

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905500

电子鼻富集装置温度补偿方法*

程 录, 孟庆浩

(天津大学电气自动化与信息工程学院 天津 300072)

摘要:为解决电子鼻难以检测到十亿分之一量级(parts per billion, ppb)低浓度气味的问题,给出了一种电子鼻富集方案以及3种温度补偿方法。首先,设计了电子鼻富集装置以提高电子鼻检测下限。然后,针对富集后气体温度过高导致电子鼻检测和识别效果降低这一问题,给出了多元回归法、神经网络回归法以及基于这两种方法的温度补偿集成学习方法。最后,进行了电子鼻检测车内ppb级低浓度内饰材料气味的实验,用聚氨酯甲酸酯(PU)皮和聚氯乙烯(PVC)皮两种材料制备实验待测气体,富集前、富集后未经温度补偿以及富集后经上述3种方法温度补偿后的平均识别正确率分别为61.14%、80.64%、91.67%、91.21%以及95.06%,验证了电子鼻富集装置以及温度补偿方法的有效性。

关键词:富集装置;电子鼻;温度补偿;集成学习;神经网络;汽车内饰材料

中图分类号: TP29 TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8040

Temperature compensation methods for an electronic nose pre-concentrator

Cheng Lu, Meng Qinghao

(School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In order to solve the problem that normal electronic nose (e-nose) can hardly detect the low concentration gas odor of parts per billion (ppb) order, an e-nose pre-concentration scheme and three temperature compensation (TC) methods are presented in this paper. Firstly, a pre-concentrator is designed to improve the detection lower limit of the e-nose. Then, aiming at the problem that the detection and recognition effect of the e-nose decreases when the gas temperature is too high after pre-concentration, three TC methods are proposed, which are the multivariate regression method, the neural network regression method and the TC ensemble learning method based on the two methods. Finally, e-nose detection experiment on the interior decoration material ppb level gas odor in vehicle was conducted. Two materials of polyurethane (PU) leather and polyvinyl chloride (PVC) leather were used to prepare the gases to be measured in the experiment. The average recognition accuracy rates before pre-concentration, after pre-concentration without TC and after pre-concentration using the above three TC methods are 61.14%, 80.64%, 91.67%, 91.21% and 95.06%, respectively, which verifies the effectiveness of the proposed e-nose pre-concentrator and the TC methods.

Keywords: pre-concentrator; e-nose; temperature compensation; ensemble learning; neural network; car interior decoration material

0 引 言

电子鼻已开始应用在医学^[1-3]、食品饮料^[4-6]、酒类^[7-10]等领域,但用于汽车领域的极少,主要原因是汽车内饰挥发的挥发性有机物(volatile organic compounds, VOCs)有毒气体虽然味道比较刺鼻,但是其浓度非常低^[11-12],体积浓度在十亿分之一量级(parts per billion,

ppb)。新车内饰异味^[13-15]受到消费者和相关质检部门的重视,所以严格监控汽车内饰材料的质量是非常必要的。

电子鼻使用的气体传感器大多数为金属氧化物半导体(metal oxide semiconductor, MOS)型气体传感器^[16-17],检测下限为百万分之一量级(parts per million, ppm),所以电子鼻通常难以检测到汽车内饰低浓度气味。富集系统是一种将待测气体中某些物质的浓度提高一定倍数的系统,因此使用电子鼻检测低浓度VOCs气体,需要配合

收稿日期:2019-08-21 Received Date:2019-08-21

* 基金项目:国家自然科学基金(61573253)、国家重点研发项目(2017YFC0306200)资助

富集装置运行,富集装置将待测气体的浓度提升,再通过电子鼻进行检测分析。

目前绝大多数的富集装置都是采用吸附加热解吸附^[18-20]的方法,该方法具有速度较快、稳定性高等优点。但是,为了保证富集效果,解吸附出来的物质需要快速进入到电子鼻气室中,因此加热解吸附方法会使富集后的气体温度过高。虽然在使用大型分析仪器时不会产生影响,但是在使用电子鼻检测时,因为 MOS 型气体传感器的响应受温度影响较大^[21],气体温度过高会造成电子鼻传感器阵列响应信号大幅度提升,因此必须对富集后气体的温度进行处理。对于便携式电子鼻以及便携式富集装置来说,硬件降温的方法会出现装置体积增大、便携性下降、长时间使用效果降低的问题,因此通过温度补偿算法^[22]对富集后高温气体的电子鼻数据进行处理研究是非常有必要的。

Rivai 等^[23]基于 Tenax GR 吸附剂研制了预浓缩器,并使得电子鼻能够正常检测到乙醇、苯和丙酮气体。Mccartney 等^[24]基于微机电系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)技术研制了微型预浓缩器,内部使用的是 Tenax-TA 吸附剂,并通过气相色谱仪验证了其性能。胥勋涛等^[25]实现了一种基于固体吸附热解吸技术的气体浓缩系统,提高了电子鼻对伤口病原菌的检测能力。Furlong 等^[26]使用电子鼻和预浓缩装置检测了污水和石化添加剂的气味,还对不同气味区域进行了分类。胡嘉浩^[27]研制了一个连接电子鼻的富集装置,并通过白酒进行了富集实验,验证了富集装置的性能。

