

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.10.030

基于粒子群优化的嗅-味融合技术在啤酒辨识中的应用

刘晶晶¹ 杨佳琳¹ Zhang Xiuyu² 孙彬¹ 张晓婷¹ 门洪¹

(1. 东北电力大学自动化工程学院, 吉林 132012;

2. 康戈迪亚大学机械与工业工程系, 魁北克 H3G 1M8)

摘要: 利用电子鼻/舌融合系统对啤酒香气、滋味进行检测, 基于其融合后的嗅/味综合信息实现啤酒的分类。由于传统 K 均值聚类结果依赖于初始值的选取, 且易陷入局部最优, 依据融合数据特点提出一种改进的基于粒子群优化的 K 均值聚类算法, 该算法在运行过程中优化了权重系数, 随着迭代次数增加同时调整收敛速度, 使粒子的搜索更趋于平衡化, 同时引入压缩因子, 平衡全局与局部矛盾。将该算法与 K 均值聚类算法进行比较, 实验数据证明该算法具有较好的全局收敛性, 能克服易陷入局部最优的缺点而收敛于最优解, 结果显示: 该算法对 5 种啤酒聚类效果明显, 正确率稳定在 93.3%。

关键词: 啤酒; 嗅/味融合技术; 电子鼻/舌; K 均值聚类; 粒子群

中图分类号: TS207.3 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2016)10-0244-06

Application of Smell and Taste Information Fusion Technology in Classification of Beer Based on Particle Swarm Optimization

Liu Jingjing¹ Yang Jialin¹ Zhang Xiuyu² Sun Bin¹ Zhang Xiaoting¹ Men Hong¹

(1. School of Automation Engineering, Northeast Dianli University, Jinlin 132012, China

2. Department of Mechanical & Industrial Engineering, Concordia University, Quebec H3G 1M8, Canada)

Abstract: The flavor of beer is an important means of evaluating its quality. Beer flavor is the integrated embodiment of beer smell and taste information. The aroma and taste of beer were detected by electronic nose and tongue fusion system. Principal component analysis (PCA) was respectively used for reducing the dimension of detected information, and the principal component of test data by electronic nose and tongue were extracted to fuse as the characteristic data. The classification of beer was achieved by smell and taste comprehensive information. Due to the difference in data of sensor array, the traditional K-means algorithm clustering results were depended on the selection of initial value, and it was easy to fall into local optimum. A modified K-means algorithm based on particle swarm optimization was proposed, which was based on the characteristics of fusion data. The weight coefficient was optimized in the course of operation. With the increase of iteration number, the convergence speed was adjusted, the particle search tended to be more balanced. Meanwhile, the compression factor was introduced to balance the global and local conflicts. Compared with K-means algorithm, the modified algorithm had better global convergence in experiments. It also can overcome the disadvantage which was easy to fall into the local optimum, and converge to the optimal solution. The experimental results showed that the clustering effect in five kinds of beer was obvious, and the correct rate was stable at 93.3%.

Key words: beer; smell/taste information fusion technology; electronic nose/tongue; K-means clustering; particle swarm

收稿日期: 2016-04-12 修回日期: 2016-05-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(31401569)、吉林省科技发展计划项目(20150520135JH、20130101053JC)和吉林市科技创新发展计划项目(20156401)

作者简介: 刘晶晶(1986—),女,副教授,主要从事多传感数据融合与感官品质智能检测研究,E-mail: liujj1986tiger@sina.com

通信作者: 门洪(1973—),男,教授,主要从事传感器制备与智能检测研究,E-mail: menhong_china@hotmail.com

引言

啤酒富含多种人体所需的氨基酸和维生素等营养物质。针对啤酒品质,国内外学者做了大量研究,主要集中在啤酒理化指标和感官指标的检测和分析^[1-4]。2类指标的检测方法均具有评定时间长、效率低的缺点。

电子鼻和电子舌作为2种快速准确的检测手段,逐渐取代传统检测方法,在农业^[5-7]、食品工业^[8-11]、航天航空^[12]、医业^[13]和环境保护^[14-15]等领域得到了应用。电子鼻和电子舌分别模拟哺乳动物嗅觉和味觉系统,通过传感器阵列检测的信息实现对复杂气味和滋味的辨识^[16-18]。由于啤酒本身同时具有嗅和味双重特征,且该特征与其成分组合及浓度存在复杂关联,因此相较于单一通道的检测,采用电子鼻/舌融合系统对其品质进行检测,可充分发挥各自优势获得嗅与味的综合表征,使其对物质的判断模式更加接近人类,更为合理和可靠。

