

基于嗅觉可视化技术的花生黄曲霉毒素 B₁ 定量检测

江 辉¹ 刘良源¹ 陈全胜²

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 江苏大学食品与生物工程学院, 镇江 212013)

摘要: 花生在储运过程中极易受到各种霉菌的污染而产生真菌毒素,其中以黄曲霉毒素 B₁ (AFB₁) 最为常见。提出了基于嗅觉可视化技术的花生 AFB₁ 定量检测。利用顶空固相微萃取气相色谱-质谱联用技术 (HS-SPEM-GC-MS) 分析得到不同霉变花生的指示性挥发性物质成分,据此选择 12 种化学染料制备特异性强的色敏传感器阵列,用于采集不同霉变程度花生样本的气味信息。引入遗传算法 (GA) 结合反向传播神经网络 (BPNN) 优化预处理后的传感器特征图像的颜色分量。借助支持向量回归 (SVR) 构建基于优化特征颜色分量组合的定量模型实现花生 AFB₁ 的定量检测;在此过程中,比较网格搜索 (GS) 和麻雀搜索算法 (SSA) 对 SVR 参数的优化性能。研究结果显示:SSA-SVR 模型性能整体优于 GS-SVR 模型性能;且基于 7 个特征颜色分量组合的最佳 SSA-SVR 模型的预测相关系数 (R_p) 达到 0.914 2,预测均方根误差为 5.683 2 $\mu\text{g/kg}$,剩余预测偏差为 2.392 6。研究结果表明,利用嗅觉可视化技术可实现花生 AFB₁ 的定量检测。

关键词: 花生; 黄曲霉毒素 B₁; 定量检测; 嗅觉可视化技术; 特征优化

中图分类号: TP212.9 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)12-0308-06 OSID: 

Quantitative Determination of Aflatoxin B₁ (AFB₁) in Peanuts Based on Olfaction Visualization Technology

JIANG Hui¹ LIU Liangyuan¹ CHEN Quansheng²

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

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

Abstract: Peanuts are easily contaminated by various molds during storage and transportation to produce mycotoxins, among which aflatoxin B₁ (AFB₁) is the most common. A novel method for determination of the AFB₁ in peanuts based on colorimetric sensor technology was proposed. Indicative volatile components of different moldy peanuts were obtained by headspace solid phase microextraction with gas chromatography-mass spectrometry (HS-SPEM-GC-MS). According to the result of the HS-SPEM-GC-MS report, totally 12 kinds of chemical dyes were selected to prepare a color sensitive sensor array with strong specificity, which was used to collect the odor information of peanut samples with different degrees of mildew. Genetic algorithm (GA) combined with back propagation neural network (BPNN) was used to optimize the color component of the preprocessed sensor feature image. Then support vector regression (SVR) was used to construct a quantitative model based on the combination of optimized feature color components to achieve the determination of the AFB₁ in peanuts. In this process, the optimization performance of grid search (GS) algorithm and sparrow search algorithm (SSA) on SVR parameter was compared. The results obtained showed that the performance of SSA-SVR model was better than that of GS-SVR model. The correlation coefficients of prediction (R_p) of the best SSA-SVR model based on the combination of seven feature color components reached 0.914 2. The root mean square error of prediction (RMSEP) was 5.683 2 $\mu\text{g/kg}$, and the residual predictive deviation (RPD) value was 2.392 6. The overall results demonstrated that it was feasible to use the olfactory visualization technology for the determination of the AFB₁ in peanuts. In addition, proper optimization of sensor

收稿日期: 2022-02-11 修回日期: 2022-04-10
基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC1600603)和江苏省“六大人才高峰”项目(NY151)
作者简介: 江辉(1983—),男,教授,博士生导师,主要从事传感器设计和软测量技术研究,E-mail: h. v. jiang@ ujs. edu. cn
通信作者: 陈全胜(1973—),男,教授,博士生导师,主要从事食品与农产品质量无损检测技术研究,E-mail: qschen@ ujs. edu. cn

features and model parameters can further improve the detection performance of the model.

