

文章编号: 1671-7449(2025)01-0088-08

# 基于快速温度调制的气体传感器选择性提高方法

林凯滨<sup>1,2</sup>, 林建华<sup>1,2</sup>, 贾建<sup>1</sup>, 高晓光<sup>1</sup>, 何秀丽<sup>1\*</sup>

(1. 中国科学院空天信息创新研究院 传感技术国家重点实验室, 北京 100190;  
2. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院, 北京 100049)

**摘要:** 针对金属氧化物半导体气体传感器低选择性和交叉敏感的难题, 采用快速温度调制方法构建基于单个MEMS气体传感器的虚拟阵列, 在提高选择性的同时解决传感器阵列的高功耗和高成本问题。通过快速动态温度调制获得气体的高频响应信号, 研究调制信号的处理及特征提取方法, 并优化了调制参数; 采用支持向量机构建分类模型, 并结合支持向量回归、随机森林回归、反向传播神经网络构建浓度估计模型, 实现了对H<sub>2</sub>、H<sub>2</sub>S、NH<sub>3</sub>和C<sub>2</sub>H<sub>5</sub>OH 4种气体的定性和定量分析, 分类准确率达100%, 浓度预测误差分别为 $19.5 \times 10^{-6}$ 、 $3.7 \times 10^{-6}$ 、 $0.2 \times 10^{-6}$ 、 $19 \times 10^{-6}$ 。本研究提高单个气体传感器选择性的同时降低了使用功耗, 为环境监测和工业生产等领域的现场检测提供了新的解决方案。

**关键词:** 气体传感器; 选择性; 温度调制; 模式识别

**中图分类号:** TP212

**文献标识码:** A

**doi:** 10.62756/csjs.1671-7449.2025013

**引用格式:** 林凯滨, 林建华, 贾建, 等. 基于快速温度调制的气体传感器选择性提高方法[J]. 测试技术学报, 2025, 39(1): 88-95.

LIN Kaibin, LIN Jianhua, JIA Jian, et al. Improving selectivity of gas sensor based on rapid temperature modulation[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(1): 88-95.

## Improving Selectivity of Gas Sensor Based on Rapid Temperature Modulation

LIN Kaibin<sup>1,2</sup>, LIN Jianhua<sup>1,2</sup>, JIA Jian<sup>1</sup>, GAO Xiaoguang<sup>1</sup>, HE Xiuli<sup>1\*</sup>

(1. State Key Laboratory of Transducer Technology, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** To address the poor selectivity and cross-sensitivity of metal-oxide-semiconductor sensors, a fast temperature modulation method was used with an individual MEMS gas sensor to construct a virtual sensor array, which has lower power consumption and cost. First, the response signals to different gases were obtained under pulse temperature modulation and the modulation parameters were optimized. Then, a Support Vector Machine was employed to identify the types of different gases, and Support Vector Regression, Random Forest Regression, and Back-propagation neural network algorithms were employed to estimate the concentration of each gas. The results show that all four gases, H<sub>2</sub>, H<sub>2</sub>S, NH<sub>3</sub> and C<sub>2</sub>H<sub>5</sub>OH, were correctly classified with concentration prediction errors of  $19.5 \times 10^{-6}$ ,  $3.7 \times 10^{-6}$ ,  $0.2 \times 10^{-6}$  and  $19 \times 10^{-6}$ , respectively. This method improves the selectivity of individual gas sensors while reducing power consumption, providing ideas and solutions for on-site detection such as environmental monitoring and industrial production.

**Key words:** gas sensor; selectivity; temperature modulation; pattern recognition

收稿日期: 2024-03-15

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2021YFB3201300)

作者简介: 林凯滨(1999-), 男, 硕士生, 主要从事气体传感器研究。E-mail: linkaibin21@mails.ucas.ac.cn.

\* 通信作者: 何秀丽(1974-), 女, 研究员, 博士, 主要从事气体检测技术研究。E-mail: hxl@mail.ie.ac.cn.

## 0 引言

随着现代工业及城市化建设的迅速发展, 化学气体带来的环境污染问题 and 安全问题日益严峻, 因此, 对人类生产生活中各种气体进行准确的识别和浓度监测具有重要意义<sup>[1-3]</sup>。金属氧化物半导体(Metal Oxide Semiconductor, MOS)气体传感器因具有灵敏度高、响应速度快、制作简单以及成本低廉等优点<sup>[4]</sup>, 被广泛应用于食品检测<sup>[5]</sup>、农业<sup>[6]</sup>、工业生产<sup>[7]</sup>、医疗诊断<sup>[8]</sup>等领域。但MOS传感器的低选择性和交叉敏感问题限制了其发展及应用。提高选择性的常用方法是气体传感器阵列化, 通过不同敏感材料的多个传感器来构建电子鼻<sup>[9-11]</sup>。