目前电子鼻/舌的双通道数据融合分析技术应用于目标产品的分类效果显著。如 BANERJEE 等^[19]利用电子鼻和电子舌多传感器数据融合方法检测红茶品质,发现融合系统的错分类误差明显低于单一系统。TOKO 等^[20]在检测中发现电子鼻和电子舌在不同牛奶新鲜度以及灭菌牛奶与超高温牛奶中检测效果的差异,利用电子舌/鼻融合技术能实现牛奶的品质区分与新鲜度的综合辨识。MEN 等^[21]利用电子鼻/舌融合技术对8种白酒品牌进行识别且具有较高准确度。

本文将嗅-味双通道信息融合技术应用于啤酒品质的检测,利用主成分分析法分别提取双通道特征信息主成分进行融合,获得包含味觉与嗅觉综合信息的特征数据集。由于传统 K 均值聚类结果依赖于初始值的选取,且易陷入局部最优,为此本文根据融合数据特点提出一种改进的基于粒子群优化的 K 均值聚类算法,在粒子进化过程中优化权重系数,同时引入压缩因子,并利用该算法对不同啤酒品牌进行聚类分析。

1 材料及方法

1.1 材料与仪器

1.1.1 实验设备

本实验室采用的融合检测系统包含电子鼻和电子舌2个子系统。其中电子鼻系统为实验室自行研发的基于 TGS 系列气敏传感器阵列构建的,主要从传感器阵列、气路部分、数据采集和软件4个部分进行设计和搭建^[22-23]。传感器阵列由8个 TGS 系列

金属氧化物传感器组成,与敏感气体接触后发生吸附脱落反应,从而产生电信号;系统采取动态顶空气体采样法,通过内置气泵吸入顶空挥发气体进入气室,进气端设有活性炭净化装置;模拟人类鼻腔功能的仿生气室附有聚四氟乙烯(PTFE)薄膜,防止静电和环境干扰;数据采集部分选择 iUSBDAQ-U120816 型数据采集卡用于对传感器阵列产生的电信号的采集、实时显示、保存及调用等;该电子鼻系统的软件部分是以 LabVIEW 为开发平台进行编制的,可实现对电子鼻系统进样、清洗等过程的控制,还具有强大的数据处理能力,同时嵌入 Matlab 作为调用工具实现系统中数据的预处理、后期分析和结果显示。

电子舌系统则采用日本 Insent 公司的 SA-402B 型电子舌系统,该系统包括传感器阵列、自动检测系统、数据采集系统以及自带的数据分析软件。其中传感器阵列由5个基于人工双分子膜的味觉传感器和2个参比电极构成,能够实现待测样本包括酸、鲜、咸、苦、涩等5种基本味,以及苦的回味、涩的回味和鲜的回味(丰富度)的检测。将待检样本和参比溶液放入试剂槽,自动检测装置通过系统参数设置操纵机械臂实现传感器与待检样本接触,实现传感器的清洗和待检样本的味觉信息测量。

1.1.2 实验材料

实验材料为5种不同品牌的啤酒,均购买于本地超市,详细信息如表1所示。

表 1 5 种不同品牌的啤酒样本

Tab. 1 Characteristics of five sampled beers

序号	酒精度/ % vol	原汁水质 量分数/%	原料	产地
1	≥4.3	11	水、麦芽、大米、啤酒花	广东省肇庆市
2	≥4.3	11	水、麦芽、大米	辽宁省沈阳市
3	≥4.3	11	水、麦芽、大米、啤酒花	北京市
4	≥2.5	8	水、麦芽、谷物、小麦、啤酒花	吉林省长春市
5	≥3.6	9.7	水、麦芽、大米、啤酒花	山东省青岛市

1.2 实验方法

1.2.1 电子鼻实验

取 20 mL 待测啤酒样本放入密闭瓶中静置 120 s,待密封瓶顶空气体饱和,准备测量。打开进气泵以洁净干燥空气为载气通入传感器室,使气室内待检气体均匀充满,气室平衡温度控制在(20 ± 2)℃,相对湿度在(65 ± 5)%,数据实时采集 180 s。每次测量结束后通入洁净空气对气室进行清洗,待传感器