Key words: peanut; aflatoxin B₁; quantitative determination; olfaction visualization technology; feature optimization

0 引言

收获后花生在流通和储藏过程中,容易受到霉菌的污染而发生霉变。其中,黄曲霉毒素在霉变花生中常被检出^[1]。而黄曲霉毒素 B₁ (Aflatoxin B₁, AFB₁) 毒性最大,是目前已知霉菌中毒性最强的。长期少量摄入该物质会引起慢性中毒,进而促使肝脏发生慢性损伤^[2]。因此,AFB₁被国际癌症研究机构划定为 I 类致癌物,我国对花生及其制品中的 AFB₁限量指标为 20 μg/kg。花生受到 AFB₁ 污染后不仅会降低花生的营养和商业价值,更重要的是影响花生及其制品的可食性和安全性^[3]。因此,实现对花生 AFB₁的准确检测具有现实意义。

粮食中 AFB₁的传统检测方法主要有薄层色谱法、高效液相色谱法、免疫学方法等^[4]。目前,高效液相色谱法已经成为检测粮食中 AFB₁的主要方法^[5]。尽管该方法检测精度高,但是其样品检测的前处理较为复杂且检测时间长。此外,上述其他传统检测方法均属于实验室理化分析法,耗时费力、检测成本高,难以满足现代粮食中 AFB₁现场分析检测的需求。因此,开发一种高效、绿色的检测方法实现对花生 AFB₁的定量检测十分必要。

嗅觉可视化技术是近年来发展迅速的无损检测技术之一,它是一种新型嗅觉传感器检测方法^[6]。该方法通过分析特定化学染料和待测物散发出的挥发性气体反应前后的颜色差值来实现待测物的属性分析^[7]。近年来,该技术已经成功应用于食品和农产品品质分析领域^[8-17]。在谷物霉变程度的定性识别方面也有成功应用^[18-20]。但关于谷物真菌毒素的定量检测方面相关报道甚少。此外,嗅觉可视化技术的核心是特异性强的色敏传感器阵列的制备。但在传感器的制备上,目前还没有统一的理论来指导材料选型和制作流程。现有大多研究都是根据经验或者通过尝试来选择化学染料制备色敏传感器阵列。

鉴于此,本文首先利用顶空固相微萃取气相色谱-质谱联用技术(HS-SPEM-GC-MS)对不同霉变程度的花生样本进行分析,然后根据分析结果选择合适的化学染料来制备特异性色敏传感器阵列。利用化学计量学方法挖掘传感器图像数据特征,构建非线性检测模型以实现花生 AFB₁含量的嗅觉可视化技术定量检测。

1 材料与方法

1.1 样本准备

实验所用花生样本从当地大型市场购买,共 10 kg。将所有花生均匀放置在两个金属托盘上并放入温度 28℃、相对湿度 80% 恒温恒湿箱(天津宏诺仪器有限公司)中,每天取适量样本进行理化实验测定 AFB₁含量。结果发现,第 5 天取样的花生样本中检出了 AFB₁,于是,此后每间隔一天从两个托盘的不同位置取花生样本 20 个,每个样本 10 g。第 8 天以后,花生样本的霉变情况已肉眼可见,终止取样。共采集了不同霉变程度的花生样本 100 个。

