

食醋陈化期电子鼻的监测研究

乔艳霞, 李志西, Niamat Ullah, 靳玉红, 李瑞

(西北农林科技大学食品科学与工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 利用德国 PEN3 电子鼻系统快速检测四种食醋陈化期。通过电子鼻采集食醋挥发性成分的响应值, 利用主成分分析(PCA)、线性判别分析(LDA)、Fisher 线性判别分析(FDA) 和多层感知器神经网络(MLPNN) 分析进行模式识别, 结果表明: LDA 分析效果优于 PCA 分析; 并且随着陈化时间的延长, 食醋的气味成分变化有增快的趋势, 这种气味的变化规律与酸度的变化规律相符。用 Fisher 线性判别和多层感知器神经网络建立食醋陈化时间的预测模型, 发现 Fisher 线性判别对凤翔醋、陇县醋、金台醋和渭滨醋陈化期的正确检测率分别为 100%、100%、98% 和 100%; 多层感知器神经网络对凤翔醋、陇县醋、金台醋和渭滨醋陈化期的正确检测率分别为 100%、100%、96.92% 和 100%。由于正确检测率的高低得出电子鼻结合 Fisher 线性判别对食醋陈化期的监测结果优于多层感知器神经网络。

关键词: 电子鼻; 食醋; 陈化期

文章编号: 1673-9078(2014)7-298-305

Monitoring the Vinegar Aging based on Electronic Nose

QIAO Yan-xia, LI Zhi-xi, Niamat ULLAH, JIN Yu-hong, LI Rui

(College of Food Science and Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

Abstract: Four kinds of vinegars were detected by PEN3 electronic nose. The volatile compositions emanating from the vinegars were collected by the systems, and their response values were obtained. Principal component analysis (PCA), linear discrimination analysis (LDA), fisher linear discrimination analysis (FDA) and multilayer perceptron neural network (MLPNN) were used to distinguish the vinegars from different aging time. The results showed that LDA was able to identify different aging time of vinegars and the contribution rate was above 90%. The identification of vinegars from different aging time by LDA was better than that by PCA. Moreover, LDA showed that the changes of vinegars volatile composition had an increasing tendency during the aging time, and had a great agreement with the total acid of the samples. FDA and MLPNN were also employed to predict the aging time of the samples, which indicated that the FDA prediction rates of Feng Xiang, Long Xian, Jin Tai, Wei Bin vinegar were 100%, 100%, 98% and 100% respectively, while the MLPNN prediction rates of these samples were 100%, 100%, 96.92% and 100%, respectively. Therefore, the prediction rate monitored by electronic nose combined with FDA was better than that with MLPNN.

Key words: electronic nose; vinegar; aging process

食醋是一种重要的调味品, 味酸而醇厚, 液香而柔和, 同时还具有一定的功能性^[1]。食醋的风味是反应其质量的一个重要指标^[2]。为了提高食醋的风味, 增加香气, 使食醋风味协调, 必须对新鲜食醋进行陈化处理。传统食醋多采用自然陈化工艺, 陈化期一般为 3~12 个月或更长, 食醋人工催陈可以在有效缩短陈化时间的同时改善食醋的风味, 更多的应用于生产实践中^[3]。电子鼻的研究始于 20 世纪 90 年代, 它是

收稿日期: 2014-01-25

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助(QN2009072)

作者简介: 乔艳霞 (1988-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 粮食工程与发酵技术创新

通讯作者: 李志西 (1958-), 男, 博士, 教授, 研究方向: 粮食工程与发酵技术创新

根据仿生学原理通过模拟人的嗅觉功能来进行快速分析和识别^[4], 是一种检测复杂挥发性气味成分的仪器。它能提取样品中挥发性成分的整体信息, 称其为“指纹”数据^[5~6]。利用电子鼻系统进行感官评定可以有效地排除人类主观因素对检测效果的干扰, 更为客观、准确, 且检测时间短, 操作简单, 成本低廉^[7]。基于电子鼻的诸多优点, 国内外已经在食品、香精香料、化妆品、化工监控、医药、汽车、消防等众多领域取得了研究成果^[8~11]。近几年来, 电子鼻在食品品质控制方面的应用已有较大发展。但目前国内采用电子鼻对食醋进行分析的研究并不多见。大部分都集中在通过电子鼻提取多种食醋的香气成分, 利用主成分分析法对食醋种类、配料等关系进行分析, 证明了电子鼻技术在食醋品质评价中是可行的^[12~15]。而利用电子鼻

对食醋陈化期的品质评价方法未见报道。

本研究采用的德国 PEN3 电子鼻, 有内置的 10 个金属氧化气体传感器。对 4 种商品食醋在陈化过程中的气味变化进行检测, 并结合 Fisher 线性判别和多层感知器神经网络分析, 建立了电子鼻监测食醋陈化期的有效方法。本研究在陈醋质量检测方面具有重要意义。

