

基于色敏传感器结合光谱技术的大米储藏期鉴别

林颢 王卓 陈全胜 林金金

(江苏大学食品与生物工程学院, 镇江 212013)

摘要: 应用色敏传感器阵列(CSA)结合可见/近红外(Vis-NIR)光谱检测技术,对大米储藏时间进行鉴别。大米按不同储藏期(0、1、2、4、6个月)分为5组。色敏传感器由氟硼吡咯类色敏材料制成,与大米挥发性气体发生反应后,分别提取色敏材料的光谱数据。光谱数据经SNV算法预处理后,用Si-PLS算法提取3类光谱数据的最佳光谱区间并合成一个数据集。分别用遗传算法(GA)、无信息变量消除法(UVE)和蚁群算法(ACO)提取光谱变量。并结合主成分分析(PCA)和线性判别分析(LDA)进行模式识别。结果表明,用Si-PLS-UVE提取的光谱变量建立的LDA预测模型正确识别率最高。取主成分数为9时,训练集正确识别率为98%,校正集正确识别率为96%,为大米储藏时间的检测提供了一种可行的方法。

关键词: 大米; 储藏时间; 色敏传感器; 可见/近红外光谱

中图分类号: TS207.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)06-0359-06

Identification of Rice with Different Storage Time Based on Color-sensitive Sensor Array Combined with Visible-near-infrared Spectroscopy

LIN Hao WANG Zhuo CHEN Quansheng LIN Jinjin

(School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: Rice is gradually aged during transportation and storage, and its degree of aging is an important factor affecting the quality of rice. A color-sensitive sensor array (CSA) combined with visible-near-infrared spectroscopy system was used to identify rice in different storage periods. Rice samples were stored under constant temperature and humidity conditions and divided into five groups according to different storage periods (0 month, 1 month, 2 months, 4 months and 6 months). CSA was made of three boron-dipyrromethene (BODIPY) dyes to capture the volatile organic compounds. After reacting with volatile organic compounds of rice in different storage periods, the spectral data of the color sensitive materials were separately extracted by the detection system. The optimal spectral range of the three types of spectral data was extracted using the Si-PLS algorithm. After the spectral interval data fusion, the characteristic spectral variables were extracted by genetic algorithm (GA), no information variable elimination method (UVE) and ant colony algorithm (ACO), respectively. Pattern recognition was performed by using principal component analysis (PCA) and linear discriminant analysis (LDA). The results showed that the LDA prediction model established by Si-PLS-UVE extracted spectral variables had the highest recognition rate. When the number of PCs was 9, the correct recognition rate of the calibration set and prediction set was 98% and 96%. The research result provided a viable method for detecting rice storage time.

Key words: rice; storage time; color-sensitive sensor; visible-near-infrared spectroscopy

0 引言

大米是消费最广泛的谷物之一,大多数国家都会把大米作为战略资源来储存以应对突发状况^[1]。

因富含蛋白质、淀粉和脂肪等营养物质,随着储藏时间的延长,新鲜大米将会发生陈化。大米中的脂类物质由于不稳定性会发生水解或者氧化反应,并开始散发出异味^[2]。因此,气味常作为一种判断大米

新鲜度的指标。

传统检测气体的方式主要采用感官评定和气相色谱质谱联用仪(GC-MS)^[3]。感官评定具有一定主观性,且大米储藏过程中会产生有害气体,易对实施嗅觉和味觉方面评定的评价人员造成健康威胁,使感官判别分析不适于大米的陈化检测。而GC-MS技术操作繁琐、成本高、耗时较长使其不能应用于大米新鲜度的快速检测中^[4]。嗅觉可视化技术是近几年兴起的一种表征气体的新方法^[5],该方法利用酯类、醇类、醛类、酸类等挥发性有机物质与色敏传感器反应,使构成传感器的特定色敏材料的电子产生能级跃迁,即在宏观上表现为颜色的变化^[6]。通过CCD相机获取反应前后色敏材料的RGB差值可对挥发性气体进行定性定量的分析。这种技术已经在判别鉴定肉类新鲜度^[7]、食醋种类^[8]、红茶发酵程度^[9]等研究中取得了较好的分类或定量效果。然而,基于嗅觉可视化技术获取的变化信息主要是通过提取反应前后的RGB差值图像来表征的,即每个色敏材料的颜色变化仅通过R、G、B 3个分量来表征。因此,较少的有效信息量可能会一定程度上限制判别大米储藏时间的正确率。

