

# 基于多特征融合的电子鼻鉴别玉米霉变程度

殷 勇, 郝银凤, 于慧春

(河南科技大学食品与生物工程学院, 洛阳 471023)

**摘 要:** 为了提高电子鼻检测玉米霉变程度的正确率, 该文探究了电子鼻信号不同特征组合的表征对霉变玉米鉴别结果的影响。首先, 运用电子鼻对霉变玉米的 5 组样本训练集与测试集进行测试, 获得测试信号。其次, 分别提取测试信号的积分值(integral value, INV)、平均微分值(average differential value, ADV)、相对稳态平均值(relative steady-state average value, RSAV)作为特征值, 5 组训练集与测试集均分别采用 3 种单一的特征值或其组合特征值来表征。然后, 运用 Fisher 判别分析(fisher discriminant analysis, FDA)分别对 5 组训练集进行判别分析, 并用对应的测试集进行检验。FDA 分析结果指出, 电子鼻测试信息分别在单一特征和 2 个特征组合表征下, 不同霉变程度玉米是不能有效分开的, 但在 2 个特征组合表征下的鉴别正确率比单一特征有所提高; 当用 3 个特征组合来表征测试信息时, FDA 鉴别能力得到提高, 鉴别正确率在 96%以上。另外, 借助于 Wilks  $\Lambda$  统计量考察了电子鼻中每个传感器测试信号表征的差异性, 对 3 个特征组合的表征情况进行了表征变量筛选。FDA 分析结果显示, 筛选前后的鉴别结果非常相近, 最低鉴别正确率均在 96%以上, 这说明不同传感器需要不同的特征表征, 以体现其差异性, 由此也减少了计算的复杂性。研究结果表明, 用多特征融合模式可更有效地表征电子鼻对霉变玉米的响应信息, 有利于提高霉变玉米的鉴别正确率。同时, 该研究成果也不失一般性, 为电子鼻信号表征提供了一种新思路。

**关键词:** 识别; 农产品; 无损检测; 电子鼻; 特征组合; 霉变玉米; Wilks  $\Lambda$  统计量; Fisher 判别分析

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.12.036

中图分类号: TP212.2; TS207.5

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2016)-12-0254-07

殷 勇, 郝银凤, 于慧春. 基于多特征融合的电子鼻鉴别玉米霉变程度[J]. 农业工程学报, 2016, 32(12): 254—260.  
doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.12.036 <http://www.tcsae.org>

Yin Yong, Hao Yinfeng, Yu Huichun. Identification method for different moldy degrees of maize using electronic nose coupled with multi-features fusion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(12): 254—260. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.12.036 <http://www.tcsae.org>

## 0 引 言

玉米霉变后产生的霉菌毒素代谢产物<sup>[1]</sup>, 会在人畜体内沉积, 产生严重毒害。目前, 玉米霉变检测主要是感官评定、酶联免疫吸附测定(enzyme-linked immunosorbent assay, ELISA)<sup>[2]</sup>、气相色谱测定(gas chromatography, GC)<sup>[3]</sup>、高效液相色谱测定(high performance liquid chromatography, HPLC)及气质联用测定(gas chromatography-mass spectrometry, GC-MS)<sup>[4]</sup>等方法, 但这些方法或存在主观性强、结果可靠性差, 或存在操作过程繁琐、耗时、成本高等缺点。

电子鼻作为一种非常有潜力的鉴别工具, 在食品、农产品检测领域得到广泛应用<sup>[5-11]</sup>。近年来, 电子鼻在谷物霉变检测中已有研究报道。邹小波<sup>[12]</sup>、潘天红<sup>[13]</sup>等采用电子鼻进行谷物霉变检测, 识别正确率分别为 90%、92%。Lippolis 等<sup>[14]</sup>使用电子鼻对霉变硬质小麦进行鉴别, 结果显示对整粒小麦识别率为 69.3%, 其验证结果最高为 82.1%。Evans 等<sup>[15]</sup>用电子鼻对小麦质量进行评估, 正确

率为 92.3%。崔丽静等<sup>[16]</sup>建立了电子鼻对霉变和正常玉米识别模型, 判别率最高为 90.63%。Gobbi 等<sup>[17]</sup>用电子鼻对玉米中的伏马毒素进行了半定量的预测。已有的研究成果表明电子鼻有能力对霉变玉米进行鉴别, 但是对霉变玉米的检测正确率仍不满意。一个主要原因就是电子鼻信号的表征问题, 因为信号的准确表征或提取有用信号是实现电子鼻准确检测的重要一环<sup>[18-19]</sup>。尽管涌现出了各种各样的特征表征方法, 但在表征时都是采用相同的单一类型的特征。由于电子鼻中气敏传感器的响应是广谱响应, 是样品多种成分的综合反映, 导致单一特征的表征存在缺陷, 既不能全面、有效地表征电子鼻对检测样品的响应信息, 也不能准确体现各传感器的激励特性的差异, 进而降低了电子鼻检测结果的准确率。

