

电子鼻中预处理算法选择及阵列优化

亓培锋 孟庆浩 井雅琪 曾明

(天津大学电气与自动化工程学院机器人与自主系统研究所, 天津, 300072)

摘要: 为了研究数据预处理算法和传感器阵列优化对电子鼻气体辨识的影响, 对3种气体进行了测试。使用主成分分析(Principal component analysis, PCA)法选择预处理算法, 确定分类效果最好的相对差分法对电子鼻数据进行预处理。对初始阵列优化前, 首先通过传感器响应变化趋势及变异系数剔除响应异常的传感器; 然后进行PCA因子载荷分析, 结合相关系数分析及方差膨胀因子进行多重共线性检验确定可能的最优阵列。最后, 运用反向传播(Back propagation, BP)神经网络对可能的最优阵列进行气体识别检验并确定最终阵列, 同时选取其他阵列作为对照研究。通过计算检验, 证明本文的阵列优化方法不仅可以剔除异常和冗余传感器, 而且对测试样本分类效果良好。

关键词: 电子鼻; 变异系数; 相关系数; 因子载荷分析; 方差膨胀因子

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Preprocessing Algorithm Selection and Optimization of Sensor Array in Electronic Noses

Qi Peifeng, Meng Qinghao, Jing Yaqi, Zeng Ming

(Institute of Robotics and Autonomous Systems, School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin, 300072, China)

Abstract: Three gases are tested to investigate the effects of data preprocessing algorithm and optimization of sensor array on electronic noses. Preprocessing algorithms are chosen via principal component analysis (PCA), and the relative difference algorithm is determined for preprocessing data of the electronic nose for its good classification effect. To optimize the initial array, we first remove sensors abnormally responding by observing the sensors' response trend and coefficient of variation. Then we analyze PCA factor loading and conduct multi-collinearity test to determine possible optimal arrays using the correlation coefficient and variance inflation factor analysis. Finally, we apply back propagation (BP) neural network to verify the possible optimal arrays through gas recognition. We determine the final array as well as select other array for controlled study. The results of the check computation certify that the optimization method of sensor array can not only eliminate anomalies and redundant sensors, but also works well on the classification of test samples.

Key words: electronic nose; coefficient of variation; correlation coefficient; factor loading analysis; variance inflation factor

引 言

有关电子鼻的研究最早可以追溯到 1962 年 Seiyama^[1]发现了 SnO₂ 的气敏特性,但直到 1982 年 Persaud^[2]等人在 *Nature* 杂志上第一次提出以阵列思想来识别几种简单气体,才标志着电子鼻的诞生。1994 年英国 Warwick 大学的 Gardner^[3-4] 正式使用术语电子鼻,并定义如下:“电子鼻是一种仪器,由具备部分专一性的气敏传感器构成的阵列和适当的模式识别系统组成,用来识别简单和复杂气味^[4]”。目前,电子鼻已经应用到质量控制、环境监测和疾病诊断等各个领域^[5]。

数据预处理对于电子鼻系统的性能有着较大的影响,好的信号预处理方法不仅可以降噪,而且可以使得识别复杂度降低、误差减小,从而提高系统辨识性能。同时,电子鼻中的数据预处理算法也为后续模式识别准备相匹配的数据。阵列优化的意义在于:一方面可以尽量剔除异常和冗余传感器,减小阵列规模,满足电子鼻微型化的发展需求,同时也可避免由于传感器数量过多而导致的“维数灾难”;另一方面,由于剔除了异常和冗余传感器,使后续数据处理和分析更可靠,降低了识别误差。

文献[6]采用快速傅里叶滤波加传感器归一化进行数据预处理;文献[7]采用 6 点平滑方法去除传感器的噪声并用基线校正消除环境变量的影响;文献[8]以主成分贡献率及马氏距离分辨力为指标,比较了 4 种数据预处理方法对电子鼻检测鸡蛋新鲜度准确性的差异。文献[9]运用方差分析进行阵列优化;文献[10]分别采用相关系数分析、第二主成分选择性分析和基于变异系数的因子载荷分析 3 种方法研究了阵列优化;文献[11]通过特征选择来确定阵列中合适的传感器数目和种类,进而优化阵列。

目前,在电子鼻中采用的数据预处理方法主要有对数法、差分法、相对差分法和传感器归一化等^[12-16]。但是对于不同的应用,电子鼻的预处理方法效果有很大差异,因此如何针对具体应用选择适合的预处理方法是电子鼻数据处理准确的基础。本文使用硬件一阶低通 RC 滤波,采用主成分分析^[17] (Principal component analysis, PCA) 法比较了 4 种数据预处理算法,并以分类效果作为判断准则,选择分类效果最佳的算法对电子鼻数据进行预处理。目前,用于阵列优化的方法较多^[18-24],但都只针对单一的应用。本文提出了一种适合大多数电子鼻应用的阵列优化方法。