本文以氟硼吡咯类化合物作为制作色敏传感器的色敏材料,并且使用色敏传感器结合可见/近红外光谱技术对大米储藏时间进行鉴别。通过提取与不同储藏时间大米挥发性气体反应后色敏材料的光谱信息,从更多维的数据水平上对大米的储藏时间进行鉴别。在数据处理过程中,应用联合区间偏最小二乘法(Si-PLS)筛选各色敏材料光谱数据的最佳变量区间^[10],随后分别采用遗传算法(GA)、蚁群算法(ACO)^[11]和无信息变量消除(UVE)方法^[12]进行变量筛选,并用PCA(主成分分析)和LDA(线性判别分析)算法建立大米的储藏时间预测模型。

1 材料与方 法

1.1 实验材料

选用中粮集团的福临门苏软香型大米作为研究对象,将购于当地旅游超市的新鲜大米置于恒温恒湿箱内储藏,设定储藏温度为40℃,空气相对湿度为80%。实验时,依据大米在培养箱中的不同时长将其分为储藏期0、1、2、4、6个月的样品,每个储藏期取30份,每份准确称量8.0g,共获取150组样品。将各组样品按照2:1的比例随机分配为训练集和校正集。训练集样本(100份)用于建立储藏时间预测模型,校正集(50份)用于评价判别模型的性能。

1.2 实验仪器

实验所用可见/近红外光谱检测系统如图1所

示,由卤素灯、光纤、光谱仪、色敏传感器和计算机组成。光谱仪为USB2000+型可见/近红外光谱仪(美国Ocean Optics公司),所用传感器型号为线阵CCDILX554B,测量的波长范围为300~1000nm。SD1200型卤素灯(超微光学公司,中国台湾)功率为10W。

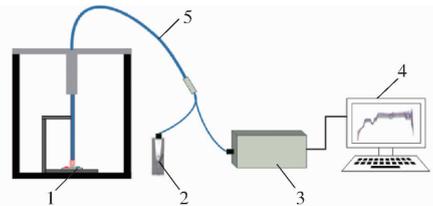


图1 可见/近红外-色敏传感器检测系统
Fig.1 Detection system of visible/near-infrared combined with colorimetric sensor array

1. 色敏传感器
2. 光源
3. 可见/近红外光谱仪
4. 计算机
5. 光纤

1.3 实验方法

1.3.1 光谱采集

通过前期的实验,选取3种对大米挥发性气体敏感的氟硼吡咯类化合物作为色敏材料,由经典林赛方法在实验室制得^[13]。将色敏材料分别以2.0mg/mL的质量浓度溶解于二氯甲烷中,并用毛细管(0.5mm×10mm)吸取溶液至管长的1/5处,点在3cm×1cm的反相硅胶板(德国Merk公司)上,使各色敏材料扩散形成的印染区域大小保持一致,以构成3×1的色敏传感器阵列,如图2所示。一个传感器对应采集一份大米样品的储藏挥发性气体信息,本实验共制备150个色敏传感器用于判别不同储藏时间的大米且制备完成后立即用于实验以减小外界因素影响。所用色敏材料的名称和简称为8-(4-溴苯基)-4,4-二氟硼二吡咯甲烷(BrBDP)、8-(4-硝基苯基)-4,4-二氟-6-溴硼二吡咯甲烷(NO₂BrBDP)、8-(4-硝基苯基)-4,4-二氟-2,6-二溴硼二吡咯甲烷(NO₂Br₂BDP)。

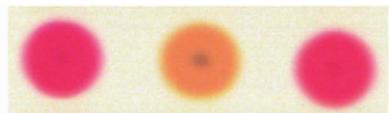


图2 色敏传感器阵列
Fig.2 Colorimetric sensor array

将制成的色敏传感器正面朝上固定在保鲜膜上,并把大米样品倒入洁净玻璃皿中,迅速将带有传感器的保鲜膜覆盖于玻璃皿顶部并密封好,使色敏传感器能够与气体充分接触。之后将玻璃皿放入温度设置为45℃的恒温箱内,以加速反应,待大米的挥发气体与色敏材料充分反应14min后取出色敏传感器,通过可见/近红外光谱技术采集反应后的传