以上研究表明,目前基于吸附解吸附的富集装置都只是实现了对待测气体浓度提高,缺乏对富集后气体检测结果的数据分析以及富集后气体温度对电子鼻检测结果影响的分析。因此,本文提出了一种基于吸附热解吸的用于汽车内饰气味检测的富集装置,建立富集装置温度补偿模型,解决了富集后气体温度较高造成电子鼻识别效果较差的问题,提高了电子鼻对富集后气体的识别效果。

1 电子鼻富集装置温度补偿方法

温度补偿模型包括 3 个输入和 1 个输出,如图 1 所示,3 个输入分别是富集前待测气体的电子鼻响应数据、富集后待测气体的电子鼻响应数据、富集装置高温空气和气路中加热产生的干扰气味两个因素造成的电子鼻响应数据。训练时,温度补偿模型的输出为经过水冷降温的富集后待测气体的电子鼻响应数据,并且保持输入输出数据来自同一袋实验气体。每条传感器响应曲线提取 5 个特征值,分别是差值、一阶微分最大值、一阶微分最大值对应的值、一阶微分最小值和二阶微分最大值。

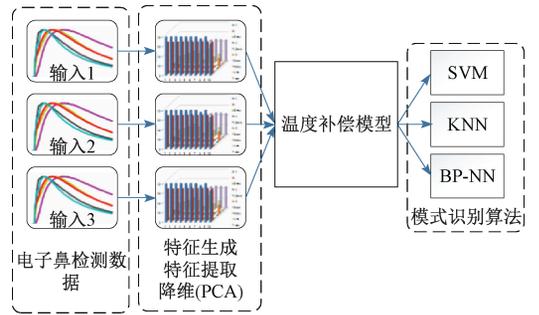


图 1 温度补偿模型结构

Fig.1 Temperature compensation model structure

1.1 多元回归温度补偿模型

采用多元回归的方法对实验数据进行拟合分析,参数估计可以通过如下所述的最小二乘法估计来得到。

$$f = \beta_0 + \beta_1 Z_1 + \beta_2 Z_2 + \dots + \beta_n Z_n + u \quad (1)$$

$$\hat{f} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 Z_1 + \hat{\beta}_2 Z_2 + \dots + \hat{\beta}_n Z_n \quad (2)$$

$$Q = \sum (f_i - \hat{f})^2 = \min \quad (3)$$

$$Q = \sum (f_i - \hat{f})^2 = \sum (f_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 Z_1 - \hat{\beta}_2 Z_2 - \dots - \hat{\beta}_n Z_n)^2 = \min \quad (4)$$

式中: $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ 表示回归系数; $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_n$ 表示参数估计值; Z_0, Z_1, \dots, Z_n 为输入量; u 为误差项; f 表示输出值; f_i 表示实际值; \hat{f} 表示预测值; Q 为真实值与估计值误差的平方和。电子鼻每次输出 8 条曲线作为一组数据,每组数据有 40 个特征,所以温度补偿模型共包括 40 个等式,相同传感器的相同特征值对应于同一回归表达式。

$$p_l = \beta_{l0} + \beta_{l1} z_{l1} + \beta_{l2} z_{l2} + \beta_{l3} z_{l3} \quad (5)$$

式中: p_l 表示预测特征值; z_{l1} 和 z_{l2} 分别表示富集前、后待测气体电子鼻响应数据的特征值; z_{l3} 表示富集装置高温空气和干扰气味产生的响应数据的特征值; l 表示 40 个特征值的序号; $\beta_{l0}, \beta_{l1}, \beta_{l2}, \beta_{l3}$ 为回归参数。将温度补偿后的 40 个特征值数据重新按照原数据特征顺序组合,组成了一组温度补偿后的新数据。

1.2 神经网络回归温度补偿模型

神经网络回归温度补偿模型设置 3 个输入节点和 1 个输出节点,设置隐含层有 10 个节点,神经元的公式表示为:

$$Y = WX + biases \quad (6)$$

$$output = g(Y) \quad (7)$$

式中: W 为权值; X 为隐含层的输入数据; $biases$ 是偏移项; Y 是中间值; $output$ 是隐含层的输出值; g 是激励函数。设隐含层的激励函数为:

$$g(a) = \begin{cases} 0, & a < 0 \\ a, & a > 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中: a 为激励函数的输入值,输出层的神经元不设置激