1 实验和方法

1.1 实验材料

实验中用到浓度 99.8% 的无水乙醇,CO 和 CH₄ 标准气体。其中 CO 和 CH₄ 标准气体由某市计量监督检测科学研究院配制,配气浓度分别为 942 ppm 和 1 046 ppm,使用高压无缝钢瓶封装,采用减压阀放出气体到测试腔中测试。

1.2 实验装置

本文采用的自主设计的电子鼻系统结构如图 1 所示,主要包括气体传感器阵列及测试腔,电源和信号预处理电路,及数据采集和上位机系统 3 大部分。其中,选用对乙醇、CO 和 CH₄ 气体交叉敏感的 TGS822, TGS2610, TGS2620, MiCS-5135, MiCS-5521 共 5 只传感器构造初始阵列。传感器测量采用分压电路,各传感器对乙醇的测量范围为 50~5 000 ppm,对 CO 和 CH₄ 的测量范围为 10~1 000 ppm。

1.3 实验方法

实验可分为对各气体单独定量测试和对不同组合混合气体定性测试两大部分,具体实验步骤如下:

(1) 首先将初始传感器阵列放置在测试腔中,传感器预热以后,对预处理电路进行调试,测量传感器在空气中的稳态响应。

(2) 定量测试乙醇气体时,使用移液器吸取 1.3 μL (相当于 100 ppm 乙醇气体^[25]) 整数倍体积的无

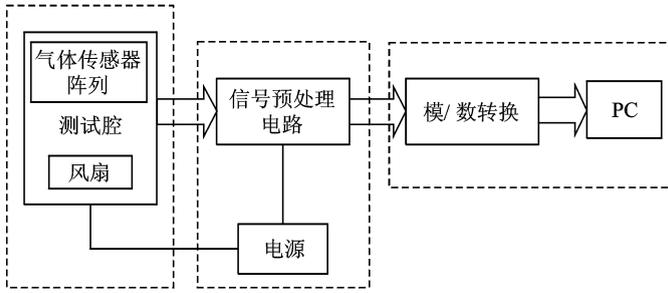


图1 电子鼻系统结构框图

Fig. 1 Structure diagram of electronic nose system

水乙醇液体,注射到测试腔中,使用胶塞封闭好;定量测试 CO 和 CH₄ 时则用减压阀向测试腔通入气体(同时用 MX6 iBRiD 商用电子鼻测量气体浓度作为参照值);测试混合气体时只需按照上述方法将混合气体一起通入测试腔即可。

(3)等待足够时间(针对 MOS 型气体传感器,建议等待 1 m 以上),并判定各传感器输出稳定后(在本文实验中,如果连续 20 组平均值绝对误差都小于 0.01 V,则认为传感器输出稳定),将输出电压 (V_{out})连续采样的平均值存储。

(4)重复第(2,3)步操作,直到接近测量上限为止。

(5)排出气体,用吹风机彻底清洗测试腔直到传感器恢复至基线,准备进行下一个样本的实验。

1.4 实验数据

单独定量测试实验中,乙醇浓度从 100~4 500 ppm,间隔取样步长为 100 ppm,共得到 45 组样本数据;CO 气体取样浓度从 50~660 ppm,共得到 21 组样本数据;CH₄ 气体取样浓度从 93~820 ppm,共得到 28 组样本数据。这样对单一气体定量测试得到 94 组数据。4 种组合混合气体,每种组合各测试 20 组数据,一共测试得到 80 组数据,分别是:CH₄ 和 CO,CH₄ 和乙醇,CO 和乙醇,CH₄,CO 和乙醇。实验共得到 174 组初始传感器阵列数据,每组数据为一个 5 维向量(174×5 的矩阵),分别对应各传感器的稳态输出。

2 数据预处理算法比较

本文分别采用对数法、差分法、相对差分法和传感器归一化法^[3-5,25]对经过硬件 RC 滤波的 3 种气体的定量采集数据(共 94 组)进行数据预处理,并进行 Z-score 标准化处理^[8],最后用 PCA 对这 4 种预处理算法进行了比较验证。

PCA 得到的各主成分相关系数矩阵特征值和累计方差贡献率如表 1 所示,由表 1 可知,选用前 2 个主成分组成新的样本集就能够代表原始数据所能提供的信息,PCA 得分图如图 2~5 所示。其中横纵坐标分别表示第一主成分和第二主成分,括号中的值为其贡献率。

由图 2~5 可以看到:使用对数法预处理后 3 种气体组分重合在一起,分类效果很差;使用传感器归一化得到的分类效果较好,但是在边缘存在一些离散的点,并且各组分分布较稀疏;而使用相对差分法和差分法的分类效果更好,不仅可以实现 3 种气体的完全分类,而且各组分分布较密集。由于相对差分法预处理后的数据更适合作为 BP 神经网络^[26-27]的输入,因此选择相对差分法作为电子鼻的预处理算法。