1.2 黄曲霉毒素 B₁含量测定

对采集的花生样本,按照 GB 5009.22—2016 中规定的第 2 种方法(高效液相色谱-柱前衍生法)对花生样本中的 AFB₁含量进行检测。

1.3 色敏传感器阵列制备

根据不同霉变程度花生样本的 HS-SPEM-GC-MS 分析结果发现,花生在霉变过程中,醛类物质占比比较高且变化明显,其中以己醛和壬醛为主;此外,2-正戊呋喃在花生霉变过程有增加的趋势。因此,将己醛、壬醛和 2-正戊呋喃作为花生霉变过程中产生的主要指示性特征挥发物。前期研究表明,大米、小麦等谷物劣变或霉变过程产生的挥发性物质中同样也是醛类和呋喃类物质发生明显变化^[16,18-20],这与花生霉变过程中所产生的主要挥发性物质类似。因此,基于课题组前期研究基础,选用同样的化学染料(以吡啶类为主)来制备特异性的色敏传感器阵列,用于获取不同霉变程度花生样本的气味信息。最终,色敏传感器阵列制备所选用的化学染料分别为 5,10,15,20-四苯基吡啶、四对甲氧苯基吡啶铁、四苯基吡啶铁、5,10,15,20-四苯基-21H,23H-吡吩铜(Ⅱ)、吡啶钴、四苯基吡啶锌、四苯基吡啶、2,3,7,8,12,13,17,18-八乙基-21H,23H-吡吩铜(Ⅱ)、八乙基吡吩、四苯基吡吩氧化钒、5,10,15,20-四苯基-21H,23H-吡吩羰基钨(Ⅱ)和 2,3,7,8,12,13,17,18-辛乙基-21H,23H-吡吩钨(Ⅱ)羰基。

以聚偏二氟乙烯膜(Polyvinylidene fluoride, PVDF)(密理博公司,美国)作为基底来制备比色传感器阵列,具体制备流程如下:① 将 PVDF 裁剪成 4 cm×3 cm 的长方形基底材料备用。② 将 12 种色敏材料各称取 8 mg 分别溶于 4 mL 的二氯甲烷中,

超声 10 min 后即可得到 2 mg/mL 的溶液置于阴凉黑暗处备用。③ 用 100 mm×0.3 mm 的毛细管吸取 1 μL 溶液并利用阵列模板辅助点样于疏水的 PVDF 上。静置后即可得到色敏传感器阵列。

1.4 嗅觉可视化数据采集与预处理

利用平板扫描仪获取色敏传感器原始图像数据。然后,取 8 g 经多功能粉碎机(德清拜杰电器有限公司)粉碎的花生样本粉末置于直径 60 mm 的培养皿中,色敏传感器利用双面胶固定在保鲜膜上(正面朝上),并用该保鲜膜将培养皿密封后静置反应 16 min 后取出。最后,利用平板扫描仪获取色敏传感器反应后的图像数据。

利用 Matlab 软件对得到的色敏传感器阵列的原始图像和反应后的图像分别进行中值滤波、阈值分割,再分别提取各色敏点周围 12 个像素半径内的 R 、 G 、 B 分量的灰度均值,并标准化到 0~255 之间。然后,利用反应后传感器阵列上各色敏点的颜色数值减去原始传感器阵列上各对应色敏点的颜色数值,这样,就可获取各对应色敏点的 3 个颜色差值分量 ΔR 、 ΔG 、 ΔB 。最后,对获得的 ΔR 、 ΔG 、 ΔB 进行归一化,叠加灰度图像生成色敏传感器特征图像。在本文中,每个色敏传感器阵列有 12 个色敏点,每个色敏点可以得到 3 个颜色特征分量。因此,每个花生样本的色敏传感器特征值有 36 个颜色分量。

1.5 数据分析方法

反向传播神经网络(Back-propagation neural networks, BPNN)是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一^[21]。BPNN 网络的主要特点是信号前向传递,误差反向传播,通过迭代优化网络的权值,使 BPNN 预测输出与期望输出尽可能一致。BPNN 的学习过程是一个权值不断修正的过程,过程不断重复直到达到设定的学习次数或者输出误差达到预设值。本文 BPNN 作为回归器被用于遗传算法(Genetic algorithm, GA)优化色敏传感器阵列特征颜色分量。BPNN 的参数设置如下:隐含层神经元节点数设为 10,学习率为 0.1,动量因子为 0.95,初始权值为 0.3,最小均方根误差为 0.001,最大训练次数为 100。

GA 是一类借鉴生物界的进化规律演化形成的随机化搜索方法^[22-23]。本文利用 GA 对色敏传感器阵列特征颜色分量组合进行优化。考虑到 GA 的随机性,将 GA 独立运行 50 次,并对 50 次独立运行结果进行统计分析,以消除随机性对优化结果的影响。GA 参数设置如下:种群大小设置为 20,交叉概率和变异概率分别设置为 0.7 和 0.1,最大迭代次数设为 100。

