

基于气敏传感器阵列特征优化的储粮害虫赤拟谷盗检测

张 硕, 韩少云, 熊黎剑, 侯宇鑫, 高 薪, 汤修映^{*}

(中国农业大学工学院, 北京 100083)

摘 要: 为实现储粮中害虫赤拟谷盗 (*Tribolium castaneum* (Herbst)) 的检测, 该研究使用自主开发的储粮害虫电子鼻检测装置, 采集了小麦中不同虫口密度梯度的赤拟谷盗挥发性气味信息, 根据 10 个气敏传感器采集到的响应曲线, 提取了各个传感器的相对变化值 (Relative Change, RC)、相对积分值 (Relative Integral, RI)、平均微分值 (Mean Difference, MD) 作为原始特征矩阵 (10×3), 使用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 作为特征选择方法, 获得样本的特征信息, 通过建立预测回归模型, 实现了对小麦中赤拟谷盗虫口密度的预测。以识别准确率作为评价指标, 对原始的特征矩阵进行了多特征优化, 优化后的特征矩阵的识别准确率由原始的 82.85% 提升至 97.14%, 优化后的特征数量由原始的 30 个减少为 12 个, 特征数量减少 60%, 传感器数量减少至 8 个。最后通过采用偏最小二乘回归 (Partial Least Squares Regression, PLSR)、主成分回归 (Principal Components Regression, PCR) 和支持向量机回归 (Support Vector Machine Regression, SVR) 3 种回归方法进行回归预测, 研究结果表明: 基于偏最小二乘回归 (PLSR) 的预测模型达到了较好的预测效果, 预测集回归模型的相关系数 r 和均方根误差 RMSE 分别为 0.828 和 11.293。研究证明了气敏传感器阵列多特征优化方法的可行性和有效性, 同时为实现粮食虫害快检测提供一种方法和参考。

关键词: 传感器; 优化; 电子鼻; 粮食虫害; 挥发性气味; 赤拟谷盗; 传感器阵列; 特征选择; 预测

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.10.036

中图分类号: TP212.6

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2022)-10-0303-07

张硕, 韩少云, 熊黎剑, 等. 基于气敏传感器阵列特征优化的储粮害虫赤拟谷盗检测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(10): 303-309. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.10.036 http://www.tcsae.org

Zhang Shuo, Han Shaoyun, Xiong Lijian, et al. Detection of stored grain pests *Tribolium castaneum* (Herbst) based on the feature optimization of gas sensor array[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(10): 303-309. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.10.036 http://www.tcsae.org

0 引 言

中国是人口大国, 同时也是粮食生产和消费大国, 据估计, 中国每年粮食总产量在 5~6 亿 t, 但是由于储粮虫害的危害, 粮食的损失相当严重^[1-2]。虫害不仅使得粮食损失严重, 还会造成粮食的加工品质、食用品质和播种品质下降, 甚至可以造成病毒和细菌的传播^[3]。目前, 中国还没有相对成熟的预防检测技术, 若能在储粮虫害发生早期检测出粮食的虫害情况, 便可及时采取相应措施, 大大减少粮食的损失量^[4]。

据了解, 传统的粮食虫害检测方法无法满足粮食仓储智能化发展的需要, 随着科学技术的发展, 目前主要的虫害检测方式有图像识别法^[5-6]、微波检测法^[7]、近红外光谱法^[8]、X 射线法^[9]、电导法^[10]、电子鼻法^[11]、声测法^[12]等。Ridgway 等^[13]利用电子鼻实现了对小麦螨虫和甲虫危害情况的检测; Zhou 等^[14-15]利用电子鼻技术对感染褐飞虱和二化螟的稻谷进行了研究。牛永浩^[16]采用气相色谱-

质谱联用仪 (Gas Chromatograph-Mass Spectrometer, GC-MS) 分析了赤拟谷盗挥发性气味的主要成分, 其主要挥发物包含甲基-1,4-苯醌、乙基-1,4-苯醌、1-十三烯和己烷等成分, 为电子鼻检测系统开发奠定基础。

在粮食害虫虫口密度检测方面, 唐培安等^[17]使用电子鼻, 针对玉米象不同虫态及虫口密度进行了研究, 证实了电子鼻检测玉米象不同虫态及种群密度的可行性; Behzad 等^[18]研制了一套针对面粉蛾的电子鼻检测系统, 通过利用主成分分析、线性判别分析等算法实现了对面粉中面粉蛾虫口密度的检测; 代雨婷等^[19]使用电子鼻系统和气质联用技术对不同数量棉铃虫危害的棉花进行检测, 分别建立了不同棉铃虫数量的定性和定量预测模型。

在电子鼻检测系统中, 气敏传感器阵列是其核心的部分, 由于气敏传感器具有广谱响应特性和交叉灵敏特性^[20], 使得其能够对多种挥发性气味产生响应, 采集到的气味信息具有明显的相关性, 因此会带来诸多的冗余信息。所以, 需要对原始传感器获得的特征矩阵进行特征选择和优化, 剔除冗余特征包含的信息, 寻找特征矩阵的最优组合, 从而提高检测精度。电子鼻系统中常用的特征选择方法有两种: 搜索性优化方法和非搜索性优化方法。典型的非搜索性方法^[21]具有主观经验性, 且步骤多、过程繁复。搜索性方法通过采用某种搜索策略按一定的评价准则对初始特征集的部分或所有特征子集进行考查, 直接搜索到最优特征子集, 过程更简单、容易