励函数,最后输出的是经过温度补偿后的富集气体的电子鼻响应数据。通过式(9)、(10)给出的梯度下降法对神经网络进行优化。

$$\theta_{j+1} = \theta_j - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_j} J(\theta) \quad (9)$$

$$J(\theta) = \min_{\theta} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(u^{(i)}) - v^{(i)})^2 \quad (10)$$

式中: θ_j 表示自变量参数,即优化坐标位置; j 表示步数; α 为学习因子; θ 表示需要求解的待定系数; $u^{(i)}$ 表示第 i 行所有的 u ; $h_{\theta}(u^{(i)})$ 表示第 i 行所有的 u 乘以 θ 后的取值; $v^{(i)}$ 表示第 i 行对应的真实 v 值; $J(\theta)$ 表示令方差最小的函数。

神经网络温度补偿模型结构如图2所示。不同的特征值需要建立不同参数的神经网络,因此相同结构不同参数的神经网络温度补偿模型结构有40个,然后将40个回归神经网络输出值组成一组新的数据,即温度补偿后的富集气体电子鼻响应数据。

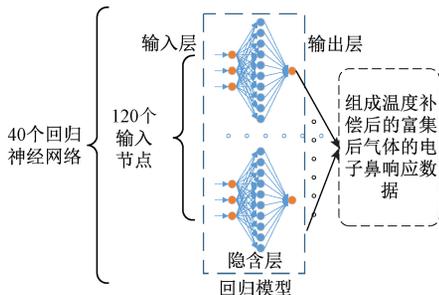


图2 神经网络温度补偿模型

Fig.2 Neural network temperature compensation model

1.3 基于温度补偿模型的集成学习方法

集成学习是一种将多个学习器综合起来形成具有更好性能的强学习器的机器学习方法。将上述两个温度补偿模型进行集成学习,提升富集装置温度补偿模型的性能。

富集装置温度补偿集成学习法的结构如图3所示,首先将实验得到的电子鼻检测数据分别对多元回归温度补偿模型和神经网络回归温度补偿模型进行训练,然后根据 Stacking 集成学习方法,即建立与图2相似结构的新神经网络回归模型,区别在于输入层节点设为2个,将1.1和1.2节介绍的两个模型的输出值作为新神经网络模型的输入,原数据的输出数据作为新神经网络回归模型的输出,训练好的该神经网络回归模型集成了个体学习器的优良特性,具有更好的温度补偿效果。

2 实验

2.1 实验材料

实验采用2种车内材料为对象:聚氨基甲酸酯

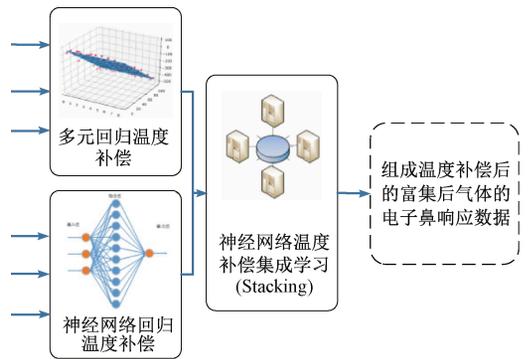


图3 富集装置温度补偿集成学习法

Fig.3 Pre-concentrator temperature compensation ensemble learning method

(polyurethane, PU)皮和聚氯乙烯 (polyvinyl chloride, PVC)皮,如图4所示。将PU皮和PVC皮制备的气体作为实验待测气体。



图4 PU皮和PVC皮材料

Fig.4 PU and PVC leather materials

2.2 实验装置

采用实验室自主研发的电子鼻和富集装置。图5所示电子鼻主要包括传感器阵列、电源、气泵、屏幕、控制板等。传感器阵列由8个MOS型气体传感器组成,型号分别为TGS2600、TGS2603、TGS8100、TGS2602(日本FIGARO)、MiCS5524(英国E2V)、CCS801(奥地利AMS)、MP801(郑州炜盛)、SP3S(日本FIS)。图6和7所示的富集装置主要由吸附管、加热器、制冷器、控制板、气泵、电磁阀等组成。基于吸附加热解吸附原理的富集装置的核心部分是吸附剂,吸附管内部填充体积比例为1:1的活性炭与Tenax-TA混合吸附剂。温度越高,活性炭与Tenax-TA吸附剂的吸附能力越差,该吸附剂在常温状态下的吸附性能远高于高温状态。因此,富集的原理是吸附剂在室温下收集待测气体中的VOCs,在高温状态下吸附剂无法维持常温时的吸附量,吸附剂中的VOCs物质挥发出来。气体富集与电子鼻采样过程以下包括4个阶段:1)低温吸附,在室温状态下待测气体以一定的流速通过吸附管,气体中的目标物质被保留在吸附管中;2)密闭升温,快速提升吸附管温度,吸附剂中的目标物质被热解吸;3)电子鼻检测,将刚热解吸附出来的高浓度物质抽取到电子鼻气室中进行检测;4)清洗降温,将吸附管