1 材料与方法

1.1 原料

研究所用的 4 种商品食醋来自陕西宝鸡市的四个不同产地, 具有相似的固态发酵工艺和原料配比, 分别是凤翔醋(凤翔县浓香醋厂)、陇县醋(陇州酱货有限责任公司)、金台醋(宝鸡市金台区华秦酿造厂)和渭滨醋(宝鸡市渭滨区凉泉酱货厂)。四种食醋均是刚刚结束发酵的新醋, 出厂日期为 2012.07.04~2012.07.07 之间。

1.2 主要仪器设备

本实验中, 采用德国 AIRSENSE 公司的 PEN3 型电子鼻。PEN3 电子鼻有 10 个金属氧化物传感器阵列, 各传感器的型号和敏感性能见表 1。

表 1 PEN3 电子鼻的传感器阵列

Table 1 PEN3 Electronic nose sensor array

传感器编号	传感器型号	敏感气体种类
1	W1C	芳香苯类
2	W5S	氮氧化物
3	W3C	氨类
4	W6S	氢气
5	W5C	烷烃
6	W1S	甲烷
7	W1W	硫化物
8	W2S	乙醇
9	W2W	硫化氢类
10	W3S	芳香烷烃

1.3 试验方法

将 4 种商品食醋放置在 30 °C 恒温培养箱内对其进行 5 个月的陈化。每个月 1 号上午 7 点定时进行测试。食醋总测定按 GB/T 5009.41-2003。

准确吸取稀释 5 倍的食醋样品 5 mL, 注入 30 mL 样品瓶中, 盖住瓶盖在室温下富集 30 min 后, 采用顶空抽样的方法用电子鼻进行检测。电子鼻检测的参数设置: 样品准备时间 5 s, 自动调零时间为 5 s, 样品

测定间隔 1 s, 测定时间 50 s, 清洗时间 150 s, 内部空气流量 300 mL/min, 进样流量 300 mL/min。

1.4 数据处理

本文采用 SPSS 19 对试验数据进行线性判别分析、Fisher 线性判别分析和多层感知器神经网络分析。

1.4.1 线性判别式分析 (linear discrimination analysis, LDA)

是一种常用的基于统计学的模式分类方法。注重类别的差异和各组之间的距离分析。本文采用 SPSS 18 中的交互验证判别分析, 具体做法如下: 每次在所有数据中保留下一组数据作为未知。利用其余数据建立判别函数, 将留下的数据带入到判别函数判别其归属^[6]。

1.4.2 Fisher 线性判别 (Fisher discrimination analysis, FDA)

在模式识别中, 基于 Fisher 判别准则的线性判别分析是最基本的有监督线性子空间方法。Fisher 判别准则指的是样本数据作线性投射, 使投射后的数据类间离散度达到最大而类内的离散度达到最小, LDA 的任务是寻找最佳的投影。寻找最佳投影的做法是先设置一个合适的目标函数, 然后优化目标函数来得到最佳的投影, 这样的目标函数称为 Fisher 判别函数^[7]。

1.4.3 人工神经网络 (Multilayer Perceptron Neural Network, MLPNN)

人工神经网络是人类在对其大脑神经网络理解的基础上, 人工构造的可以实现某种功能的神经网络。它是理论化的人脑神经网络的数学模型, 是模仿大脑的神经网络结构和功能, 从而建立的一种信息处理系统。它实际上是由许多简单的原件相互连接形成的复杂网络, 具有高度的非线性, 可以进行复杂的逻辑操作和非线性关系实现的系统^[8]。

2 结果与分析

2.1 传感器响应曲线

图 1 为食醋检测中 10 只传感器电阻比变化的响应图。从图 1 中可知, 传感器在 30 s 时已经达到平缓状态, 最终选择时间终端的值, 所以选取第 50 s 时各传感器的响应值进行分析。传感器 W5S、W1W 和 W2W 的电阻比迅速升高达到最大值, 然后逐渐下降, 在 30 s 以后趋于平缓, 达到一个相对稳定的状态。而其它传感器的电阻比始终比较平缓, 反应不敏感。