收稿日期: 2022-02-06 修订日期: 2022-04-10

基金项目: 国家重点研发计划“粮油质量安全过程保障与追溯技术集成与示范支持”项目 (2019YFC1605303)

作者简介: 张硕, 研究方向为农产品无损检测技术。

Email: 991095354@qq.com

^{*}通信作者: 汤修映, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能检测技术与装备。

Email: txying@cau.edu.cn

执行、精度较高^[22]。

为了破除电子鼻“黑箱”理论，本研究通过自主开发电子鼻检测仪，实现储粮害虫赤拟谷盗的检测。通常，电子鼻是由气传感器阵列和模式识别算法组成。其中气敏传感器阵列用于将化学信号转换为电信号，构建气味信号的响应图谱；模式识别算法是利用特征提取、特征选择等方法构建气味的定性和定量判别模型。在此基础上，本文以储粮赤拟谷盗检测为目标，针对气敏传感器阵列及其特征参数进行优化，以提高电子鼻检测精度，为电子鼻应用于储粮仓储害虫检测提供参考。以自制的储粮害虫检测装置采集到的原始气味信息为基础，采用遗传算法^[23-24]对经过特征提取后的多特征矩阵进行特征选择，获得最优的特征子集组合，然后比较偏最小二乘回归（Partial Least Squares Regression, PLSR）、主成分回归（Principal Components Regression, PCR）和支持向量机回归（Support Vector Machine Regression, SVR）三种预测模型在最优特征子集下的建模效果，分析不同预测模型的预测能力，以验证特征优化的有效性。通过探索电子鼻检测技术应用在储粮害虫检测的可行性，为实现粮食虫害快检测提供技术参考。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验用小麦产自江苏品种为益农 19。小麦处理：小麦用去离子水清洗 3~4 次，去除其中的杂质，放入 65℃ 的电鼓风烘干箱，烘干 6 h，调节小麦含水率至 12.5%±0.2%，置于 25℃ 环境中备用。

供试昆虫：本试验采用羽化后的赤拟谷盗成虫，体长约为 3.5 mm，由河南渠首天然昆虫植物馆提供。赤拟谷盗成虫在恒温培养箱中正常培养，培养温度为（30±1）℃，相对湿度为 45%±5%。

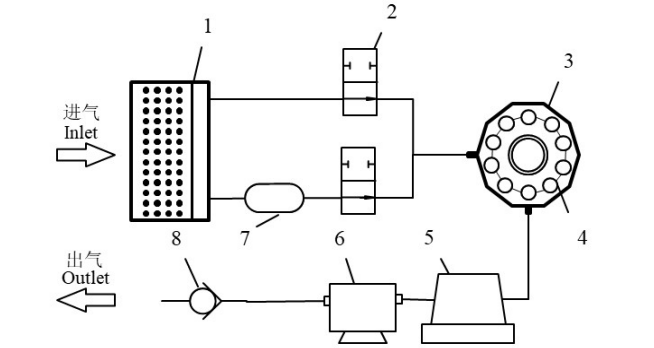
1.2 试验设备

采用实验室自主开发的储粮害虫电子鼻检测系统，如图 1 所示为储粮害虫电子鼻检测系统原理图。该系统主要由气路系统及其控制模块、信号调理及采集模块、数据处理及存储模块、气室及气敏传感器阵列、液晶显示器、系统电源模组和人机交互软件界面组成。气敏传感器阵列为核心部件，由于赤拟谷盗害虫所产生的气味主要有苯醌类、烷烃和烯烃类等物质^[16]，该类挥发物存在一定的特异性。根据气敏传感器的广谱响应和交叉灵敏特性，有针对性地构建了气敏传感器阵列。由于气敏传感器种类较多，金属氧化物型气敏传感器相较于其他类型具有稳定性高、寿命长等特点，本研究经过广泛测试，最终确定检测阵列由 10 个不同型号的金属氧化物气敏传感器构成，其型号和敏感特性物质如表 1 所示。

1.3 样品制备

为了实现电子鼻检测系统对不同虫口密度的赤拟谷盗数量的预测，本次试验共制备 7 个不同赤拟谷盗虫口密度梯度的样品，每个梯度分别接种 0、10、20、30、40、50、60 只赤拟谷盗，每个梯度制备 20 个平行样本，共计

140 个有效样本。将小麦从冰箱取出放置一段时间平衡至 25℃，每个样品分别称取（20±0.2）g 小麦，放入 200 mL 的双通集气瓶中，将各个梯度的赤拟谷盗分别加入小麦的双通集气瓶中，使用橡胶塞将双通集气瓶密封，将准备好的 140 个样品放入恒温培养箱中，培养 24 h。



1.活性炭过滤器 2.开关电磁阀 3.气室 4.气敏传感器阵列 5.流量控制器 6.微型真空泵 7.样品室 8.单向阀
1. Carbon filter 2. On-off solenoid valve 3. Gas chamber 4. Gas sensor array 5. Flow controller 6. Micro vacuum pump 7. Sample chamber 8. Check valve
图 1 电子鼻检测装置原理图

Fig.1 Schematic diagram of electronic nose detection device

表 1 传感器型号及其敏感特性物质
Table 1 Sensor type and its sensitive characteristic substance

传感器编号 Sensor number	型号 Type	敏感特性物质 Sensitive substance
AD1	TGS2620	乙醇、氢气等
AD2	MQ137	氨气等
AD3	TGS2600	氨气、乙醇、异丁烷等
AD4	MQ135	氨气、硫化物、苯等
AD5	TGS2603	胺系、含硫气体等
AD6	TGS822	丙酮、乙醇、苯等
AD7	WSP2110	苯、甲醛等
AD8	TGS813	氢气、异丁烷、丙烷等
AD9	TGS2610	丙烷、丁烷等
AD10	MQ138	甲苯、丙酮、乙醇等

