

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2025.05.10

基于深度学习的多通道MOS环境气体检测系统

张辰洋, 刘广顺, 马鹏飞, 陈寅生*

(哈尔滨理工大学 测控技术与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 针对复杂环境下多组分气体的检测需求, 设计并实现了一种基于金属氧化物半导体的便携式多通道气体检测系统。系统集成8路传感器阵列、高精度信号采集链路及低功耗硬件, 并结合多分支卷积神经网络与双向长短期记忆网络实现多通道信号的自动特征提取与时序建模。以CO、C₂H₅OH及其干扰和混合气体为研究对象开展实验, 结果表明: 系统对被检测物的不同浓度区间均表现出良好的线性响应与高检测精度。对比实验进一步验证了多传感器融合策略在提升识别准确率、增强鲁棒性及适应复杂环境方面的有效性, 其中混合气体识别准确率最高达100%。本研究为环境监测、工业安全及公共健康领域的多组分气体检测提供了可靠的技术支撑与实践依据。

关键词: 金属氧化物半导体; 便携式系统; 多通道气体检测; 传感器阵列; 深度学习; 数据融合; 混合气体识别; 环境监测

中图分类号: TP212; X83; TB9 文献标志码: A 文章编号: 1674-5795 (2025) 05-0097-11

Deep learning-based multi-channel MOS environmental gas detection system

ZHANG Chenyang, LIU Guangshun, MA Pengfei, CHEN Yinsheng*

(School of Measurement and Control Technology and Communication Engineering,
Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: To address the need for multi-component gas detection in complex environments, this paper presents the design and implementation of a portable multi-channel gas detection system based on metal-oxide semiconductor (MOS) sensors. The system integrates an eight-channel sensor array, a high-precision signal-acquisition circuit, and a low-power hardware. A multi-branch convolutional neural network combined with a bidirectional long short-term memory network is employed to achieve automatic feature extraction and temporal modeling of multi-channel signals. Experiments using CO, C₂H₅OH, and their interfering gases and mixtures as the research subjects demonstrate that the system exhibits linear responses and high detection accuracy across different ranges of concentration. Comparative tests validate that the sensor-fusion strategy improves classification accuracy, enhances robustness, and increases adaptability to complex environments, with the classification accuracy for mixed gases reaching up to 100%. This study provides a reliable technical basis and practical reference for multi-component gas detection in environmental monitoring, industrial safety, and public health applications.

Key words: MOS; portable system; multi-channel gas detection; sensor array; deep learning; data fusion; mixed-gas recognition; environmental monitoring

收稿日期: 2025-07-25; 修回日期: 2025-09-06

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(61803128)

引用格式: 张辰洋, 刘广顺, 马鹏飞, 等. 基于深度学习的多通道MOS环境气体检测系统[J]. 计测技术, 2025, 45(5): 97-107.

Citation: ZHANG C Y, LIU G S, MA P F, et al. Deep learning-based multi-channel MOS environmental gas detection system[J]. Metrology & Measurement Technology, 2025, 45(5): 97-107.



0 引言

随着工业化和城市化进程加速,大气环境污染问题日益严峻。复杂的气体成分及多样的污染源给环境监测和公共健康带来严峻挑战^[1]。2024年,世界卫生组织(World Health Organization, WHO)报告指出^[2],空气污染已成为全球疾病和死亡的重要诱因,PM_{2.5}、NO₂、SO₂等多组分气态污染物的精准检测与实时监控成为环境治理的核心需求。我国《“十四五”生态环境监测规划》也明确提出^[3],需构建高密度、智能化、微型化的大气监测体系,以实现污染源精准溯源与健康风险预警。

当前气体检测技术主要面临两大难题:①传统监测设备[如傅里叶变换红外光谱仪(Fourier Transform Infrared Spectrometer, FTIR)、气相色谱-质谱联用仪(Gas Chromatography-Mass Spectrometry, GC-MS)]虽具备高精度和多组分检测能力,但体积庞大、功耗高、成本昂贵,难以满足城市网格化布点和移动监测的实际需求^[4];②受材料特性和结构限制,微型气体传感器普遍面临交叉敏感性和长期漂移等难题^[5],尤其是金属氧化物半导体(Metal-Oxide-Semiconductor, MOS)气体传感器,其在检测复杂混合气体时,易受多种气体组分干扰^[6],

导致响应叠加,进而产生识别误差,严重影响检测结果的准确性和可靠性。

面对复杂气体环境和多组分检测需求,便携式、低功耗、高精度的气体检测系统成为当前研究热点^[7]。多通道传感器阵列与智能融合算法的结合,为解决MOS传感器交叉敏感性问题^[8]、提升系统整体性能提供了新技术路径。通过多传感器协同采集、信号链优化和深度特征提取,能够有效抑制交叉干扰,并实现对多种气体成分的快速、准确识别。本文提出一种面向MOS气体传感器的便携式多通道检测系统,该系统集成多路传感器阵列、高精度信号采集链路和低功耗硬件,结合深度学习技术,实现对混合气体的高精度识别与测量。对该系统的总体方案及软/硬件架构设计进行介绍,并开展实验对该系统的应用效果进行验证,为环境监测^[9]、工业安全^[10]和公共健康等领域^[11]的气体成分检测提供技术借鉴。