本文提取电子鼻响应信号的积分值、平均微分值、相对稳态平均值等作为特征值, 在用各自单一类型特征结合 Fisher 判别分析鉴别不同霉变程度玉米的基础上, 尝试了不同特征组合来构建电子鼻响应信息的表征模式, 并考察组合特征对不同霉变程度玉米的鉴别效果。最后, 借助于 Wilks  $\Lambda$  统计量对每个传感器基于 3 个特征组合的表征变量进行了筛选, 以体现不同传感器的差异属性, 减少信息冗余及计算复杂度, 以期今后霉变玉米的电子鼻鉴别实现工程化应用提供一定的参考。

收稿日期: 2016-01-25 修订日期: 2016-02-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31571923, 31171685)

作者简介: 殷 勇, 男, 河南南阳人, 教授, 博导, 主要研究方向为农产品、食品品质检测技术。洛阳 河南科技大学食品与生物工程学院, 471023。

Email: yinyong@haust.edu.cn

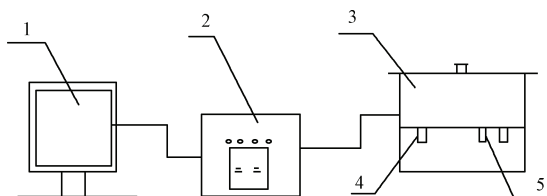
## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料

试验材料分别为新鲜玉米（品种为中单 909，购于洛阳市中原农贸城）和不同霉变程度的玉米。由于玉米本身自带的有芽孢和孢子，芽孢是细菌的休眠体，孢子由霉菌产生，它们在适宜的生长环境下可使玉米产生霉变，因此不同霉变程度的玉米由实验室培育产生。培育方法是：将新鲜玉米放入恒温恒湿培养箱（型号 LHS-HC-100，上海资一仪器设备有限公司），在温度为 30℃，相对湿度为 90% 的条件下进行培育。试验发现，培养时间不同，对应的玉米霉变程度不同，因此可用培养初始（新鲜玉米）、第 2 天、第 4 天、第 6 天、第 8 天来标记玉米的不同霉变程度。5 种霉变程度玉米看作 5 种测试样品，每种样品核定 40 个样本，每个样本含 60 g 的新鲜或霉变玉米。分别从每种霉变玉米样品 40 个样本中随机选取 30 个样本来构造训练集（共 150 个样本），剩下的 10 个样本形成测试集（共 50 个样本），共随机生成 5 组训练集及其对应的测试集，以检验研究结果的稳健性。

### 1.2 试验仪器和数据采集

试验中所使用的电子鼻是实验室自行研制的。该系统主要由气敏传感器阵列、测量室、数据采集装置、计算机判别分析软件等部分组成。电子鼻信息的采集工作由 16 通道 12 位高精度的 A/D 转换装置完成。电子鼻系统装置如图 1 所示。



1.计算机 2.A/D 数据采集与测量电路装置 3.测量室 4.14 个环形布置的气敏传感器 5.温湿度集成传感器  
1.Computer 2.A/D data acquisition and measuring circuit device 3.Test chamber 4.14 gas sensors with ring arrangement 5.Temperature and humidity integrated sensor

图 1 电子鼻系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of electronic nose system

传感器阵列由 14 个金属氧化物气敏传感器，分别是 TGS813、TGS800、TGS821、TGS822、TGS824、TGS816、TGS812、TGS825、TGS826、TGS831、TGS832、TGS830、TGS880、TGS842。它们所检测的典型气体详见文献[20]。需要说明的是，气敏传感器具有广谱响应特性，可对多种气体成分响应，正是这一特性，使所构造的阵列可以测试多种样品。气敏传感器阵列的回路测量电压为  $(10 \pm 0.01)V$ ，加热电压为  $(5 \pm 0.05)V$ 。另外，电子鼻还配有温、湿度传感器来测量环境温、湿度信息，以期补偿测量环境对气敏传感器的影响。温、湿度传感器为集成部件（广州奥松电子有限公司），型号为 DHT11，测量电压为  $(10 \pm 0.01)V$ ，其温度测量范围是  $0 \sim 50^\circ\text{C}$ ，测量精度为  $\pm 2^\circ\text{C}$ ，相对湿度测量范围是  $20\% \sim 90\%$ ，测量精度为  $\pm 5\%$ 。

电子鼻开始工作前首先预热约 30 min，每个样本测量前先进行空载测试（电子鼻对测量环境的响应），电

子鼻工作参数设置为：采样间隔为 1 s，空采 20 s，样本采样 2 500 s，采后恢复 600 s。在测量时，先将样本盛放在直径为 90 mm 蒸发皿中，然后将蒸发皿放置于电子鼻测量室内进行传感器阵列响应信号的采集。

### 1.3 数据处理方法

#### 1.3.1 信号平滑与去基准处理

为减少信号噪声及环境温湿度度的影响，首先采用 Savitzky-Golay 五点二次多项式<sup>[21]</sup>对采集数据进行平滑处理，然后对电子鼻数据去基准处理<sup>[22]</sup>。文中的所有数据处理工作由 MATLAB R2014a 软件平台实现。