表 1 各主成分特征值和方差贡献率

Table 1 Eigenvalue of each principal component and contribution rate of variance

主成分	对数法		差分法		相对差分法		传感器归一化	
	特征值	累计方差贡献率/%	特征值	累计方差贡献率/%	特征值	累计方差贡献率/%	特征值	累计方差贡献率/%
1	2.960	78.4	2.971	90.2	2.707	90.3	3.643	72.7
2	0.614	94.7	0.253	97.9	0.244	98.4	1.311	98.9
3	0.184	99.5	0.059	99.8	0.040	99.7	0.047	99.9
4	0.017	100.0	0.010	100.0	0.009	100.0	0.008	100.0

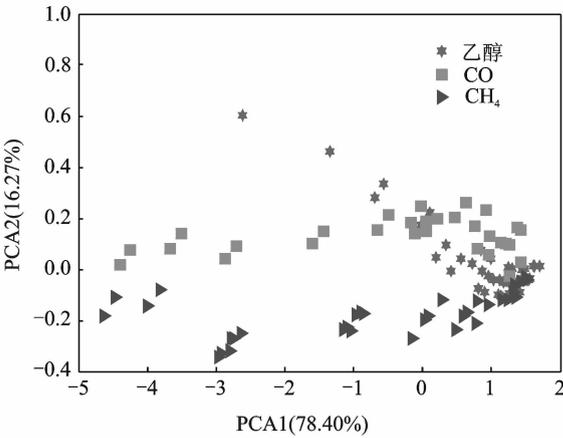


图 2 对数法的 PCA 得分图

Fig. 2 PCA scoring figure of logarithmic method

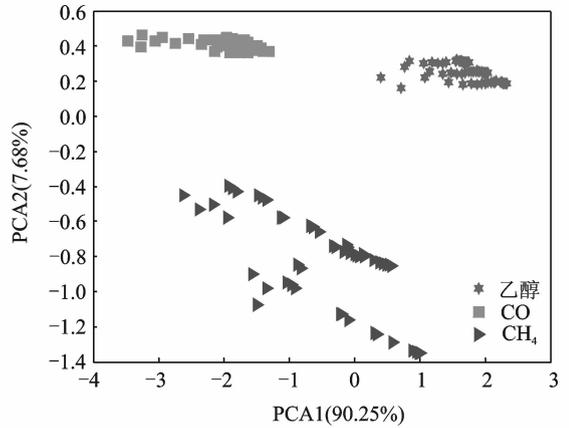


图 3 差分法的 PCA 得分图

Fig. 3 PCA scoring figure of difference method

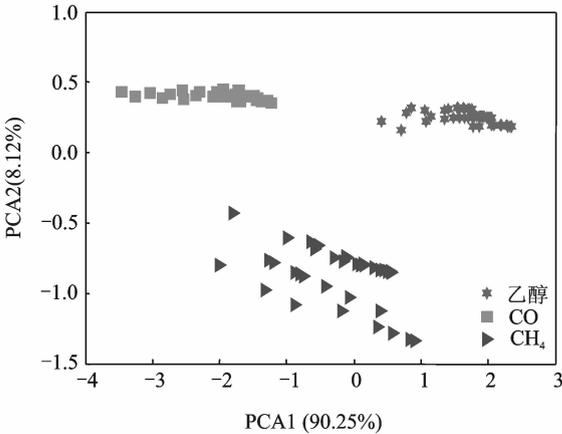


图 4 相对差分法的 PCA 得分图

Fig. 4 PCA scoring figure of relative difference method

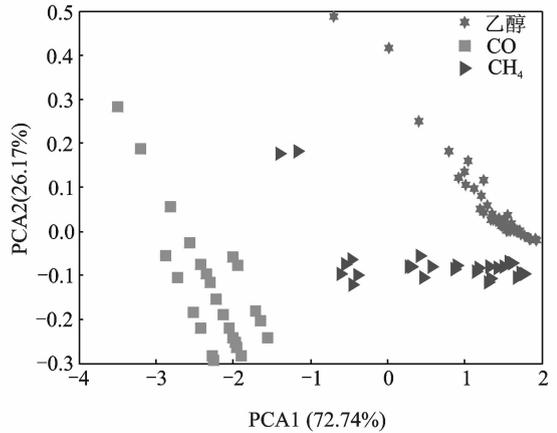


图 5 传感器归一化法的 PCA 得分图

Fig. 5 PCA scoring figure of sensor normalization method

3 阵列优化

本文提出的阵列优化方法分为 4 步,为不同应用电子鼻阵列优化研究提供了一种思路。

(1) 初始阵列构造。针对具体应用,根据被测对象选择具有相应交叉敏感特性的传感器阵列,保证

阵列识别能力的前提下尽量避免过多的冗余,减小后续优化处理的复杂度。(2)剔除异常传感器。构成阵列的各传感器对被测对象的响应虽然存在差异,但是其变化趋势一定是相同的,因此可以根据这一点剔除变化趋势异常的传感器;同时,变异系数可以反映传感器响应数据的离散程度,应该剔除变异系数过大的传感器。(3)阵列优化分析。进行PCA因子载荷分析,结合相关系数分析及方差膨胀因子进行多重共线性检验确定可能的最优阵列;(4)计算检验和最终阵列确定。