1 气体检测系统总体方案设计

提出的高集成度多通道气体检测系统整体架构如图1所示,该系统由前端信号采集与调理模块、主控单元以及上位机数据处理与可视化模块3部分组成。

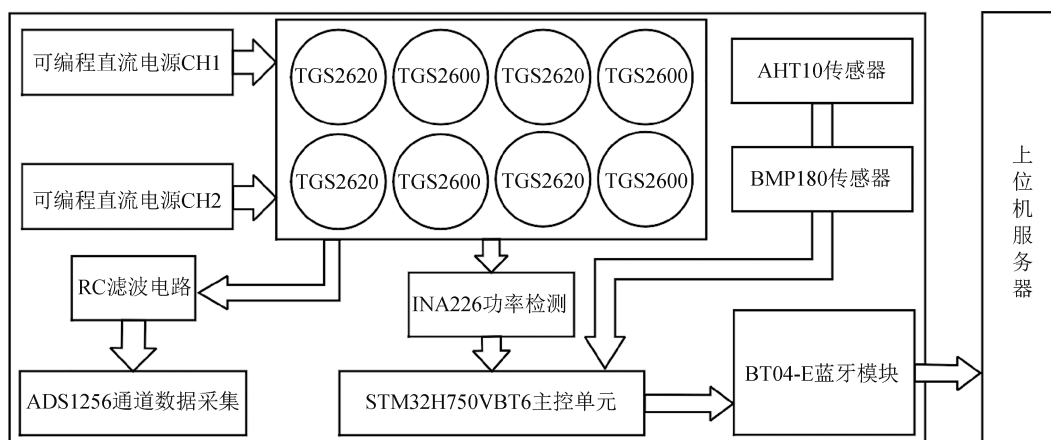


图1 系统设计总体框图

Fig.1 Overall block diagram of the system design

为满足复杂环境下的气体检测需求,本系统集成AHT10和BMP180环境传感器,用于实时监测温度、湿度、气压等参数^[12],为后续数据补偿和结果优化提供环境数据支撑。为了应对气体检测系统在长时间运行中面临的可靠性挑战,将基

于INA226电流/功率监测芯片的传感器健康状态监测机制^[13]应用于该系统,通过实时采集传感器的工作电压、电流与功率,实现对传感器健康状态的诊断与评估,显著提升了系统的可靠性与稳定性。

2 气体检测系统硬件设计

2.1 分层硬件架构

为实现系统的微型化和高可靠性，硬件设计采用分层理念，实现顶板与主板功能模块化布局。

如图2(a)所示，以顶板作为前端感知层，在进行印制电路板(Printed Circuit Board, PCB)设计时，采用元器件背面布局的方案，旨在减少湍流效应^[14]对气体检测精度的影响。该电路板集成8通道气体传感器阵列，阵列中集成了4个TGS2600和4个TGS2620气体传感器，可实时采集复杂气体群成分。部分传感器型号和检测特性如表1所示^[15]。

如图2(b)所示，主板作为核心处理层，集成电源管理、主控单元、数据采集、功率监测及无线传输模块等，形成功能完整的微型气体检测系统。各模块通过标准化接口实现协同工作，在满足微型化设计要求的同时，兼顾低功耗、高可靠性与高精度数据采集等性能。

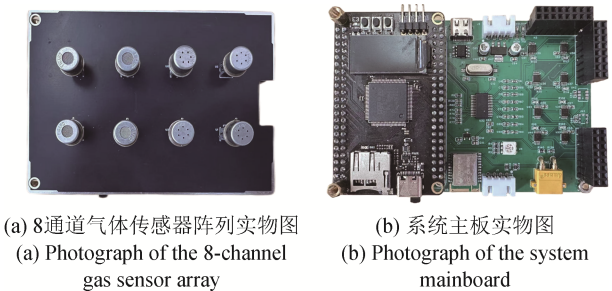


图2 气体检测系统硬件组成实物图

Fig.2 Physical diagram of the gas detection system hardware components

表1 气体传感器型号和检测特性	
Tab.1 Gas sensor model and detection characteristics	
型号	检测特性
TGS2600	对所有空气污染气体具备高灵敏度
TGS2602	对挥发性有机化合物、氨气、硫化氢有 高灵敏度
TGS2603	对胺系、硫系恶臭物质有很高的灵敏度
TGS2616	对氢气具有高选择性
TGS2618	对液化石油气响应速度快
TGS2619	对甲烷响应速度快
TGS2620	适用于检测 C ₂ H ₅ OH 等有机溶剂

2.2 关键电路设计

2.2.1 A/D数据采集单元

系统的数据采集单元以芯片 ADS1256 作为核心，结合信号调理电路，实现8通道同步高精度采集，有效分辨力可达到24位。针对不同传感器的输出特性，信号调理电路采用可编程增益放大器(Programmable Gain Amplifier, PGA)、多级低通滤波和抗混叠设计^[16]，有效抑制环境噪声和高频干扰，提升微弱信号的采集精度。每路信号均可独立配置输入范围和增益参数，支持多种类型气体传感器(如MOS、电化学等)的灵活接入。电路板布局采用差分走线和屏蔽层设计，以进一步降低串扰和外部电磁干扰。

电路设计原理如图3所示，ADS1256通过串行外设接口(Serial Peripheral Interface, SPI)与主控单元 STM32H750VBT6 相连，以实现高速的数据传输。REF3025AIDBZR 提供2.5V的基准电压作为ADS1256的参考电压，确保了模数转换的精度。每个传感器的模拟信号经过信号调理电路(包括放大、滤波等功能)后接入ADS1256的对应输入通道，以提高信号质量^[17]。在气体检测过程中，结合上位机的通道校准功能可实现低噪声数据采集。

2.2.2 功率监测单元

为实现传感器阵列的实时健康监测^[18]，系统主板上集成了8个INA226高精度功率监测芯片，分别对应各气体传感器通道。每个INA226芯片通过I2C总线以级联方式通信。

INA226芯片串联在对应的传感器电源回路中，监测传感器的工作电流。同时，芯片的电压监测引脚直接连接传感器的电源输入端，以获取传感器的工作电压。通过测量电流和电压，主控单元可以实时计算出传感器的功率，并据此对传感器的工作状态进行评估。

为了提高测量精度，在INA226芯片的输入和输出端接入合适的采样电阻，采样电阻的阻值根据传感器的最大工作电流进行选择，以确保在满量程电流下采样电压不超过INA226芯片的输入范围。单个通道功率监测单元原理图如图4所示。此外，通过滤波电容等元件减少电源噪声对测量结果的影响，保证功率监测的准确性。主控单元定期读取INA226芯片的测量数据，并结合动态阈值