由图 1 中还可以看出虽然传感器对食醋挥发性成分有明显的响应, 但是传感器之间的响应值差异较大,

其中传感器 W1W、W2W 和 W5S 响应较为强烈。

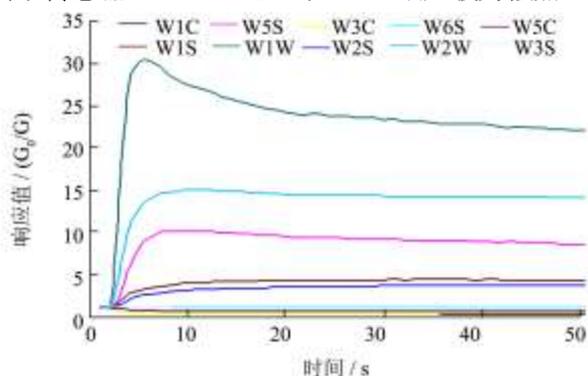


图 1 传感器对食醋挥发性物质的响应图

Fig.1 The response graph sensors to volatile composition of vinegar

2.2 传感器响应值在陈化期的变化趋势

图 2a、b、c、d 分别是 4 个食醋样本在 10 只传感器上的响应值测定结果 (n=40; 结果以 $\bar{x} \pm s$ 表示)。从图 2 中可以看出, 四种食醋中传感器 W5S (氮氧化物)、W1S (甲烷) W1W (硫化氢) 和 W2W (硫化氢类) 的响应值减弱。W1C (芳香苯类)、W3C (氨类)、W6S (氢气)、W5C (烷烃)、W2S (乙醇)、W3S (芳香烷烃) 响应值变化不大, 说明食醋在陈化过程中主要是氮氧化物、甲烷、硫化氢和硫化氢类等不愉快的挥发性成分逐渐减少, 可能使气味物质比例更为协调, 风味更加柔和。

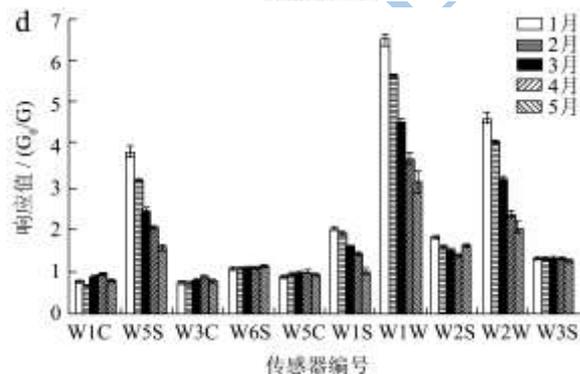
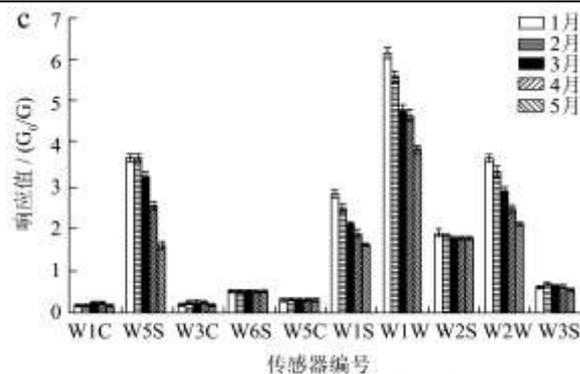
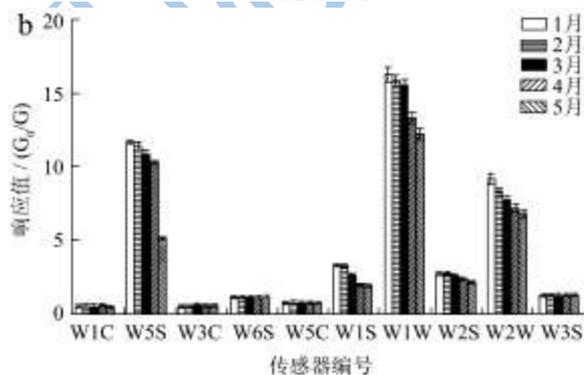
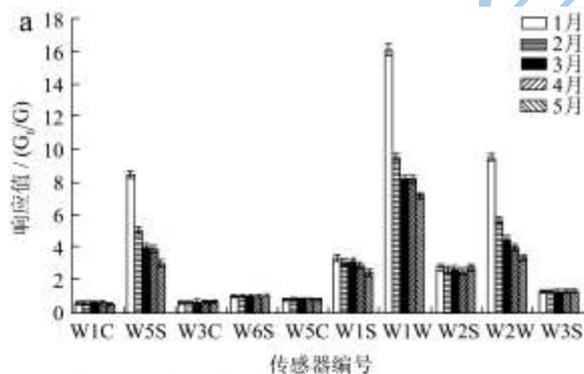


图 2 食醋在陈化过程中传感器响应值的变化趋势

Fig.2 Trends of sensor response in the aging process of vinegar

注: a: 凤翔醋; b: 陇县醋; c: 金台醋; d: 渭滨醋。

2.3 食醋的 PCA 分析和 LDA 分析比较

2.3.1 PCA 分析

图 3 是对四种食醋的 5 个陈化期挥发性物质的电子鼻响应值进行 PCA 分析的结果。通过图 3 可以看出凤翔醋、陇县醋、金台醋和渭滨醋累积贡献率分别为 88.00%、96.03%、87.82% 和 90.87%。虽然累积贡献率已经达到 85% 以上, 但是并没有很好的将各个陈化期区分开, 前四个陈化期有明显的叠加, 只有第五个月可以区分开; 并且每个陈酿期的 40 个平行也比较分散。所以 PCA 分析没有达到预期效果。需要用 LDA 方法作进一步分析。