然而, 传统电子鼻通常在恒温模式下工作, 仅靠单一维度的稳态响应电阻难以有效提高系统识别准确率。要获取更多气体分子特征信息需要增加传感器种类和数量, 这会导致制作成本、体积和功耗大幅提高<sup>[12]</sup>。尽管通过动态测试可以得到传感器响应恢复过程的更多特征信息, 但在实际现场检测中, 传感器长期暴露在复杂气体环境下, 动态响应过程难以获取。

因此, 研究人员采用温度调制技术<sup>[13]</sup>, 即利用气体传感器的温度依赖特性<sup>[14]</sup>, 通过施加周期性变化的加热电压, 获得传感器在不同温度下的动态响应, 从而构建虚拟传感阵列。与恒温测试的传感器静态响应信号相比, 温度调制模式下的信号蕴含着更丰富的气体响应信息, 结合模式识别技术可提高气体的识别率, 进而提高传感器的选择性。尤其随着微型电子机械系统(MEMS)气体传感器的成熟, 其功耗低、热电响应速度快的特点为温度调制方法研究提供了有利的手段<sup>[15]</sup>。目前的研究主要集中在气体传感器的温度调制模式优化<sup>[16]</sup>和模式识别算法方面<sup>[17]</sup>。

Krivetskiy 等<sup>[18]</sup>基于单个 SnO<sub>2</sub> 传感器进行三角波调制, 结合人工神经网络对 8 种气体进行选择检测, 分类识别错误率为 13.2%; Meng 等<sup>[19]</sup>提出锯齿形矩形波温度调制方法, 有效提高了传感器的选择性。由于气体传感器的响应是热激发过程与表面反应过程共同作用的结果, 且与待测气体密切相关的表面反应速度远低于热激发的变化速度<sup>[20]</sup>, 目前关于温度调制的研究报道获得的响应主要是一系列准稳态响应, 并未涉及快速温度调制模式下丰富的瞬态信息。

基于此, 本文采用快速脉冲温度调制技术, 在脉冲加热间隙的低温点进行信号检测, 提取表面反应过程相关信息, 可有效消除热激发对表面反应过程的影响, 为后续气体准确识别提供丰富的特异性信息。本文构建基于单个气体传感器的虚拟阵列并优化快速温度调制参数, 研究调制信号的处理及特征提取方法, 构建分类和浓度预测模型, 实现单个气体传感器对多种气体的准确识别和定量分析。该方法提高了单个传感器的选择性, 同时有效降低了功耗, 在高精度、低成本、低功耗现场检测方面具有应用潜力。

## 1 实验

### 1.1 实验装置

气体传感器的测试装置如图 1 所示, 主要由传感器、密闭气室、加热调理模块和信号采集模块组成。

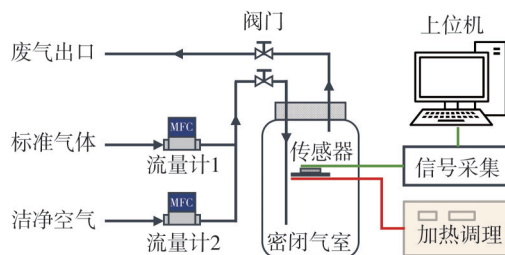


图 1 气体传感器测试装置示意图

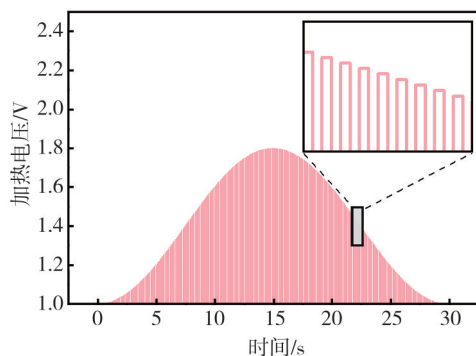
Fig. 1 Schematic diagram of gas sensor test device

传感器选用苏州慧闻纳米科技有限公司商用 MEMS 气体传感器系列的 SMD1012 氢气传感器, 并悬置于 2 500 mL 的玻璃气室中部。传感器加热端接入加热调理模块, 由单片机控制模块调制电压波形, 为传感器提供需要的工作温度, 电压调节范围为 0~1.8 V; 测量端通过分压电阻形式接入信号采集模块, 由单片机进行数据采集读取, 并传输至上位机, 记录传感器电阻响应数据。

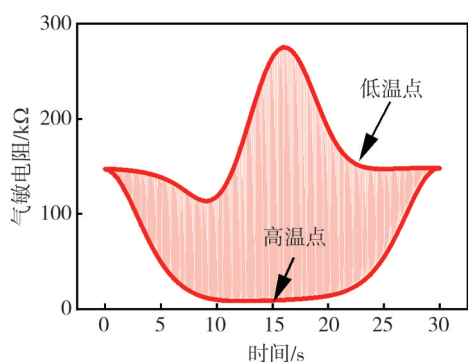
### 1.2 测试过程

选择 H<sub>2</sub>、H<sub>2</sub>S、NH<sub>3</sub> 和 C<sub>2</sub>H<sub>5</sub>OH 作为目标测试气体。通过质量流量控制器(Mass Flow Controller, MFC)调节通入气室的标准气体和洁净空气的体积, 稀释获得设置浓度的 H<sub>2</sub>、H<sub>2</sub>S、NH<sub>3</sub> 测试气体, C<sub>2</sub>H<sub>5</sub>OH 气体则由蒸发法配制得到。在测试之前, 首先对传感器预热 24 h 以上, 以确保传感器响应的稳定。调制电压波形选择正弦调幅脉冲波形, 总周期时间为 30 s, 调制电压波形及局部放大图如图 2(a)