3.1 传感器变化趋势

由传感器分压电路原理,有如下关系

$$R_s = (V_c / V_{out} - 1) \times R_L \tag{1}$$

式中: R_s 为传感器半导体敏感材料阻值, V_c 为传感器分压测试回路电压,已知为5V, V_{out} 为分压电阻两端电压,即采样电压, R_L 为分压电阻。由式(1)可得到各传感器在不同浓度气体(以 CH_4 为例)中阻值的变化趋势,如图6所示。由图6可知,各传感器对不同浓度的3种气体响应存在差异,但随着气体浓度的增加,各传感器阻值均逐渐减小。

3.2 变异系数

用变异系数^[28]分析各传感器测试结果的离散程度,若变异系数的值过大,则说明该传感器测试结果的离散程度很大,传感器响应的重复性和稳定性不好,应该剔除该传感器。传感器*i*的变异系数 RSD_i 的计算如下

$$RSD_i = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_i^k - \bar{x}_i)^2}}{\bar{x}_i} \tag{2}$$

表2为各传感器变异系数。由上分析可以看出各传感器变化趋势相符,各传感器的变异系数也都较小,因此在阵列优化的这一步没有剔除明显的异常传感器,还需进一步分析。

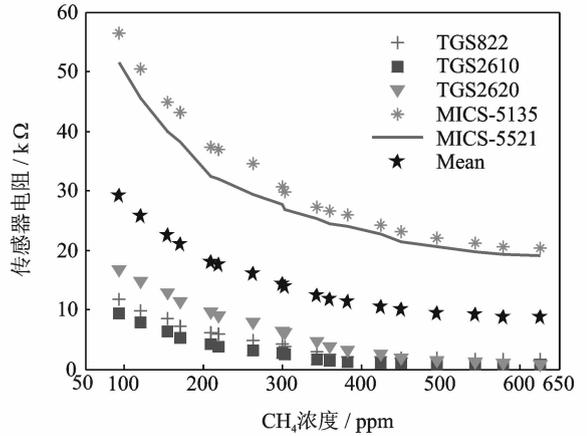


图6 各传感器阻值在 CH_4 气体中变化趋势图

Fig. 6 Resistance change trend of each sensor in CH_4

表2 各传感器变异系数

Table 2 Coefficient of variation of each sensor

序号	传感器	变异系数
1	TGS822	0.113 9
2	TGS2610	0.123 7
3	TGS2620	0.123 1
4	MiCS-5135	0.101 6
5	MiCS-5521	0.110 4

3.3 PCA因子载荷

因子载荷分析是主成分分析应用的一个重要方面,常应用于指标(变量)分类。把各个传感器当成变量,通过因子载荷分析可以直观的对传感器进行大致分类,为传感器优化取舍提供一种依据。

本文第2节中对经相对差分法预处理并Z-score标准化后的传感器响应数据进行主成分分析,取因

子载荷矩阵的前 3 个主元作出各传感器的因子载荷图,如图 7 所示。可以看出,MICS-5135 与 MICS-5521 的载荷因子非常接近,可能存在隐含的相似信息。