将 GA 嵌入到 BPNN 中用于优化传感器的最佳特征颜色分量组合。在此过程中,每次 GA 迭代后得到的颜色分量组合分别作为 BPNN 的输入,花生 AFB₁含量作为 BPNN 的输出。100 次迭代结束后,根据各 GA-BPNN 模型对花生 AFB₁含量(质量比)的预测值与参考值之间的平均误差加权和最小原则来确定最佳颜色分量组合。GA 的目标函数 Y 定义为

$$Y = 0.75 \frac{\sum_{i=1}^{N_t} e_i}{N_t} + 0.25 \frac{\sum_{j=1}^{N_p} e_j}{N_p} \tag{1}$$

式中 N_t ——训练集样本数目
 e_i ——训练集中第 i 个样本的 AFB₁ 含量与 BPNN 模型中预测值之间的差值
 N_p ——预测集样本数目
 e_j ——预测集中第 j 个样本的 AFB₁ 含量与 BPNN 模型中预测值之间的差值

支持向量回归(Support vector regression, SVR)是属于支持向量机(Support vector machine, SVM)的一种推广,专门用于处理回归分析问题^[24]。SVR 的主要思想是引入核函数将样本空间中非线性回归映射为高维空间中的线性回归问题,即寻找一个最优分类超平面,使得所有训练样本离该最优超平面的误差最小。回归的目的是得到一个能够尽量拟合训练集样本的模型,通常用的方法是构建一个样本标签与模型预测值的损失函数,使损失函数最小化,从而确定模型^[25]。本文将径向基函数(Radial basis function, RBF)作为核函数。

网格搜索(Grid search, GS)是最简单、应用最广泛的超参数搜索算法,它是指定参数值的一种穷举搜索方法,该方法是将估计函数参数通过交叉验证的方法进行优化以达到最优的学习算法^[26]。麻雀搜索算法(Sparrow search algorithm, SSA)是 2020 年提出的一种新型群智能优化算法,SSA 主要是受麻雀的觅食行为和反捕食行为的启发^[27],具有寻优能力强、收敛速度快、稳定性好、鲁棒性强等特点^[28]。利用 GS 和 SSA 优化的 SVR 的惩罚参数 C 和核参数 g 以获取最佳性能的 SVR 模型,并对模型结果进行比较。在利用 GS 优化 SVR 参数 C 和 g 时,它们的取值范围为 $[2^{-10}, 2^{-9.5}, \dots, 2^{9.5}, 2^{10}]$ 。在利用 SSA 优化 SVR 参数 C 和 g 时, C 的取值范围设置为 0.001~100, g 取值范围设置为 0.001~1 000,种群数量为 20,最大迭代次数为 100。

2 结果与讨论

2.1 样本集划分

将训练集和预测集的样本划分成两部分。第 1

部分用于色敏传感器特征组合的优化。为了消除各种随机结果对优化结果的影响,对 GA - BPNN 算法独立运行了 50 次。在优化过程中,采用随机抽样,将训练集和预测集样本按照 3:1 的比例进行划分。这样,训练集有 75 个样本,预测集有 25 个样本。第 2 部分用于 SVR 检测模型的构建。为了使模型获得更好的泛化性能,将所有样本根据 AFB₁ 含量从小到大排列,然后依次将每 4 个样本中间的任意一个放入预测集,另外 3 个放入训练集。这就可以保证训练集的样本特征包含预测集的样本特征。同样,训练集中有 75 个样本,预测集中有 25 个样本。表 1 为 SVR 构建时的样本划分情况。从表 1 可以看出,训练集和预测集中花生样本的 AFB₁ 含量平均值和

表 1 训练集和预测集中 AFB₁ 含量统计结果
Tab.1 Statistical distribution of AFB₁ values in training set and prediction set