在本次试验中，双通集气瓶均采用去离子水清洗，然后高温烘干，冷却备用。所制备的样本均为独立样本，不存在气味残留或外界气味干扰所带来的影响。

1.4 试验方法

首先对电子鼻检测系统进行预热，设定气流的流速为 1 L/min，将洁净的空气通入该系统，通过观察响应曲线，当传感器响应值到达平稳状态，该装置即进入检测状态，可以连接样品进行检测。

将赤拟谷盗的样品从培养箱取出，温度平衡至 25℃，取下双通集气瓶上的橡胶塞并将其与装置进气口连接，启动该装置的数据采集系统，设定采集频率为 1 Hz。首先将洁净空气通入电子鼻系统进行清洗，待响应信号趋于平稳后，开始 20 s 的基线采集阶段，然后通过变换气路进入样品采集阶段，采集时间为 80 s，最后通过变换气路再次进入清洗阶段，目的是将吸附在传感器上的样品气味清除，待传感器响应曲线恢复至基线水平，即可进行下一个样品的采集。传感器阵列响应曲线如图 2 所示，从图中可以看出，各传感器的响应趋势基本一致，随着

采集时间的递增，各传感器的信号强度呈现先增大后减小的趋势。

在本次试验中，为保证试验结果的一致性，对小麦进行了烘干和水分调节，密闭环境中的温湿度影响较小。开发的电子鼻采用的金属氧化物型气敏传感器较为稳定，受外界因素影响相对较小，因此认为电子鼻的信号变化是由气味改变所产生，获得的数据相对稳定可靠。

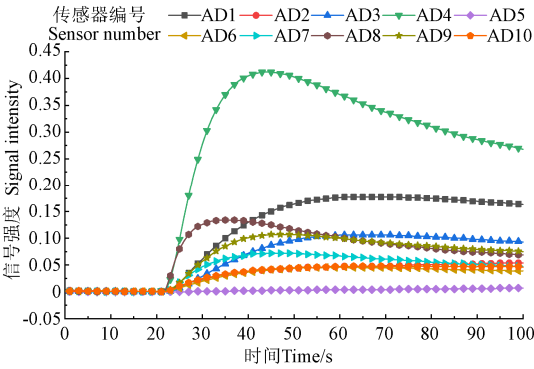


图 2 传感器阵列响应曲线
Fig.2 Sensor array response curves

1.5 数据处理方法

1.5.1 主成分分析和聚类分析

主成分分析（Principal Component Analysis，PCA）是电子鼻系统检测中最常用的数据处理方法，可用于简化分析多维数据集之间的差异性，能够将多维数据可视化，从而直观反映出不同样品的区分效果^[25]。

聚类分析（Cluster Analysis，CA）就是在多维模式空间下，通过一定的度量标准来判断个体之间的相似性，通常距离越近的样本，聚在一起的可能性越大^[26]。本文采用了系统聚类法对不同虫口密度梯度的样本进行了分析，主要提取了经 PCA 分析后的原始特征矩阵的前 8 个主成分平均值作为聚类分析的数据，以欧氏距离作为度量标准，聚类方法采用组间联接法进行聚类分析。

1.5.2 构建原始特征矩阵

由于电子鼻系统采集到的响应信号数据量较大，直接应用于建立预测模型会造成“维度灾难”^[27]，为了能够尽可能表征传感器响应曲线的信息，本文提取了相对变化值、相对积分值和平均微分值 3 种特征值^[28]，作为赤拟谷盗样本的特征参数，构成 30（10×3）维特征矩阵，各特征参数与传感器对应关系如表 2 所示。

表 2 传感器特征参数对应关系表

特征参数 Feature parameter	特征编号 Feature number	传感器编号 Sensor number
相对变化值 Relative change value	RC1, RC2, RC3,RC4...RC10	AD1, AD2, AD3,AD4...AD10
相对积分值 Relative integral value	RI1, RI2, RI3,RI4...RI10	AD1, AD2, AD3,AD4...AD10
平均微分值 Mean differential value	MD1, MD2, MD3,MD4... MD10	AD1, AD2, AD3,AD4...AD10

数据标准化是通过数学运算，将原始的数据转换成无量纲化的标准数据，从而消除数据之间的差别，避免

过大的数据覆盖掉过小的数据，增加数据的可比性。通过标准化处理之后的数据，能够减小训练时间，提高数据处理效率，本研究采用了 Min-Max 标准化的变化形式，将传感器的原始特征矩阵转换到[-1,1]范围之间，计算公式如式（1）所示。

$$x_i' = \frac{2(x_i - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \tag{1}$$

式中 x_i' 为标准化后的数据， x_i 为原始数据， x_{\min} 为原始数据中的最小值， x_{\max} 为原始数据中的最大值。

1.5.3 传感器特征矩阵优化方法及预测模型

本文采用偏最小二乘回归（PLSR）、主成分回归（PCR）^[29]和支持向量机回归（SVR）^[30]共三种回归方法对基于优化前后的传感器特征矩阵进行回归预测，通过比较选出最优的回归模型，采用相关系数 r 、均方根误差 RMSE 作为评价指标对三种模型的拟合优度进行评价，较小的 RMSE 和较大的 r 是良好模型的重要依据。为测试模型的泛化能力，将 140 个样本的数据集按照 3：1 划分为互不相交的训练集和预测集。

