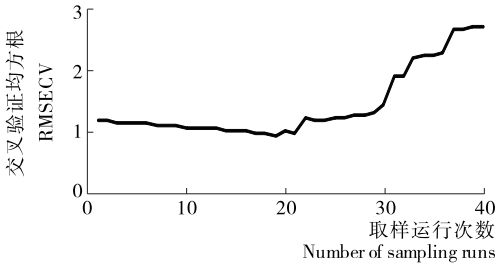
图 2 SPA 模型中变量数量的选择
Figure 2 Selection of variables in SPA models

变量进行建模,此时 RMSE 为 1.032,筛选的 10 个特征波长分别为 536.41, 563.05, 592.76, 610.17, 631.15, 646.50, 667.96, 771.37, 798.75, 817.48 nm。

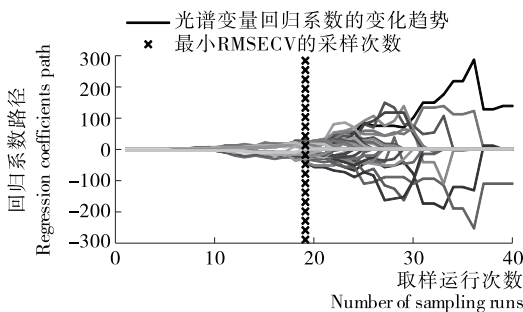
CARS 算法的主成分个数 A 和算法进化次数 N 分别设定为 5 个和 40 次。CARS 算法是对试验中 790 个变量进行逐一筛选淘汰的过程,利用指数衰减函数(EDP)和交叉验证确定试验最佳的变量个数。随着采样次数的增加,试验选择采样变量个数、RMSECV、各光谱变量回归系数的变化趋势以及最小 RMSECV 所对应的采样次数分别见图 3(a)~(c)。其中,图 3(c)中的一条曲线对应着一个光谱变量回归系数的变化趋势,“×”表示的是每一个光谱变量逐一经过运算得到的最小 RMSECV 所对应的采样次数。由图 3(b)、(c)可知,当采样次数为 19 次时,得到最佳波长变量子集,最终筛选出



(a) 模型变量个数的选择



(b) 交叉验证均方差的变化趋势



(c) 变量回归系数的变化趋势

图 3 CARS 算法运行结果

Figure 3 Results of CARS calculation

特征波长变量 21 个,分别为 500.53,501.56,511.81,528.21,530.77,541.53,565.91,567.15,571.76,593.28,608.12,614.27,648.54,706.75,744.44,748.51,758.67,761.72,823.55,860.87,865.91 nm。

2.4 PLS-DA 和 LS-SVM 检测模型的建立

2.4.1 基于 SPA 的特征筛选和模型建立 基于 SPA 提取特征波长后,共筛选出 10 个特征波段,利用优选波段分别建立 PLS-DA 和 LS-SVM 判别模型,其模型结果分别见表 2、3。由表 2、3 可以看出,2 种建模方式的训练集和验证集结果

均在 90%以上。PLS-DA 训练集平均判别正确率为 90.4%,验证集的平均判别正确率为 92.5%。LS-SVM 训练集和验证集的平均判别正确率分别达到了 94.6%和 96.7%。本试验基于 SPA 算法提取的特征波长所建立的判别模型 LS-SVM 算法优于 PLS-DA 算法。

2.4.2 基于 CARS 的特征筛选和模型建立 表 4 为使用 CARS 提取特征波长的 PLS-DA 判别分析结果,其训练集判别正确率为 95.4%,验证集的判别正确率为 97.5%。表 5 为基于 CARS 提取特征波长的 LS-SVM 判别分析结果,其训练

表 2 基于 SPA 提取特征波长的 PLS-DA 判别分析结果

Table 2 Discriminant results of PLS-DA models based on the characteristic wavelengths of SPA extraction