传感器阵列的反射光谱数据。光谱采集参数设置如下：积分时间为 50 ms，平滑度为 5，平均次数为 10 次。每个色敏传感器能够获得 3 条光谱数据，每条光谱共 1 024 个变量。因此，共采集 450 条光谱数据。

1.3.2 光谱变量筛选

在变量筛选前，先用标准归一化处理方法 (SNV) 对光谱进行预处理以校正光谱由光散射产生的影响^[14]。为了降低光谱变量筛选时的盲目性并缩小搜索范围，Si-PLS 算法首先用于筛选每条光谱的最佳数据区间^[15]。将光谱数据分成 15~30 个区间，从中联合 2~4 个区间，使用交互验证均方根误差作为参考标准以选择最佳联合区间，交互验证均方根误差越小所选区间代表性越高。尽管 Si-PLS 减小了数据维度，但是在数据中大量具有多重共线性的数据仍然增加了建立大米储藏时间预测模型的计算负担。因此，分别使用 3 种不同的变量筛选算法来选择特征波长，即 UVE、GA 和 ACO。

UVE 为一种基于回归系数稳定性分析的光谱变量筛选算法，它能防止所建的模型处于过拟合状态，并提高模型的预测性能。UVE 的一般操作步骤如下：在光谱矩阵中加入具有与光谱变量数相等的随机噪声变量，用偏最小二乘法 (PLS) 建立模型，以此获得回归系数矩阵并计算光谱变量的稳定性。若某光谱变量的稳定性小于某一阈值时将被剔除^[16-17]。

GA 算法是模拟生物进化遗传过程中自然选择和生物进化的随机化搜索方法，利用遗传算子进行选择、交换和突变等操作使光谱变量“优胜劣汰”，最终筛选出最佳光谱变量^[18-19]。其一般的运行步骤如图 3 所示。

ACO 是一种基于优化寻找路径的群集智能演化计算方法。其灵感源于自然界中真实蚁群的觅食行为，先行的蚂蚁会在经过的路径上释放信息素，后续的蚂蚁能够感知这些信息素，并根据信息素和信息素强度的反馈机制来选择路径。在 ACO 的优化

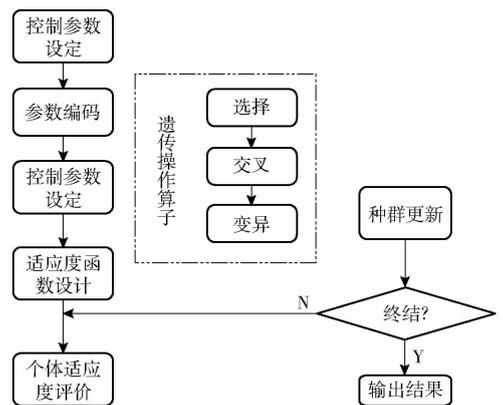


图 3 GA 运行步骤

Fig. 3 Running step of GA

方案中，所有蚂蚁一起搜索有关自身行为和问题的信息，通过蚁群的协作以修改行动策略，最终得到一个最优方案。ACO 模型一般有 3 个核心的算法步骤：选择概率、局部信息素更新和全局信息素更新^[20]。

1.3.3 模式识别法

经 3 种算法 (GA、ACO 和 UVE) 分别筛选后，为了建立预测模型对不同储藏时间大米的识别，同时进一步地确定最佳波长变量筛选方法，将通过 3 种不同变量提取算法筛选后的数据进行模式识别。使用 PCA 和 LDA 两种分析方法区分不同储藏时间的大米，所建立的模型通过训练集和校正集的正确识别率来判定模型，最终选出最优的大米储藏时间预测模型。

2 结果与分析

2.1 光谱分析

将色敏传感器分别与 150 份不同储藏时间的大米样品挥发性气体反应，然后提取 3 种色敏材料的光谱数据，共获得 450 条光谱曲线。通过计算得出 BrBDP、NO₂BrBDP 和 NO₂Br₂BDP 这 3 种色敏材料采集的大米在不同储藏时间内的平均光谱曲线，结果如图 4 所示。可以发现，在与不同储存时间的大米挥发性气体反应后，每种色敏材料获得的光谱均存在差异，这表明色敏传感器的显色反应会因储藏时