#### 1.3.2 特征选择与表征

气敏信号特征参量的选择对检测模型的准确度影响很大。通过对文献[23-24]分析，选择积分值（integral value, INV）、平均微分值（average differential value, ADV）、相对稳态平均值（relative steady-state average value, RSAV）3 种特征作为霉变玉米气敏信号的特征信号（表征信号），3 种特征分述如下。

1) INV：积分值是传感器响应信号曲线与其基线间的面积，反映了该传感器对待测对象挥发性成分的总体响应结果。其计算公式如下

$$INV = \sum_{i=1}^T x_i \cdot \Delta t \quad (1)$$

式中  $T$  为传感器对一个样本的采集时间，s； $x_i$  为第  $i$  秒的响应值，V； $\Delta t$  为两相邻采样点间的时间间隔，s。

2) RSAV：气敏传感器响应曲线存在 1 个相对稳态区间，因此可用此区间的平均值来表征稳态特征，其计算公式

$$RSAV = \frac{\sum_{i=t_0}^T x_i}{T - t_0} \quad (2)$$

式中  $t_0$  为将要达到稳态时所对应的时间，s； $x_i$  为第  $i$  秒的响应值，V； $T$  为传感器对一个样本的采集时间，s。

3) ADV：平均微分值特征反映了传感器响应曲线变化的快慢程度，直接体现了气敏传感器对气体响应的主流特征信息，是一种气敏传感器动态响应的指纹信息，计算公式

$$ADV = \frac{1}{T-1} \sum_{i=1}^{T-1} \frac{x_{i+1} - x_i}{\Delta t} \quad (3)$$

式中  $T$  为传感器对一个样本的采集时间，s； $x_i$  为第  $i$  秒的响应值，V； $\Delta t$  为相邻两采样点间的间隔，s。

由于温、湿度传感器用来测量环境温、湿度信息，测量信息具有单一性，且在样本测量过程中，温、湿度信息也是不断变化的，所以仅选取能反映其总体变化程度的积分值作为温、湿度传感器响应信息的表征值。因此，对于单个特征表征时，电子鼻信号有 16 个表征参量，2 个特征组合时有 30 个表征参量，3 个特征组合时有 44 个表征参量。

#### 1.3.3 特征参量的筛选

在多元统计分析中，由于 Wilks  $\Lambda$  统计量是用来检验多个母体差异性和各个特征参量的判别能力，这就提供了一种选取特征参量的方法。对于 14 个气敏传感器，由于每个传感器激励特性不同，均用相同的组合特征来表

征传感器测量信息时,可能会造成信息冗余或不需要的表征参量,因此可运用 Wilks  $\Lambda$  统计量来选择特征参量,以使在规定的特征提取方法下保证所选的特征参量能最大程度地表征传感器的测量信息,并减小计算的复杂度。该筛选方法的思想是:对组合多特征变量(如  $m$  个变量)实施 Wilks  $\Lambda$  统计量主元消去变换,以获得变换分解表达式,进而可确定在选择了  $m-1$  个特征变量的前提下第  $m$  个特征变量的判别能力计算式,这样就可以逐步选择判别能力逐渐降低的特征变量。具体筛选过程与文献[23]给出的传感器选择过程相同。

### 1.3.4 Fisher 判别分析

为了说明多特征组合能有效提高电子鼻对霉变玉米的鉴别能力,选用 Fisher 判别分析(fisher discriminant analysis, FDA)方法作为模式识别工具。这样做的目的是,不以模式识别性能的先进性来掩盖多特征组合的鉴别效能。为了更好地说明研究结果的稳健性,用 FDA 分别对前述的 5 组训练集及其对应的测试集进行分析,若 5 组训练集及其对应的测试集的鉴别结果均满意,即可表明研究结果具有较高的稳健性。另外,在 FDA 分析前,为了消除不同量纲的影响,对所有特征数据进行无量纲化处理,形成无量纲训练集及测试集的特征数据矩阵。