	μg/kg			
样本集	最小值	最大值	平均值	标准差
训练集	0.604 0	55.967 8	16.198 2	13.845 5
预测集	0.710 9	46.547 7	15.947 2	13.597 7

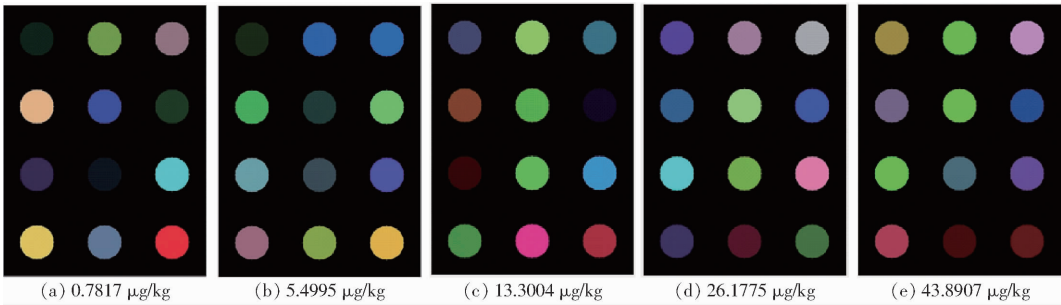


图 1 不同霉变程度花生样本的差值图像

Fig.1 Difference images of peanut colorimetric sensor with different mildew degrees

2.3 基于 GA - BPNN 的特征优化结果

图 2 为 GA - BPNN 独立运行 50 次后各个颜色分量被选中的累积频次。从图 2 可以看出,所有颜色分量都有被选中,且被选中最低频次的颜色分量都达到了 10 次。这间接说明了 GA - BPNN 在每一次的变量优选过程中保留了比较多的变量,这可能与 GA 优化准则有一定的关系。从图 2 还可以看出,有多个颜色分量被选中的频次比较高,尤其是第 12、23、28 个这 3 个颜色分量,它们的累积次数均超过了 40 次,这说明了在每次变量优化过程中,这 3 个颜色分量几乎都被选到,这表明这 3 个颜色分量可能有效反映了霉变花生中 AFB₁ 含量的变化。而有些颜色分量所选次数较低,比如第 6 个和第 26 个等,这表明这些颜色分量与霉变花生 AFB₁ 含量之间的相关性较小。从图 2 进一步分析可以发现,有 13 个颜色分量被选的次数超过 30 次,有 7 个颜色分量所选频次超过 35

标准差没有明显差异。
2.2 色敏传感器阵列响应结果
图 1 为预处理后的不同 AFB₁ 含量花生样本的色敏传感器阵列特征图像。从图 1 可以看出,不同 AFB₁ 含量花生样本的传感器特征图像是有明显差异的。因此可以推断出,花生在霉变过程中产生的挥发性物质成分发生了显著变化,指示性挥发性物质的含量也在不同阶段发生了特定变化,而这些变化可以被色敏传感器阵列捕获,并以不同的颜色灰度呈现出来。从图 1 中还可以观察到,有些颜色变化较大的色敏点肉眼就能清晰可辨,这说明所制备的色敏传感器阵列能够有效地反映不同霉变花生样本气味信息的变化情况。但是,也有一些色敏点颜色饱和度之间的差异较小,这可能是邻近霉变阶段挥发性物质变化较小导致了颜色反应没那么明显。这也间接地表明了不同色敏点之间的特征数据存在一定的信息冗余。因此,在 SVR 检测模型构建前,有必要对色敏传感器的特征颜色分量组合进行优化。

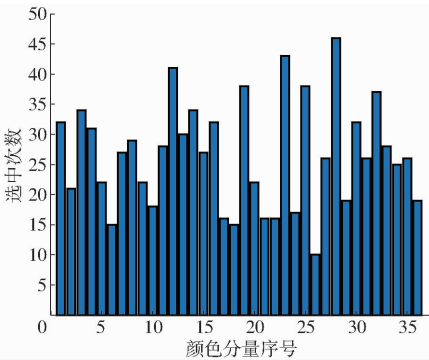


图 2 50 次独立运行 GA - BPNN 算法后每个颜色分量被选择的累积频次

Fig.2 Cumulative frequency of each color component selected after GA - BPNN algorithm ran independently for 50 times