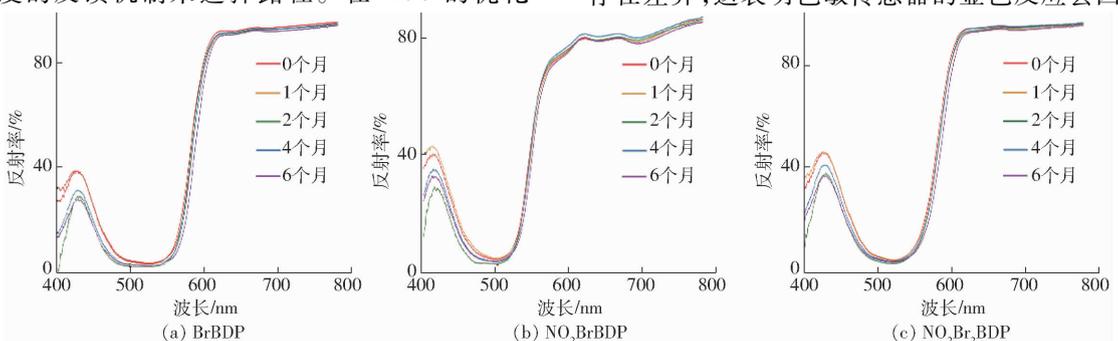


图 4 各色敏材料的平均光谱曲线

Fig. 4 Average spectrum of each color-sensitive material

间的不同而有所区别。此外,波长范围 400 ~ 500 nm 以及 550 ~ 620 nm 处光谱数据具有明显的差异。因此,通过提取可见/近红外光谱以表征色敏传感器信号变化,对大米储藏期进行预测具有可行性。

2.2 最佳光谱区间筛选

首先使用 Si - PLS 算法分别对经过 SNV 预处理后的 3 类光谱进行初步筛选,数据处理的结果如

表 1 Si - PLS 光谱区间筛选结果

Tab. 1 Spectral interval screening results of Si - PLS

色敏材料	最佳区间数	最佳联合区间	主因子数	变量数	交互验证均方根误差
BrBDP	26	[1 5 14 16]	7	168	0.985 4
NO ₂ BrBDP	29	[5 6 8 16]	6	151	1.150 0
NO ₂ Br ₂ BDP	24	[6 8 9 11]	5	181	1.232 0

2.3 光谱变量优选

2.3.1 UVE 变量优选

将经 Si - PLS 初步筛选后的光谱数据用 UVE 算法提取其有效光谱变量。图 5 (T 表示变量稳定性系数)显示了 UVE 变量的稳定性结果,中间的竖直线为随机噪声变量和波长变量的分割线,左边为波长变量,右边为随机噪声变量。上、下两条水平虚线分别表示变量稳定性系数的上、下阈值。若波长变量的变量稳定性系数在上下阈值之间被称为无用信息波长变量,需要剔除。而变量稳定性系数在两阈值之外的波长变量为有用信息变量,需要保留。因此,共优选出 68 个光谱波长变量。

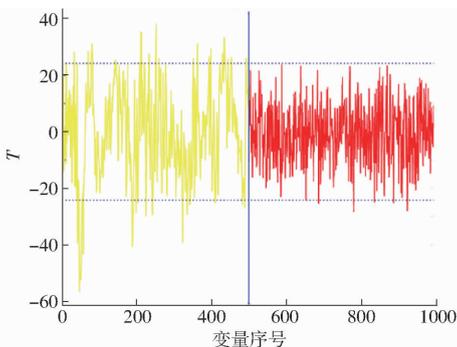


图 5 UVE 处理后各变量的稳定性

Fig. 5 Stability of each variable in UVE analysis

2.3.2 GA 变量优选

将经 Si - PLS 初步筛选后的光谱数据用 GA 算法提取其有效光谱变量。在使用 GA 算法之前,将控制参数设置为:初始种群大小为 50,最大选取变量 500,交叉概率 $P_c = 0.5$,变异概率 $P_m = 0.01$,遗传迭代次数为 100,适应度函数为交互验证均方根误差。图 6 展示了所有波长在计算过程中被选择的次数,图中虚线以上的 69 个变量的频数超过了 5,将这些变量作为最终筛选结果。