的温度再提高,用洁净的空气或氮气对吸附管进行清洗并降温,降为室温时富集流程结束。



图 5 电子鼻
Fig.5 The e-nose



图 8 TB600-WQ-TVOC-200 传感器
Fig.8 TB600-WQ-TVOC-200 sensor

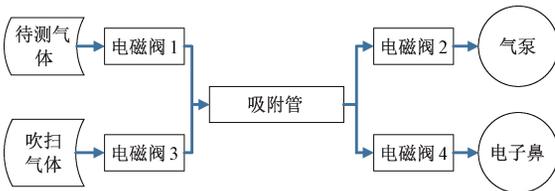


图 6 富集装置结构
Fig.6 Pre-concentrator structure

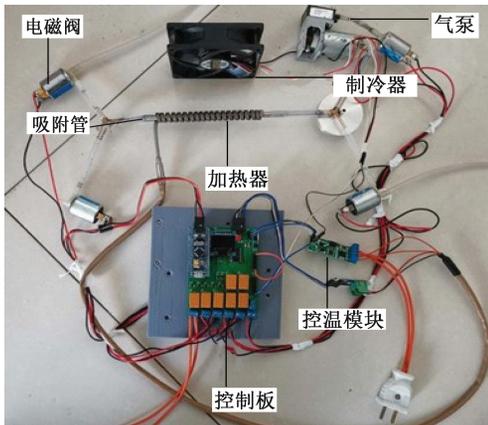


图 7 富集装置实物
Fig.7 The pre-concentrator

TB600-WQ-TVOC-200 传感器(德国 EC Sense)基于固态聚合物电化学传感技术,能够检测气体中的总挥发性有机物(total volatile organic compounds, TVOC)浓度,如图 8 所示。该传感器经过出厂校准后线性输出,检测范围为 0~200 ppm,分辨率为 0.01 ppm,通过检测富集前后气体的浓度来验证富集装置的富集效果。

2.3 实验方案

为了验证上述电子鼻富集装置温度补偿模型的有效性,进行了车内材料低浓度 VOCs 气体识别实验。实验步骤为:

1) 根据表 1 所示信息按照材料的大小切割 PU 皮和

PVC 皮材料,放入气体采样袋中,先抽空气袋气体,再使用流量为 5 L/min 的气泵对气袋充气 2 min,将气体采样袋在室内环境下静置 30 min,目的是模拟真实场景下汽车内饰材料气味挥发情况;

表 1 实验气体详细信息

Table 1 Experiment gas detail information

标签	材料面积/cm ²
PU 皮等级 1 气体	420
PU 皮等级 2 气体	2 872
PVC 皮等级 1 气体	255
PVC 皮等级 2 气体	4 928

2) 使用电子鼻直接检测所制备的低浓度 VOCs 气体,得到未富集待测气体的电子鼻响应数据;

3) 将未吸附任何待测气体的吸附管直接加热至解吸附温度,并使用电子鼻检测出高温空气和气路中加热产生的干扰气味两个因素造成的气体传感器响应数据;

4) 使用富集装置先将低浓度 VOCs 气体富集,再检测,得到富集后待测气体的电子鼻响应;

5) 设置一项富集装置降温实验,将富集装置电磁阀 4 与电子鼻接口处的气路加长并浸入冷水中对富集后气体降温,降低富集后气体温度对电子鼻识别效果的影响,得到水冷降温后的待测富集气体电子鼻响应数据;

6) 建立温度补偿模型,通过实验数据训练并验证模型的优越性。因为水冷降温存在使用繁琐、降温效果难以长期保持、便携性差以及难以集成到装置内等问题,所以温度补偿模型是必要的。

3 结果分析

3.1 气体浓度检测数据

温度补偿算法针对特征值进行计算,作用是提升电子鼻与富集装置连接使用时的识别性能,而对富集

后气体的浓度没有影响。表2所示为基于TB600-WQ-TVOC-200传感器对富集前、富集后以及富集并水冷降温3种情况下的气体进行测量获得的浓度数据。富集前气体中TVOC的浓度均小于1 ppm,属于ppb级别,富集后的气体浓度均为ppm级别,达到了电子鼻的检测下限,而且水冷降温对富集后气体的浓度几乎没有影响。对于PU皮气体,富集装置的富集倍数为20~35,对于PVC皮气体,富集倍数接近50。因此,电子鼻配合富集装置以及温度补偿方法能够实现对ppb级气体的检测。

表2 气体浓度数据

Table 2 Gas concentration data

实验方法	富集前 /ppb	富集后 (未降温)/ppm	富集后(经过 水冷降温)/ppm
PU皮等级1	130	4.57	4.28
PU皮等级2	260	5.5	5.21
PVC皮等级1	100	4.97	4.76
PVC皮等级2	420	20	19.63