2 结果与分析

2.1 主成分分析及聚类分析结果

由于含虫小麦中会产生不同于正常小麦的挥发性气味，而且随着储存时间的延长和害虫数量的增多，相应挥发性气味的浓度会发生变化^[16]，因此选择密封 24 h 的 7 组不同虫口密度梯度样品进行检测，7 组不同虫口密度梯度样品的电子鼻检测的主成分分析和聚类分析结果如图 3 所示。

由图 3a 所示，不同虫口密度的赤拟谷盗样品有一定的区分性，模型依据此种特点可判别不同虫口密度，但不同虫口密度间并不能被很好的区分开，不同虫口密度的赤拟谷盗样本的类内间距较大，类间间距较小，表明不同类别的样品信息之间有一定的重叠性和干扰性，其中 0 只的样品呈现聚集性，与其他类别样本重叠较小，但是含虫样本发生了明显重叠，尤其在 40~60 只之间样本发生了明显的重叠显现。通过计算发现，优化前原始特征矩阵 PCA 分析的第一和第二主成分累计贡献率为 80.99%，一般主成分累计贡献率大于 85%才能认为该主成分能够表征整体信息^[31]。根据试验可知，赤拟谷盗生存在含有小麦的密闭环境中，环境中气味主要包含害虫产生的和小麦自带的气味，小麦的气味是一种冗余的气味信息。由于硬件系统或环境因素等客观原因，也会给电子鼻系统采集的信号带来影响，从而产生冗余信息。因此推测，优化前的特征阵列中包含冗余信息，需要将冗余的信息去除，尽可能保留有效信息。

为了探究不同虫口密度的赤拟谷盗样本之间的差异性，进一步解释 7 组样本之间的交差重叠关系，本文在 PCA 分析的基础上，对 7 组样本进行了聚类分析。图 3b 为 7 组样本聚类分析的谱系图，图中显示采用系统聚类法对 7 组样本进行聚类后，7 组样本最终聚为两类；在相对距离为 3 时，10、40、50 和 60 只的样本呈现了

聚集性, 20 和 30 只的样聚集在一起; 在相对距离为 5 时, 0 只样本单独一类, 10、20、30、40、50 和 60 只的样本呈现聚集。通过聚类分析结果可以看出, 0 只的样本独自聚为一类, 因此可以看出整体上含虫样本和正常小麦样本出现显著区别, 由于含虫样本和正常小麦样本所产生的挥发性物质相差较大, 在此推测电子鼻检测系统能够根据挥发性气味的差异来判别含有赤拟谷盗害虫和不含虫的小麦样本之间的区别。因此可以解释当小麦中含有害虫时, 样本的挥发性气味发生明显变化, 且随着赤拟谷盗数量增加, 不同虫口密度梯度的样本之间出现一定的差异性。

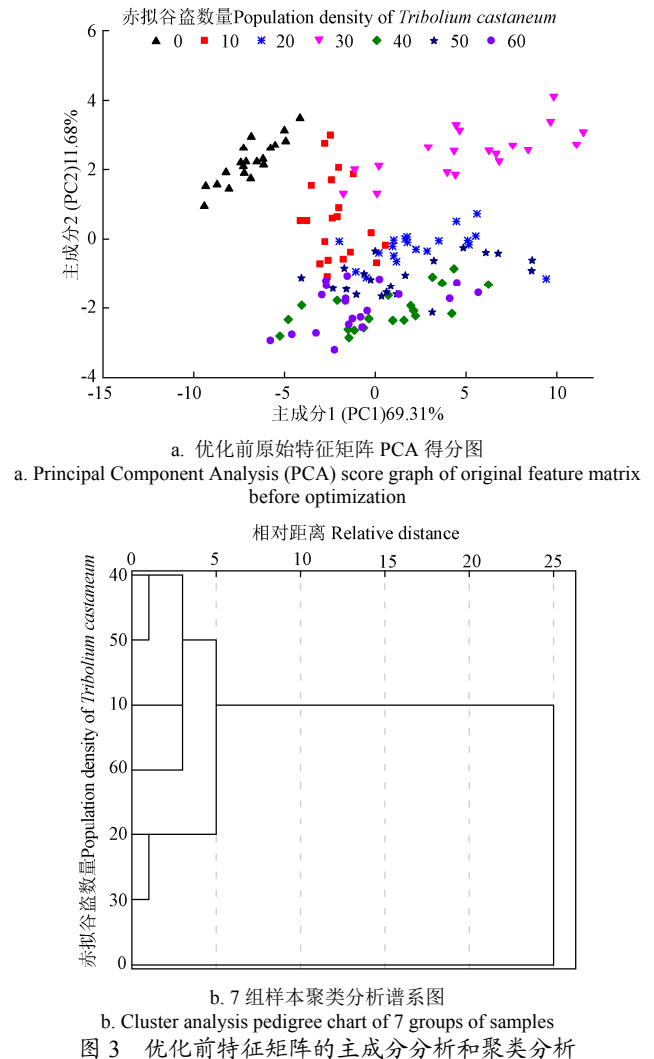


图 3 优化前特征矩阵的主成分分析和聚类分析

Fig.3 Principal Component Analysis (PCA) and Cluster Analysis (CA) of feature matrix before optimization