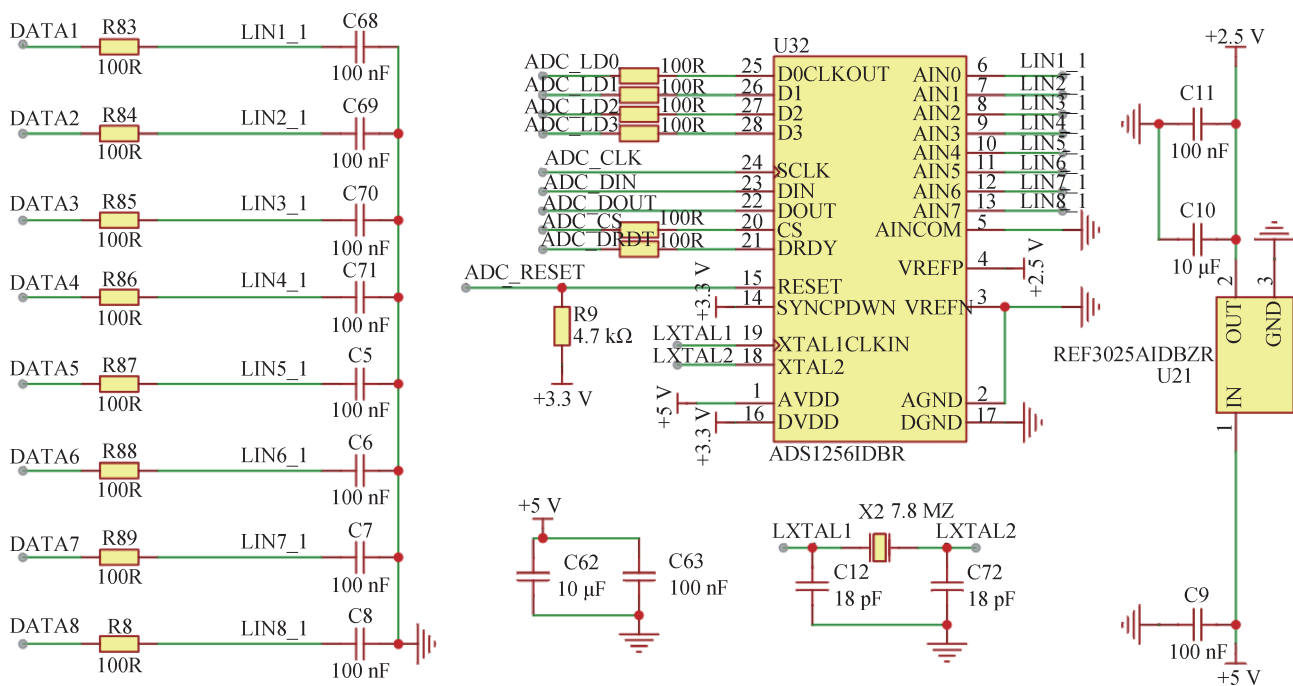


图3 数据采集单元原理图

Fig.3 Schematic diagram of the data acquisition unit

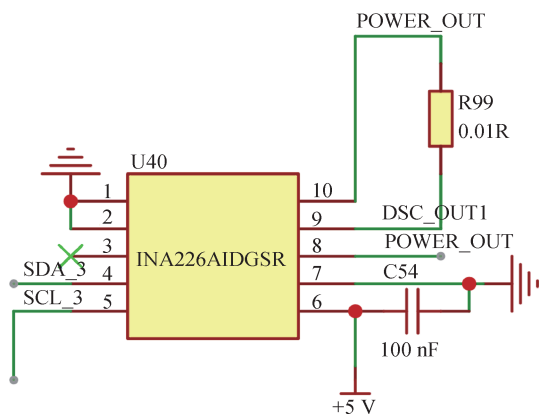


图4 单个通道功率监测单元原理图

Fig.4 Schematic diagram of a single channel power monitoring unit

函数实时分析各通道功耗变化,从而及时发现传感器漂移、老化或损坏等异常状态。当发现传感器功耗异常时,可采取相应的措施,如进行传感器校准及维修等,提高系统的可靠性和稳定性。

3 气体检测系统软件设计

软件系统作为硬件的控制核心,实现了多通道数据同步采集、功耗监测、数据预处理与融合及无线通信等功能。基于STM32H750VBT6主控芯片,采用直接存储器访问(Direct Memory Access, DMA)

和环形缓冲队列实现8通道数据的高效同步采集,保证数据完整性和实时性。通过滑动平均滤波和阈值诊断算法对环境参数和传感器健康数据进行智能处理^[19],提升系统运行效率和数据可靠性。

3.1 多通道同步采集

数据采集模块以SPI接口驱动芯片ADS1256,采用DMA方式实现8通道数据的高速同步采集^[15]。如图5所示,系统在初始化阶段自动配置芯片寄存器参数(包括分辨率、采样率和增益),并根据传感器类型动态调整可编程增益放大器(Programmable Gain Amplifier, PGA)的设置。数据采集流程中,环形队列结构用于缓存多通道数据,防止高频采样下数据丢失。每个采集周期内系统自动调用SensorRead()、DataCheckSum()等自定义函数,依次完成通道身份ID标记、原始数据校验和异常数据剔除等操作,确保数据完整性和准确性。

3.2 传感器状态实时监测

功耗监测模块通过I2C总线级联8个INA226芯片,各芯片的具体通讯地址如表2所示。主控芯片定时轮询采集各通道电压、电流和功率值。系统内置PowerMonitor()、FaultDetect()、AutoCalibrate()等函数,采用滑动平均滤波算法以抑制高频噪声,并根据设定阈值自动诊断传感器状态。当检

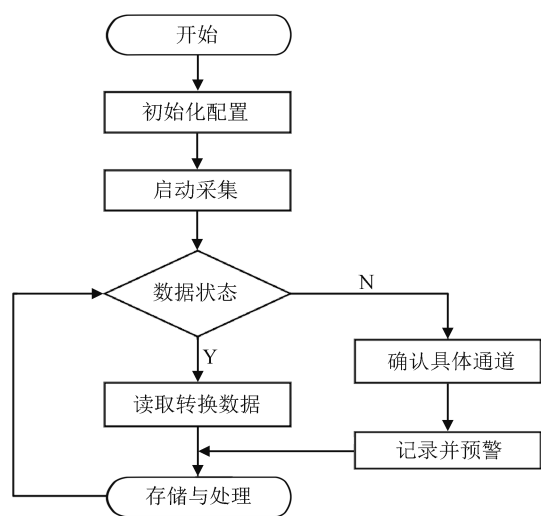


图5 数据采集程序流程图

Fig.5 Flow chart of the data acquisition procedure

表2 从机地址分配

Tab.2 Slave address assignment

Sensor	A1	A0	从机地址
TGS_1	GND	GND	1000000
TGS_2	GND	VS	1000001
TGS_3	GND	SDA	1000010
TGS_4	GND	SCL	1000011
TGS_1	VS	GND	1000100
TGS_2	VS	VS	1000101
TGS_3	VS	SDA	1000110
TGS_4	VS	SCL	1000111