样本	单位	训练集					验证集				
		对照组	轻度霉变	中度霉变	重度霉变	合计	对照组	轻度霉变	中度霉变	重度霉变	合计
对照组	个	55	8	0	0	63	29	2	0	0	31
轻度霉变	个	5	52	0	0	57	1	28	0	0	29
中度霉变	个	0	0	54	4	58	0	0	28	4	32
重度霉变	个	0	0	6	56	62	0	0	2	26	28
判别识别率	%	91.7	86.7	90.0	93.3	90.4	96.7	93.3	93.3	86.7	92.5

表 3 基于 SPA 提取特征波长的 LS-SVM 判别分析结果

Table 3 Discriminant results of LS-SVM models based on the characteristic wavelengths of SPA extraction

样本	单位	训练集					验证集				
		对照组	轻度霉变	中度霉变	重度霉变	合计	对照组	轻度霉变	中度霉变	重度霉变	合计
对照组	个	54	3	0	0	57	29	0	0	0	29
轻度霉变	个	6	57	0	0	63	1	30	0	0	31
中度霉变	个	0	0	57	1	58	0	0	28	1	29
重度霉变	个	0	0	3	59	62	0	0	2	29	31
判别识别率	%	90.0	95.0	95.0	98.3	94.6	96.7	100.0	93.3	96.7	96.7

表 4 基于 CARS 特征波长的 PLS-DA 判别分析结果

Table 4 Discriminant results of PLS-DA models based on the characteristic wavelengths of CARS extraction

样本	单位	训练集					验证集				
		对照组	轻度霉变	中度霉变	重度霉变	合计	对照组	轻度霉变	中度霉变	重度霉变	合计
对照组	个	54	2	0	0	56	29	0	0	0	29
轻度霉变	个	6	58	0	0	64	1	30	0	0	31
中度霉变	个	0	0	59	2	61	0	0	30	2	32
重度霉变	个	0	0	3	59	62	0	0	0	28	28
判别识别率	%	90.0	96.7	98.3	96.7	95.4	96.7	100.0	100.0	93.3	97.5

表 5 基于 CARS 特征波长的 LS-SVM 判别分析结果

Table 5 Discriminant results of LS-SVM models based on the characteristic wavelengths of CARS extraction

样本	单位	训练集					验证集				
		对照组	轻度霉变	中度霉变	重度霉变	合计	对照组	轻度霉变	中度霉变	重度霉变	合计
对照组	个	60	0	0	0	60	30	0	0	0	30
轻度霉变	个	0	60	0	0	60	0	30	0	0	30
中度霉变	个	0	0	59	2	60	0	0	30	0	30
重度霉变	个	0	0	3	59	60	0	0	0	30	30
判别识别率	%	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

集和验证集的判别正确率均达到了 100%。本试验基于 CARS 算法提取的特征波长所建立的检测模型 LS-SVM 算法优于 PLS-DA 算法。

由表 2~5 可以看出,试验运用 SPA 和 CARS 2 种算法分别建立的 PLS-DA 和 LS-SVM 检测模型中,对照组和轻度霉变金银花可以与中度霉变、重度霉变金银花完全区分开来,其中前 2 组金银花之间相互有样本的错分,后 2 组样本间同样发现有相互错分的现象。这可能是金银花在贮藏初期,样本逐渐吸收外部环境中的水分子进入样本内部,导致其内部对水分敏感物质如多酚氧化酶、过氧化物酶与霉菌等的活跃^[31],致使褐变和霉变现象在很短的时间内发生,又因为时间较短,霉菌的生长需要一个适应阶段,样本内部成分并没有很大变化,因此试验中对照组与轻度霉变组较易产生错分样本;而随着贮藏时间的延长,霉菌可能处于对数期和稳定期,样本逐渐被霉菌覆盖,内部组分被大量分解,其内部组分较贮藏初期发生了很大程度的变化,因而前 2 组样本与后 2 组样本之间较难出现错分现象。