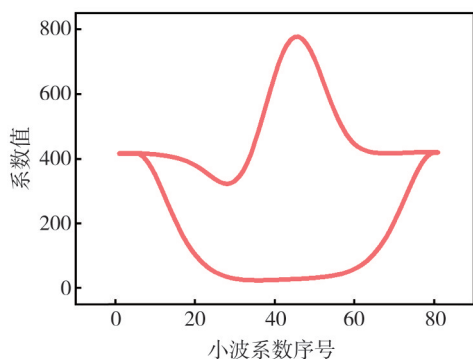
所示,在该电压的驱动下,传感器的工作温度经历高温-低温的循环变化过程。



(a) 调制电压波形及局部放大图



(b) 电阻响应图谱



(c) 小波分解低频系数

图2 调制波形及传感器响应

Fig. 2 Modulated waveform and sensor response

首先进行正弦调幅脉冲波形参数优化,研究不同频率和电压下的调制模式。根据传感器的常温工作特性,选择1~1.8 V、1.2~1.8 V、1.4~1.8 V、1.6~1.8 V 4种电压调制范围,调制频率分别设计为10、20、30、40和50 Hz,共20种温度调制模式。分别在每种调制模式下进行4种气体测试,样本气体浓度使用体积分数表示, $H_2$ 测试浓度为 $20 \times 10^{-6}$ 、 $40 \times 10^{-6}$ 、 $60 \times 10^{-6}$ 、 $80 \times 10^{-6}$ 和 $100 \times 10^{-6}$ ;  $H_2S$ 测试浓度为 $0.1 \times 10^{-6}$ 、 $0.2 \times 10^{-6}$ 、 $0.3 \times 10^{-6}$ 、 $0.4 \times 10^{-6}$ 和 $0.5 \times 10^{-6}$ ,  $NH_3$ 测试浓度为 $20 \times 10^{-6}$ 、 $40 \times$

$10^{-6}$ 、 $60 \times 10^{-6}$ 、 $80 \times 10^{-6}$ 和 $100 \times 10^{-6}$ ;  $C_2H_5OH$ 测试浓度为 $100 \times 10^{-6}$ 、 $200 \times 10^{-6}$ 、 $300 \times 10^{-6}$ 、 $400 \times 10^{-6}$ 和 $500 \times 10^{-6}$ ,每一浓度重复性测试3次。

随后在优化的调制模式下进行气体定性定量分析,对10种不同浓度的测试气体进行分类和浓度预测。具体目标测试气体浓度设置见表1。重复4组实验,共获得160个响应信号样本,将其中3组样本数据作为训练模型的训练集,剩余1组样本数据作为模型预测和评估的测试集。

表1 定性定量分析实验的气体浓度设置

Tab. 1 Gas concentration settings for qualitative and quantitative analysis experiments

气体种类	气体浓度/ $\times 10^{-6}$
$H_2$	30, 60, 90, 120, 150, 180, 210, 240, 270, 300
$H_2S$	0.25, 0.5, 0.75, 1, 1.25, 1.5, 1.75, 2, 2.25, 2.5
$NH_3$	30, 60, 90, 120, 150, 180, 210, 240, 270, 300
$C_2H_5OH$	50, 100, 150, 200, 250, 300, 350, 400, 450, 500

气体测试流程具体为:首先将传感器置于充满干燥洁净空气的气室中清洗恢复20 min,然后从低浓度开始依次通入设置浓度间隔相应体积的标准测试气体,进行不同浓度的测量循环。每次通入测试气体后,待样品在气室中扩散均匀、气敏电阻响应稳定,记录原始响应信号。

### 1.3 数据预处理与特征提取

在脉冲温度调制模式下,气敏电阻的阻值会随工作温度周期性变化而变化,同时气体与敏感材料的表面反应过程也会引起电阻的变化。因此,呈现的响应图谱反映了工作温度与气体种类浓度的综合影响,如图2(b)所示。在此调制模式下,电阻响应信号的上包络线是加热间隙(低温点)测得的膜电阻曲线,主要反映了薄膜表面吸附状态的变化;而下包络线是加热时(高温点)测得的,该变化是由热激发过程与表面反应过程共同作用的结果<sup>[20]</sup>。因此,上下包络线蕴含了关于目标测试气体特征的重要信息,可以从时域角度提取其上下包络线,将周期振荡的原始电阻响应信号转化为两组低频响应信号。