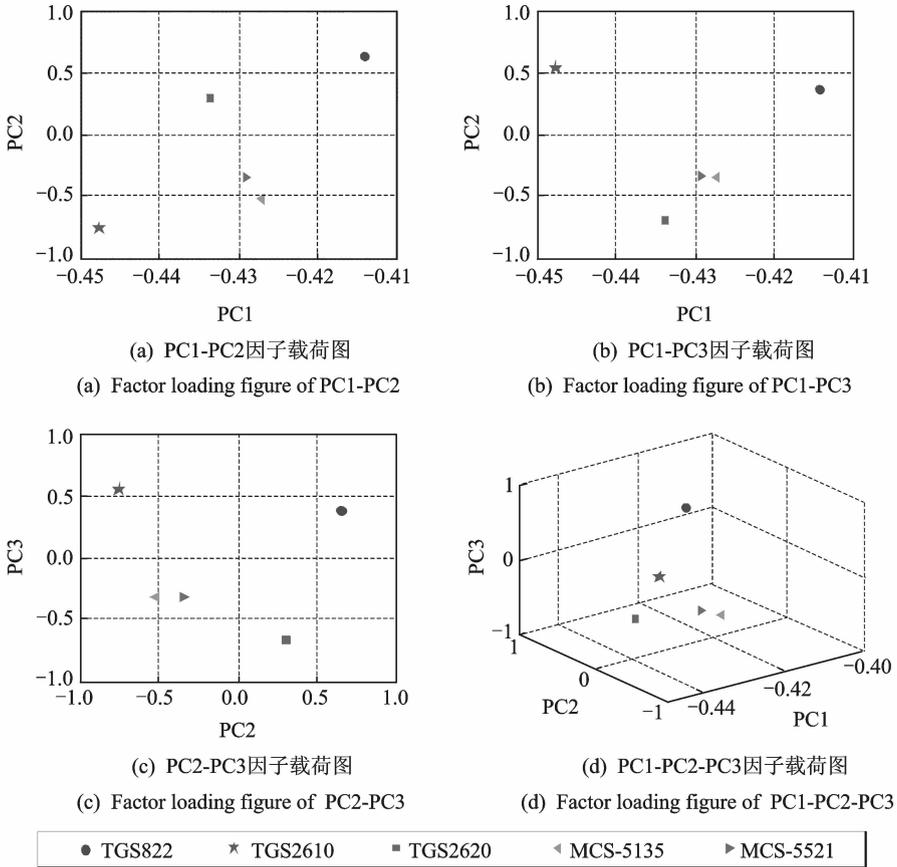


图 7 各传感器的因子载荷图

Fig. 7 Factor loading of each sensor

3.4 相关系数

相关系数^[28]是用来反映变量之间相关关系密切程度的统计指标,传感器 i 与 j 的相关系数用 r_{ij} 表示。两传感器的相关程度随 $|r_{ij}|$ 值的增大而增大。由于实验所用的初始传感器较多,相互之间关系复杂,很难从单个相关系数上判断这些传感器的关联程度。为此,本文取相关系数的平方和,即各传感器变量与所有传感器变量的总相关系数作为判定各传感器变量相关性的判定系数

$$R_i = \sum_{j=1}^n r_{ij}^2 \quad (3)$$

式中: R_i 值越大,说明传感器 i 与其他传感器之间的相关程度越大,可考虑去除; R_i 值越小,说明传感器 i 与各传感器之间的关联程度越低,传感器之间可能包含的冗余信息越少。

表 3 为各传感器判定系数。由表 3 可知传感器 4 和 5 的判定系数较大,这并不一定代表传感器 4 和 5 都可能是冗余传感器,因为结合图 7 分析,传感器 4 和 5 的因子载荷非常接近,初步判定为 4 和 5 为相似传感器,可以剔除一个以优化阵列。而传感器 3 的判定系数虽然也较高,可以从图 7(b)中看出,传感器 3,4 和 5 的距离也较近,不过在 7(a,c)中 3,4 和 5 又较远,所以不能判定 3 为冗余传感器。

3.5 VIF 的多重共线性

方差膨胀因子(Variance inflation factor, VIF)为容忍度的倒数,VIF 越大,显示共线性越严重。经验判断方法表明:当 $VIF < 10$,可认为不存在多重共线性;当 $VIF > 10$,存在较强的多重共线性。

$$VIF_i = \frac{1}{(1 - R_i^2)} \tag{4}$$

式中: VIF_i 代表传感器 i 对其他传感器的方差膨胀因子, R_i^2 为决定系数也即是相关系数的平方。

表 4 为各传感器方差膨胀因子。可以看出,4 号传感器的 VIF 值大于 10,明显存在较强的多重共线性,而 5 号传感器的 $VIF = 7.1$,也存在一定的多重共线性。所以,通过 VIF 分析,应该优先剔除 4 号传感器,其次也可能剔除 5 号传感器。

表 3 各传感器判定系数

Table 3 Determination coefficient of each sensor

序号	传感器	判定系数	排序
1	TGS822	1.667	1
2	TGS2610	1.692	2
3	TGS2620	2.468	3
4	MiCS-5135	3.032	4
5	MiCS-5521	3.120	5

表 4 各传感器方差膨胀因子

Table 4 Variance inflation factor of each sensor

序号	传感器	VIF
1	TGS822	2.012 0
2	TGS2610	2.354 9
3	TGS2620	3.719 1
4	MiCS-5135	12.187 2
5	MiCS-5521	7.093 3