结合上述分析可知, PCA 分析和聚类分析结果基本一致。PCA 分析在直观上解释了不同虫口密度的样本之间的区分和重叠关系, 聚类分析在更加细分的层次上对不同虫口密度的样本的聚集程度进行了区分, 因此可以在此基础上对不同虫口密度的电子鼻数据做进一步分析。

2.2 传感器特征矩阵优化及主成分分析结果

本文采用遗传算法对原始特征矩阵进行特征选择。在本文中, 原始传感器阵列中共有 10 个传感器, 每个传感器的响应信号提取了 3 个特征值, 那么每一个“染色

体”上“基因”的数量为 30, 初始种群大小设置为 20, 终止代数为 100, 交叉概率为 0.95, 变异概率 0.09, 选择算子采用轮盘赌的方法。

经过遗传算法优化后, 原始特征矩阵的特征数量会相应减少, 由于每个气敏传感器对应 3 个特征值, 若优化后的特征矩阵没有包含传感器所对应的特征值, 则表明相应气敏传感器被剔除, 若包含气敏传感器的至少 1 个特征值, 则表明相应传感器需保留, 优化后的传感器阵列及其特征参数如表 3 所示。遗传算法的优化后的特征数量由原始的 30 个减少至 12 个, 传感器数量由 10 个减至 8 个, 减少了 2 个, 预测集识别准确率由 82.85% 提升至 97.14%。从优化结果可以看出, 优化后的气敏传感器阵列及其对应的特征矩阵能够使识别准确率获得显著提升, 采用遗传算法进行特征选择能够获得较优的特征矩阵组合。

表 3 优化后的传感器特征参数对应关系表		
Table 3 The correspondence table of optimized sensor characteristic parameters		
传感器编号 Sensor number	型号 Model	特征编号 Feature number
AD1	TGS2620	RI1、MD1
AD2	MQ137	RC2
AD3	TGS2600	—
AD4	MQ135	RC4、MD4
AD5	TGS2603	MD5
AD6	TGS822	RC6
AD7	WPS2110	RI7、RC7
AD8	TGS813	RI8
AD9	TGS2610	RI7、RC9
AD10	MQ138	—

为进一步评价优化后特征组合的有效性, 采用 PCA 分析对优化后的特征矩阵进行鉴别分析, 结果如图 4 所示。可以看出, 经遗传算法优化后, 不同类别的赤拟谷盗样品之间的区分度明显提升, 尤其是 40~60 只这几类样品呈现出分类聚集效果, 类间间距有所增加。优化后的特征矩阵 PCA 分析后的两主成分的贡献率为 76.58%、10.07%, 较优化前有所提高, 优化后的累计贡献率提升至 86.65%, 超过 85%, 能够表征样品整体信息, 特征数量显著减少, 但剩余特征却能表达出更多信息。因此表明, 经过遗传算法优化后, 电子鼻原始数据维度降低, 可以推测遗传算法优化剔除了一定的包含冗余信息的特征, 减轻了小麦气味对电子鼻检测不同虫口密度的赤拟谷盗所产生气味的干扰, 优化后的特征矩阵能够在一定程度上获得更好的判别效果, 为后续预测模型的建立打下良好的基础。

2.3 赤拟谷盗虫口密度预测模型的建立

为进一步验证优化后的特征矩阵对为实现对不同虫口密度的赤拟谷盗数量的预测能力, 将优化后的传感器阵列的 12 个特征参数作为自变量, 赤拟谷盗数量作为因变量, 采用 PLSR、PCR 和 SVR 三种方法建立相应的预测模型。选取 105 个样品数据作为训练集, 35 个样品数据作为预测集。

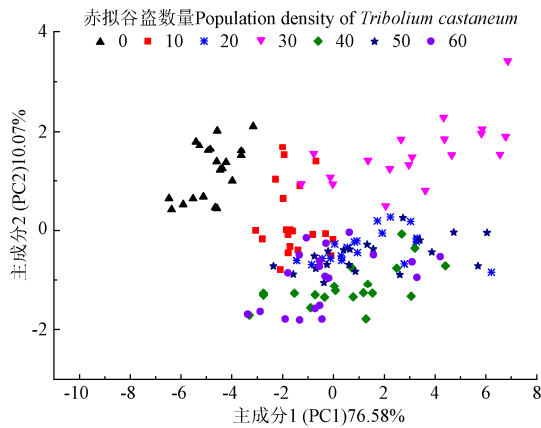


图 4 优化后原始特征矩阵 PCA 得分图
Fig.4 PCA score graph of original feature matrix after optimization

如表 4 所示为三种预测模型优化前后的模型对比结果，可以看出三种模型采用优化后的特征矩阵作为自变量，相关系数 r 相较于优化前均有一定程度的提升，都能够展现出较好的预测效果。其中，经过优化后，SVR 预测集的 RMSE (12.976) 小于 PCR (13.859)，SVR 预测集的 r (0.804) 大于 PCR (0.764)，表明 SVR 模型的预测效果好于 PCR。采用 PLSR 优化后参数建立的预测模型的预测集相关系数 r 为 0.828，均方根误差 RMSE 为 11.293，在三种模型中预测效果最好。并且在优化前的结果中也可以看出，PLSR 的相关系数 r 为 0.805，均高于 PCR (0.734) 和 SVR (0.788)，表明 PLSR 在优化前的特征矩阵中也展现了更高的预测能力。

表 4 PLSR、PCR 和 SVR 模型预测赤拟谷盗虫口密度结果
Table 4 Prediction of the population density of *Tribolium castaneum* (Herbst) based on PLSR, PCR and SVR

算法 Algorithm		r	RESM
PLSR	优化前 Before optimization	0.805	11.894
	优化后 After optimization	0.828	11.293
PCR	优化前 Before optimization	0.734	12.077
	优化后 After optimization	0.764	13.859
SVR	优化前 Before optimization	0.788	13.511
	优化后 After optimization	0.804	12.976

注： r 为相关系数，RMSE 为均方根误差。
Note: r is the correlation coefficient, RMSE is the root mean square error.