2.3.2 LDA 分析

图 4 是对四种食醋 5 个陈化期挥发性物质的电子鼻响应值进行 LDA 分析的结果。从图 4 中可以看出, 凤翔醋、陇县醋、金台醋和渭滨醋的累积贡献率分别是 99.7%、98.2%、97.5% 和 91.9%。累积贡献率均大于 90%, 说明这两个主成分包含了所有原始数据的大部分信息, 可以用来代表醋样的整体信息。从图 4 中还可以看出, 陈化第 1~2 月的样品分布在右上方, 陈化第 3~4 月的样品分布在右下方, 陈化第 5 个月的样品分布在左侧。食醋陈化 1~5 个月的样品得到明显的区

分, 由于 LDA 判别考虑了类间的差异, 并将其最大化, 所以区分效果较 PCA 好^[19]。

陇县醋和渭滨醋的 LD2 变化较小, 金台醋的 LD1 变化很小, 说明食醋的挥发成分变化较小; 到陈化第 5 个月时, 与第 1~2 月相比 LD1 和 LD2 均发生了较大的变化, 与第 3~4 月比较 LD1 也发生了较大变化, 所以在陈化到第 5 个月食醋的挥发性成分变化较大。

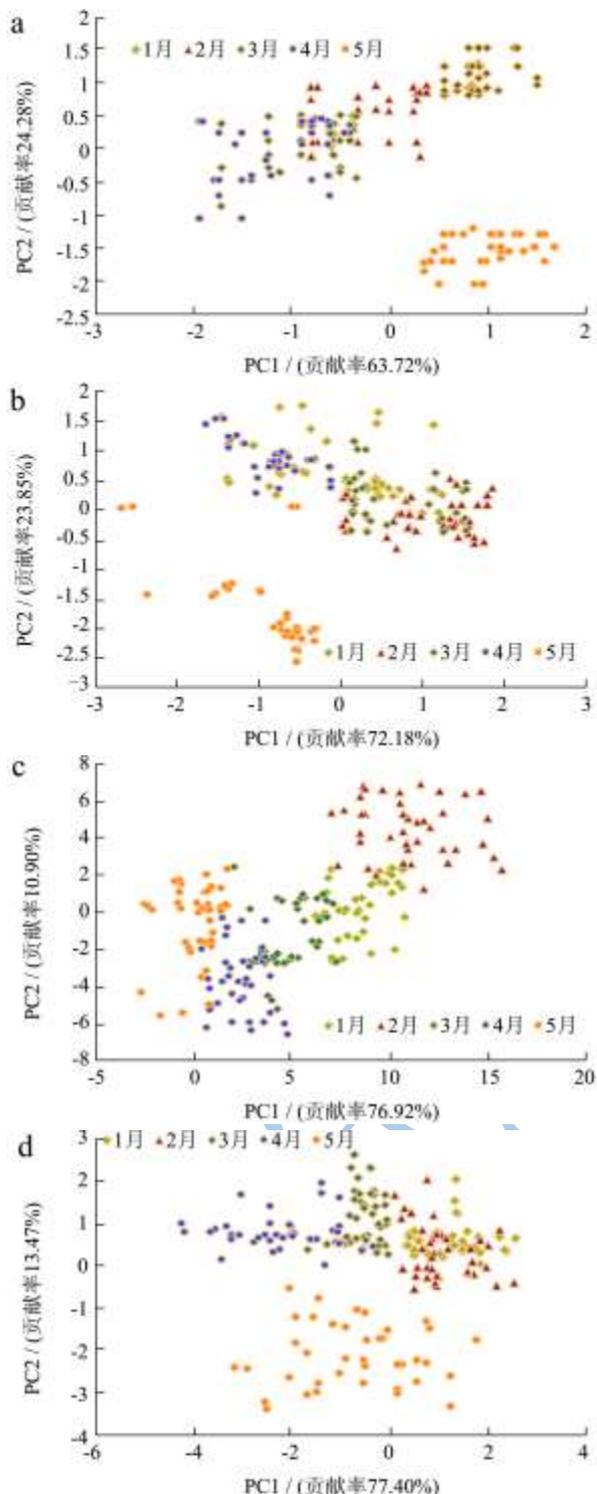


图3 食醋 PCA 分析图

Fig.3 PCA score plot of vinegar

注: a: 凤翔醋; b: 陇县醋; c: 金台醋; d: 渭滨醋。

LDA 分析方法注重食醋风味的速率变化, 陈化第 1~2 个月时, 凤翔醋和渭滨醋的 LD1 变化较小, 陇县醋和金台醋的 LD2 变化较小, 说明在前两个月食醋的挥发性成分变化较小; 陈化第 3~4 个月时, 凤翔醋,