测到功耗异常或漂移超限时，系统可自动执行传感器复位或校准流程，从而提升长期运行的稳定性和智能化水平。功率监测程序流程如图6所示。

3.3 系统上位机设计

系统通过BT04-E蓝牙模块将数据传输至上位机后，动态响应数据被存储在文件夹内，为更直观地观察数据信号的变化以及相关特性等，本研究团队开发了一套具备交互、数据储存及一定分析能力的可视化上位机软件，软件界面如图7所示。该软件界面可实时显示气体传感器的动态响应数据，并且通道的显示数量可自主调控。不同传感器制作工艺不同，长时间使用易出现漂移现象，为此数据采集软件还配备了不同通道的漂移校准功能，以校正气体传感器的实时响应数据，从而降低传感器漂移对气体检测精度的影响。

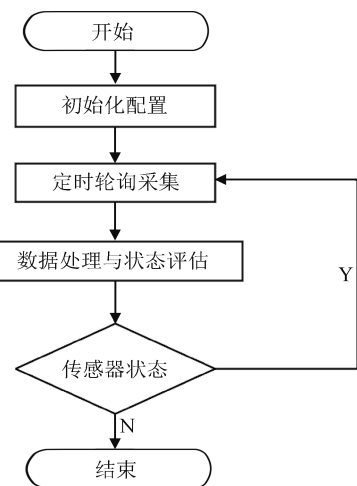


图6 功率监测程序流程图

Fig.6 Power monitoring program flow chart

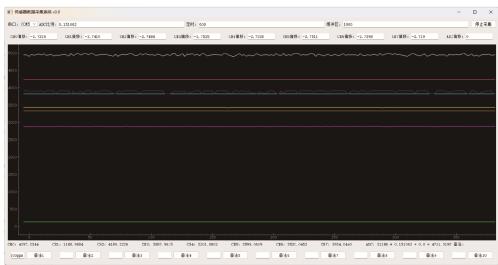


图7 数据采集软件 V3.0 操作界面

Fig.7 Data acquisition software V3.0 operation interface

如图8所示，数据采集软件 V3.0 还集成了快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)、对数坐标(LogX/LogY)等分析功能^[20]，以实时观察数据在频域、积分域中的特征变化。用户可灵活选择显示通道，实时观察气体响应曲线及环境参数变化。

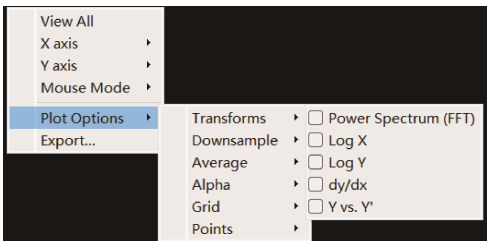


图8 数据采集软件的功能菜单

Fig.8 Function menu of data acquisition software

点击软件的“开始采集”按键，系统会将数据存储到相应路径下的文件夹，同时，软件支持每个通道的偏移校正与更新。用户可灵活选择显示通道，实时观察气体响应曲线及环境参数变化，极大提升了系统的便携性和易用性。

4 实验结果与分析

4.1 实验设计

为验证基于MOS气体传感器的多通道微型气体检测系统的应用效果,搭建了图9所示的实验平台。实验在温度为 $(25 \pm 1)^\circ\text{C}$,湿度为 $(50 \pm 5)\%$ RH(RH为相对湿度 Relative Humidity的缩写)的密闭实验舱中进行,该实验条件避免了外界环境变量对传感器的影响^[21]。CO、C₂H₅OH、CH₄、H₂S等混合气体的标准气体由高精度气体配比仪(误差不超过0.1%)制备,各气体成分的浓度范围覆盖了环境监测常见区间。

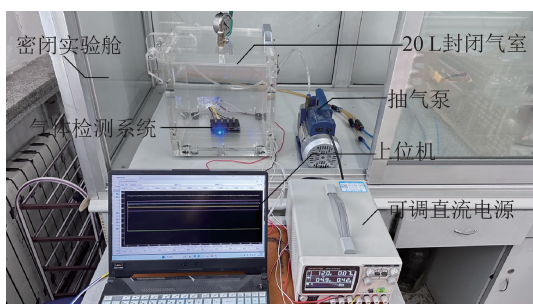


图9 实验平台装置示意图

Fig.9 Schematic diagram of the experimental platform device

实验平台包括自主设计的8通道微型气体检测系统、20 L密闭气室、可调直流电源、上位机等。系统通过多通道同步采集与上位机深度学习算法,

实现对复杂气体环境的实时响应和识别。实验流程为:①利用干燥的氮气对气体检测系统持续清洗5 min,确保传感器表面无残留杂质和背景干扰^[22]。②对气体传感器进行预加热处理,加热时间为5 h,充分去除气敏材料表面的杂质并稳定基线响应^[23]。③通入目标气体或混合气体,采集8通道的动态响应。④设定0~200 $\mu\text{L/L}$ 条件下的多个浓度梯度,每梯度重复采集10次,每次300 s,间隔期间用氮气清洗。⑤通过自主开发的平台实时记录存储实验数据,用于后续归一化、特征提取及模型训练分析。