次,依次为第 3、12、19、23、25、28、32 个颜色分量。在 7 个颜色分量中,有 3 个分量累积频次超过 40 次,依次为第 12、23、28 个颜色分量。因此,基于上述分析结果,将基于 13、7、3 个颜色分量的 3 种

组合分别作为输入特征来构建 SVR 模型,并比较不同 SVR 模型的预测性能。

2.4 基于不同颜色分量组合的 SVR 模型结果

表 2 为基于不同颜色分量组合分别建立的 SVR 模型结果。从表 2 可以看出,在 GS-SVR 模型中,模式 2 模型获得了最佳的预测性能。尽管模式 3 下选用的颜色分量个数最少,但是建立的 GS-SVR 模型性能低于模式 1 和模式 2 两种模式下得到的 GS-SVR 模型性能。这说明建模选用的特征变量过少在一定程度上不能很好地保留原始数据的内在特征,从而影响模型的预测性能。

从表 2 进一步分析可以看出,相较于 GS-SVR 模型,SSA-SVR 模型整体上获得了更好的预测效果。这可能是因为网格搜索法一般会先使用较广的搜索范围和较大的步长,然后会逐渐缩小搜索范围和步长,来寻找更精确的最优值。这种操作方案可以降低所需的时间和计算量,但由于目标函数一般是非凸的,所以很可能会错过全局最优值。而 SSA 具有高性能的搜索能力,使得其能够很好地搜索全局最优的潜在区域,并且可以有效地避免陷入局部最优的问题。因此,该模型整体性能优于 GS-SVR 模型。

表 2 基于不同颜色分量组合建立的 SVR 模型结果
Tab.2 Results of different SVR models based on different combinations of color components

模型	模式	变量数	参数		训练集		预测集		
			<i>C</i>	<i>g</i>	校正相关系数 <i>R_c</i>	校正均方根误差/ ($\mu\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	预测相关系数 <i>R_p</i>	预测均方根误差/ ($\mu\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	剩余预测偏差
GS-SVR	模式 1	13	0.500 0	0.176 8	0.911 2	5.665 1	0.889 0	6.100 3	2.229 0
	模式 2	7	1.144 2	0.500 0	0.944 4	4.520 9	0.898 7	5.843 0	2.327 2
	模式 3	3	5.656 9	0.353 6	0.811 4	8.038 1	0.811 2	8.041 2	1.691 0
SSA-SVR	模式 1	13	17.896 9	1.463 3	0.941 9	4.698 0	0.909 4	5.830 5	2.332 2
	模式 2	7	50.298 1	1.557 3	0.959 1	3.417 2	0.914 2	5.683 2	2.392 6
	模式 3	3	85.793 3	11.631 7	0.857 1	7.116 8	0.746 4	9.185 3	1.480 4

对于 SSA-SVR 模型,从表 2 可以看出,同样是模式 2 下得到的 SSA-SVR 模型性能最佳,模式 3 下建立的 SSA-SVR 模型性能低于模式 1 和模式 2 两种模式下建立的 SSA-SVR 模型性能,这与不同模式下 GS-SVR 模型的性能结果一致。由此可见,尽管利用更少的特征变量来建模可简化模型结构,但所得到 SVR 模型的预测性能在一定程度上有所削弱。综合考虑模型的性能和复杂度,认为模式 2 下得到的最佳 SSA-SVR 模型为最优模型。图 3 为最佳 SSA-SVR 模型在训练集和预测集中的预测值和实测值之间的散点图,其 R_p 为 0.914 2、预测均方根误差为 $5.683\ 2\ \mu\text{g}/\text{kg}$ 、剩余预测偏差为 2.392 6。