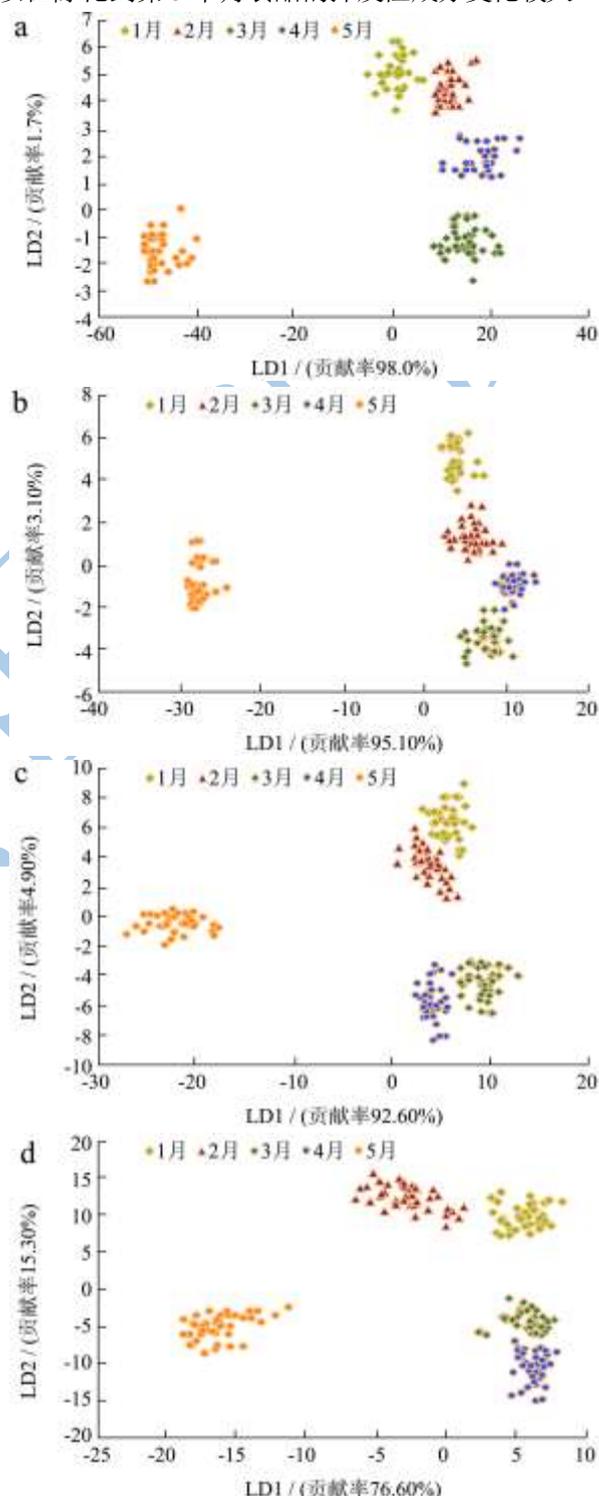


图4 食醋 LDA 分析图

Fig.4 LDA score plot of vinegar

注: a: 凤翔醋; b: 陇县醋; c: 金台醋; d: 渭滨醋。

随着时间的延长, 食醋陈化的速度在加快, 可能

是食醋中的各种营养物质发生复杂的反应,造成食醋中各种挥发性物质所占的比例发生了较大的变化。

综上所述,陈化时间对食醋挥发性成分的影响较大,且随着陈化时间的增加,食醋挥发性成分变化有增快趋势。

表2中总酸的单因素方差分析显示,陈化第1~2月,酸度差异不显著;陈化第3~4月,酸度差异也不显著;而陈化第4~5月差异显著。由表2可以看出,食醋在陈化期总酸的变化与电子鼻监测的LDA分析具有较好的一致性。

表2 不同陈化时间总酸含量的多重比较结果

Table 2 Multiple comparison of vinegar during aging time

陈化时间	凤翔醋		陇县醋		金台醋		渭滨醋	
	总酸/ (10 ⁻² g/mL)	差异显著性(α=5%)						
1月	4.532	a	4.847	a	4.289	a	3.914	a
2月	4.552	a	4.854	a	4.294	a	3.918	a
3月	4.828	b	5.285	b	4.431	b	4.404	b
4月	4.831	b	5.295	b	4.442	b	4.408	b
5月	5.325	c	5.664	c	5.065	c	5.216	c

2.4 不同陈化期食醋的 Fisher 判别

将陈化1~5个月的四种食醋样品,共200份样本数据分为两类,其中150份样本数据用来建模,其余50份样本数据用来预测,即每种食醋每个月的建模样

本数为30个,预测组样本数为10个。利用Fisher判别分析操作时,把150个样本作为Fisher判别的变量输入,数字1、2、3、4、5作为Fisher判别的类别输出,分别代表陈化时间,提取了4个维度的典型判别函数,典型判别函数的系数如表3、表4。