恢复最低稳定值方可进行下一次测量。每种品牌啤酒准备3个样本,每组样本重复测量6次,即每种品牌啤酒最终获得18组数据,5种啤酒测量完成后共得到90组数据。

1.2.2 电子舌实验

取待测啤酒样本40 mL,分别置于2个纯净测量杯中备用。测试开始前,传感器先在正负极清洗溶液中清洗90 s,结束后在参比溶液中清洗120 s,在另一参比溶液中继续清洗120 s,传感器平衡归零30 s。达到平衡后,开始进行检测,测试时间为30 s,测量结束进行2次快速清洗,回到参比溶液中测得回味值,则一次测量结束,每次测量结束后自动进入清洗步骤。每种品牌啤酒准备3个样本,每组样本重复测量6次,即每种品牌啤酒最终获得18组数据,5种啤酒测量完成后共得到90组数据。

2 结果与分析

2.1 啤酒数据特征提取与数据融合

本文实验中,采用基线处理法中的差分法对电子鼻/舌采集的原始电信号进行预处理,以消除环境变化及传感器内部因素引起的基线偏移,对其进行补偿。预处理后的电子鼻、电子舌检测时所得到的曲线中所含数据庞大,因此本文对其进行特征提取。观察电子鼻检测曲线发现检测稳定后,信号不再随时间变化且每个传感器的信号稳定值不同,因而选用信号预处理后的8个传感器稳定的最大值作为电子鼻信号的特征值,获得 90×8 维的电子鼻特征矩阵 \mathbf{X}_{ij} 。在电子舌检测信号中,依据电子舌设备性能,分别将5种基本味检测信号和3种回味检测信号预处理后稳定第30秒的电压作为电子舌信号的特征值,获得 90×8 维的电子舌特征矩阵 \mathbf{Y}_{ij} 。以此构建电子鼻和电子舌特征数据集 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 作为原始数据进行分析。

使用Matlab软件分别对电子鼻数据集 \mathbf{X} 和电子舌数据集 \mathbf{Y} 进行主成分分析,提取电子鼻、电子舌响应信号的主成分,合并后作为新数据集的特征值。对电子鼻数据集 \mathbf{X} 和电子舌数据集 \mathbf{Y} 分别做转置,并对转置后 \mathbf{X}^T 、 \mathbf{Y}^T 进行零均值化处理。矩阵 \mathbf{X}^T 、 \mathbf{Y}^T 的协方差矩阵 \mathbf{D}_1 、 \mathbf{D}_2 计算式为

$$\mathbf{D}_1 = \frac{1}{90} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (1)$$

$$\mathbf{D}_2 = \frac{1}{90} \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} \quad (2)$$

进一步得到 \mathbf{D}_1 、 \mathbf{D}_2 的特征值及对应的特征向量,并将特征向量按对应特征值从大到小组合成矩阵,分别提取前6维和前4维组成矩阵 \mathbf{P}_1 、 \mathbf{P}_2 ;PCA

算法处理之后的电子鼻特征矩阵 \mathbf{W} 和电子舌特征矩阵 \mathbf{Z} 满足公式

$$\mathbf{W}^T = \mathbf{P}_1 \mathbf{X}^T \quad (3)$$

$$\mathbf{Z}^T = \mathbf{P}_2 \mathbf{Y}^T \quad (4)$$

最终分别提取电子鼻前6个主成分和电子舌前4个主成分,提取后的10维数据构成新的特征数据集 $\mathbf{A}_{90 \times 10}$,实现特征层面上电子鼻、舌的数据融合。该融合方法在保全了啤酒样本气味、味道2个方面特征信息的同时,通过原始变量的线性组合构成的少数互不相关的综合因子代替原始变量,实现了数据降维,消除了冗余信息的干扰。

2.2 K均值方法对啤酒的聚类分析

K均值方法是一种以类内误差平方和最小化为原则、典型的基于距离聚类方法,以距离作为相似性的评价指标,即认为2个对象的距离越近,其相似度就越大,因此把得到紧凑且独立的聚类作为最终目标。

本文将啤酒的电子鼻、舌融合特征数据集 $\mathbf{A}_{90 \times 10}$ 进行K均值聚类分析。在 $\mathbf{A}_{90 \times 10}$ 范围选取5种啤酒初始聚类中心,计算公式为

$$\mathbf{u}_{kj} = \mathbf{b}_j + (\mathbf{a}_j - \mathbf{b}_j) \text{rand}() \quad (k=1,2,\dots,5) \quad (5)$$