## 2 结果与分析

### 2.1 单特征表征下的 FDA 分析

以第 2 组训练集及其对应测试集为例,不同单特征下的 FDA 鉴别结果如图 2、3、4 所示,5 组测试集 FDA 的鉴别正确率见表 1。

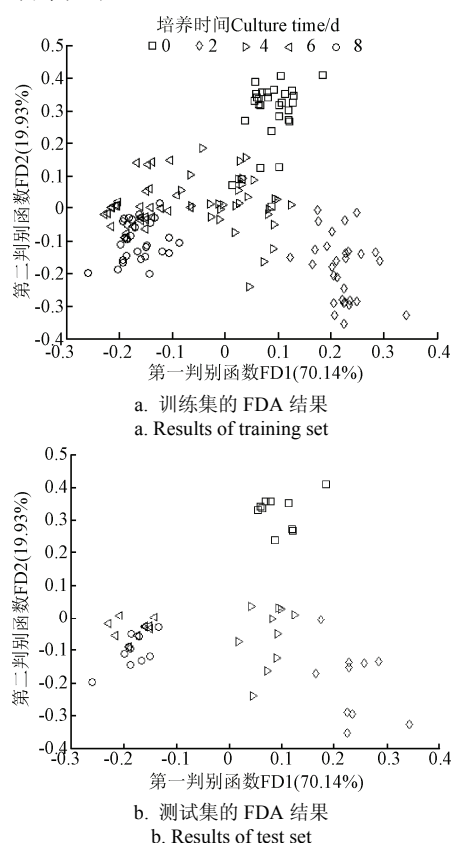


图2 基于积分特征的 FDA 结果  
Fig.2 FDA results based on INV

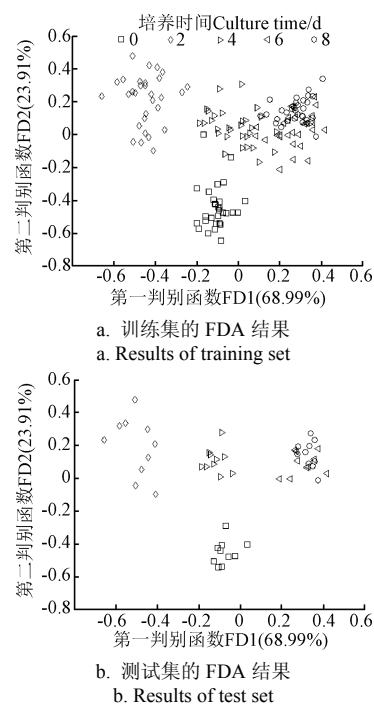


图3 基于平均微分值的 FDA 结果  
Fig.3 FDA results based on ADV

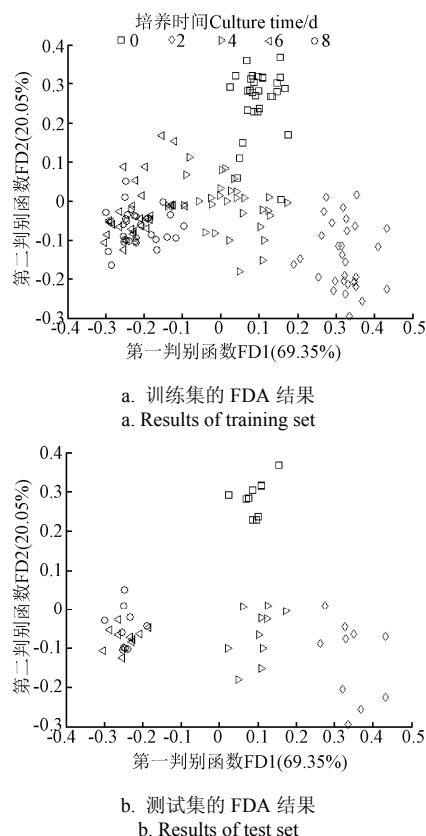


图4 基于相对稳态平均值的 FDA 结果  
Fig.4 FDA results based on RSAV

由图 2、3、4 可以看出,第 0、2 天霉变玉米基本上能够区分开来,但是较分散,第 4、6、8 天的霉变玉米出现重叠,不能有效地鉴别。由表 1 可知,用积分值、平均微分值表征电子鼻测试信号时其鉴别能力基本相同,而用相对稳态平均值表征时鉴别能力稍差。但是,3

种特征值各自均不能较好地表征电子鼻测试信号，不能满足不同霉变玉米的鉴别需求。

表 1 每类特征值对应测试集的 FDA 鉴别正确率

Table 1 FDA accuracy of test set based on single feature

%

测试集组号 Group number of the test set	积分值 Integral value	平均微分值 Average differential value	相对稳态平均值 Relative steady-state average value
1	84	84	80
2	86	82	80
3	85	84	80
4	85	84	80
5	84	83	80

2.2 两特征组合的 FDA 分析

对电子鼻每个传感器测试信号用 2 个特征值来表征，产生 3 种特征组合，用 FDA 分析了每种特征组合下训练集与测试集的鉴别结果。积分与相对稳态平均值组合下第 2 组样本训练集与测试集的 FDA 鉴别结果如图 5 所示，不同特征组合下 5 组测试集的 FDA 鉴别正确率见表 2。