表3 凤翔醋和陇县醋的典型判别函数系数

Table 3 Canonical discriminant function coefficients of Feng Xiang vinegar and Long Xian vinegar

传感器序号	凤翔醋				陇县醋			
	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄
1	677.051	-491.751	-0.259	306.364	-98.28	1.153	210.146	1018.92
2	8.756	-7.400	8.232	0.378	-3.543	-2.098	0.668	-0.494
3	-154.072	728.399	-204.985	-343.324	72.881	16.835	-23.554	-855.418
4	50.289	-13.439	40.025	-66.196	68.672	54.738	-30.252	-22.979
5	-167.791	111.479	358.276	154.946	96.914	82.621	-144.745	-107.515
6	-81.119	-0.727	-16.582	18.516	48.995	5.815	9.665	31.778
7	-3.757	-1.025	3.455	-0.854	2.862	3.172	0.092	1.401
8	85.972	36.771	-6.465	4.076	-32.892	-21.681	16.517	13.754
9	10.110	9.848	-6.874	-1.412	-2.663	2.739	-2.381	-5.899
10	143.423	-14.908	35.190	54.156	-187.258	52.307	-87.312	-126.791
常数	-504.731	-301.204	-245.613	-133.078	58.572	-209.535	94.47	87.733

表3、表4中每种食醋样品的4个判别函数式计算的是建模样本在各个维度上的坐标值,用4个判别函数式计算出每个样本的具体空间位置,计算预测样本分别离每个陈化期中心的距离,距离哪个陈化期中心距离最近,则该样本就被判定是哪个陈化期。从Fisher判别结果来看,凤翔醋、陇县醋样品的自验证正确率、交叉验证正确率、预测组正确率均达到100%;金台醋的自验证正确率为100%,交叉验证正确率和预测组正确率均为98%;渭滨醋的自验证正确率和预测组正确率均为100%,交叉验证正确率为98%。交

叉验证并不是仅用这些样本值验证,交叉验证的每个数据均用所有的分类函数进行计算验证^[20]。金台醋在交叉验证中将3个4月的食醋样本错判为3月,在预测组中将1个4月的食醋样本错判为3月,渭滨醋在交叉验证中将3个2月的食醋样本错判为1月。因为在陈化1~2个月和3~4个月时,食醋挥发性成分变化较小,所以造成误判,与LDA分析结果一致,预测结果见表5。预测组的预测正确率都达到90%以上,对陈化时间建立的Fisher判别预测模型显示,电子鼻可以实现对食醋陈化时间的快速检测,这对陈醋质量

的检测具有重要意义。

表 4 金台醋和渭滨醋的典型判别函数系数

Table 4 Canonical discriminant function coefficients of Jin Tai vinegar and Wei Bin vinegar

传感器 序号	金台醋				渭滨醋			
	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄
1	257.442	-175.068	-87.009	403.416	24.02	-55.004	-43.279	-23.826
2	4.407	2.223	-2.493	-0.247	-2.433	-1.929	-2.082	-2.722
3	145.873	403.651	79.906	-60.452	21.298	119.861	-37.373	123.033
4	-15.913	-65.298	-20.603	-42.789	23.582	15.547	4.634	-27.618
5	-218.509	234.379	74.46	-34.507	3.668	-154.604	286.819	178.388
6	-18.597	46.687	1.158	29.942	-34.813	5.972	18.429	24.491
7	3.535	-6.334	2.37	0.508	3.514	-0.007	-0.75	2.809
8	12.614	-18.296	-6.418	-9.012	29.237	-28.176	-31.62	23.804
9	-1.662	10.737	2.379	4.202	4.298	6.498	4.303	1.579
10	95.035	-90.405	19.507	-130.5	35.72	6.295	-1.516	-35.84
常数	-175.98	-232.455	-55.689	-36.304	-119.244	85.124	-193.86	-259.577

表 5 不同陈化期食醋的 Fisher 判别

Table 5 Discrimination of vinegar with different aging time by FDA

食醋样品	Fisher 线性判别	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	平均正确率/%
凤翔醋	自验证正确率	100	100	100	100	100	100
	交叉验证正确率	100	100	100	100	100	100
	预测组正确率	100	100	100	100	100	100
陇县醋	自验证正确率	100	100	100	100	100	100
	交叉验证正确率	100	100	100	100	100	100
	预测组正确率	100	100	100	100	100	100
金台醋	自验证正确率	100	100	100	100	100	100
	交叉验证正确率	100	90	100	90	100	98
	预测组正确率	100	100	100	90	100	98
渭滨醋	自验证正确率	100	100	100	100	100	100
	交叉验证正确率	100	100	100	90	100	98
	预测组正确率	100	100	100	100	100	100