式中 \mathbf{u}_{kj} ——啤酒样本聚类中心

\mathbf{a}_j —— $\mathbf{A}_{90 \times 10}$ 每一列最大值构成的向量

\mathbf{b}_j —— $\mathbf{A}_{90 \times 10}$ 每一列最小值构成的向量

$\text{rand}()$ ——0~1之间的随机数

计算每个啤酒样本 A_i 与各个聚类中心 u_k 的距离,将样本 A_i 归到与其距离最小的类别 k 当中,计算公式为

$$s_i = \arg \min \| A_i - u_k \|^2 \quad (6)$$

考察所有啤酒样本 $\mathbf{A}_{90 \times 10}$ 并将其重新归类,更新聚类中心,计算公式为

$$u_k = \frac{\sum_{i=1}^{90} \mathbf{1}\{s_i = k\} A_i}{\sum_{i=1}^{90} \mathbf{1}\{s_i = k\}} \quad (7)$$

完成一次迭代,直到某次迭代前后,聚类中心不再更新或更新后的差值小于某个阈值(本文中阈值设置为0.01),说明算法已经收敛,结束迭代,完成样本聚类。

聚类结果见表2,该算法可以将大部分样本进行正确类别划分。但由于K均值算法的聚类结果依赖于初始值的选取,并且基于梯度下降进行搜索常使算法陷入局部最优,无法保证获得的聚类中心全局最优,因而导致每次聚类结果不同,正确率也有所不同。故本实验进行20次聚类分析并求取平均

值,得到平均正确个数为 77.5,平均正确率为 86.1%。

表 2 5 种品牌啤酒融合检测的 K 均值聚类结果

Tab. 2 K-means clustering results of five brands of beer by e-nose and e-tongue

聚类次数	正确个数	正确率/%	聚类次数	正确个数	正确率/%
1	85	94.4	11	66	73.3
2	84	93.3	12	84	93.3
3	84	93.3	13	66	73.3
4	84	93.3	14	84	93.3
5	84	93.3	15	66	73.3
6	63	70.0	16	84	93.3
7	84	93.3	17	64	71.1
8	84	93.3	18	84	93.3
9	84	93.3	19	84 <td 93.3	
10	66	73.3	20	66	73.3

2.3 基于粒子群的 K 均值对啤酒融合系统特征集的聚类分析

针对上述 K 均值聚类算法存在的易陷入局部最优,无法保证获得全局最优解的缺陷,基于粒子群的 K 均值聚类算法(PSO-KM)将粒子群的全局搜索能力和 K 均值的局部搜索能力结合,可以通过每次迭代所有粒子进行 K 均值计算从而获得全局最优解,这使聚类性能大大提高。本文通过优化惯性权重,使收敛速度随着搜索范围的变化而变化,系统快速收敛于最优结果。因较大权重利于全局搜索,较小权重利于局部搜索,据此本文中同时引入压缩因子来平衡全局和局部的矛盾,使系统快速收敛于最优结果。

粒子群优化算法是一种基于群体智能优化的进化方法^[24-25]。该算法建立在对动物集群活动行为观察的基础上,利用群体中的个体对信息的共享,使得整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程,从而获得全局最优解。利用本算法对啤酒的电子鼻、舌融合特征数据集 $A_{90 \times 10}$ 进行聚类的过程中,最优聚类中心的每一个潜在解都是 $A_{90 \times 10}$ 数据空间中的一个粒子,本文引入的 40 个粒子中每个粒子都具有相应的速度、位置和一个由欧几里得距离决定的适应度函数 F ,算法通过 F 的大小来评价粒子的优劣。适应度函数计算公式为

$$F_n = \sum_{k=1}^5 \sum_{i=1}^{90} 1\{s_i = k\} \|A_i - u_{nk}\| \quad (n=1, 2, \dots, 40) \quad (8)$$