根据表 2~5 可知,经过 2 种算法提取的特征波长,所建立的 PLS-DA 和 LS-SVM 检测模型的训练集判别正确率均达到 90.4% 以上,验证集的判别正确率亦在 92.5% 以上,说明试验所建立的检测模型均能很好地鉴别金银花霉变程度。建模效果由次到优依次为:SPA-PLS-DA、CARS-PLS-DA、SPA-LS-SVM、CARS-LS-SVM。由建模结果可知,LS-SVM 判别识别率要优于 PLS-DA 的,说明 LS-SVM 算法的执行效率更好;经 SPA 所建立的模型,其结果要低于经 CARS 所建立的,说明 CARS 所选择特征波长更能体现不同霉变程度金银花样本之间的差异,进而提高模型的鉴别效果。光谱经 SG-MSc 联合预处理后得到的光谱数据,使用 CARS 提取特征波长并建立 LS-SVM 判别分析模型为不同霉变程度金银花最优判别模型,该模型能够较好地实现分类。

3 结论

本试验以不同霉变程度金银花为研究对象,采用高光谱成像技术获取样本的光谱信息,使用 SG、MSC 和 SG-MSc 3 种预处理方法,利用全波段光谱信息建立 PLS 判别模型,得到 SG-MSc 预处理的效果最佳。将经 SG-MSc 预处理后得到的光谱使用 SPA 和 CARS 2 种算法进行降维处理,并分别选取了 10 个和 29 个波段作为特征波段。分别建立了 PLS-DA 和 LS-SVM 判别分析模型,其判别模型结果均在 90.4% 以上。综合分析判别分析模型结果,得到 CARS 优于 SPA,LS-SVM 优于 PLS-DA。因此,光谱经 SG-MSc 预处理后,使用 SPA 提取特征波长并建立 LS-SVM 判别分析模型为不同霉变程度金银花最优判别模型,其训练集与验证集的判别正确率均达到 100.0%。

上述研究证明高光谱成像技术能够实现不同霉变程度金银花的快速、无损、有效识别,但本研究仅使用光谱信息对不同霉变程度的金银花进行辨别,未涉及其图像信息。因此,在后续研究中可通过图像光谱信息融合来进行金银花霉变检测模型构建及分析。

参考文献

[1] 国家药典委员会. 中华人民共和国药典:一部[M]. 2015 年版. 北京:中国医药科技出版社,2015:28-29,205-206.

[2] KONG De-xin, LI Yan-qun, BAI Mei, et al. Correlation between the dynamic accumulation of the main effective components and their associated regulatory enzyme activities at different growth stages in *Lonicera Japonica* Thunb [J]. *Industrial Crops and Products*, 2017, 96: 16-22.

[3] 罗磊,董金龙,朱文学,等.金银花过氧化物酶抑制动力学研究[J]. *食品与机械*, 2017, 33(7): 111-116.

[4] 杨青山,张倩倩,周建理.霉变药材的微生物鉴定[J]. *安徽中医药大学学报*, 2016, 35(5): 86-88.

[5] 秦筱茂,郭顺星.药材霉菌及霉菌毒素污染现状分析[J]. *中国中药杂志*, 2011, 36(24): 3 397-3 401.

[6] 杨生瑞,屈凌波,孙长坡,等.黄曲霉菌株的分离、鉴定及产毒能力分析[J]. *中国粮油学报*, 2012, 27(6): 110-114.

[7] 孙欢,刘胜兰,胡纲,等.当归药材霉变前后质量变化研究[J]. *中国药业*, 2016, 26(1): 44-46.

[8] 周华,乐巍.霉变对葛根药材品质的影响[J]. *山东中医杂志*, 2011(3): 197-198.

[9] WU Di, SUN Da-wen. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: a review part II: applications[J]. *Innovative Food Science and Emerging Technologies*, 2013, 1: 15-28.

[10] WU Di, SUN Da-wen. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: a review part I: fundamentals[J]. *Innovative Food Science and Emerging Technologies*, 2013, 19: 1-14.

[11] BARANOWSKI P, JEDRYCZKA M, MAZUREK W, et al. Hyperspectral and thermal imaging of oilseed rape (*Brassica napus*) response to fungal species of the genus *alternaria*[J]. *Plot One*, 2015, 10(3): 1-19.

[12] GOWEN A A, O'DONNELL C P, CULLEN P J, et al. Hyperspectral imaging-an emerging process analytical tool for food quality and safety control[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2007, 18(12): 590-598.

[13] 马艳,张若宇,齐妍杰.加工番茄虫眼及霉变的可见近红外高光谱成像检测[J]. *食品与机械*, 2017, 33(6): 135-138.