3.2 基于富集装置的电子鼻响应数据

通过实验检测了富集装置高温空气和干扰气味产生的响应数据,如图9所示,气体温度和干扰气味会对电子鼻传感器阵列的响应产生一定的影响。

图10和11所示为实验后电子鼻传感器阵列的响

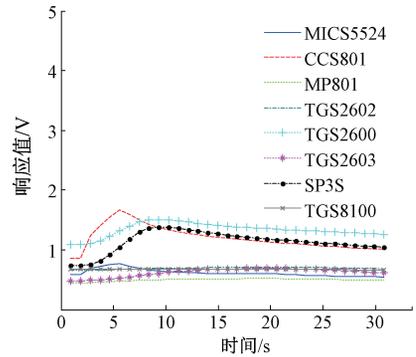


图9 富集装置温度和气味干扰

Fig.9 Pre-concentrator temperature and odor interference

应,因为未富集待测气体的浓度太低,导致电子鼻几乎都没有响应,难以完成后续的识别工作,因此需要加入富集装置来协助电子鼻完成低浓度VOCs气体的检测。富集装置使气体浓度提升的同时也放大了不同待测气体之间的差异,有利于电子鼻的识别。富集后气体水冷降温使气体的温度接近富集前的温度,依据此数据能够优化电子鼻的识别效果。经过水冷降温的富集后气体的电子鼻响应曲线中有几条曲线的值明显下降,如SP3S、TGS2603、MP801。传感器响应曲线的变化说明这3个气体传感器的响应值受温度影响较大,而另外5个气体传感器则受温度影响稍小。不同气体之间响应曲线差异性明显,与气体降温前相比更有利于电子鼻的识别。