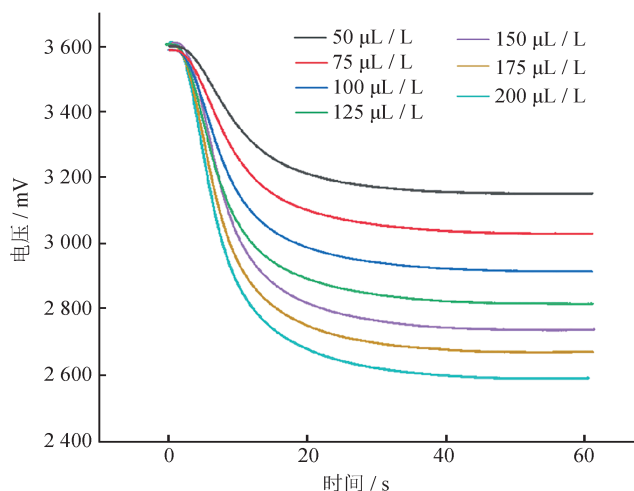
4.2 CO与C₂H₅OH在多浓度梯度下的检测性能

在单组分实验中,以CO与C₂H₅OH作为目标气体,并采用高精度配比仪对目标气体进行制备,以验证系统浓度响应性能,按照4.1节所述流程执行。

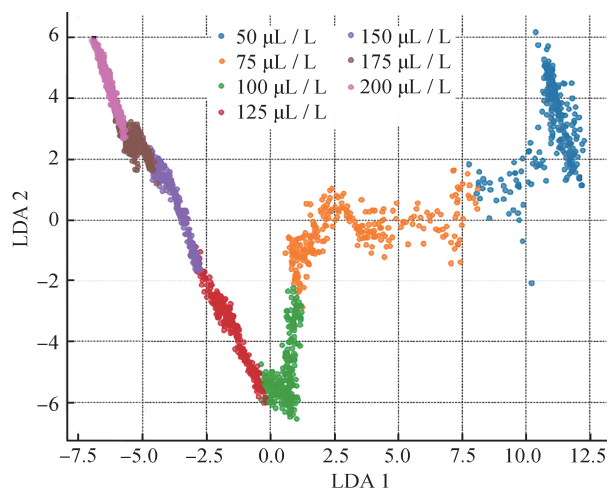
如图10(a)和图11(a)所示,两类气体的响应曲线均具有良好的单调性与区分性。进一步使用线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)对特征曲线进行降维^[24],C₂H₅OH与CO在不同浓度下的投影分布如图10(b)和图11(b)所示,投影分布清晰、类别边界明确,验证了系统在浓度梯度下的可分性与鲁棒性。

4.3 基于深度学习的气体类型识别结果

为评估系统在含干扰组分场景下的识别能力,构建了6类混合气体样本并开展实验,如表3所示,其中,CH₄与H₂S作为干扰气体参与混合。6



(a) C₂H₅OH浓度梯度采集结果
(a) C₂H₅OH concentration gradient acquisition results



(b) LDA分析结果
(b) Linear discriminant analysis results

图10 C₂H₅OH响应分析结果

Fig.10 C₂H₅OH response analysis results

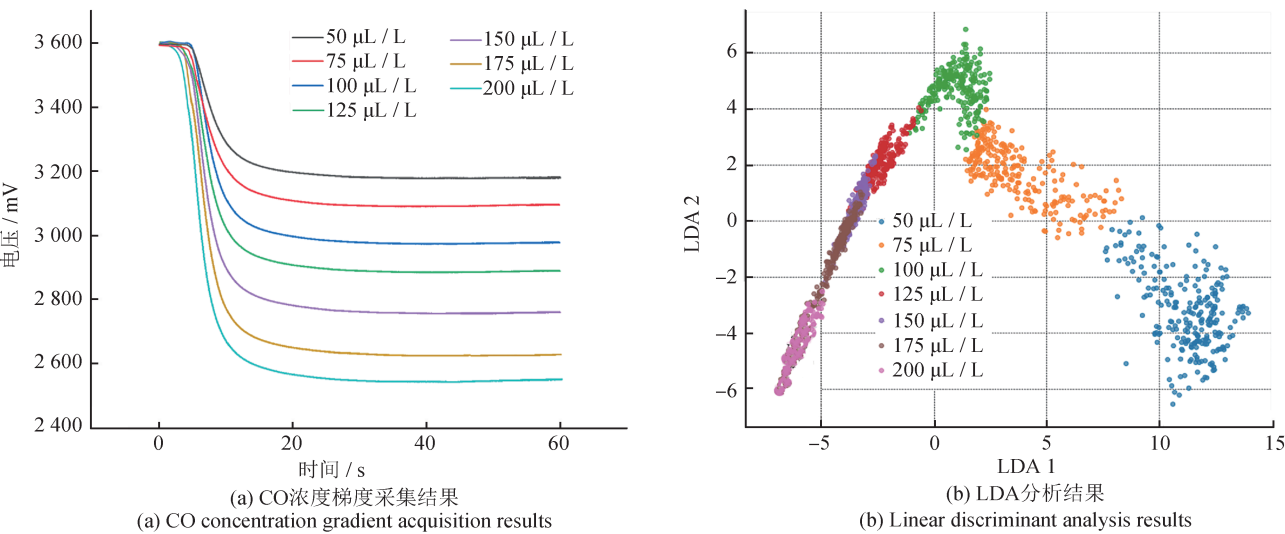


图 11 CO 响应结果
Fig.11 CO response results

表 3 6 类混合气体样本浓度配比
Tab.3 Concentration ratios of six types of mixed gas samples

单位: $\mu\text{L/L}$				
类别	CO	$\text{C}_2\text{H}_5\text{OH}$	CH_4	H_2S
0	100	0	0	0
1	0	100	0	0
2	100	100	0	0
3	100	0	20	0
4	0	100	0	20
5	100	100	20	20

类混合气体样本分别为：单一 CO、单一 $\text{C}_2\text{H}_5\text{OH}$ 、 $\text{CO} + \text{C}_2\text{H}_5\text{OH}$ 、 $\text{CO} + \text{CH}_4$ 、 $\text{C}_2\text{H}_5\text{OH} + \text{H}_2\text{S}_4$ 、4 组分同时存在的复杂混合气体。

首先对采集的 8 通道动态响应进行基线校正，随后按响应段/保持段进行相段的分段重采样^[25]，并统一至长度 512 点^[26]。仅以训练集统计 8 个传感器通道数据，之后进行全局标准化，并将相段掩码作为第 9 通道输入模型。

如图 12 所示，采用多分支双向长短期记忆网络 (Convolutional Neural Network - Bidirectional Long Short-Term Memory, CNN-BiLSTM) 的架构，首先对