[14] 龚中良,郑立章,文韬,等.基于高光谱技术的不同霉变程度水稻快速鉴别[J]. *中国粮油学报*, 2017, 32(8): 123-130.

[15] ZHANG Dong-yan, LIN Fen-fang, HUANG Yan-bo, et al. Detection of wheat powdery mildew by differentiating background factors using hyperspectral imaging [J]. *International Journal of Agriculture & Biology*, 2016, 18(4): 747-756.

[16] SIRIPATRAWAN U, MAKINO Y. Monitoring fungal growth on brown rice grains using rapid and non-destructive hyperspectral imaging[J]. *International Journal of Food Microbiology*, 2015, 199(16): 93-100.

[17] XIONG Zhen-jie, SUN Da-wen, PU Hong-bin, et al. Non-destructive prediction of thiobarbituric acid reactive substances (TBARS) value for freshness evaluation of chicken meat using hyperspectral imaging[J]. *Food Chemistry*, 2015, 179(1): 175-181.

(下转第 78 页)

为旋流器应用于旋流吸附方面研究提供了参考。

影响旋流器性能的参数较多,如结构参数、操作参数和物性参数^[21]。本试验仅仅研究了操作参数和物性参数的一部分,而忽略了结构参数和其他因素对旋流器性能的影响,同时,淀粉的性质如破碎淀粉的含量、试验温度等,均会对吸附效果产生影响,这些将在接下来的研究中进行探讨。

参考文献

[1] 顾正彪,李兆丰,鸿雁,等. 大米淀粉的结构、组成与应用[J]. 中国粮油学报, 2004(2): 21-27.

[2] 周林秀,丁长河. 大米淀粉的提取及其在食品工业中的应用[J]. 农产品加工: 学刊, 2012(11): 191-193.

[3] 赵冰,陈佩,庞宇辰,等. 不同直链淀粉含量大米淀粉性质的研究[J]. 食品工业科技, 2015, 36(9): 72-75..

[4] CHUNG H J, LIU Q, LEE L, et al. Relationship between the structure, physicochemical properties and in vitro digestibility of rice starches with different amylose contents[J]. Food Hydrocolloids, 2011, 25(5): 968-975.

[5] 杨波,杨光,刘灿召,等. 玉米微孔淀粉与原淀粉吸附性质的研究[J]. 食品科学, 2008, 29(11): 122-124.

[6] 吴忠,王亮. 黏土吸附-絮凝沉淀去除水中亚甲基蓝和罗丹明 B[J]. 环境科学与技术, 2015, 38(S1): 220-222, 227.

[7] RASTOGI K, SAHU J N, MEIKAP B C Meikap, et al. Removal of methylene blue from wastewater using fly ash as an adsorbent by hydrocyclone[J]. Journal of Hazardous Materials, 2008, 158(2/3): 531-540.

[8] 葛建团,曲久辉. 电化学方法用于酸性红 b 模拟废水脱色试验研究[J]. 环境污染治理技术与设备, 2002, 3(5): 12-14.

[9] 陈志刚,郭亭亭,李霞章,等. 凹凸棒土负载 CeO₂催化氧化处理

亚甲基蓝染料废水[J]. 功能材料, 2009, 40(10): 1 709-1 712.

[10] MONDAL P K, CHAUHAN B. Microbial degradation of dye-containing wastewater[J]. Environment Science and Engineering, 2012, 12: 317-338.

[11] 廖钦洪,刘庆业,蒙晁武,等. 稻壳基活性炭的制备及其对亚甲基蓝吸附的研究[J]. 环境工程学报, 2011, 5(11): 2 447-2 452.

[12] 张甲奇,张燕燕. 大米多孔淀粉及大米多孔酯化淀粉吸附特性的研究[J]. 食品工业科技, 2011, 32(8): 108-111.

[13] GUO Lei, LI Gui-ying, LIU Jun-sheng, et al. Adsorption decolorization of methylene blue by crosslinked porous starch [J]. Carbohydrate Polymers, 2013, 93(2): 374-379.