表 1 所示。BrBDP 在区间数为 26 时获得最佳联合区间:1、5、14 和 16 子区间。NO₂BrBDP 在区间数为 29 时获得最佳联合区间:5、6、8 和 16 子区间。NO₂Br₂BDP 在区间数为 24 时获得最佳联合区间:6、8、9 和 11 子区间。因此,变量的总数从 3 076 缩小为 500 个。将各色敏材料提取出来的光谱数据区间整合作为新的数据集以进一步提取有效变量。

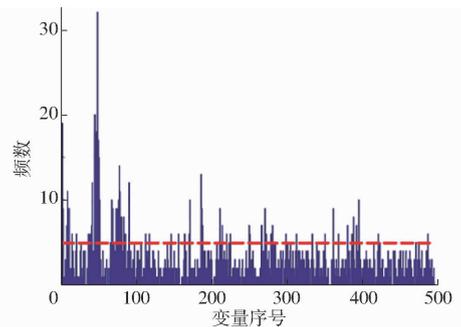


图 6 各光谱变量的选择频数

Fig. 6 Selection frequency of each variable

2.3.3 ACO 变量优选

将经 Si - PLS 初步筛选后的光谱数据用 ACO 算法提取其有效光谱变量。应用 ACO 算法进行特征波长选择之前,首先对 ACO 算法的参数进行初始化设定。本文设置蚁群大小为 20;因所有节点在初始化时信息素的强度都相同,则设置信息素强度 $\tau = 1$,蚂蚁对各个节点选择的概率一致,则启发因子 $\alpha = 1$;能见度 $\eta = 1$,为减少算法的随机性,使得期望启发因子 $\beta = 2$,信息素耗散常数 $\rho = 0.95$,并将种群的进化代数设置为 150。图 7 是用 ACO 算法筛选出来的 20 个变量以及对应的权重系数。

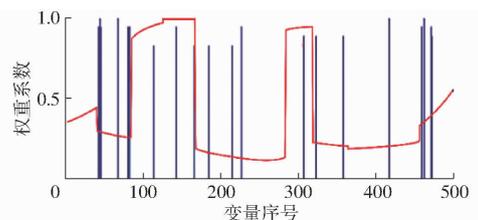


图 7 ACO 算法变量提取结果

Fig. 7 ACO algorithm variable extraction result

2.4 模式识别结果

2.4.1 主成分分析

主成分分析作为一种简化数据集的统计技术,能够将多维变量的数据计算转变为较低维度。其原

理是对变量进行重组,得到一组互不相关但能表示原数据集绝大部分信息的新变量,即主成分(PCs),以此在主成分图上直观呈现不同储藏时间大米的聚类趋势。图8展示了由Si-PLS-UVE、Si-PLS-GA和Si-PLS-ACO共3种不同变量筛选方法提取的数据产生的三维主成分分析图。其中,由Si-PLS-UVE-PCA方法得到的结果显示前3个PCs的累计方差贡献率为97.52%,Si-PLS-GA-PCA

方法得到的主成分贡献率为97.68%以及Si-PLS-ACO-PCA方法的结果为92.81%。可以看出,不同储藏时间的大米样本之间在各个变量提取算法中基本能区分开,新鲜大米和储藏1个月的大米在空间模型上距离较近且有小部分重合,可能在大米储藏的前期其挥发性有机物质的种类及其含量变化趋势不大,但是两个储藏期的样本都各自有一定的聚类趋势。

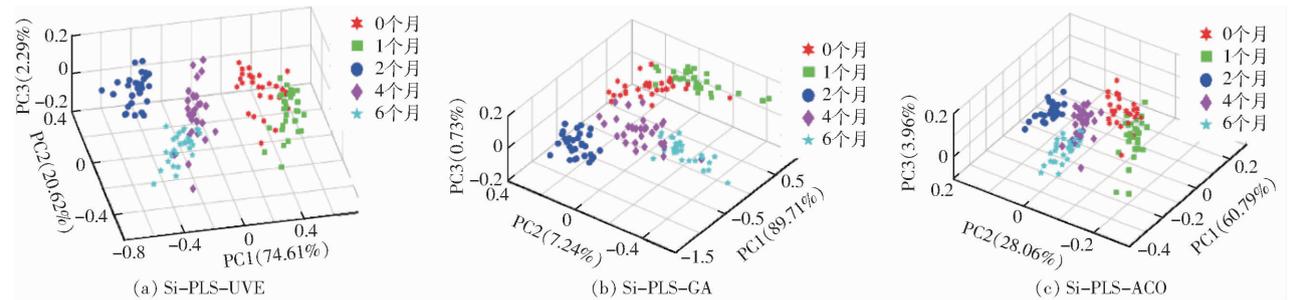


图8 不同变量提取算法的三维主成分得分

Fig. 8 Principal component analysis of wheat with different variable extraction method