为了进一步解释电子鼻响应信号和不同虫口密度赤拟谷盗气味之间的关系，对优化前后的特征变量矩阵作出 PLSR 模型拟合关系图。图 5a 和图 5b 为优化前后的预测值和实际值回归模型图，从图 5 中可知，无论优化前后，电子鼻采集的气味信息显示赤拟谷盗数量 0~50 只之间呈现了较好的线性关系。因此，证明随着赤拟谷盗数量的增多，其所产生的气味也呈现的线性增长趋势，电子鼻系统能够很好的检测。但在赤拟谷盗数量为 60 只时，线性关系较弱，因此推测由于空间环境的限制，赤拟谷盗过多影响了其生物活性，导致所产生的气味减弱。

但通过图 5b 可知，采用优化后特征矩阵的 PLSR 模

型的预测值的落点更加集中，表明其预测值更接近实际值，经过优化后，在一定程度上剔除了小麦气味和客观因素所带来的影响及电子鼻检测赤拟谷盗气味的冗余信息。且 PLSR 训练集和预测集的 r 和 RMSE 总体相差不大，说明基于 PLSR 的预测模型不存在过拟合问题。通过上述分析可知，PLSR 预测模型在优化前和优化后均展现了更好的预测性能，且 PLSR 建立的预测模型对赤拟谷盗数量的预测更加准确。

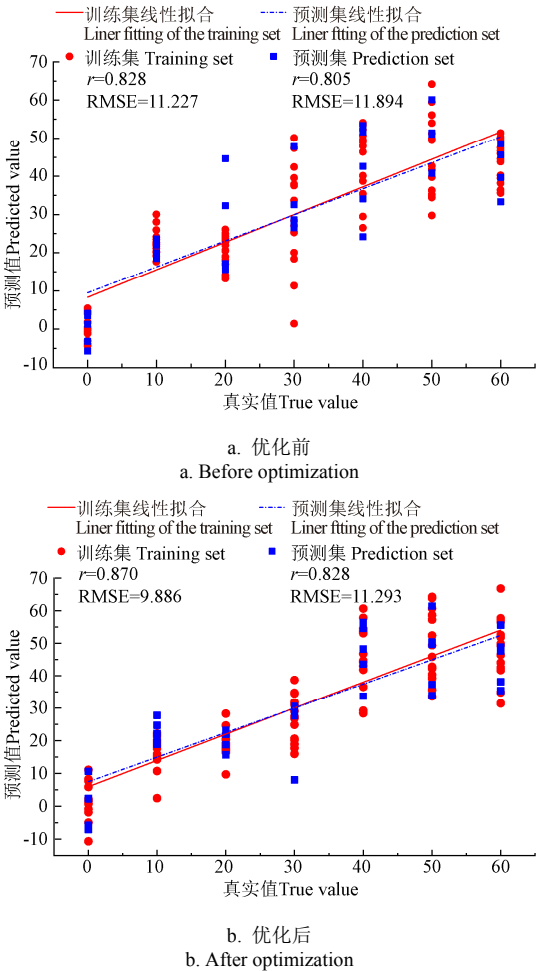


图 5 优化前后 PLSR 模型真实值和预测值回归结果
Fig.5 Regression results of true and predicted values in PLSR model before and after optimization

3 结 论

本文采用实验室自主开发的储粮不同虫口密度电子鼻检测系统，对不同虫口密度梯度的赤拟谷盗样品进行了检测，通过特征提取和数据标准化获得了气敏传感器阵列响应曲线的原始特征参数矩阵，采用了搜索性策略的特征选择方法对原始特征矩阵进行优化，并利用优选的特征进行回归模型预测，根据以上研究，得到结论如下：

- 1) 采用主成分分析和聚类分析，对不同类别样本之间的区分性和聚集性进行了分析，结果显示电子鼻装置能够很好的区别有无虫害侵染的小麦样本。
- 2) 将遗传算法作为特征选择方法，对原始多特征矩阵进行优化，通过识别准确率和主成分分析结果可知，

优化后的特征矩阵去掉了部分冗余信息,较少的特征能够表征更多的信息,最终获得共 12 个最优特征参数组合,传感器数量减少 2 个,识别准确率达 97.14%。

3) 结合偏最小二乘回归 (Partial Least Squares Regression, PLSR)、主成分回归 (Principal Components Regression, PCR) 和支持向量机回归 (Support Vector Machine Regression, SVR) 三种预测模型建立方法,建立了特征矩阵优化前后的预测模型,通过对比发现 PLSR 建立的预测模型效果最好 ($r=0.828$, $RMSE=11.293$)。

由于本次试验中所用的样本量较小,在今后实际应用中可进一步提高检测样本量,从而提高模型的预测能力。本次研究证明了传感器阵列多特征优化方法应用于储粮害虫电子鼻检测的可行性和有效性,旨在为实现粮食虫害快检测提供一种参考。

[参 考 文 献]