3 结束语

针对花生霉变过程中指示性特征挥发性物质制备了特异性强的色敏传感器阵列,实现了霉变花生 AFB₁ 的定量检测。通过引入 GA-BPNN 算法对色敏传感器的颜色分量进行优化,建立了基于不同优化特征组合的 SVR 模型,并比较了 GS 和 SSA 两种优化算法对 SVR 参数优化的效果。结果发现,

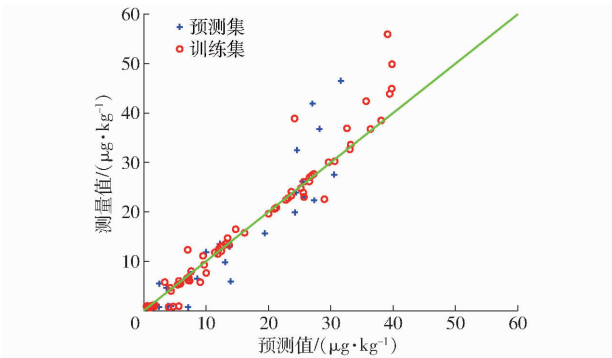


图 3 SSA-SVR 模型预测值与测量值的关系
Fig.3 Interrelationship between measured and predicted values in SSA-SVR model

SSA-SVR 模型性能整体上优于 GS-SVR 模型性能,且基于 7 个特征颜色分量组合的 SSA-SVR 模型得到了最佳预测结果,其 R_p 为 0.914 2,预测均方根误差为 $5.683\ 2\ \mu\text{g}/\text{kg}$,剩余预测偏差达到 2.392 6。结果表明,利用嗅觉可视化技术结合适当的化学计量学方法实现花生中 AFB₁ 含量的定量检测是可行的,研究结果可为储藏期花生等谷物中真菌毒素的定量、现场检测提供一种新的技术方法参考。

参 考 文 献

[1] 王龔,管乐,韩紫怡,等.我国花生黄曲霉毒素污染影响因素分析[J].食品安全质量检测学报,2021,12(19):7818-7825.