[14] 曹仲文,袁惠新. 旋流器中分散相颗粒动力学分析[J]. 食品与机械, 2006, 22(5): 76-74, 92.

[15] 李玥,牟伯中,罗昌荣,等. 不同分离方法对大米淀粉理化性质的影响[J]. 安徽农业科学, 2011, 39(25): 15 796-15 798, 15 827.

[16] 涂逢樟,姚辉梅,林竹光,等. 分光光度法研究粉煤灰对亚甲基蓝的吸附及其机理研究[J]. 光谱实验室, 2010, 27(3): 1 116-1 121.

[17] 王勇,曾涛,徐银香,等. 水力旋流器固液分离特性的数值模拟与优化[J]. 食品与机械, 2018, 34(1): 78-83, 208.

[18] 袁惠新. 分离过程与设备[M]. 北京: 化学工业出版社, 2008: 38-40.

[19] 李雪斌,袁惠新. 影响水力旋流器分离性能因素分析[J]. 化工装备技术, 2005(5): 11-13.

[20] 刘洋,王振波. 水力旋流器分离效率影响因素的研究进展[J]. 流体机械, 2016, 44(2): 39-42.

[21] 俞建峰,傅剑,谢耀聪,等. 淀粉分离用超重力微旋流装置分离性能研究[J]. 食品与机械, 2017, 33(9): 99-103.

(上接第 64 页)

[18] 周竹,李小昱,高海龙,等. 马铃薯干物质含量高光谱检测中变量选择方法比较[J]. 农业机械学报, 2012, 43(2): 128-133.

[19] DONG Jin-lei, GUO Wen-chuan. Nondestructive determination of apple internal qualities using near-infrared hyperspectral reflectance imaging[J]. Food Analytical Methods, 2015, 8(10): 2 635-2 646.

[20] 文韬,洪添胜,李立君,等. 基于高光谱技术的霉变稻谷脂肪酸含量无损检测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(18): 233-239.

[21] GUO Wen-chuan, ZHAO Fan, DONG Jin-lei. Nondestructive measurement of soluble solids content of kiwifruits using near-infrared hyperspectral imaging[J]. Food Analytical Methods, 2016, 9(1): 38-47.

[22] 蔡健荣,王建黑,陈全胜,等. 波段比算法结合高光谱图像技术检测柑橘果锈[J]. 农业工程学报, 2009, 29(1): 127-131.

[23] 孙晔,顾欣哲,王振杰,等. 高光谱图像对灰葡萄球菌、匍枝根霉、炭疽菌的生长拟合及区分[J]. 食品科学, 2016, 37(3): 137-144.

[24] 许思,赵光武,邓飞,等. 基于高光谱的水稻种子活力无损分级检测[J]. 种子, 2016, 35(4): 34-40.

[25] 袁莹,王伟,褚璇,等. 光谱特征波长的 SPA 选取和基于 SVM

的玉米颗粒霉变程度定性判别[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(1): 226-230.

[26] NIE Li-xing, DAI Zhong, MA Shuang-cheng. Enhanced accuracy of near-infrared spectroscopy for traditional chinese medicine with competitive adaptive reweighted sampling[J]. Analytical Letters, 2016, 49(14): 2 259-2 267.

[27] 潘磊庆,王振杰,孙柯,等. 基于计算机视觉的稻谷霉变程度检测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(3): 272-280.

[28] PU Hong-bin, SUN Da-wen, MA Ji. Using wavelet textural features of visible and near infrared hyperspectral image to differentiate between Fresh and frozen-thawed pork[J]. Food & Bioprocess Technology, 2014, 7(11): 3 088-3 099.

[29] DONG Jin-lei, GUO Wen-chuan. Nondestructive determination of apple internal qualities using near-infrared hyperspectral reflectance imaging[J]. Food Analytical Methods, 2015, 8(10): 2 635-2 646.

[30] 王玲娜,孙希芳,张芳,等. 金银花储藏过程中的美拉德反应[J]. 山东农业科技, 2017, 49(9): 82-87.

[31] 葛朝晖,张海娟. 基于化学成分含量变化的金银花药材保质期预测[J]. 中国药房, 2017, 28(12): 1 677-1 680.