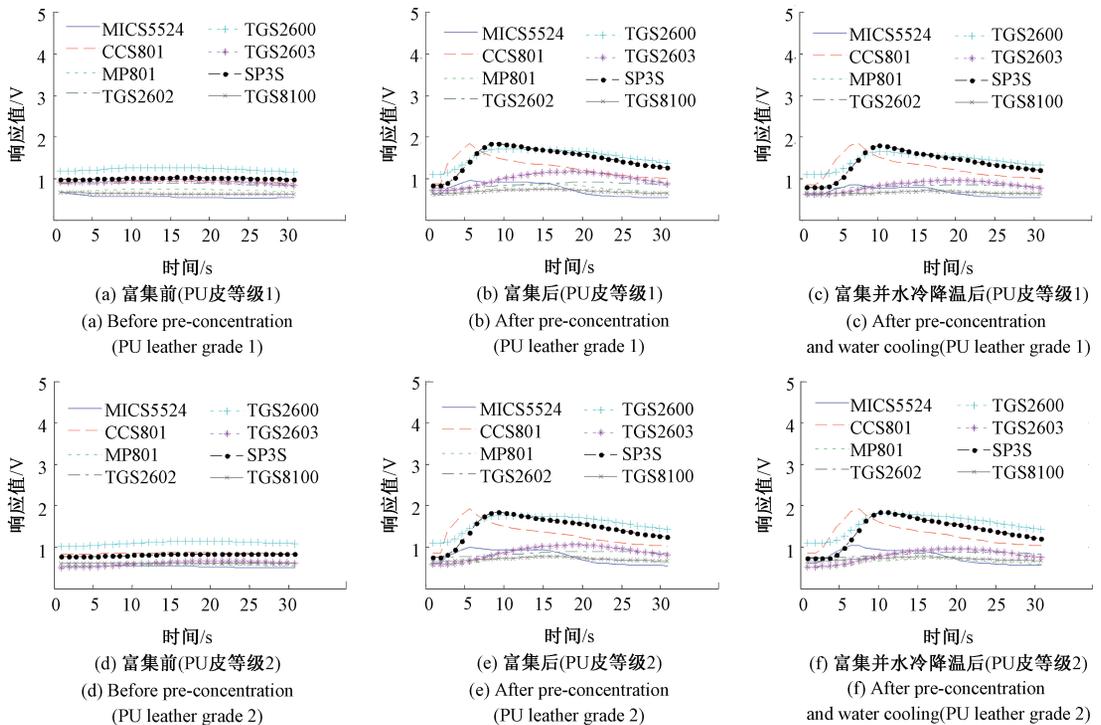


图10 PU皮等级1,2气体的响应曲线

Fig.10 Response curves of PU leather grade 1, 2 gases

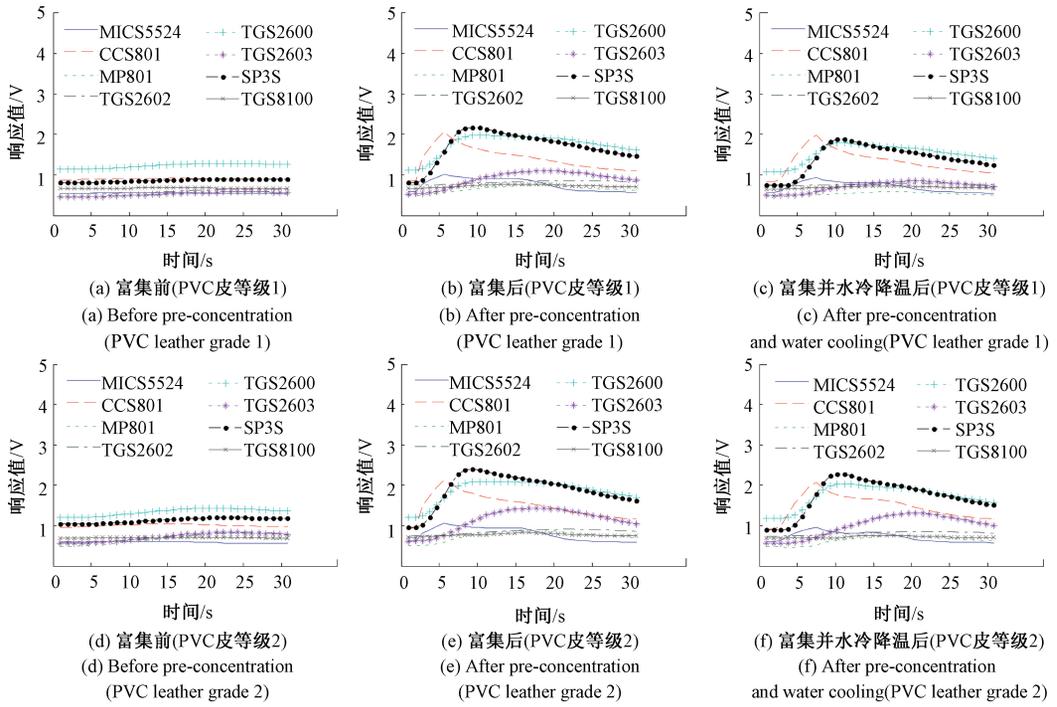


图 11 PVC 皮等级 1,2 气体的响应曲线

Fig.11 Response curves of PVC leather grade 1, 2 gases

3.3 分类验证实验结果

为了验证温度补偿方法的有效性,首先对实验数据进行特征提取,再训练温度补偿模型,然后使用主成分分析(principal component analysis, PCA)方法进行降维,经测试 10 维特征分类效果较好,因此将 40 维的特征空间降至 10 维,再通过支持向量机(support vector machine, SVM)、K 最近邻(K-nearest neighbor, KNN)、BP 神经网络(back propagation neural network, BP-NN)3 种分类方法进行训练和识别。考虑到样本数目较少,所以本文

采用交叉验证的方法验证结果。所有的数据随机分为 10 组,当任何一组用作测试集时,其余 9 组被用作训练集,即十倍交叉验证,分类准确率平均值被视为最终结果。

分别进行了 PU 皮气味等级分类实验、PVC 皮气味等级分类实验及气味类别分类实验。每种实验都对比了富集前、富集后、多元回归温度补偿法、神经网络回归温度补偿法、温度补偿模型集成学习法这 5 种不同方法处理后的分类结果,详细分类正确率如表 3 所示。

表 3 富集装置温度补偿方法实验结果

Table 3 Experiment results of pre-concentrator temperature compensation methods

实验气体 种类及方法	PU 皮气体等级 1 和 2			PVC 皮气体等级 1 和 2			PU 皮和 PVC 皮气体			平均识别 正确率
	SVM	KNN	BP-NN	SVM	KNN	BP-NN	SVM	KNN	BP-NN	
富集前	0.5	0.5	0.5	0.542 3	0.723 2	0.593 2	0.706 4	0.581 7	0.855 9	0.611 4
富集后	0.881 3	0.911 9	0.534 4	0.738 9	0.758 4	0.813 5	0.924 5	0.830 1	0.864 4	0.806 4
多元回归温度补偿	0.915 2	0.935 0	0.896 2	0.896 2	0.930 8	0.879 3	0.940 2	0.933 9	0.923 7	0.916 7
神经网络温度补偿	0.932 2	0.924 5	0.902 5	0.881 3	0.893 1	0.862 1	0.933 5	0.948 7	0.931 3	0.912 1
温度补偿集成学习	0.813 6	0.968 5	0.921 1	0.974 6	0.949 2	0.987 3	0.987 4	0.985 3	0.968 6	0.950 6

因为未经过富集的气体浓度过低,电子鼻检测时几乎没有响应,导致了电子鼻难以区分不同气体。富集装置将待测气体富集后,电子鼻识别准确率得到了一定程度的提升,但 BP-NN 对于 PU 皮等级 1 和 2 气体的分类

效果仍然较差。经过多元回归温度补偿和神经网络回归温度补偿后数据的分类效果高于未温度补偿的分类效果,图 12 所示为两种材料气味类别分类实验的 PCA 结果,温度补偿模型能够降低富集后气体的温度对电子鼻