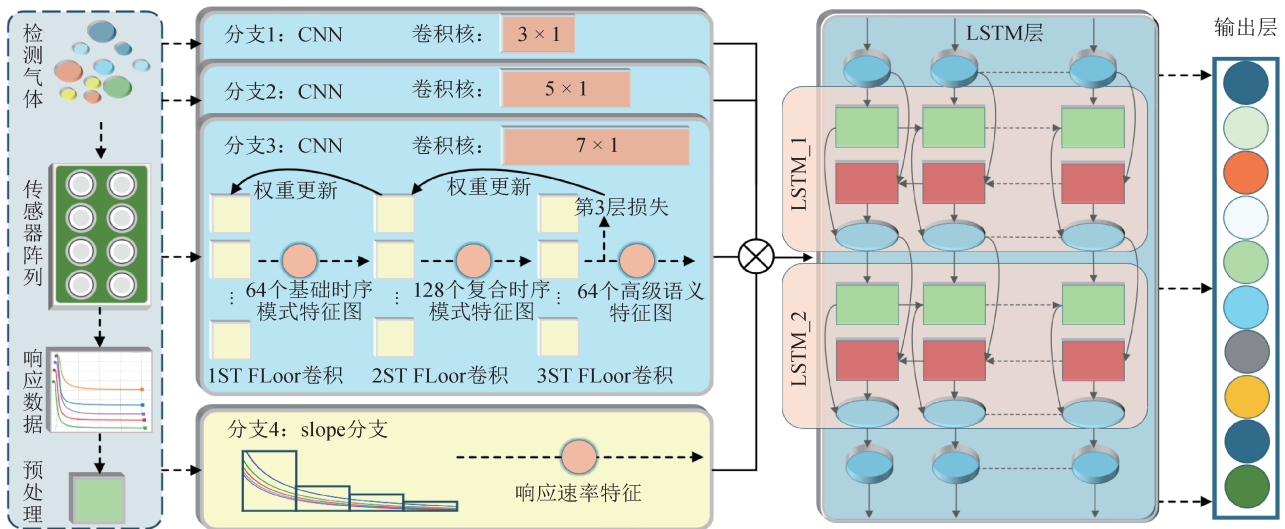


图 12 多分支 CNN-BiLSTM 模型结构图
Fig.12 Architecture of the multi-branch CNN-BiLSTM model

输入的8通道响应及其一阶差分进行多尺度卷积并行提取,另设“slope”分支刻画缓变趋势;所有卷积/特征归一化使用组归一化(Group Normalization, GroupNorm)以适应小批量训练^[27]。通过通道注意力对多分支特征自适应加权融合后,再经一层卷积与池化送入2层双向LSTM提取时序依赖;随后采用注意力池化对时序特征加权汇聚。为增强稳态统计,计算各通道的时间均值并投影为低维表征,与上下文特征通过“co-enhance”模块联合建模^[28],最后经多层全连接分类头输出6类概率。主要超参数配置见表4。

表4 主要超参数配置

Tab.4 Key hyperparameter configurations

超参数	配置
优化器	AdamW(权重衰减为 5×10^{-4})
损失函数	交叉熵损失+标签平滑0.05
梯度约束	梯度裁剪阈值为0.5
学习率调度	Multi-StepLR
早停策略	基于验证损失, min_delta=0.002
批大小	自适应,最大不超过4

在数据集划分上,本文将样本按照集按40%、40%、20%的比例分别分配至训练集、测试集和验证集,测试集比例相较常规比例有所提高,以增强结果的可靠性与客观性。在训练过程中,设置

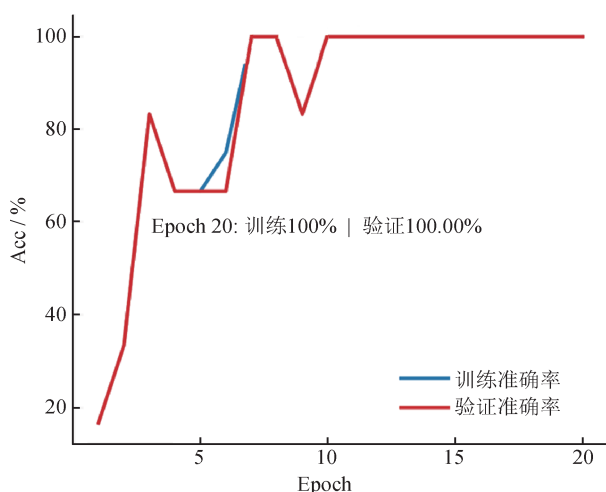
最大迭代20轮,并引入早停策略 patience = 12, min_delta = 0.002,以避免过拟合现象。模型验证集与测试集准确率变化实验结果如图13(a)所示,模型自第10轮起即在验证集与测试集上获得高准确率,并且性能保持平稳。如图13(b)所示,验证损失由初始约1.83持续下降至约0.47,训练损失亦同步平滑收敛,未出现抖动或锯齿现象。实验结果表明:本文所构建的CNN-BiLSTM模型具备良好的收敛性与泛化能力。

进一步观察图14所示的类别间余弦距离热力图可知:对角线处数值为0,表明同类样本在特征空间内高度聚合,而CO、C₂H₅OH与复杂混合气体在特征空间内的距离显著增大,说明模型能够有效捕获组分叠加后的响应差异。CO + C₂H₅OH混合气体与其他混合气体类别的距离均大于0.9,三元及四元复杂混合类别与任一纯气体的距离普遍很大,凸显多组分叠加后综合响应模式的显著可分性。

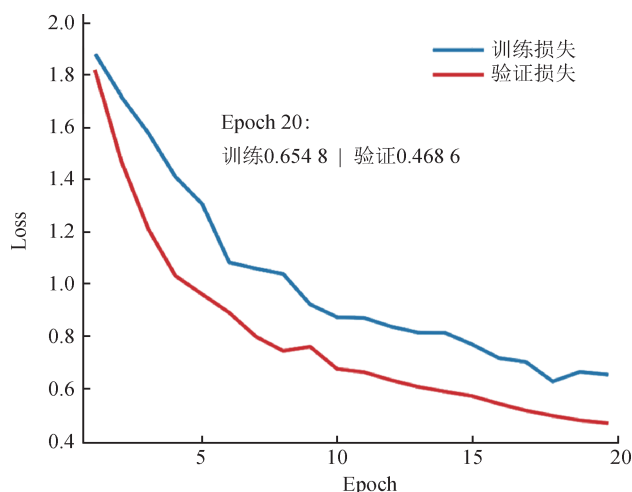
4.4 多传感器融合有效性验证

为验证多传感器融合方法的有效性,本节以单一传感器信号(TGS2600、TGS2620)和4.3节所述的8通道融合信号作为输入,开展对比实验。2种方案在数据预处理、数据划分、增强策略与训练配置上保持一致,仅在输入通道数上存在差异,以保证对比的公正性。