3.6 可能的最优阵列

通过以上阵列优化的进一步分析,就可以确定可能的最优阵列。PCA 因子载荷分析把传感器大致分为 4 类,4,5 传感器存在相似信息,需要剔除其中一个冗余传感器。基于相关系数的判定系数分析结合因子载荷图,得出 4,5 传感器的关联程度较高,而且 5 比 4 的相关程度高,与 PCA 因子载荷分析结果相似。基于 VIF 分析的多重共线性检验得到的结果是,优先剔除 4,其次可剔除 5。综合以上 3 种阵列优化分析,得到可能的最优阵列为(1,2,3,5)和(1,2,3,4)。

4 计算检验

前文阵列优化分析虽然得到了可能的最优阵列,但是得到的最优阵列是否具有很好的分类效果仍需要进行计算检验;此外,如何从可能的最优阵列中确定最终阵列,也需要进一步验证分析。因此,使用 BP 神经网络,对选取得到的可能的最优阵列和其他对照阵列进行气体识别分析。按照传感器序号分组,一共有 5 种阵列组合 $S1^*, S2^* \sim S5; (1,2,3,4)^*, (1,2,3,5)^*, (1,2,4,5), (2,3,4,5)$ 和 $(1,2,3,4,5)$,其中上标 * 表示可能的最优阵列。

4.1 气体辨识

4.1.1 单一气体定量识别

用上述 5 种阵列的定量测试实验数据对乙醇、CO 和 CH_4 样本分别单独进行 BP 神经网络识别。每种气体随机选取 5 组数据进行识别验证,其余进行网络训练。选取平均相对误差和最大相对误差作为评价指标,识别结果如表 5 和 6 所示。从表 5,6 可看出, $S2^* \sim S5$ 的最大相对误差较小,说明识别结果更稳定可靠; $S1, S2^*, S3, S5$ 识别乙醇的平均相对误差较小; $S2^* \sim S5$ 识别 CO 的平均相对误差较小; $S2^* \sim S5$ 识别 CH_4 的平均相对误差较小。因此,可选择 $S2^*, S3, S5$ 作为传感器阵列进行气体定量识别,平均相对误差 $< 2.6\%$,最大相对误差 $< 4.8\%$,满足识别精度。

表 5 各阵列组合定量识别气体的平均相对误差 %

Table 5 Average relative error of each array combination for quantitative recognition of gas

	S1*	S2*	S3	S4	S5
乙醇	0.7	0.8	2.2	2.8	1.8
CO	3.1	2.3	1.4	1.5	2.2
CH ₄	3.7	1.8	2.3	2.1	2.6

表 6 各阵列组合定量识别气体的最大相对误差 %

Table 6 Maximum relative error of each array combination for quantitative recognition of gas

	S1*	S2*	S3	S4	S5
乙醇	1.3	1.2	3.8	5.3	3.7
CO	6.5	3.5	2.6	2.4	4.8
CH ₄	7.1	2.9	4.0	3.1	3.8

4.1.2 混合气体定性辨识

把上述 5 种阵列的 174 组 7 种不同组分气体样本响应数据, 经过相对差分法和 Z-score 标准化预处理后, 分别对 BP 网络进行训练, 考察其定性分类 3 种气体的效果。网络输入层节点数目与数据列数相同, 输出层节点数目为 3, 期望输出结果共有 7 种: 乙醇(1, 0, 0), CO(0, 1, 0), CH₄(0, 0, 1), 乙醇 + CO(1, 1, 0), 乙醇 + CH₄(1, 0, 1), CO + CH₄(0, 1, 1), 乙醇 + CO + CH₄(1, 1, 1)。为保证识别精度, 规定输出节点的输出 ≥ 0.9 时, 判定为含有对应气体; 输出节点输出 ≤ 0.1 时, 判定为没有对应气体; 输出在 0.1 ~ 0.9 之间判定为识别错误。每种组分气体样本随机取 5 组数据, 共 $5 \times 7 = 35$ 组数据用于气体分类识别, 其余进行网络训练, 识别结果见表 7。由识别结果可知, 各阵列组合对单一气体均能正确识别, 但是对混合组分气体存在错误识别的情况。由表 5 可知, S2* 和 S5 的正确识别率较高。

表 7 各阵列组合气体识别结果

Table 7 Identification results of gases of each array combination

识别结果	S1*	S2*	S3	S4	S5
正确识别数	28	32	31	30	33
正确识别率/%	80.0	91.4	88.6	85.7	94.3

4.2 最终阵列确定

根据上述实验结果, S2*, S3, S5 对各气体定量识别效果较好, S2*, S5 对混合气体定性分类正确率较高。因此, 根据识别结果应该选取 S2*, S5 阵列, 而前文阵列优化得到的可能的最优阵列为 S2*, S1*。最终结果如表 8 所示, 综合阵列和计算检验结果, 最终选取 S2* 作为最终阵列。

表 8 阵列优化结果

Table 8 Optimization result of array %

阵列	平均相对误差	最大相对误差	正确识别率
S1*	2.5	7.1	80.0
S2*	1.6	3.5	91.4
S5	2.2	4.8	94.3

5 结束语

本文采用 PCA 选择合适的预处理算法, 适合大多数电子鼻应用; 通过选择合适的预处理算法, 为电

子鼻后续数据处理提供了保证。本文通过4步阵列优化分析后得到的最终阵列。通过计算检验结果良好,无论是单一气体的定量和混合气体定性识别都具有较好的精度。实验表明,本文为电子鼻预处理算法选择和阵列优化提供了一种可行的思路和方法。

参考文献:

[1] Tetsuro S, Akio K. A new detector for gaseous components using semi-conductive thin films[J]. Analytical Chemistry, 1962, 34(11):1502-1503.