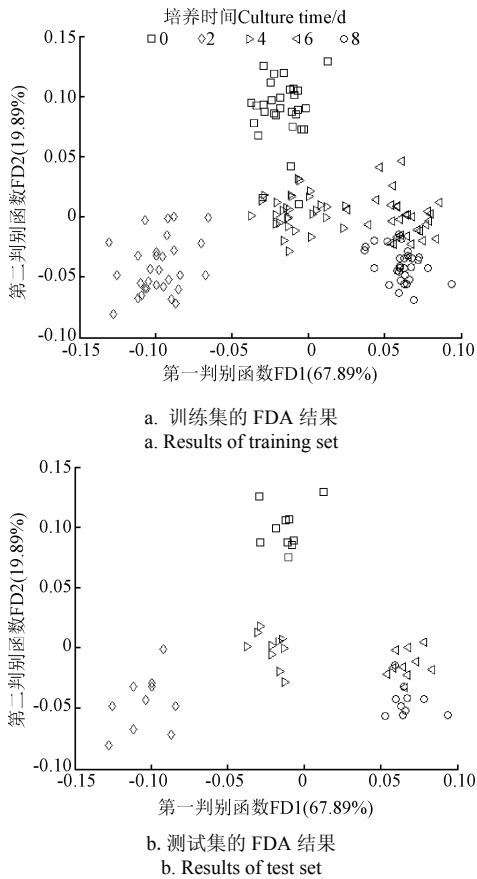


图 5 积分、相对稳态平均值特征组合下 FDA 结果

Fig.5 FDA results based on INV and RSAV

由图 5 可以看出，不同程度霉变玉米大部分能够区分开来，但第 6、8 天仍有部分重叠，与单一特征相比重叠区域有所变小。由表 2 可以得到，两两特征组合表征电子鼻测试信号的鉴别能力均得到提高，还可以发现积分值和相对稳态平均值组合下的鉴别能力相对较高，鉴别正确率提升至 94%以上。

表 2 两两特征组合下对应测试集的 FDA 分类正确率

Table 2 FDA accuracy of test sets based on combination of each two features

%

测试集编号 Group number of the test set	积分值和平均 微分值 Integral value and average differential value	积分值和相对 稳态平均值 Integral value and relative steady-state average value	平均微分值和 相对稳态平均值 Average differential value and relative steady-state average value
1	85	94	82
2	86	94	84
3	88	96	84
4	84	96	86
5	90	96	82

2.3 三特征组合的 FDA 分析

电子鼻每个传感器测试信号用全部 3 个特征值来表征时，第 2 组训练集及其测试集对应的 FDA 鉴别结果，如图 6 所示，5 组测试集的 FDA 鉴别正确率见表 3。

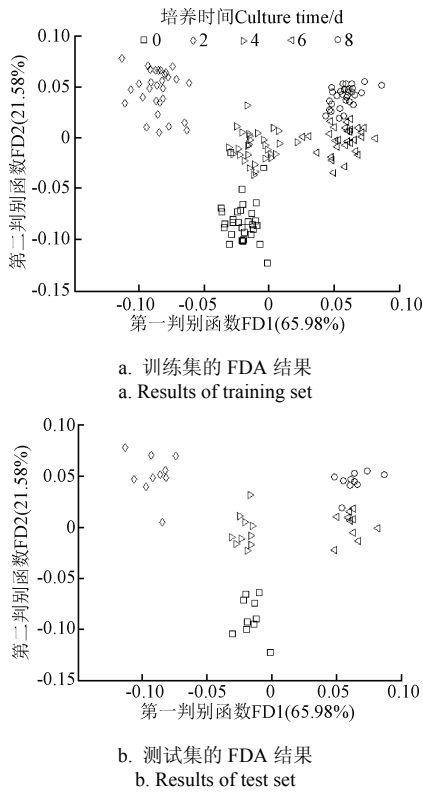


图 6 3 特征组合下 FDA 结果

Fig.6 FDA results based on INV、ADV and RSAV

表 3 3 特征组合参量筛选前后各测试集 FDA 鉴别正确率

Table 3 FDA accuracy of test sets before and after features selection

%

测试集编号 Group number of the test set	3 特征组合 Combinations of INV、 ADV and RSAV	筛选后的特征组合 Combinations of INV、 ADV and RSAV after selection
1	96	100
2	98	96
3	98	100
4	100	100
5	100	100



由图 6 可看出, 不同程度霉变玉米基本上能够区分开来。与单特征、两两特征组合的 FDA 鉴别结果相比, 3 个特征组合的 FDA 鉴别能力有明显提高。同样, 其他 4 组训练集也基本能鉴别开来, 相应测试集的 FDA 鉴别正确率总体上也有较为明显的提高。由表 3 也可以看出, 与单个特征、两两特征组合下的测试集正确率对比, 3 个特征组合表征电子鼻测试信号的鉴别能力得到进一步的提高。这是因为电子鼻对霉变玉米这种复杂样品的检测是综合响应, 用多种具有不同物理或几何意义的特征来表征测试信号时, 才能较为全面地体现各传感器的响应信息与样品的复杂性, 进而可提升电子鼻检测霉变玉米的能力。

2.4 三特征组合参量筛选与 FDA 分析

为了进一步探究每个气敏传感器可能存在的表征差异, 对 3 个特征组合参量表征时, 根据 1.3.3 节给出的筛选方法, 用 Wilks  $\Lambda$  统计量对 14 个气敏传感器的 42 个表征参量 (3×14) 进行了筛选, 经筛选去掉了 21 个特征参量, 剩 21 个特征参量, 不同传感器的表征结果如表 4 所示。由于温、湿度传感器仅用积分值表征, 因此表征参量总计为 23 个特征参量。基于 23 个表征参量的 FDA 鉴别结果如图 7 所示, 5 组测试集特征参量筛选前后的 FDA 结果正确率见表 3。