本文首先基于极大极小值的寻峰算法,自动识别提取响应图谱中的上下包络线,并应用Savitzky-Golay滤波器进行降噪处理,以进一步提高数据的可靠性和准确度。随后,对上下包络线进行归一化处理,减小基线偏移带来的误差影响。接着,选用“db4”作为小波基,对每个周期的气体

响应数据进行 3 层离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT), 提取分解后的低频小波系数作为气体特征向量。图 2(c) 显示了响应信号包络线经 3 层离散小波变换后的低频系数, 可以看出提取的小波系数数量仍较多。因此, 进一步选择主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)以及线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)对小波系数进行特征降维处理, 以提高后续算法的运行效率。

### 1.4 模式识别系统

基于上述多维响应数据, 本文采用模式识别算法对非线性的样本数据进行自动处理和判读, 实现对多种目标测试气体的定性及定量分析。设计的模式识别系统主要分为两个步骤: 利用分类模型对  $H_2$ 、 $H_2S$ 、 $NH_3$  和  $C_2H_5OH$  进行分类; 根据分类结果选择相应的浓度估计器来预测气体浓度, 该流程的详细实现如图 3 所示。

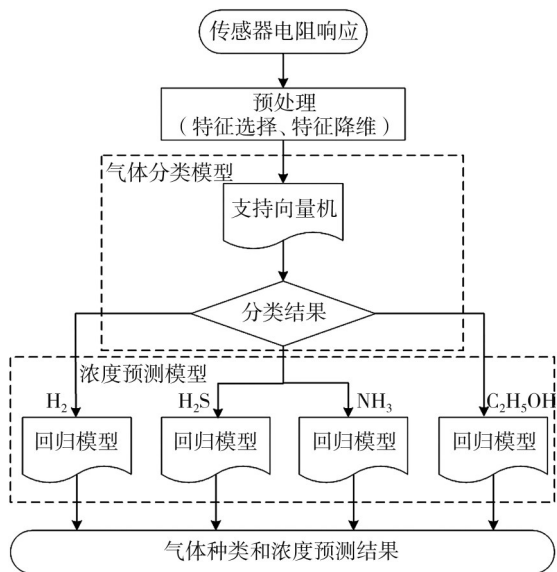


图 3 气体分类和浓度预测流程图

Fig. 3 Flow chart for gas classification and concentration prediction

首先, 选用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)作为分类器, 构建四元分类模型。SVM通过最大化边缘距离实现结构风险最小化原则, 因而具备优秀的模型泛化能力和在小样本数据集上的分类性能, 是解决复杂分类问题的理想选择<sup>[21]</sup>。在模型构建过程中, 首先对样本训练集进行预处理、特征提取及特征降维, 然后利用网格搜索法并结合 5 折交叉验证, 优化分类模型的参数。在确定最优模型参数后, 使用完整的训练集样本数据重新训练分类模型, 并利用测试集来评估模型的性能。

随后, 引入了支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)、随机森林回归(Random Forest Regression, RF)和反向传播神经网络(Backpropagation Neural Network, BPNN) 3 种不同的回归策略, 针对不同种类气体分别构建浓度估计模型, 并采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为模型评价指标。该过程与分类模型的构建相似, 基于训练集数据, 采用网格搜索法结合 5 折交叉验证, 优化回归模型参数。通过分类模型的输出结果, 为测试集样本选择相应气体的浓度估计模型, 进而对模型的预测精度进行评估。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 参数优化

利用正弦调幅脉冲波形对气体传感器进行温度调制, 在 20 种调制模式下, 分别对所列不同种类及浓度的气体进行测试, 研究不同的调制电压和调制频率参数对气体检测的影响。图 4 为 20 种不同调制参数组合下, 4 种气体样本响应数据提取的上包络线。

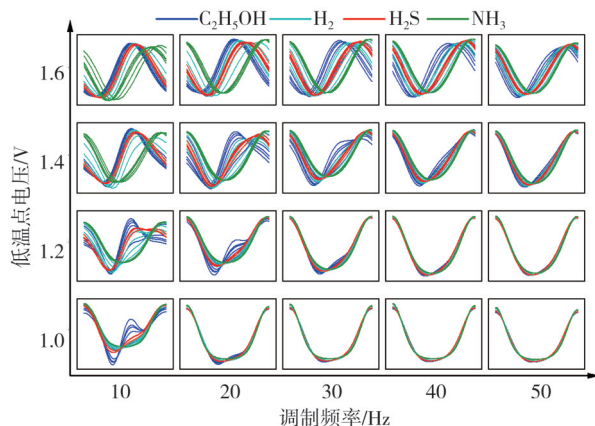


图 4 不同气体响应上包络线对比

Fig. 4 Comparison of envelope on different gas responses

随着调制电压的增加, 即传感器低温检测点的温度升高, 不同气体的电阻响应包络线形状趋于相似, 响应特征之间的差异减小。这是因为通过扩展脉冲高温点至多个温度点并在固定的低温点进行检测的策略, 能够利用不同气体在不同温度下的吸附和脱附特性进行区分, 从而有效地消除了热激发对表面反应过程的干扰。然而, 随着低温点温度的升高, 检测温度范围变窄, 导致多种气体可能出现相似的表面反应特性, 进而降低了传感器的选择性。此外, 由于敏感薄膜与基底材料的膨胀系数不同, 传感器在高低温间周期性变化时, 过低的低温点电压会导致敏感薄膜产生