- WANG Yan, GUAN Yue, HAN Ziyi. Analysis on the influencing factors of aflatoxin contamination in peanut in China[J]. Journal of Food Safety and Quality, 2021, 12(19): 7818 – 7825. (in Chinese)
- [2] 李广, 林秋君, 吴限鑫, 等. 12 种花生品种黄曲霉毒素 B₁ 污染风险评估[J]. 辽宁农业科学, 2021(5): 81 – 83.
LI Guang, LIN QiuJun, WU Xianxin, et al. Pollution risk assessment of 12 peanut varieties with aflatoxin B₁[J]. Liaoning Agricultural Sciences, 2021(5): 81 – 83. (in Chinese)
- [3] 赵毕, 周标. 中国花生及其制品黄曲霉毒素污染与风险评估研究现状[J]. 预防医学, 2021, 33(12): 1228 – 1230, 1235.
ZHAO Bi, ZHOU Biao. Current status of aflatoxin pollution and risk assessment of peanut and related products in China[J]. Preventive Medicine, 2021, 33(12): 1228 – 1230, 1235. (in Chinese)
- [4] 王颖, 王建忠, 林秋君. 花生黄曲霉毒素防控及检测方法研究进展[J]. 辽宁农业科学, 2019(5): 66 – 68.
WANG Ying, WANG Jianzhong, LIN QiuJun. Research progress on prevention control and detection of peanut aflatoxin[J]. Liaoning Agricultural Sciences, 2019(5): 66 – 68. (in Chinese)
- [5] 肖利龙, 花锦. 高效液相色谱法测定花生酱中黄曲霉毒素 B₁ 结果不确定度的评定[J]. 食品与机械, 2018, 34(3): 79 – 81, 150.
XIAO Lilong, HUA Jin. Uncertainty evaluation of the determination of aflatoxin B₁ in peanut butter by high performance liquid chromatography[J]. Food and Machinery, 2018, 34(3): 79 – 81, 150. (in Chinese)
- [6] RAKOW N A, SUSLICK K S. A colorimetric sensor array for odour visualization[J]. Nature, 2000, 406(6797): 710 – 713.
- [7] SUSLICK K S, RAKOW N A, SEN A. Colorimetric sensor arrays for molecular recognition[J]. Tetrahedron, 2004, 60(49): 11133 – 11138.
- [8] 林颖, 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 275 – 280. (in Chinese)
- [9] 黄星奕, 周芳, 蒋飞燕. 基于嗅觉可视化技术的猪肉新鲜度等级评判[J]. 农业机械学报, 2011, 42(5): 142 – 145, 124.
HUANG Xingyi, ZHOU Fang, JIANG Feiyan. Evaluation of pork freshness using olfaction visualization detection technique[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(5): 142 – 145, 124. (in Chinese)
- [10] 管彬彬, 赵杰文, 金鸿娟, 等. 基于嗅觉可视技术的醋醅理化指标分析[J]. 农业机械学报, 2015, 46(9): 223 – 227.
GUAN Binbin, ZHAO Jiewen, JIN Hongjuan, et al. Analysis of physicochemical index of vinegar substrate based on olfactory visualization technique[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 223 – 227. (in Chinese)
- [11] LI L Q, XIE S M, NING J M, et al. Evaluating green tea quality based on multisensor data fusion combining hyperspectral imaging and olfactory visualization systems[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2019, 99(4): 1787 – 1794.
- [12] JIANG H, XU W D, CHEN Q S. Evaluating aroma quality of black tea by an olfactory visualization system: selection of feature sensor using particle swarm optimization[J]. Food Research International, 2019, 126(7): 108605.
- [13] KHULAL U, ZHAO J W, HU W W, et al. Comparison of different chemometric methods in quantifying total volatile basic-nitrogen (TVB-N) content in chicken meat using a fabricated colorimetric sensor array[J]. RSC Advances, 2016, 6(6): 4663 – 4672.
- [14] URMILA K, LI H H, CHEN Q S, et al. Quantifying of total volatile basic nitrogen (TVB-N) content in chicken using a colorimetric sensor array and nonlinear regression tool[J]. Analytical Methods, 2015, 7(13): 5682 – 5688.
- [15] JIANG H, LIU T, HE P H, Quantitative analysis of fatty acid value during rice storage based on olfactory visualization sensor technology[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2020, 309: 127816.
- [16] LIU T, JIANG H, CHEN Q S. Qualitative identification of rice actual storage period using olfactory visualization technique combined with chemometrics analysis[J]. Microchemical Journal, 2021, 159: 105339.
- [17] LIN H, KANG W C, JIN H J, et al. Discrimination of Chinese Baijiu grades based on colorimetric sensor arrays[J]. Food Science and Biotechnology, 2020, 29(8): 1037 – 1043.
- [18] WANG J N, JIANG H, CHEN Q S. High-precision recognition of wheat mildew degree based on colorimetric sensor technique combined with multivariate analysis[J]. Microchemical Journal, 2021, 168: 106468.
- [19] DUAN Y X, LIN H, HE P H, et al. Detection of volatile marker in the wheat infected with *Aspergillus flavus* by porous silica nanospheres doped Bodipy dyes[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2021, 330: 129407.
- [20] LIN H, KANG W C, KUTSANEDZIE F Y H, et al. A novel nanoscaled chemo dye-based sensor for the identification of volatile organic compounds during the mildewing process of stored wheat[J]. Food Analytical Methods, 2019, 12(12): 2895 – 2907.
- [21] PAUL C, VISHWAKARMA G K. Back propagation neural networks and multiple regressions in the case of heteroskedasticity [J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation, 2017, 46(9): 6772 – 6789.
- [22] NIAZI A, LEARDI R. Genetic algorithms in chemometrics[J]. Journal of Chemometrics, 2012, 26(6): 345 – 351.
- [23] 王猛, 赵博, 刘阳春, 等. 基于多变异分组遗传算法的多机协同作业静态任务分配[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 19 – 28.
WANG Meng, ZHAO Bo, LIU Yangchun, et al. Static task allocation for multi-machine cooperation based on multi-variation group genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 19 – 28. (in Chinese)