识别的干扰,使不同类别之间的区分度更大,电子鼻能够更准确地识别车内低浓度气味。

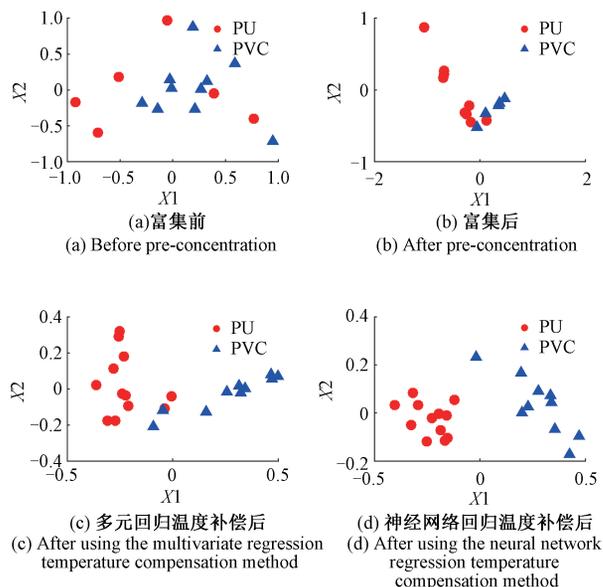


图12 4种方法的PCA结果

Fig.12 PCA results of four methods

PU皮气味等级分类实验中,温度补偿集成学习法SVM分类器的分类结果低于多元回归法和神经网络回归法,但KNN和BP-NN分类准确率更高,且另外两个实验中温度补偿集成学习方法的效果是所有方法中最好的。因此大多数情况下温度补偿集成学习方法优于多元回归法和神经网络回归法。

4 结 论

本文给出了一种基于吸附加热解吸附原理的富集方案,并将富集装置与电子鼻连接使用,解决了电子鼻难以检测识别低浓度VOCs气体的问题。为了降低富集后气体的温度对电子鼻检测识别结果的影响,给出了多元回归温度补偿方法和神经网络回归温度补偿方法,并通过集成学习的方法提升了富集装置温度补偿模型的性能。实验结果表明,电子鼻对富集后待测气体的识别正确率高于未富集的低浓度气体,上述3种温度补偿方法都能够有效地提升电子鼻对富集后VOCs气体的检测分类效果,且大多数情况下温度补偿集成学习方法效果更优。该富集装置和温度补偿模型具有较好的可行性和有效性。

目前本文提出的方法基于高性能计算机完成,而在电子鼻嵌入式系统中片上计算速度较慢,因此,在提升温

度补偿效果和电子鼻识别准确率的同时降低算法的复杂度,使其能够在电子鼻嵌入式系统中独立快速运行是下一步的研究目标。

参考文献

- [1] 曾天禹, 徐航, 黄显. 呼出气传感器进展、挑战和未来[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 65-81.
ZENG T Y, XU H, HUANG X. Development, challenges, and future of the breath sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 65-81.
- [2] SAIDI T, ZAIM O, MOUFID M, et al. Exhaled breath analysis using electronic nose and gas chromatography-mass spectrometry for non-invasive diagnosis of chronic kidney disease, diabetes mellitus and healthy subjects[J]. Sensors and Actuators B Chemical, 2018, 257: 178-188.
- [3] LI W, LIU H, XIE D, et al. Lung cancer screening based on type-different sensor arrays [J]. Scientific Reports, 2017, 7(1): 1969.
- [4] RUNZE F, JIAN S, WANG X, et al. Quality evaluation of live Yesso scallop and sensor selection based on artificial neural network and electronic nose [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(6): 268-275.
- [5] LIU Q, ZHAO N, ZHOU D D, et al. Discrimination and growth tracking of fungi contamination in peaches using electronic nose [J]. Food Chemistry, 2018, 262: 226-234.
- [6] ZHI R, ZHAO L, ZHANG D, et al. A framework for the multi-level fusion of electronic nose and electronic tongue for tea quality assessment[J]. Sensors, 2017, 17(5): 1007.
- [7] ZHAO W, MENG Q H, ZENG M, et al. Stacked sparse auto-encoders (SSAE) based electronic nose for chinese liquors classification[J]. Sensors, 2017, 17(12): 2855.
- [8] JIA X M, MENG Q H, JING Y Q, et al. A new method combining KECA-LDA with ELM for classification of chinese liquors using electronic nose[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(22): 8010-8017.
- [9] QI P F, ZENG M, LI ZH H, et al. Design of a portable electronic nose for real-fake detection of liquors [J]. Review of Scientific Instruments, 2017, 88(9): 095001.
- [10] QI P F, MENG Q H, JING Y Q, et al. A bio-inspired breathing sampling electronic nose for rapid detection of Chinese liquors [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(15): 4689-4698.
- [11] LEE J, JUNG M, BARTHWAL S, et al. MEMS gas preconcentrator filled with CNT foam for exhaled VOC gas detection [J]. BioChip Journal, 2015, 9(1): 44-49.
- [12] OYAMA K, KOMIYAMA R, MIYASHITA H, et al.