首先,以TGS2600传感器单通道信号作为输入,采用与4.3节相同的CNN-BiLSTM模型进行训



(a) 模型验证集与测试集准确率变化
(a) Accuracy variation of the model on the validation set and test set



(b) 模型训练与验证损失的收敛曲线
(b) Convergence curves of model training and validation loss

图13 模型训练结果

Fig.13 Model training results

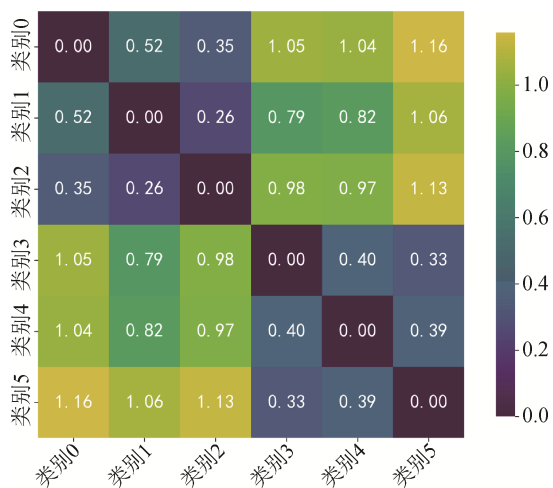
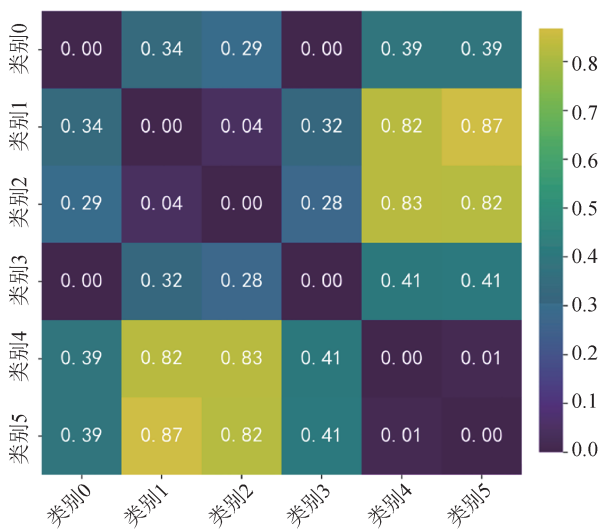


图14 类别间余弦距离热力图

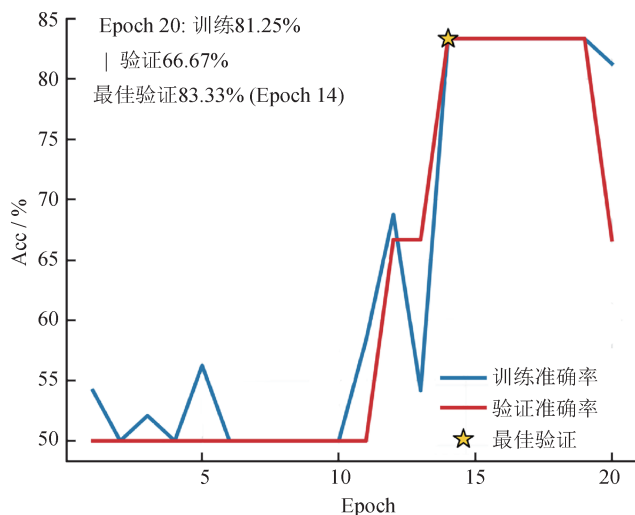
Fig.14 Cosine distance heatmap between categories

练。实验结果如图15所示，根据图15(a)可知：类别0与类别3出现明显混淆，类别1与类别2的判别距离仅为0.04；根据图15(b)可知：模型在第14轮达到最佳验证准确率，仅约为83.33%。



(a) 类别间余弦距离热力图

(a) Cosine distance heatmap between categories



(b) 准确率收敛曲线

(b) Convergence curves of accuracy

图15 TGS2600单传感器训练结果

Fig.15 TGS2600 single sensor training results

5 结论

研制了一种基于MOS传感器的多通道气体检测系统，该系统集成高精度信号采集链路、功率监测模块以及智能数据融合与识别算法。实验结果表明：在CO与C₂H₅OH等典型气体的浓度检测中，该系统表现出良好线性与较高精度，检测误

同理，以TGS2620单通道信号作为输入开展实验，结果如图16所示，类别间仍存在严重混淆，尤其是类别0与类别3区分困难。在第19轮训练时，验证集最高准确率为83.33%，与TGS2600基本一致，进一步表明单一传感器难以有效完成复杂混合气体的识别。

值得强调的是，在整个实验过程中，并未引入过于复杂的网络结构或额外的特征工程，仅依赖全局归一化、CNN的自动特征提取能力以及BiLSTM的时序依赖建模，充分体现多传感器融合的优势。对比结果表明：多传感器融合不仅显著提升了气体识别的精度，还增强了模型对复杂气体环境的适应性和鲁棒性。多通道数据的协同作用使模型能够更全面地捕捉气体响应特征，有效缓解单一传感器易受干扰和信息不足的问题，提升了系统的可靠性与稳定性，充分证明了多传感器融合策略在未来气体检测与识别领域的广阔应用前景和重要价值。

差满足环境监测标准要求；进行混合气体识别时，该系统结合多通道数据融合与CNN-BiLSTM的自动特征提取与时序建模能力，最高识别准确率可达100%，显著优于单一传感器方案。对比实验进一步验证：多传感器融合能够有效抑制交叉敏感与环境扰动，提升检测精度、系统鲁棒性及复杂工况适应性。本研究提出的技术路线具备工程可部