式中 n ——粒子序号

本算法首先初始化 40 个粒子对数据集 $A_{90 \times 10}$ 进行初始分类,根据初始分类获得聚类中心,求得适

应度,由适应度得到全局最优解和历史最优解,据此更新每一个粒子的速度与位置,最后 40 个粒子对 $A_{90 \times 10}$ 重新分类。通过不断迭代找到全局最优解,即获得最佳聚类中心。由于粒子之间相互通信,当前粒子通过跟踪自己的历史最优聚类中心和全局的最优聚类中心,更新粒子的搜索方向和速度,使粒子朝着最优解的方向收敛。每一次迭代,粒子更新自己的速度与位置的公式为

$$v(t+1) = x(wv(t) + c_1 \text{rand}()(\mathbf{p}_{best}(t) - \mathbf{p}(t)) + c_2 \text{rand}()(\mathbf{g}_{best}(t) - \mathbf{p}(t))) \quad (9)$$

$$\mathbf{p}(t+1) = \mathbf{p}(t) + \mathbf{v}(t+1) \quad (10)$$

式中 $\mathbf{v}(t)$ ——粒子速度

$\mathbf{p}_{best}(t)$ ——到 t 时刻为止粒子的最优解

$\mathbf{p}(t)$ ——当前的聚类中心

$\mathbf{g}_{best}(t)$ —— t 时刻所有粒子全局最优解

x ——压缩因子 w ——惯性权重

c_1, c_2 ——学习因子,其中 $c_1 = 4.5, c_2 = 2$

粒子速度与位置更新示意图如图 1 所示,其中向量 1 为粒子当前速度 $\mathbf{v}(t)$,向量 2 为粒子个体历史最优解与当前位置的矢量差 $\mathbf{p}_{best}(t) - \mathbf{p}(t)$,向量 3 则表示全局最优位置与当前位置矢量差 $\mathbf{g}_{best}(t) - \mathbf{p}(t)$ 。三者之和表示下一步粒子的速度向量,从图中可以看出粒子逐步趋向于全局最优解的方向,而下一时刻粒子的速度也与该粒子当前速度、当前位置与历史最优解位置的距离和全局最优位置的距离成正比。

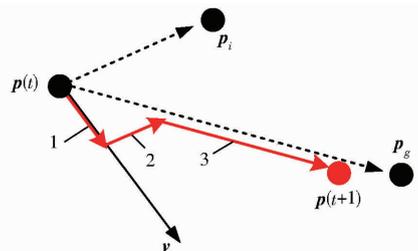


图 1 粒子速度与位置更新示意图

Fig. 1 Schematic diagram of particle velocity and position update

惯性权重 w 影响着粒子的搜索范围, w 取值越大,粒子的搜索范围越大,越有利于规避局部最小值,便于全局寻优。而较小的 w 值,粒子的搜索范围就较小,因而有利于精确局部搜索。为了使粒子的搜索更趋于平衡化,本文采用优化后的惯性权重 w 进行计算。 w 的计算公式为

$$w = w_{\max} - m(w_{\max} - w_{\min})/M \quad (11)$$

式中 w_{\max} ——最大惯性权重,取 0.9

w_{\min} ——最小惯性权重,取 0.4

m ——当前迭代次数

M ——最大迭代次数

考虑到随着迭代次数的增加,粒子更靠近最优聚类中心,搜索范围也更小,所以 w 的取值随着粒子迭代次数增加而减小。迭代初始,粒子距离局部最优解和全局最优解较远情况下,需要大范围全局的搜索,故此时的 w 值较大。随着迭代次数的增加,粒子会越来越趋向于最优解,此时应该在小范围局部搜索,故 w 的值较小,收敛速度减小。

同时这里引入了压缩因子 x ,压缩因子不同于惯性权重,可以很好地平衡全局和局部之间的矛盾,可以在规定的循环次数内,提高搜索精度。压缩因子计算公式为

$$x = \frac{2}{|2 - c - \sqrt{c^2 - 4c}|} \quad (12)$$

其中 $c = c_1 + c_2$,是式(9)中2个学习因子之和。压缩因子 x 可以很好地平衡全局搜索和局部搜索特性,从而实现最优搜索。与此同时为了获得较好聚类效果,在算法的最后一次迭代中加入了优化程序。本算法中设置的迭代次数为20次,20次迭代完成之后判断5个类别的样本数,如果存在某个类别的样本数为零,认为没有达到最优聚类效果,此时需要动态增加迭代次数,直到不会出现上面的情况为止。通过这个改进使聚类结果稳定且正确率较高。