- Trace level VOC gas detection of developed CNT based microconcentrator for breath analysis [C]. 14th IEEE Sensors, 2015: 201-204.
- [13] BRODZIK K, FABER J, GOLDAKOPEK A, et al. Impact of multisource VOC emission on in-vehicle air quality: Test chamber simulation [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2016, 148: 12033.
- [14] CHEN X, FENG L, LUO H, et al. Analyses on influencing factors of airborne VOCS pollution in taxi cabins [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2014, 21(22): 12868-12882.
- [15] CHEN X, ZHANG G, CHEN H. Controlling strategies and technologies of volatile organic compounds pollution in interior air of cars [C]. 2010 International Conference on Digital Manufacturing and Automation, 2010: 450-453.
- [16] WANG J, GAO D, WANG Z. Quality-grade evaluation of petroleum waxes using an electronic nose with a TGS gas sensor array [J]. Measurement Science and Technology, 2015, 26(8): 085005.
- [17] GUZ L, LAGÓD G, JAROMIN-GLEŃ K, et al. Assessment of batch bioreactor odour nuisance using an e-nose [J]. Desalination and Water Treatment, 2016, 57(3): 1327-1335.
- [18] CAMPESI, MARÍA A, LUZI C D, et al. Evaluation of an adsorption system to concentrate VOC in air streams prior to catalytic incineration [J]. Journal of Environmental Management, 2015, 154: 216-224.
- [19] RYDOSZ A, MAZIARZ W, PISARKIEWICZ T, et al. A gas microconcentrator for low level acetone measurements [J]. Microelectronics Reliability, 2012, 52(11): 2640-2646.
- [20] MYUNG-SIC C, JINSIK K, YONG Y, et al. A Microconcentrator combined olfactory sensing system with a micromechanical cantilever sensor for detecting, 2, 4-Dinitrotoluene gas vapor [J]. Sensors, 2015, 15(8): 18167-18177.
- [21] 刘涛, 黄智勇. 一种基于多重自组织图的电子鼻漂移抑制方法 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(6): 1287-1292.
LIU T, HUANG ZH Y. Drift counteraction method for electronic nose based on multiple self-organizing maps [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(6): 1287-1292.
- [22] 何怡刚, 陈张辉, 李兵, 等. 改进 AFSA-BP 神经网络的湿度传感器温度补偿研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 95-100.
HE Y G, CHEN ZH H, LI B, et al. Research on temperature compensation for humidity sensor of improved AFSA-BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(7): 95-100.
- [23] RIVAI M, TALAKUA E L. The implementation of preconcentrator in electronic nose system to identify low concentration of vapors using neural network method [C]. 2014 International Conference on Information, Communication Technology and System, 2014: 31-36.
- [24] MCCARTNEY M M, ZRODNIKOV Y, FUNG A G, et al. An easy to manufacture micro gas preconcentrator for chemical sensing applications [J]. ACS Sensors, 2017, 2(8): 1167-1174.
- [25] 胥勋涛, 田逢春, 闫嘉, 等. 结合气体浓缩的电子鼻伤口病原菌快速检测 [J]. 传感技术学报, 2009, 22(3): 303-306.
XU X T, TIAN F CH, YAN J, et al. Rapid detection of wound pathogen by enose with a gas condensation unit [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009, 22(3): 303-306.
- [26] FURLONG C, STEWART J R. Nuisance odour detection using a portable electronic nose and a preconcentration system [C]. Sensors for Environmental Control, 2014: 163-167.
- [27] 胡嘉浩. 气体浓缩装置与泵吸气味分析仪的研发 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
HU J H. Development of a gas pre-concentration device and a pumping sampling e-nose [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2016.

作者简介



程录, 2018 年于天津大学获得学士学位, 现为天津大学在读硕士研究生, 主要研究方向为电子鼻、富集装置。

E-mail: chenglu25@tju.edu.cn

Cheng Lu received his B.Sc. degree in 2018 from Tianjin University, now, he is a M.Sc. candidate in Tianjin University. His main research interests include electronic nose and pre-concentrator.



孟庆浩(通信作者), 分别在 1991 年和 1994 年于河北工业大学获得学士学位和硕士学位, 1997 年于天津大学获得博士学位, 现为天津大学教授, 主要研究方向为机器人感知与导航、仿生嗅觉和嗅觉情感计算。

E-mail: qh_meng@tju.edu.cn

Meng Qinghao (Corresponding author) received his B.Sc. and M.Sc. degrees both from Hebei University of Technology in 1991 and 1994, respectively, and received his Ph.D. degree in 1997 from Tianjin University. Now, he is a professor in Tianjin University. His main research interests include robot perception and navigation, bionic olfaction, and olfactory affective computation.