- [1] 鲁玉杰, 王文敬, 任天一, 等. 储藏物害虫智能化监测与预警系统研究进展[J]. 粮油食品科技, 2021, 29(3): 208-214.
Lu Yujie, Wang Wenjing, Ren Tianyi, et al. Research progress of intelligent monitoring and early warning system for stored grain pests[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2021, 29(3): 208-214. (in Chinese with English abstract)
- [2] 许德刚, 李凡. 现代信息技术在储粮害虫检测中的应用[J]. 中国粮油学报, 2021, 36(3): 185-194.
Xu Degang, Li Fan. Application of modern information technology in the detection of stored grain insects[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2021, 36(3): 185-194. (in Chinese with English abstract)
- [3] 吕建华, 黄宗文, 王殿轩, 等. 储粮害虫检测方法研究进展[J]. 中国粮油学报, 2021, 35(11): 195-202.
Lv Jianhua, Huang Zongwen, Wang Dianxuan, et al. Advances in detection methods of stored grain insects[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2021, 35(11): 195-202. (in Chinese with English abstract)
- [4] 梁筱妍, 史海萍, 刘翠翠, 等. 仓储小麦品质变化监控检测研究现状及进展[J]. 粮食科技与经济, 2021, 46(1): 81-85.
Liang Xiaoyan, Shi Haiping, Liu Cuicui, et al. The status and progress of monitoring and detection for storage wheat quality change[J]. Grain Science and Technology And Economy, 2021, 46(1): 81-85. (in Chinese with English abstract)
- [5] 张红涛, 朱洋, 谭联, 等. 利用机器视觉识别麦粒内米象发育规律与龄期[J]. 农业工程学报, 2020, 36(2): 201-208.
Zhang Hongtao, Zhu Yang, Tan Lian, et al. Identifying larval development of *Sitophilus oryzae* in wheat grain using computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(2): 201-208. (in Chinese with English abstract)
- [6] 卢军, 陈建军, 吴鹏飞, 等. 利用霍特林变换对仓储害虫图像倾斜矫正[J]. 农业工程学报, 2012, 28(8): 269-274.
Lu Jun, Chen Jianjun, Wu Pengfei, et al. A slantwise rectification method of stored-grain pests image based on Hotelling transform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(8): 269-274. (in Chinese with English abstract)
- [7] Mankin R W. Microwave radar detection of stored-product insects[J]. Journal of Economic Entomology, 2004, 97(3): 1168-1173.
- [8] 张红涛, 毛罕平, 韩绿化. 近红外高光谱成像技术检测粮仓米象活虫[J]. 农业工程学报, 2012, 28(8): 263-268.
Zhang Hongtao, Mao Hanping, Han Lvhu. Detection of live *Sitophilus oryzae* (L.) in stored wheat by near-infrared hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(8): 263-268. (in Chinese with English abstract)
- [9] Suresh A, Neethirajan S. Real-time 3D visualization and quantitative analysis of internal structure of wheat kernels[J]. Journal of Cereal Science, 2015, 63: 81-87.
- [10] Brabec D, Pearson T, Flinn P W. Detection of lesser grain borer larvae in internally infested kernels of brown rice and wheat using an electrically conductive roller mill[J]. Cereal Foods World, 2016, 61(2): 5-70.
- [11] Shubhangi S, Gayatri M, Hari N M. Fuzzy controller based E-nose classification of *Sitophilus oryzae* infestation in stored rice grain[J]. Food Chemistry, 2019, 283: 604-610.
- [12] Phung Q V, Ahmad I, Habibi D, et al. Automated insect detection using acoustic features based on sound generated from insect activities[J]. Acoustics Australia, 2017, 45(2): 445-451.
- [13] Ridgway C, Chambers J, Portero-Larragueta E, et al. Detection of mite infestation in wheat by electronic nose with transient flow sampling[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 1999, 79(15): 2067-2074.
- [14] Zhou B, Wang J. Use of electronic nose technology for identifying rice infestation by *Nilaparvata lugens*[J]. Sensors and Actuators B Chemical, 2011, 160(1): 15-21.
- [15] Zhou B, Wang J. Discrimination of different types damage of rice plants by electronic nose[J]. Biosystems Engineering, 2011, 109(4): 250-257.
- [16] 牛永浩. 固相微萃取与气质联用检测储粮及储粮害虫挥发性化合物的研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2015.
Niu Yonghao. Detection of Volatiles in Stored Grain and Stored Grain Insect with Solid Phase Microextraction-Gas Chromatography Mass Spectrometry (SPME-GCMS)[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2015. (in Chinese with English abstract)
- [17] 唐培安, 侯晓燕, 孔德英, 等. 电子鼻检测玉米象不同虫态的技术研究[J]. 中国粮油学报, 2015, 30(12): 87-91, 97.
Tang Peian, Hou Xiaoyan, Kong Deying, et al. Research on the technology of electronic nose to detect the density and state of maize weevil[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2015, 30(12): 87-91, 97. (in Chinese with English abstract)
- [18] Behzad N, Kobra F, Seyed S M, et al. Detection of different densities of *Ephestia kuehniella* pest on white flour at different larvae instar by an electronic nose system[J]. Journal of Stored Products Research, 2019, 84: 101522.
- [19] 代雨婷, 周博, 王俊. 电子鼻技术在棉花早期棉铃虫虫害检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2020, 36(3): 313-320.
Dai Yuting, Zhou Bo, Wang Jun. Application of electronic nose in detection of cotton bollworm infestation at an early stage[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(3): 313-320. (in Chinese with English abstract)
- [20] 张覃轶. 电子鼻: 传感器阵列、系统及应用研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2005.
Zhang Qinyi. Electronic Nose: Studies on Gas Sensor Arrays, Systems and Its Applications[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2005. (in Chinese with English abstract)
- [21] 徐克明, 王俊, 邓凡霏, 等. 用于山核桃陈化时间检测的电