剧烈的机械振动,不仅影响薄膜与电极的接触性能,还会降低传感器的稳定性和使用寿命。

随着调制频率的提高,不同气体的电阻响应包络线之间的差异在减小。尽管微热板式传感器的热响应时间在毫秒级别,但在较高频率下敏感电阻表面化学反应可能无法充分跟随温度变化的速率,导致表面反应过程与温度变化之间产生延迟,减小了不同气体间响应特征的分度度。

综合上述分析,本文最终选择1.0 V、10 Hz作为检测不同气体的最佳调制参数。

## 2.2 定性识别

首先,初步评估了单个传感器对不同种类气体的响应特征差异。基于最佳调制参数下测得的样本集,经预处理和DWT变换后,选择非监督的PCA和有监督的LDA分别对特征向量进行降维处理。图5(a),图5(b)展示了PCA前两个主成分构成的特征空间中样本的分布情况,其中红色描边的点表示测试集的样本点,3个椭圆区域分别代表 $\sigma$ 、 $2\sigma$ 、 $3\sigma$ 的置信区间。

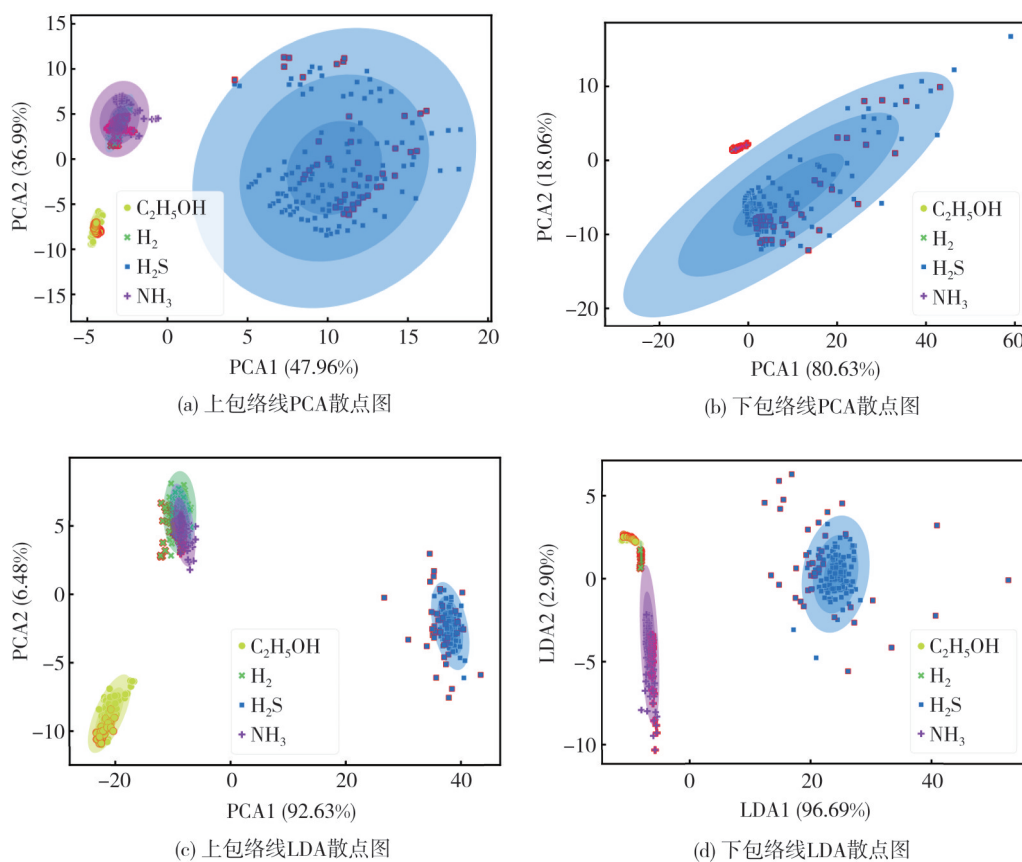


图5 PCA及LDA特征空间中的样本分布比较

Fig. 5 Comparison of sample distribution in PCA and LDA feature space

结果显示,基于上包络线特征的样本具有较好的分离度,尽管 $H_2$ 和 $NH_3$ 样本在二维的投影空间中存在重叠区域,但在三维或更高维度空间中,仍能实现对气体样本的有效区分;相比之下,下包络线特征的样本点除了 $H_2S$ 外,其它样本点高度重叠,难以区分。这是因为上包络线特征与气体的表面反应过程密切相关,其形状差异主要由测试气体的种类和浓度引起;而下包络线特征则受热激发的影响较大,与温度变化紧密相关,不同气体特征之间的差异信息淹没在热调制信息中。