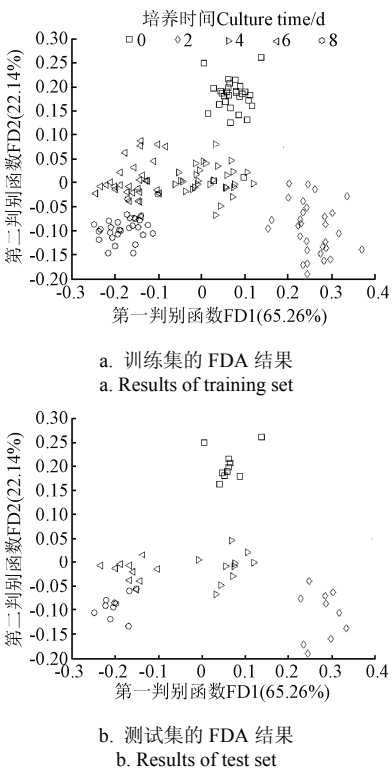


图 7 3 特征组合筛选后 FDA 结果  
Fig.7 FDA results after features selection

对比图 6、7 可以看出, 特征参量筛选前后鉴别效果几乎相同, 表 3 也显示了传感器表征参量筛选前后鉴别结果的相近性。由表 4 可以看出, 筛选后每个传感器的表征特征发生了很大变化, 均没有用 3 个特征参量来表征, 且 TGS816 这个传感器被筛选掉。这说明电子鼻鉴别

玉米霉变时, 传感器的选择与特征参量的选择都非常重要, 文中给出的阵列不一定是合适的阵列, 其他特征参量还有待于进一步挖掘。

表 4 各传感器的表征参量	
Table 4 Feature parameters of each sensor	
传感器型号 Sensor model	表征参量 Feature parameters
TGS813	RSAV、ADV
TGS800	ADV
TGS821	INV、RSAV
TGS822	INV、ADV
TGS824	INV、ADV
TGS816	
TGS812	INV、RSAV
TGS825	RSAV
TGS826	INV、RSAV
TGS831	RSAV
TGS832	INV、RSAV
TGS830	INV、RSAV
TGS880	RSAV
TGS842	RSAV

3 结 论

针对玉米霉变程度的电子鼻鉴别方法, 在提取霉变玉米电子鼻测试信号积分值、平均微分值、相对稳态平均值 3 种特征值的基础上, 分别研究了每个传感器用单一特征值、2 个特征值组合、3 个特征值组合来表征测试信号时的鉴别效果。结果显示, 多特征值组合的鉴别效果优于单特征值, 尤其 3 个特征值的鉴别效果更佳, 鉴别正确率在 96% 以上。同时, 运用 Wilks  $\Lambda$  统计量对每个传感器测试信号采用 3 个特征值表征时全部特征参量进行了筛选, 结果发现, 筛选后的鉴别结果与筛选前非常相近, 最低鉴别正确率均在 96% 以上, 这说明电子鼻中不同气敏传感器并非要用相同的特征 (组合) 来表征, 充分体现了各传感器激励特性的差异。研究结果表明, 基于多特征融合的电子鼻鉴别玉米霉变程度是可行、有效的, 而且进行特征参量的筛选也是必要, 可降低计算的复杂性及减少表征信息的冗余现象。该研究也为电子鼻鉴别其他物品提供了有意义的指导价值。另外需要指出的是, 所用电子鼻传感器阵列可能不是鉴别霉变玉米的最佳阵列, 所提取的 3 种特征值也并非最适合霉变玉米的鉴别, 这些工作还有待进一步研究。

[参 考 文 献]

[1] 褚璇, 王伟, 张录达, 等. 高光谱最优波长选择及 Fisher 判别分析法判别玉米颗粒表面黄曲霉毒素[J]. 光谱学与光谱分析, 2014(7): 1811—1815.  
Chu Xuan, Wang Wei, Zhang Luda, et al. Hyperspectral optimum wavelengths and fisher discrimination analysis to distinguish different concentrations of aflatoxin on corn kernel surface[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014(7): 1811—1815. (in Chinese with English abstract)  
[2] 邓舜洲, 何庆华, 章英. 竞争间接 ELISA 检测饲料中脱氧雪腐镰刀菌烯醇和玉米赤霉烯酮[J]. 江西农业大学学报,