采用引入压缩因子和优化权重系数的基于粒子群的K均值聚类方法对5种不同品牌啤酒进行聚类分析。图2为5种啤酒融合系统数据聚类效果图,观察发现5种品牌啤酒聚类效果明显,且聚类结果稳定,正确率可稳定在93.3%。

3 结束语

应用电子鼻、电子舌系统针对气味与滋味两方面特征对5种不同品牌啤酒进行检测,目的在于获得代表啤酒嗅-味综合品质的完整信息。采用主成

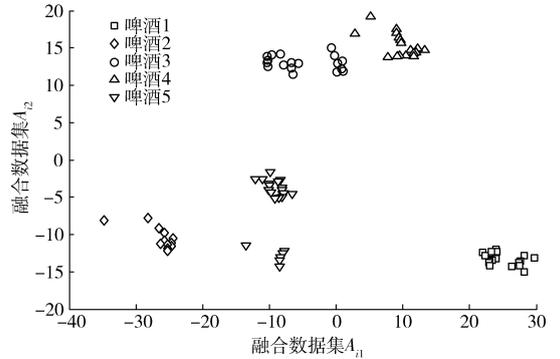


图2 5种品牌啤酒融合检测的基于粒子群的K均值(PSO-KM)聚类效果图

Fig. 2 PSO-KM clustering analysis of five brands of beer by e-nose and e-tongue

分分析法分别对电子鼻、舌检测到的信息进行降维处理,在保证啤酒综合风味特征信息完全的基础上,尽可能地去除多传感器检测的冗余信息,分别提取主成分合并后作为融合特征数据集用于啤酒特征分析。提出了一种改进的基于粒子群优化的K均值聚类方法,在进化过程中优化了惯性权重,同时引入压缩因子。在此基础上对比分析K均值和经过优化的基于粒子群的K均值算法对不同品牌啤酒的聚类分析结果。结果表明K均值算法结果依赖于初始值的选取,并且基于梯度下降进行搜索常使算法陷入局部最优而无法保证获得聚类中心全局最优,正确率因初始值选择差异而在70.0%~93.3%范围内浮动。相比于K均值算法,改进后的基于粒子群优化的K均值算法优化了惯性权重系数,随着迭代次数增加调整了收敛速度,提高了全局收敛性;同时引入压缩因子,避免易陷入局部最优的缺点的同时,能够平衡全局与局部的矛盾,快速收敛于最优结果。该算法对5种品牌啤酒聚类效果明显且结果稳定,正确率可达93.3%。

参 考 文 献

- 1 WOLFE R, SANDLER W. An algorithm for detection using digital image analysis[J]. Transactions of the ASAE, 1985, 28(2): 641-644.
- 2 CASTRO L F, ROSS C F. Determination of flavour compounds in beer using stir-bar sorptive extraction and solid-phase microextraction[J]. Journal of the Institute of Brewing, 2015, 121(2): 197-203.
- 3 DONG Jianjun, LI Qingliang, YIN Hua, et al. Predictive analysis of beer quality by correlating sensory evaluation with higher alcohol and ester production using multivariate statistics methods[J]. Food Chemistry, 2014, 161: 376-382.
- 4 GHASEMI-VARNAMKHAHI M, MOHTASEBI S S, RODRIGUEZ-MENDEZ M L, et al. Classification of non-alcoholic beer based on aftertaste sensory evaluation by chemometric tools[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(4): 4315-4327.
- 5 XU Sai, ZHOU Zhiyan, LU Huazhong, et al. Improved algorithms for the classification of rough rice using a bionic electronic nose based on PCA and the Wilks distribution[J]. Sensors, 2014, 14(3): 5486-5501.
- 6 赵梦田, 杜桂苏, 黄洁, 等. 基于电子鼻的库尔勒香梨品质区分方法研究[J]. 中国食品学报, 2014, 14(3): 225-228. ZHAO M T, DU J S, HUANG J, et al. Study on quick analysis method of Korla pears quality based on the electronic nose[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2014, 14(3): 225-228. (in Chinese)
- 7 王虎玄, 胡仲秋, 龙芳羽, 等. 苹果汁中鲁氏接合酵母早期污染的电子鼻识别研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(1):