此外,由于气体浓度差异的影响,同一类别的样本点分布相对分散,类内距离较大。得益于LDA最大化类间距离和最小化类内距离的特性<sup>[22]</sup>,在图5(c),图5(d)的LDA特征空间中,样本点展现出更明显的可分性,同时同类样本分布更加聚拢。因此,本文选择上包络线特征并结合LDA构建分类模型,在尽可能保留不同气体特征信息的同时,减小气体浓度差异对检测分类性能的影响。

进一步利用测试集验证分类模型的性能。图6为SVM对测试集预测结果的混淆矩阵,对角

线表示正确分类的样本,结果表明SVM的分类准确率为 100%,能够完美识别 4 种目标测试气体。

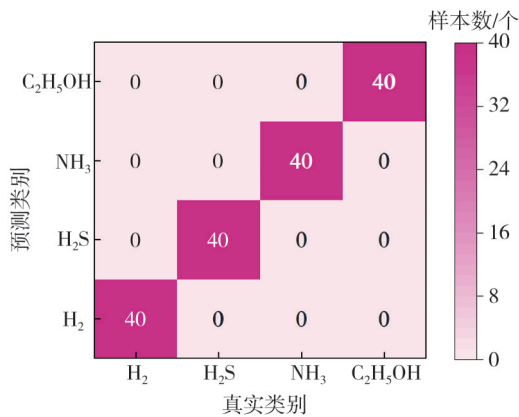


图 6 支持向量机对测试集分类结果的混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix of test set classification results by support vector machines

### 2.3 定量分析

在准确识别出测试集样本的气体种类之后,分别对每种气体的浓度进行预测。在图 5(a)和图 5(b)

的 PCA 二维特征空间中,同类气体样本点随浓度的变化沿特定矢量方向分布,而相同浓度的同类气体样本点则垂直于该矢量方向分布,尤其在下包络线特征空间中该现象更为明显。这表明对于同种气体,响应包络线的差异主要是由浓度不同引起的幅度变化所致,即使是相同浓度的样本,也会因基线波动和测量误差而受到一定程度的影响。因此,本文采用 PCA 对每种气体的下包络线特征进行单独处理,此时的方差主要与浓度有关。各主成分与浓度呈单调相关,将其作为浓度预测的输入向量,并选择 SVR、RF 和 BPNN 进行浓度预测。

以 SVR 为例,4 种目标气体的预测浓度与真实浓度关系如图 7 所示,其中对角线代表预测值与真实值一致。对于 4 种目标气体,绝大多数样本点的预测浓度都紧邻对角线分布,这部分误差主要是由不同组测量实验中传感器基线的偏移引起的幅值误差。此外,预测浓度误差较大的点主要出现在浓度分布两端,这是由于样本分布的两端数据相较中心区域更为稀缺。

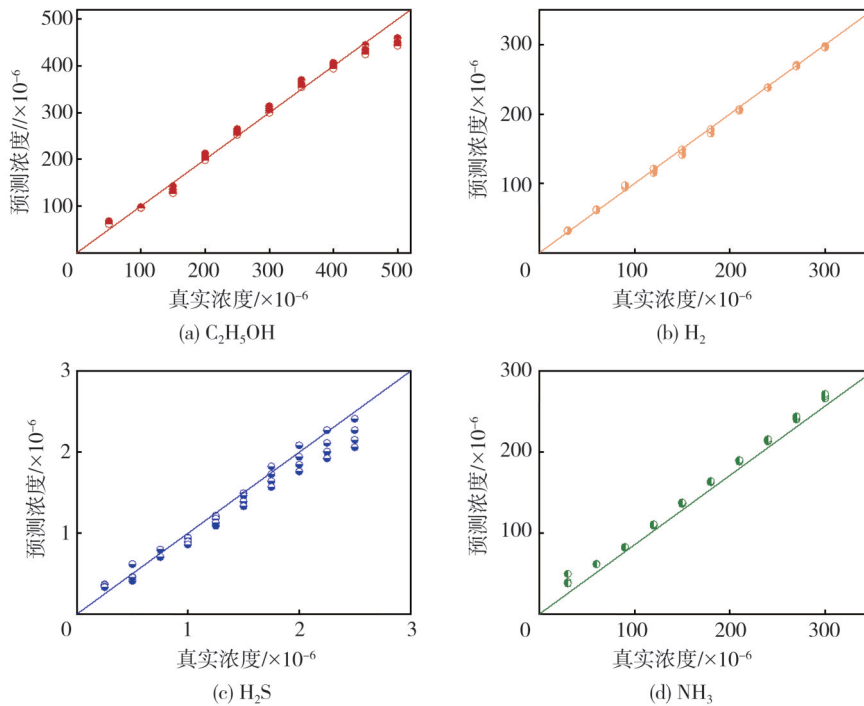


图 7 4 种目标测试气体的预测浓度与真实浓度

Fig. 7 Estimated concentrations versus true concentrations for four tested gas

表 2 展示了 SVR、RF 和 BPNN 预测浓度的均方根误差 RMSE 比较,可以看出 3 种算法的预测性能总体接近,均受传感器基线偏移等因素影响,但 PCA 结合 SVR 的回归模型稍优于其它两者,对 H<sub>2</sub>、H<sub>2</sub>S、NH<sub>3</sub>和 C<sub>2</sub>H<sub>5</sub>OH 预测浓度的均方根误差分别为  $19.5 \times 10^{-6}$ 、 $3.7 \times 10^{-6}$ 、 $0.2 \times 10^{-6}$ 、 $19 \times 10^{-6}$ 。