2.5 多层感知器神经网络对食醋陈化期的检测

MLPNN 是近年来应用较广的一种人工神经网络，属于多层前馈神经网络，一般由输入层、隐含层和输出层构成。将所有陈化期的电子鼻检测结果（共 200 个数据样本）分为训练集和测试集，其中训练集 135 个，测试集 65 个，可建立一个隐含层为 1 层的 MLPNN 模型，其中输入层为不同陈化期食醋的传感器检测数据，单位数为 10；两层隐含层的单位数由软件计算确定；陈化时间作为输出层，输出节点数为 5，即数字“1~5”分别代表 1 月、2 月、3 月、4 月和 5 月五个陈化期。其中，隐含层激活函数为双曲正切函

数，输出层激活函数为 Softmax 函数。表 6 是对凤翔醋、陇县醋、金台醋和渭滨醋所建立的 MLPNN 模型的训练集和测试集食醋陈化时间的总体预测准确率，分别为 100%、100%、96.92%和 100%，金台醋的测试集将 1 个 2 月的样本误判为 1 月，将 1 个 3 月的样本误判为 4 月，因为食醋在 1~2 月、3~4 月的挥发性物质变化较小，造成了对样本的误判，但是训练集和测试集中对各个陈化时间预测的准确率均大于 90.0%，说明建立的 MLPNN 模型能够对食醋陈化时间进行较好地预测。

Fisher 判别和多层感知器神经网络出现错判的都在陈化 1~2 月、3~4 月，这可能是由于陈化时间较短，气味没有明显的变化，电子鼻提取的数据相差不明显。此外，金台醋 Fisher 判别的预测正确率高于多

层感知器神经网络,这可能是由两者模型算法不同引起。多层感知器神经网络的隐含层数和节点数需要人为设置,针对每一批数据,不存在已知确定最好的多层感知器神经网络结构,需要进行大量尝试找到相对比较好的网络模型,因此同批数据使用不同模型,结

果存在不确定性,而且隐含层和节点设置不当,容易造成过度训练和不足。而 Fisher 判别分析的结构比较稳定,说明电子鼻结合 Fisher 判别对食醋陈化期的检测更为准确。

表 6 不同陈化期食醋的多层感知器神经网络

Table 6 Discrimination of vinegar with different aging time by MLPNN

食醋样品	训练集正确率/%	测试集正确率					平均正确率/%
		1月	2月	3月	4月	5月	
凤翔醋	100	100	100	100	100	100	100
陇县醋	100	100	100	100	100	100	100
金台醋	100	100	91.7	92.9	100	100	96.92
渭滨醋	100	100	100	100	100	100	100

3 结论

3.1 分析四种食醋电子鼻传感器响应值的变化规律,表明食醋在陈化过程中,主要是氮氧化物、甲烷和硫化氢类一些不愉快的挥发性成分逐渐减少,对改善食醋的品质有积极的意义。

3.2 利用 PCA 和 LDA 对不同陈化期的食醋进行区分的研究结果表明, LDA 分析方法优于 PCA。通过 LDA 分析方法可发现食醋陈化期间挥发性成分有明显的变化趋势,随着陈化时间的延长,食醋中挥发性成分变化有增快的趋势,与总酸的变化规律相符。电子鼻可以利用挥发性成分的差异区分不同陈化时间的食醋。

3.3 利用 Fisher 线性判别分析,建立了食醋陈化时间的判别模型。该模型性能稳定,对未知样本的正确预测率分别达到 100%、100%、100% 和 98%,从而验证了电子鼻结合 Fisher 线性判别应用于食醋陈化时间检测的可行性。

3.4 利用多层感知器神经网络,建立了食醋陈化时间的判别模型。对凤翔、陇县、金台和渭滨醋的预测正确率分别为 100%、100%、96.92% 和 100%,从而验证了电子鼻结合多层感知器神经网络可以实现对食醋陈化时间的快速监测。

3.5 Fisher 判别的正确预测率高于多层感知器神经网络,且多层感知器神经网络的数据处理比 Fisher 判别复杂,所以电子鼻结合 Fisher 判别更适和应用于对食醋陈化期的监测。

参考文献

[1] 徐根娣,冷云伟.食醋的功能性[J].江苏调味副食品,2009,26(1):27-29
XU Gen-di, LENG Yun-wei, et al. The function of vinegar [J]. Jiangsu Condiment and Subsidiary Food, 2009, 26(1): 27-29

[2] 何阳春,陈丹妮,张千金,等.基于智能电子鼻的食醋识别方法的研究[J].中国食品学报,2012,12(5):168-173
HE Yang-chun, CHEN Dan-ni, ZHANG Qian-jin, et al. Research on China vinegar distinguishment method utilizing electronic nose system [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2012, 12(5): 168-173

[3] 李昌文,姜春鹏,周江峰.食醋的人工催陈研究技术[J].中国调味品,2010,35(9):69-71
LI Chang-wen, JIANG Chun-peng, ZHOU Jiang-feng, et al. Accelerated aging of vinegar [J]. China Condiment, 2010, 35(9): 69-71