- 子鼻传感器阵列优化[J]. 农业工程学报, 2017, 33(3): 281-287.
- Xu Keming, Wang Jun, Deng Fanfei, et al. Optimization of sensor array of electronic nose for aging time detection of pecan[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(3): 281-287. (in Chinese with English abstract)
- [22] 张婷婷, 孙群, 杨磊, 等. 基于电子鼻传感器阵列优化的甜玉米种子活力检测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(21): 275-281. Zhang Tingting, Sun Qun, Yang Lei, et al. Vigor detection of sweet corn seeds by optimal sensor array based on electronic nose[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(21): 275-281. (in Chinese with English abstract)
- [23] Jiang M J, Liu Y X, Yang J X, et al. A model of classification for e-nose based on genetic algorithm[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 475: 952-955.
- [24] 魏广芬, 余隼, 唐祯安. 电子鼻系统原理及技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2014: 94-95.
- [25] Sánchez R, Martín-Tornero E, Lozano J, et al. E-Nose discrimination of abnormal fermentations in spanish-style green olives[J]. Molecules, 2021, 26(17): 5353.
- [26] 赵杰文, 林颢. 食品、农产品检测中的数据处理和分析方法[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 103-106.
- [27] 桑子涵. 便携性茶叶香气检测电子鼻关键技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
- Sang Zihan. Research on Key Technology of Portable Tea Aroma Electronic Nose[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017. (in Chinese with English abstract)
- [28] 李培. 基于仿生嗅觉的鱼粉新鲜度检测系统设计与关键技术研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2020.
- Li Pei. Design and Key Technology Research of Fish Meal Freshness Detection System Based on Bionic Olfaction[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2020. (in Chinese with English abstract)
- [29] 王立舒, 胡金耀, 房俊龙, 等. 基于高光谱技术的猪肉肌红蛋白含量无损检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(16): 287-294. Wang Lishu, Hu Jinyao, Fang Junlong, et al. Non-destructive detection of pork myoglobin content based on hyperspectral technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(16): 287-294. (in Chinese with English abstract)
- [30] Xu S, Zhou Z, Li K, et al. Photovoltaic power forecasting based on a support vector machine with improved ant colony optimization[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 277: 123948.
- [31] 权莹甲. 电子鼻系统及其模式识别算法研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2009.
- Quan Yingjia. Research on Electronic-Nose System and Pattern Recognition Algorithm[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2009. (in Chinese with English abstract)

Detection of stored grain pests *Tribolium castaneum* (Herbst) based on the feature optimization of gas sensor array

Zhang Shuo, Han Shaoyun, Xiong Lijian, Hou Yuxin, Gao Xin, Tang Xiuying^{*}

(College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: *Tribolium castaneum* (Herbst) has been one of the most destructive insects for cereals and products in the world. A rapid and accurate detection can be greatly contributed to the stored grain in recent years. In this study, an electronic nose detection device was developed to detect the pests in stored wheat grains using the feature optimization of the gas sensor array. The volatile odor information of Herbst in wheat was also collected with different population density gradients. Firstly, the response signal of the gas sensor array was analyzed and preprocessed after collection. Then, the feature extraction and selection were performed on the response curve of the sensor array, in order to obtain the feature information of the sample. A regression model was established to predict the population density of Herbst in wheat. The Relative Change value (RC), Relative Integral value (RI), and Mean Differential value (MD) of each sensor were extracted as the original feature matrix (10×3), according to the response curves collected by 10 gas sensors. A Genetic Algorithm (GA) was adopted as the feature selection to optimize the original multi-feature matrix, where the recognition accuracy was used as the evaluation index. Finally, Partial Least Squares Regression (PLSR), Principal Component Regression (PCR), and Support Vector Regression (SVR) were used for the regression prediction. The results show that the PLSR model achieved the best prediction. The Principal Component Analysis (PCA) and Cluster Analysis (CA) were used to analyze the discrimination and aggregation between different types of samples. It was found that the electronic nose device effectively distinguished the wheat samples from those infected by pests. The redundant information was removed from the optimized feature matrix, according to the recognition accuracy and PCA data. The recognition accuracy of the feature matrix increased from 82.85% to 97.14% after GA optimization. The number of feature variables was reduced by 60% from 30 to 12, and the number of sensors was reduced to 8. The PLSR, PCR, and SVR were used to establish the prediction model before and after the optimization of the matrix. The prediction set correlation coefficient (r) and root mean square error (RMSE) of the PLSR model were 0.828 and 11.293, respectively. By contrast, the prediction set r and RMSE of the PCR model were 0.764 and 13.859, respectively. The prediction set r and RMSE of the SVR model were 0.804 and 12.976, respectively. The results showed that the PLSR was the best model for the prediction of the population density of Herbst. Consequently, the feasibility and effectiveness of the sensor array multi-feature optimization can be verified for the electronic nose detection of stored grain pests. The finding can also provide a strong reference for the rapid detection of grain pests.

Keywords: sensors; optimization; electronic nose; food pests; volatile odor; *Tribolium castaneum* (Herbst); sensor array; feature selection; prediction