2.4.2 线性判别方法

LDA算法的原理是通过搜寻一种线性变换,使得组内距离与组间距离的比值最大化。本研究在基于PCA计算的基础上,将PCs作为潜变量输入。表2为3类不同变量筛选算法的LDA分类结果。用Si-PLS-UVE所提取的光谱变量建立预测模型后,取主成分数为9时,训练集的正确识别率为98%,校正集的正确识别率为96%。用Si-PLS-GA所提取的光谱变量建立预测模型后,取主成分数为7时,训练集的正确识别率为92%,校正集的正确识别率为92%。用Si-PLS-ACO所提取的光谱变量建立预测模型后,取主成分数为10时,训练集的正确识别率为98%,校正集的正确识别率为90%。由此可见,Si-PLS-UVE提取光谱变量所建立的预测模型识别率最高。在预测集中仅两份新鲜大米样品被误判为1个月的储藏期,这与上述PCA所得结果一致,新鲜大米和储藏1个月的大米之间的判别存在一定的误差,整体而言,通过色敏传感器-可见/近红外光谱技术对大米的储藏时间

表2 不同变量筛选算法的LDA分类结果

Tab. 2 LDA classification results of three variable screening algorithms

变量提取方法	光谱变量数	最佳主成分数	正确识别率/%	
			训练集	校正集
Si-PLS-UVE	68	9	98	96
Si-PLS-GA	69	7	92	92
Si-PLS-ACO	20	10	98	90

进行区别的结果较好。

3 结束语

利用色敏传感器结合近红外光谱技术对大米中的可挥发性气体的表征可对大米的储藏时间进行快速、直观的鉴别。使用3种氟硼吡咯类色敏材料制作色敏传感器,并用可见-近红外光谱技术提取光谱信息。并对不同的变量提取算法进行了比较,确定了由Si-PLS-UVE算法提取光谱信息后,所建立的预测模型判别率性能最优,训练集和校正集的识别率分别达到了98%和96%。在大米储藏时间的检测研究中提供了一种可行的方法。

参 考 文 献

- [1] KHUSH G S. Origin, dispersal, cultivation and variation of rice[J]. *Plant Molecular Biology*, 1997, 35(1-2):25-34.
- [2] ZHENG H, DU X, LI G, et al. Using NMR to study changes in the characteristic constituents of stored rice[J]. *Journal of Cereal Science*, 2017, 75:179-185.
- [3] NATAPORN W, SUKON P, SUGUNYA M, et al. Estimation of retention time in GC/MS of volatile metabolites in fragrant rice using principle components of molecular descriptors[J]. *Analytical Sciences*, 2017, 33(11):1211-1217.
- [4] KHULAL U, ZHAO J, HU W, et al. Nondestructive quantifying total volatile basic nitrogen (TVB-N) content in chicken using hyperspectral imaging (HSI) technique combined with different data dimension reduction algorithms[J]. *Food Chemistry*, 2016, 197:1191-1199.