[2] Persand K, Dodd G. Analysis of discrimination mechanisms in the mammalian olfactory system using a model nose[J]. Nature, 1982, 299(5881): 352-355.

[3] Gardner J W, Bartlett P N. A brief history of electronic nose[J]. Sensors and Actuators B,1994, 18(1/2/3): 210-211.

[4] Gardner J W, Hyun W S, Hines E L. Electronic nose system to diagnose illness[J]. Sensors and Actuators B, 2000, 70(1/2/3): 19-24.

[5] Turner A P, Magan N. Electronic nose and disease diagnostics[J]. Nature Reviews, 2004, 2(2): 161-166.

[6] 芦筱菲, 郑丽敏. 电子鼻对干酪识别的数据预处理和特征提取[J]. 计算机应用, 2007, 27(6): 65-67.
Lu Xiaofei, Zheng Limin. The study on the preprocessing and feature extraction of electronic nose technology to differentiate cheese[J]. Computer Applications, 2007, 27(6): 65-67.

[7] 邹小波, 赵杰文. 电子鼻数据的预处理技术与应用[J]. 农业机械学报, 2006, 37(5): 83-86.
Zou Xiaobo, Zhao Jiewen. Electronic nose preprocessing and its application[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(5): 83-86.

[8] 潘磊庆, 刘明, 詹歌, 等. 数据预处理在电子鼻评价鸡蛋新鲜度中的应用研究[J]. 上海理工大学学报, 2010, 32(6): 584-588.
Pan Leiqing, Liu Ming, Zhan Ge, et al. Data processing for egg freshness evaluation by use of electronic nose[J]. Journal of Shanghai University of Science and Technology, 2010, 32(6): 584-588.

[9] 张红梅, 王俊. 电子鼻传感器阵列优化与谷物霉变程度的检测[J]. 传感技术学报, 2007, 20(6): 1207-1210.
Zhang Hongmei, Wang Jun. Optimization of sensor array and detection of moldy degree for grain by electronic nose[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuator, 2007, 20(6): 1207-1210.

[10] 周海涛, 殷勇. 劲酒电子鼻鉴别分析中传感器阵列优化方法研究[J]. 传感技术学报, 2009, 22(2): 175-178.
Zhou Haitao, Yin Yong. Optimization method of gas sensor array for identification of jing wine based on electronic nose[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuator, 2009, 22(2): 175-178.

[11] 范超群, 张顺平, 占琼, 等. 特征提取及其在电子鼻对可燃液体识别中的应用[J]. 传感器与微系统, 2007, 26(8): 108-111.
Fan Chaoqun, Zhang Shunping, Zhan Qiong, et al. Feature extraction and its application in recognizing of flammable liquids with electronic nose[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2007, 26(8): 108-111.

[12] 梁坚, 辛德媛. 电子鼻——智能气体传感器 [J]. 传感技术学报, 1995, 6(2): 11-14.
Liang Jian, Xin Deyuan. Electronic nose—Smart gas sensor[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuator, 1995, 6(2): 11-14.

[13] 曹忠, 林辉概, 俞汝勤. PCS阵列用作电子鼻的初探[J]. 化学传感器, 1995, 15(1): 72-73.
Cao Zhong, Lin Huigai, Yu Ruqin. Preliminary study on the PCS array used an electronic nose[J]. Chemical Sensors, 1995, 15(1):72-73.

[14] 庞旭欣, 郑丽敏, 朱虹, 等. 电子鼻对不同存储时间纯牛奶的检测分析[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(9): 67-70.
Pang Xuxin, Zheng Limin, Zhu Hong, et al. Critical analysis of electronic nose on pure milk of different storage time[J]. Transducer and Microsystem Technology, 2012, 31(9): 67-70.

[15] 王晗, 杨建华, 侯宏, 等. 基于传感器温度动态响应信息和 Kohonen 算法的葡萄酒定性识别方法[J]. 传感技术学报, 2004, 17(2): 185-188.
Wang Han, Yang Jianhua, Hou hong, et al. Qualitatively identify wine using sensor dynamic response information on temperature and self-organize mapping network[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuator, 2004, 17(2): 185-188.