- 2006, 28(2): 289—292.
- Deng Shunzhou, He Qinghua, Zhang Ying. Competitive indirect enzyme linked immunosorbent assay for the detection of deoxynivalenol and zearalenone in feedstuffs[J]. *Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis*, 2006, 28(2): 289—292. (in Chinese with English abstract)
- [3] 张浩, 侯红漫, 刘阳, 等. 伏马菌素检测方法的研究进展[J]. *中国粮油学报*, 2007, 22(4): 137—142.
- Zhang Jie, Hou Hongman, Liu Yang, et al. Review on determination of fumonisin mycotoxins[J]. *Journal of the Chinese Cereals and Oils Association*, 2007, 22(4): 137—142. (in Chinese with English abstract)
- [4] 廉慧锋, 赵笑天, 王蓉珍, 等. 超高效液相色谱—串联质谱法同时测定玉米、花生、麦仁中的 9 种真菌毒素[J]. *食品科学*, 2010, 31(20): 360—366.
- Lian Huifeng, Zhao Xiaotian, Wang Rongzheng, et al. Simultaneous Determination of 9 Kinds of Mycotoxins in Maize, Peanut and Wheat by Ultra-high Performance Liquid Chromatography-Tandem Mass Spectrometry[J]. *Food Science*, 2010, 31(20): 360—366. (in Chinese with English abstract)
- [5] 裴高璞, 史波林, 赵镭, 等. 典型掺假蜂蜜的电子鼻信息变化特征及判别能力[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(增刊 1): 325—331.
- Pei Gaopu, Shi Bolin, Zhao Lei, et al. Information variation feature and discriminant capabilities of electronic nose for typical adulteration honey identification[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (Transactions of the CSAE), 2015, 31(Supp.1): 325—331. (in Chinese with English abstract)
- [6] 徐赛, 陆华忠, 周志艳, 等. 基于电子鼻的果园荔枝成熟阶段监测[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(18): 240—246.
- Xu Sai, Lu Huazhong, Zhou Zhiyan, et al. Electronic nose monitoring mature stage of litchi in orchard[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (Transactions of the CSAE), 2015, 31(18): 240—246. (in Chinese with English abstract)
- [7] 朱娜, 毛淑波, 潘磊庆, 等. 电子鼻对草莓采摘后贮藏早期霉菌感染的检测[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(5): 266—273.
- Zhu Na, Mao Shubo, Pan Leiqing, et al. Early detection of fungal disease infection in strawberry fruits by E-nose during postharvest storage[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (Transactions of the CSAE), 2013, 29(5): 266—273. (in Chinese with English abstract)
- [8] 徐赛, 周志艳, 罗锡文. 常规稻与杂交稻谷的仿生电子鼻分类识别[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(9): 133—139.
- Xu Sai, Zhou Zhiyan, Luo Xiwen. Classification and recognition of hybrid and inbred rice based on bionic electronic nose[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (Transactions of the CSAE), 2014, 30(9): 133—139. (in Chinese with English abstract)
- [9] Hui Guohua, Jin Jiaojiao, Shanggui Deng, et al. Winter jujube (*Zizyphus jujuba* Mill.) quality forecasting method based on electronic nose[J]. *Food Chemistry*, 2015, 170(3): 484—491.
- [10] 何余勤, 胡荣锁, 张海德, 等. 基于电子鼻技术检测不同焙烤程度咖啡的特征性香气[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(18): 247—255.
- He Yuqin, Hu Rongsuo, Zhang Haide, et al. Characteristic aroma detection of coffee at different roasting degree based on electronic nose[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (Transactions of the CSAE), 2015, 31(18): 247—255. (in Chinese with English abstract)
- [11] Prabha Verma, Yadava R D S. Polymer selection for SAW sensor array based electronic nose by fuzzy *c*-means clustering of partition coefficients: Model studies on detection of freshness and spoilage of milk and fish[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2015, 209: 751—769.
- [12] 邹小波, 赵杰文. 电子鼻快速检测谷物霉变的研究[J]. *农业工程学报*, 2004, 20(4): 121—124.
- Zhou Xiaobo, Zhao Jiewen. Rapid identification of moldy corn by electronic nose[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (Transactions of the CSAE), 2004, 20(4): 121—124. (in Chinese with English abstract)
- [13] 潘天红, 陈山, 赵德安, 等. 电子鼻技术在谷物霉变识别中的应用[J]. *仪表技术与传感器*, 2005(3): 51—52.
- Pan Tianhong, Chen Shan, Zhao Dean, et al. Application of electronic nose technology in moldy foodstuff recognition[J]. *Instrument Technique and sensor*, 2005(3): 51—52. (in Chinese with English abstract)
- [14] Vincenzo Lippolis, Michelangelo Pascale, Salvatore Cervellieri, et al. Screening of deoxynivalenol contamination in durum wheat by MOS-based electronic nose and identification of the relevant pattern of volatile compounds[J]. *Food Control*, 2014, 37(1): 263—271.
- [15] Phillip Evans, Krishna C Persaud, Alexander S McNeish, et al. Evaluation of a radial basis function neural network for the determination of wheat quality from electronic nose data[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2000, 69(3): 348—358.
- [16] 崔丽静, 周显青, 林家永, 等. 电子鼻快速判别玉米霉变技术研究[J]. *中国粮油学报*, 2011, 26(10): 104—107.
- Cui Lijing, Zhou Xianqing, Lin Jiayong, et al. Study on Rapid Identification Technology of Moldy Corn by Electronic Nose[J]. *Journal of the Chinese Cereals and Oils Association*, 2011, 26(10): 104—107. (in Chinese with English abstract)
- [17] Emanuela Gobbi, Matteo Falasconi, Emanuela Torelli, et al. Electronic nose predicts high and low fumonisin contamination in maize cultures[J]. *Food Research International*, 2011, 44(4): 992—999.
- [18] 刘宁晶, 史波林, 赵镭, 等. 基于独立成分分析结合遗传算法的电子鼻蜜源检测特征信号挖掘[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(增刊 1): 315—324.
- Liu Ningjing, Shi Bolin, Zhao Lei, et al. Analysis of feature signals of electronic nose in honey nectar detection based on independent components analysis combined with genetic algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (Transactions of the CSAE), 2015, 31(Supp.1): 315—324. (in Chinese with English abstract)
- [19] Yong Yin, Bing Chu, Huichun Yu, et al. A selection method for feature vectors of electronic nose signal based on wilks  $\Lambda$ -statistic[J]. *Journal of Food Measurement & Characterization*, 2014, 8: 29—35.
- [20] 殷勇, 吴文凯, 于慧春. 独立分量分析融合小波能量阈值的电子鼻信号去漂移方法[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(24): 325—331.
- Yin Yong, Wu Wenkai, Yu Huichun. A drift elimination method of electronic nose signals based on Independent