[4] 赵丹,张玉荣,林家永,等.电子鼻在小麦品质控制中的应用研究[J].粮食与饲料工业,2012,3:10-15
ZHAO Dan, ZHANG Yu-rong, LIN Jia-yong, et al. Application of electronic nose in the wheat quality control [J]. Cereal & Feed Industry, 2012, 3: 10-15

[5] Stetter J R, Penrose W R. Understanding chemical sensors and chemical sensor arrays (electronic noses): Past, present, and future [J]. Sensors Update, 2002, 10(1): 189

[6] 唐向阳,张勇,丁锐,等.电子鼻技术的发展及展望[J].机电一体化,2006,12(4):11-15
TANG Xiang-yang, ZHANG Yong, DING Rui, et al. Recent developments and application prospect of electronic noses [J]. Mechatronics, 2006, 12(4): 11-15

[7] 张红梅,何玉静.电子鼻技术在粮食质量检测中的应用[J].农机化研究,2009,31(3):180-182
ZHANG Hong-mei, HE Yu-jing. The applications of electronic nose in the grain quality discrimination [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2009, 31(3): 180-182

[8] Hansen T, Petersen M A, Byrne D V. Sensory based quality control utilising an electronic nose and GC-MS analyses to

- predict end-product quality from raw materials [J]. *Meat science*, 2005, 69(4): 621-634
- [9] Branca A, Simonian P, Ferrante M, et al. Electronic nose based discrimination of a perfumery compound in a fragrance [J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2003, 92(1): 222-227
- [10] Capelli L, Sironi S, Céntola P, et al. Electronic noses for the continuous monitoring of odours from a wastewater treatment plant at specific receptors: Focus on training methods [J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2008, 131(1): 53-62
- [11] Ameer Q, Adeloju S B. Polypyrrole-based electronic noses for environmental and industrial analysis [J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2005, 106(2): 541-552
- [12] 张顺平,张覃轶,李登峰,等.电子鼻技术在食醋识别中的应用 [J].*传感技术学报*,2006,19(1):104-107
ZHANG Shun-ping, ZHANG Qin-yi, LI Deng-feng, et al. Research on vinegars identification by electronic nose [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2006, 19(1): 104-107
- [13] 张覃轶,胡伟,叶卫平,等.一种基于电子鼻的食醋识别新方法[J].*传感器与微系统*,2008,27(6):18-20
ZHANG Qin-yi, HU Wei, YE Wei-ping, et al. New approach to vinegar identification based on electronic nose [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2008, 27(6): 18-20
- [14] 何阳春,陈丹妮,张千金,等.基于智能电子鼻的食醋识别方法的研究[J].*中国食品学报*,2012,12(5):168-173
HE Yang-chun, CHEN Dan-ni, ZHANG Qian-jin, et al. Reserch on Chinese Vinegar Distinguishment Method Utilizing Electronic Nose System [J]. *Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology*, 2012, 12(5): 168-173
- [15] 张厚博,梅笑冬,赵万,等.用于食醋品质预评价的电子鼻研究[J].*传感器与微系统*,2013,32(3):62-64
ZHANG Hou-bo, MEI Xiao-dong, ZHAO Wan, et al. Research on electronic nose for pre-evaluation of vinegar quality [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2013, 32(3): 62-64
- [16] 鲁小利,海铮,王俊.可乐饮料的电子鼻检测研究[J].*浙江大学学报:农业与生命科学版*,2006,32(6):677-682
LU Xiao-li, HAI Zheng, WANG Jun. Detection of cola beverage by electronic nose [J]. *Journal of Zhejiang University: Agric. & Life Sci.*, 2006, 32(6): 677-682
- [17] 程正东,章毓晋,樊祥,等.常用 Fisher 判别函数的判别矩阵研究[J].*自动化学报*,2010,36(10):1361-1370
CHENG Zheng-dong, ZHANG Yu-jin, FAN Xiang, et al. Study on discriminant matrices of commonly-used fisher discriminant functions [J]. *Acte Automatica Sinica*, 2010, 36(10): 1361-1370
- [18] 刘立波,周国民.基于多层感知神经网络的水稻叶瘟病识别方法[J].*农业工程学报*,2009,25(13):213-217
LIU Li-bo, ZHOU Guo-min. Identification method of rice leaf blast using multilayer perception neural network [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2009, 25(13): 213-217
- [19] Demir N, Ferraz A C, Sargent S A, et al. Classification of impacted blueberries during storage using an electronic nose [J]. *Sci. Food Agric.*, 2011, 91(9):1722-7
- [20] 张虹艳,丁武.基于 fisher 线性判别和BP神经网络的电子鼻羊奶贮藏时间预测[J].*中国食品学报*,2012,12(6):166-173
ZHANG Hong-yan, DING Wu. Classification of fresh goat milk at different storage temperature based on electronic nose by fisher [J]. *Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology*, 2012, 12(6): 166-173