[16] 马剑伟, 刘涛, 周宏伟, 等. 一种基于 Mahalanobis 距离和主成分分析的电子鼻信号预处理方法[J]. 电脑知识与技术, 2010, 6(7): 1699-1700.
Ma Jianwei, Liu Tao, Zhou Hongwei, et al. An application of PCA-RBF neural network based on anomaly detection for electronic nose gas detection[J]. Computer Knowledge and Technology, 2010, 6(7): 1699-1700.

- [17] 彭红星, 陈祥光, 徐巍. PCA 特征抽取与 SVM 多类分类在传感器故障诊断中的应用[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(1): 111-116.
Peng Hongxing, Chen Xiangguang, Xu Wei. Application of PCA feature extraction and SVM multi-classification on sensor fault diagnosis[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2010, 25(1): 111-116.
- [18] 邹慧琴, 刘勇, 陶欧, 等. 电子鼻 MOS 传感器阵列优化及其在中药材快速鉴别中的应用[J]. 中国中医杂志, 2013, 38(2): 161-166.
Zou Huiqin, Liu Yong, Tao Ou, et al. Optimization method of MOS sensor array for identification of traditional Chinese medicine based on electronic nose[J]. *China Journal of Chinese Materia Medica*, 2013, 38(2): 161-166.
- [19] 闫嘉, 田逢春, 何庆华, 等. 基于支持向量机和粒子群算法的电子鼻伤口感染检测[J]. 世界科技研究与发展, 2012, 34(2): 261-264.
Yan Jia, Tian Fengchun, He Qinghua, et al. Wound infection based on electronic nose combined support vector machine and particle swarm optimization[J]. *World Sci-Tech R&D*, 2012, 34(2): 261-264.
- [20] Wilson D M, Garrod S D. Optimization of gas-sensitive polymer arrays using combinations of heterogeneous and homogeneous subarrays[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2002, 2(3): 169-178.
- [21] 王晓亮, 刘海燕. 电子鼻传感器阵列优化及其在醋的分类中的应用[J]. 传感器世界, 2010, 11: 13-15.
Wang Xiaoliang, Liu Haiyan. Optimization of electronic nose and its application in the classification of vinegar[J]. *Sensor World*, 2010, 11: 13-15.
- [22] 张双岩, 余隽, 唐祯安, 等. 二元混合气体识别中传感器阵列优化方法研究[J]. 仪表技术与传感器, 2010, 7: 80-83.
Zhang Shuangyan, Yu Jun, Tang Zhenan, et al. Optimization of sensor array in identification of binary gas mixtures[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2010, 7: 80-83.
- [23] 占琼, 张顺平, 范超群, 等. 特征选择在电子鼻系统阵列优化中的应用[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(2): 114-117.
Zhan Qiong, Zhang Shunping, Fan Chaoqun, et al. Application of feature selection in sensor array optimization of E-nose[J]. *Transducer and Microsystem Technology*, 2008, 27(2): 114-117.
- [24] 胥勋涛, 田逢春, 杨先一. 医用电子鼻气体传感器阵列优化方法[J]. 传感器世界, 2009, 5: 17-20.
Xu Xuntao, Tian Fengchun, Yang Xianyi. Gas sensors array optimization for medical electronic noses[J]. *Sensor World*, 2009, 5: 17-20.
- [25] 李飞. 小型移动机器人嗅觉定位研究[D]. 天津: 天津大学, 2006.
Li Fei. Study on small mobile robot odor localization[D]. Tianjin: Tianjin University, 2006.
- [26] 余华, 黄程韦, 金贇, 等. 基于粒子群优化神经网络的语音情感识别[J]. 数据采集与处理. 2011, 26(1): 57-62.
Yu Hua, Huang Chengwei, Jin Yun, et al. Speech emotion recognition based on particle swarm optimizer neural network[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2011, 26(1): 57-62.
- [27] Zhang Kezhi, Tian Weifeng, Qian Feng. Combination of distributed Kalman filter and BP neural network for ESG bias model identification[J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics&Astronautic*, 2010, 27(3): 226-231.
- [28] 占琼. 电子鼻系统中的传感器阵列优化研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.
Zhan Qiong. Sensor array optimization for E-nose system by feature selection[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2007.

作者简介:



元培锋(1989-),男,硕士研究生,研究方向:被动嗅觉和电子鼻,E-mail: qipeifen-glove@tju.edu.cn.



孟庆浩(1968-),男,博士,教授,研究方向:自主机器人感知、超声编码、机器嗅觉和移动传感器网络,Email: qh_meng@tju.edu.cn.



井雅琪(1988-),女,博士研究生,研究方向:被动嗅觉、嗅觉神经网络、电子鼻和超声编码测距。



曾明(1973-),男,博士,副教授,研究方向:图像信息处理和机器人主动嗅觉。