- [5] RAKOW N A, SUSLICK K S. A colorimetric sensor array for odour visualization[J]. *Nature*, 2000, 406(6797):710-713.
- [6] SUSLICK K S, RAKOW N A, SEN A. Colorimetric sensor arrays for molecular recognition[J]. *Tetrahedron*, 2004, 60(49):11133-11138.
- [7] 黄星奕,管超,丁然,等. 基于嗅觉可视化和近红外光谱融合技术的海鲈鱼新鲜度评价[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(8):277-282.
HUANG Xingyi, GUAN Chao, DING Ran, et al. Freshness evaluation of sea bass using multi-sensor information fusion based on olfactory visualization and NIR spectroscopy technique[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(8):277-282. (in Chinese)
- [8] 林颢,宋奔腾,金鸿娟,等. 基于嗅觉可视化与图像处理的食醋醋龄检测[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(1):275-280.
LIN Hao, SONG Benteng, JIN Hongjuan, et al. Age discrimination of vinegar based on artificial olfaction visualization and image processing[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(1):275-280. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170136&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.036. (in Chinese)
- [9] 陈琳,叶阳,董春旺,等. 基于嗅觉可视化技术的工夫红茶发酵程度判定方法[J]. *茶叶科学*, 2017, 37(3):258-265.
CHEN Lin, YE Yang, DONG Chunwang, et al. Monitoring black tea fermentation using a colorimetric sensor array-based artificial olfaction system[J]. *Journal of Tea Science*, 2017, 37(3):258-265. (in Chinese)
- [10] 梅从立,陈瑶,尹梁,等. siPLS-LASSO的近红外特征波长选择及其应用[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(2):436-440.
MEI Congli, CHEN Yao, YIN Liang, et al. Wavelength selection by siPLS-LASSO for NIR spectroscopy and its application[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(2):436-440. (in Chinese)
- [11] 武书舟,闫丽娜,张秋艳,等. 基于改进蚁群算法的聚类分析方法研究[J]. *计算机与数字工程*, 2018, 46(9):1721-1725,849.
WU Shuzhou, YAN Lina, ZHANG Qiuyan, et al. Research on clustering algorithm based on improved ant colony algorithm[J]. *Computer and Digital Engineering*, 2018, 46(9):1721-1725,849. (in Chinese)
- [12] 温珍才,孙通,耿响,等. 可见/近红外联合 UVE-PLS-LDA 鉴别压榨和浸出山茶油[J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 33(9):2354-2358.
WEN Zhencai, SUN Tong, GENG Xiang, et al. Discrimination of pressed and extracted camellia oils by vis/NIR spectra combined with UVE-PLS-LDA[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(9):2354-2358. (in Chinese)
- [13] ULRICH G, ZIESSEL R, HARRIMAN A. The chemistry of fluorescent bodipy dyes: versatility unsurpassed[J]. *Angewandte Chemie*, 2010, 47(7):1184-1201.
- [14] RINNAN Åsmund. Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra[J]. *Trends in Analytical Chemistry*, 2009, 28(10):1201-1222.
- [15] 焦爱权,徐学明,金征宇. 基于近红外及中红外光谱融合技术快速检测黄酒中的总酚含量及其抗氧化能力[J]. *食品与生物技术学报*, 2016, 35(4):357-363.
JIAO Aiquan, XU Xueming, JIN Zhengyu. Comparison and joint use of FT-NIR and ATR-IR spectroscopy for the determination of total antioxidant capacity and total phenolic content of Chinese rice wine[J]. *Journal of Food Science and Biotechnology*, 2016, 35(4):357-363. (in Chinese)
- [16] CENTNER V, MASSART D L, DE NOORD O E, et al. Elimination of uninformative variables for multivariate calibration[J]. *Analytical Chemistry*, 1996, 68(21):3851-3858.
- [17] 郭成. 在线检测无花果中可溶性固形物的近红外漫透射技术研究[J]. *江苏科技大学学报(自然科学版)*, 2018, 32(2):285-290,297.
GUO Cheng. Study of on-line NIRS diffuse transmission technique for soluble solids content in figs[J]. *Journal of Jiangsu University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2018, 32(2):285-290,297. (in Chinese)
- [18] 孙晓荣,周子健,刘翠玲,等. 基于 GA-PLS 算法的小麦粉灰分含量快速检测[J]. *传感器与微系统*, 2018, 37(5):135-137,143.
SUN Xiaorong, ZHOU Zijian, LIU Cuiling, et al. Fast detection of wheat flour ash content based on GA-PLS algorithm[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2018, 37(5):135-137,143. (in Chinese)
- [19] 李鹏飞,王加华,曹楠宁,等. BiPLS 结合 GA 优选可见/近红外光谱 MLR 变量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2009, 29(10):2637-2641.
LI Pengfei, WANG Jiahua, CAO Nanning, et al. Selection of variables for MLR in vis/NIR spectroscopy based on BiPLS combined with GA[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, 29(10):2637-2641. (in Chinese)
- [20] 陈鑫,刘飞. 蚁群算法在苹果糖度近红外光谱分析波长选择中的应用[J]. *分析实验室*, 2013, 32(10):50-54.
CHEN Xin, LIU Fei. Application of ACO algorithm in wavelength selection for analysis of sugar of apple by near infrared spectroscopy[J]. *Chinese Journal of Analysis Laboratory*, 2013, 32(10):50-54. (in Chinese)