- 209-214.
WANG H X, HU Z Q, LONG F Y, et al. Research on identification of spoilage in apple juice caused by *Zygosaccharomyces rouxii* at early stage using electronic nose [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 209-214. (in Chinese)
- 8 PERIS M, ESCUDER-GILABERT L. On-line monitoring of food fermentation processes using electronic noses and electronic tongues: a review[J]. Analytica Chimica Acta, 2013, 804: 29-36.
- 9 PERIS M, ESCUDER-GILABERT L. A 21st century technique for food control: electronic noses[J]. Analytica Chimica Acta, 2009, 638(1): 1-15.
- 10 门洪, 张艳平, 张彩娃, 等. 伏安电子舌研究进展[J]. 东北电力大学学报, 2012, 32(3): 1-5.
MEN H, ZHANG Y P, ZHANG C W, et al. Review on voltammetric electronic tongue [J]. Journal of Northeast Dianli University, 2012, 32(3): 1-5. (in Chinese)
- 11 任奇锋, 王俊. 自动进样与恒温控制型电子舌检测系统[J]. 农业机械学报, 2016, 47(3): 186-192.
REN Q F, WANG J. Electronic tongue detection system with automatic sampling and constant temperature control [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 186-192. (in Chinese)
- 12 胡卫军, 许改霞, 王平. 电子鼻和电子舌在航天医学检测中的应用[J]. 国际生物医学工程杂志, 2005, 28(4): 213-217.
HU W J, XU G X, WANG P. Application of electronic nose and electronic tongue in aeronautic medicine [J]. Biomedical Engineering Foreign Medical Sciences, 2005, 28(4): 213-217. (in Chinese)
- 13 ITO M, IKEHAMA K, YOSHIDA K, et al. Bitterness prediction of H1-antihistamines and prediction of masking effects of artificial sweeteners using an electronic tongue[J]. International Journal of Pharmaceutics, 2013, 441(1-2): 121-127.
- 14 DESHMUKH S, BANDYOPADHYAY R, BHATTACHARYYA N, et al. Application of electronic nose for industrial odors and gaseous emissions measurement and monitoring—an overview[J]. Talanta, 2015, 144: 329-340.
- 15 李毅, 王银瓶, 吝涛, 等. 船载海洋环境重金属检测的电子舌研究[J]. 传感技术学报, 2007, 20(1): 32-37.
LI Y, WANG Y P, LIN T, et al. Research on electronic tongue for the detection of heavy metals in seawater[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(1): 32-37. (in Chinese)
- 16 ZHANG L, TIAN F C. A new kernel discriminant analysis framework for electronic nose recognition[J]. Analytica Chimica Acta, 2014, 816: 8-17.
- 17 WINQUIST F, LUNDSTRÖM I, WIDE P. The combination of an electronic tongue and an electronic nose [J]. Sensors & Actuators B: Chemical, 1999, 58(1-3): 512-517.
- 18 BANERJEE R, MODAK A, MONDAL S, et al. Fusion of electronic nose and tongue response using fuzzy based approach for black tea classification [J]. Procedia Technology, 2013, 10(1): 615-622.
- 19 BANERJEE R, CHATTOPADHYAY P, TUDU B, et al. Artificial flavor perception of black tea using fusion of electronic nose and tongue response: a Bayesian statistical approach[J]. Journal of Food Engineering, 2014, 142: 87-93.
- 20 TOKO K, IYOTA T, MIZOTA Y, et al. Heat effect on the taste of milk studied using a taste sensor [J]. Japanese Journal of Applied Physics Regular Papers & Short Notes, 1995, 34(11): 6287-6291.
- 21 MEN H, NING K, CHEN D. Data fusion of electronic nose and electronic tongue for discrimination of Chinese liquors [J]. Sensors & Transducers, 2013, 157(10): 57-67.
- 22 LIU J, ZHANG X, LI J, et al. Partial least square-support vector machine for rapid detection of egg storage life by chemometric processing of voltammetric signals [J]. Sensor Mater, 2016, 28(1): 21-31.
- 23 MEN H, CHEN D, ZHANG X, et al. Data fusion of electronic nose and electronic tongue for detection of mixed edible-oil [J]. J. Sensors, 2014(1): 1-7.
- 24 陶新民, 徐晶, 杨立标, 等. 一种改进的粒子群和 K 均值混合聚类算法 [J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 92-97.
TAO X M, XU J, YANG L B, et al. Improved cluster algorithm based on K-means and particle swarm optimization [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(1): 92-97. (in Chinese)
- 25 DEL VALLE Y, VENAYAGAMOORTHY G K, MOHAGHEGHI S, et al. Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(2): 171-195.