表 2 不同算法的浓度预测误差

算法	RMSE/( $\times 10^{-6}$ )			
	H <sub>2</sub>	H <sub>2</sub> S	NH <sub>3</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>5</sub> OH
SVR	3.7	0.2	19.0	19.5
RF	13.5	0.2	29.7	21.1
BPNN	15.5	0.1	20.3	22.0

### 3 结论

本文基于单个气体传感器,采用温度调制技术构建了虚拟阵列传感系统。研究了动态调制信号的处理及特征提取方法,优化了温度调制模式;采用支持向量机实现了对 $H_2$ 、 $H_2S$ 、 $NH_3$ 和 $C_2H_5OH$ 4种目标测试气体的准确识别,对比了支持向量回归、随机森林回归、反向传播神经网络3种算法对气体浓度的预测性能,最高预测误差分别为 $19.5 \times 10^{-6}$ 、 $3.7 \times 10^{-6}$ 、 $0.2 \times 10^{-6}$ 、 $19 \times 10^{-6}$ 。本文方法有效提高了单个气体传感器的选择性,同时降低了成本和功耗,满足现场检测的快速响应及准确可靠的气体检测需求。

#### 参考文献:

- [1] 张宇帆, 晋日亚, 乔怡娜, 等. 气体苯系物污染治理方法研究进展[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2021, 42(6): 530-541.  
ZHANG Yufan, JIN Riya, Qiao Yina, et al. Research progress in the treatment method of atmospheric benzene series pollution[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2021, 42(6): 530-541. (in Chinese)
- [2] 胡涵旭, 许云帆, 李益明, 等. 基于STM32L151的低功耗便携式多组分气体检测仪设计[J]. 测试技术学报, 2022, 36(1): 80-85.  
HU Hanxu, XU Yunfan, LI Yiming, et al. Design of low-power portable multi-component gas detector based on STM32L151[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2022, 36(1): 80-85. (in Chinese)
- [3] 薛勇, 张浩, 张月鑫, 等. Pd-Ni合金氢气传感器抗干扰性能提升研究[J]. 测试技术学报, 2023, 37(5): 386-393.  
XUE Yong, ZHANG Hao, ZHANG Yuexin, et al. Research on anti-interference performance improvement of hydrogen sensor based on Pd-Ni thin film[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2023, 37(5): 386-393. (in Chinese)
- [4] FINE G F, CAVANAGH L M, AFONJA A, et al. Metal oxide semi-conductor gas sensors in environmental monitoring[J]. Sensors, 2010, 10(6): 5469-5502.
- [5] COMPAGNONE D, FUSELLA G C, DEL CARLO M, et al. Gold nanoparticles-peptide based gas sensor arrays for the detection of foodaromas[J]. Biosensors and Bioelectronics, 2013, 42: 618-625.
- [6] LOVE C, NAZEMI H, EL-MASRI E, et al. A review on advanced sensing materials for agricultural gas sensors[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3423.
- [7] POTYRAILO R A. Multivariable sensors for ubiquitous monitoring of gases in the era of Internet of Things and industrial Internet[J]. Chemical Reviews, 2016, 116(19): 11877-11923.
- [8] SAIDI T, PALMOWSKI D, BABICZ-KIEWLICZ S, et al. Exhaled breath gas sensing using pristine and functionalized  $WO_3$  nanowire sensors enhanced by UV-light irradiation[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2018, 273: 1719-1729.
- [9] GARDNER J W, BARTLETT P N. Electronic noses: principles and applications [J]. Measurement Science and Technology, 2000, 11(7): 1087.
- [10] LEE C S, LI H Y, KIM B Y, et al. Discriminative detection of indoor volatile organic compounds using a sensor array based on pure and Fe-doped  $In_2O_3$  nanofibers[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2019, 285: 193-200.
- [11] KANG M, CHO I, PARK J, et al. High accuracy real-time multi-gas identification by a batch-uniform gas sensor array and deep learning algorithm[J]. ACS Sensors, 2022, 7(2): 430-440.
- [12] PRAJAPATI C S, BENEDICT S, BHAT N. An ultralow power nanosensor array for selective detection of air pollutants [J]. Nanotechnology, 2020, 31(2): 025301.
- [13] CAVICCHI R E, SUEHLE J S, KREIDER K G, et al. Optimized temperature-pulse sequences for the enhancement of chemically specific response patterns from micro-hotplate gas sensors [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 1996, 33(1/2/3): 142-146.
- [14] SEARS W M, COLBOW K, CONSADORI F. General characteristics of thermally cycled tin oxide gas sensors [J]. Semiconductor Science and Technology, 1989, 4(5): 351-359.
- [15] WÖLLENSTEIN J, PLAZA J A, CANE C, et al. A novel single chip thin film metal oxide array[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2003, 93(1/2/3): 350-355.
- [16] WU Z, ZHANG H, JI H, et al. Novel combined waveform temperature modulation method of NiO- $In_2O_3$  based gas sensor for measuring and identifying VOC gases [J]. Journal of Alloys and Compounds, 2022, 918: 165510.
- [17] AN W, YANG C Y. Review on temperature modulation technology of gas sensors[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 143/144: 567-571.
- [18] KRIVETSKIY V, EFITOROV A, ARKHIPENKO