- Component Analysis coupled to wavelet energy threshold value[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(24): 325–331. (in Chinese with English abstract)
- [21] 倪永年. 化学计量学在分析化学中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [22] 于慧春, 熊作周, 殷勇. 基于电子鼻的水稻品种鉴别研究[J]. 中国粮油学报, 2012, 37(6): 105–109.  
Yu Huichun, Xiong Zuozhou, Yin Yong. The identification of rice varieties based on electronic nose[J]. Journal of The Chinese Cereals and Oils Association, 2012, 27(6): 105–109. (in Chinese with English abstract)
- [23] Yong Yin, Huichun Yu, Chu Bing, et al. A sensor array optimization method of electronic nose based on elimination transform of Wilks statistic for discrimination of three kinds of vinegars[J]. Journal of Food Engineering, 2014, 127: 43–48.
- [24] 于慧春, 褚冰, 殷勇. 食醋电子鼻检测中一种特征参量评价方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(3): 258–264.  
Yu Huichun, Chu Bing, Yin Yong. Evaluation method of feature vector in vinegar identification by electronic nose[J]. Transactions of the Chinese Society Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(3): 258–264. (in Chinese with English abstract)

## Identification method for different moldy degrees of maize using electronic nose coupled with multi-features fusion

Yin Yong, Hao Yinfeng, Yu Huichun

(College of Food & Bioengineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China)

**Abstract:** In this paper, in order to improve correct rate of discrimination result of different moldy degrees of maize using the electronic nose (E-nose), the influence of different feature combination representation types of E-nose signals on the discrimination result of moldy maize was studied in depth. In our investigation, the maize with 5 kinds of different moldy degrees was identification objects, and there were a total of 40 samples for each kind of moldy maize. Firstly, 30 samples were randomly selected from each kind of moldy maize for forming a training set (totaling 150 samples), and the rest 10 samples were used to form a corresponding test set (totaling 50 samples). To verify the robustness of this research finding, 5 groups of training sets and their corresponding test sets were randomly generated and respectively tested by the E-nose, and the test signals of the 5 groups of training sets and test sets were obtained; meanwhile their discrimination results were also compared with each other. Secondly, integral value (INV), average differential value (ADV) and relative steady-state average value (RSAV) of E-nose signals were extracted as 3 kinds of feature values; the five groups of training sets and corresponding test sets were respectively represented by each feature value, and also by their combination feature values. Then, the 5 groups of training sets were respectively analyzed by Fisher discriminant analysis (FDA) and 5 FDA analysis models were established, and then their corresponding test sets were used to verify the 5 FDA models. FDA results showed that: when the E-nose signals were represented by single feature or 2 features' combination, different moldy degrees of maize could not be discriminated effectively, but the correct rate of discrimination results based on 2 features' combination was better than that of the single feature, and the highest correct rate of single feature was 86%, while the highest correct rate of 2 features' combination was 96%; the identification ability of FDA was improved under the condition of 3 features' combination, the correct rate of discrimination result was at least up to 96%, and the highest correct rate of 3 features' combination was 100%. In addition, the feature representation difference of each sensor response signal was inspected with the help of Wilks  $\Lambda$ -statistic, and the feature parameters of each sensor response signal based on 3 features' combination were selected and determined. FDA results displayed that the discrimination results of the maize with different moldy degrees before and after feature parameter selection were very similar, and the highest and the lowest correct rate based on feature parameter selection were 100% and 96%, respectively. So, it is necessary for the different sensors to be represented using different feature parameters so as to reflect their differences fully, and thereby the analysis complexity of E-nose can be reduced availably. The research finding clearly shows that the response signal of E-nose to moldy maize can be more effectively represented using multi-feature fusion, and the correct rate of discrimination result can be improved; at the same time, the research finding may not lose generality and provides a new idea of feature representation for E-nose signal.

**Keywords:** identification; agricultural products; nondestructive examination; electronic nose; feature combination; moldy maize; wilks  $\Lambda$ -statistic; fisher discriminant analysis