- A, et al. Selective detection of individual gases and CO/H<sub>2</sub> mixture at low concentrations in air by single semiconductor metal oxide sensors working in dynamic temperature mode [J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2018, 254: 502-513.
- [19] MENG F, JI H, YUAN Z, et al. Dynamic measurement and recognition methods of SnO<sub>2</sub> sensor to VOCs under zigzag-rectangular wave temperature modulation [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(9): 10915-10922.
- [20] 高晓光, 李建平, 王悦, 等. SnO<sub>2</sub> 和 SnO<sub>2</sub>-Ag 薄膜的电学特性[J]. *真空科学与技术*, 2001, 21(1): 9-13. GAO Xiaoguang, LI Jianping, WANG Yue, et al. Electrical properties of SnO<sub>2</sub> and SnO<sub>2</sub>-Ag thin films [J]. *Chinese Journal of Vacuum Science and Technology*, 2001, 21(1): 9-13. (in Chinese)
- [21] 孟凡利, 祝学斌, 张华, 等. SnO<sub>2</sub> 气体传感器对挥发性有机物的温度调制及信号处理方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(12): 85-94. MENG Fanli, ZHU Xuebin, ZHANG Hua, et al. Research on SnO<sub>2</sub> gas sensor's temperature modulation and signal processing method for volatile organic compounds [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(12): 85-94. (in Chinese)
- [22] GHASEMI-VARNAMKHAISTI M, MOHTASEBI S S, SIADAT M, et al. Aging fingerprint characterization of beer using electronic nose [J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2011, 159(1): 51-59.

(上接第 32 页)

- [17] 李闯, 涂孝军, 温学林. 一种航空用高温压力芯片设计与封装技术研究[J]. *仪表技术与传感器*, 2023(8): 7-14. LI Chuang, TU Xiaojun, WEN Xuelin. Research on design and packaging technology of high temperature pressure chip for aviation [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2023(8): 7-14. (in Chinese)
- [18] BELWANSI V, PHILIP S, TOPKAR A. Performance study of MEMS piezoresistive pressure sensors at elevated temperatures [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(10): 9313-9320.
- [19] 王天靖, 梁庭, 雷程, 等. 低热零点漂移的高温绝压压力传感器[J]. *仪表技术与传感器*, 2023(2): 8-11. WANG Tianjing, LIANG Ting, LEI Cheng, et al. High-temperature adiabatic pressure sensor with low thermal zero drift [J]. *Instrumentation Technology and Sensors*, 2023(2): 8-11. (in Chinese)
- [20] 董志超, 雷程, 梁庭, 等. SOI 高温压力传感器无引线倒装式封装研究[J]. *传感器与微系统*, 2021, 40(11): 65-68. DONG Zhichao, LEI Cheng, LIANG Ting, et al. SOI high-temperature pressure sensor in leadless flip-flop package [J]. *Sensors and Microsystems*, 2021, 40(11): 65-68. (in Chinese)
- [21] 国家质量监督检验检疫总局. 中华人民共和国国家计量检定规程 压力传感器(静态)检定规程: JJG 1109—2015[S]. 北京: 中国质检出版社, 2015.

(上接第 80 页)

- [19] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 2818-2826.
- [20] BENHAMMOU Y, ACHCHAB B, HERRERA F, et al. BreakHis based breast cancer automatic diagnosis using deep learning: taxonomy, survey and insights [J]. *Neurocomputing*, 2020, 375: 9-24.
- [21] LIU W, JUHAS M, ZHANG Y. Fine-grained breast cancer classification with bilinear convolutional neural networks (BCNNs) [J]. *Frontiers in Genetics*, 2020, 11: 547327.
- [22] BOUMARAF S, LIU X, ZHENG Z, et al. A new transfer learning based approach to magnification dependent and independent classification of breast cancer in histopathological images [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 63: 102192.
- [23] 郝岩. 基于特征融合的乳腺癌组织病理学图像识别研究[D]. 太原: 中北大学, 2021.
- [24] 赵晓平, 王荣发, 孙中波, 等. 改进 DenseNet 的乳腺癌病理图像八分类研究[J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(5): 213-221. ZHAO Xiaoping, WANG Rongfa, SUN Zhongbo, et al. Research on eight classifications of breast cancer pathological images based on improved DenseNet [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(5): 213-221. (in Chinese)