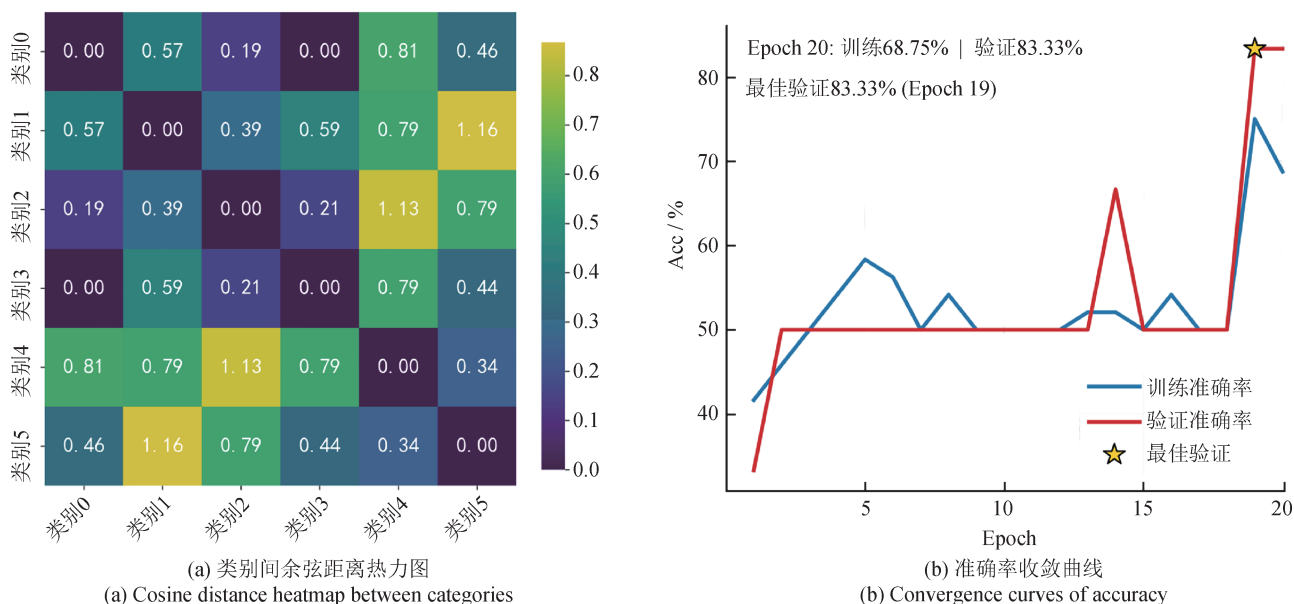


图16 TGS2620单传感器训练结果

Fig.16 TGS2620 single sensor training results

署性, 并支持多节点布设以构建气体网格化监测网络, 实现多点协同、区域级时空感知与联动预警, 显著提升覆盖度与实用性。后续将重点推进自校准与漂移补偿、模型轻量化与边云协同, 以及在更复杂工况下的跨场景泛化验证。

参考文献

- [1] PONTILLO V, AMOROSO D, ARAGONA D, PECORELLI F, et al. Machine learning-based test smell detection[J]. Empirical Software Engineering, 2024, 29(2): 55.
- [2] World health statistics 2024: monitoring health for the SDGs, sustainable development goals[EB/OL]. (2024-5-21) [2025-07-13]. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240094703>.
- [3] 生态环境部. 关于印发《“十四五”生态环境监测规划》的通知: 环监测[2021]117号[A]. 2021. Ministry of Ecology and Environment. Notice on issuing the 14th five-year plan for eco-environmental monitoring: Huan Jian Ce [2021] No. 117[A]. 2021. (in Chinese)
- [4] LIU H, WU R, GUO Q, et al. Electronic nose based on temperature modulation of MOS sensors for recognition of excessive methanol in liquors[J]. ACS Omega, 2021, 6(45): 30598-30606.
- [5] ROTH M, HARTINGER R, FAUL R, et al. Drift reduction of organic coated gas-sensors by temperature modulation[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 1996, 36(1-3): 358-362.
- [6] CHU J F, LI W J, YANG X, et al. Identification of gas mixtures via sensor array combining with neural networks[J].

Sensors and Actuators B: Chemical, 2021, 329: 129090.

- [7] MA H, WANG T, LI B, et al. A low-cost and efficient electronic nose system for quantification of multiple indoor air contaminants utilizing HC and PLSR[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2022, 350: 130768.
- [8] DJEDIDI O, DJEZIRI M A, MORATI N, et al. Accurate detection and discrimination of pollutant gases using a temperature modulated MOX sensor combined with feature extraction and support vector classification[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2021, 339: 129817.
- [9] MENG F, MI C, LUAN X, et al. Detection of drug-producing chemicals based on gas sensor array with dynamic temperature modulation[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(8): 8109-8119.
- [10] WANG H, ZHAO Y, YUAN Z, et al. Dynamic signal adaptive reconstruction and multitask knowledge distillation for industrial surveillance of hazardous chemicals using gas sensor[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024: 1-10.
- [11] WANG T, ZHANG S, YU Q, et al. 3D inverse opal nanostructured multilayer films of two-component heterostructure composites: a new-generation synthetic route and potential application as high-performance acetone detector[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2018, 276: 262-270.
- [12] LI Y, YUAN Z, JI H, et al. Response surface method analysis of gas-sensitive properties: investigating the influence of external environment on the performance of semiconductor gas sensors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(9): 11661-11670.
- [13] 张剑南. 基于热电的能量收集及协同制冷系统的设计

- 与实现[D]. 上海: 上海理工大学, 2023.
- ZHANG J N. Design and implementation of a thermoelectric-based energy harvesting and cooperative cooling system [D]. Shanghai: University of Shanghai for Science and Technology, 2023. (in Chinese)
- [14] DENNLER N, DRIX D, WARNER T P A, et al. High-speed odor sensing using miniaturized electronic nose[J]. Science Advances, 2024, 10(45): eadp1764.
- [15] WANG J, GU W, QI W, et al. A fully integrated gas detection system with programmable heating voltage and digital output rate for gas sensor array[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(5): 6821–6829.
- [16] VIPHAVAKIT C, SUKARAM T, MAUNG S T, et al. Optimizing portable gas sensor system for hepatocellular carcinoma detection via volatile organic compounds analysis [J]. Measurement, 2025, 253: 117802.
- [17] YIN X, ZHANG L, TIAN F, et al. Temperature modulated gas sensing e-nose system for low-cost and fast detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(2): 464–474.
- [18] SHIHIKI Y, NAGATA S, SAGA S, et al. Pulsed-heating system with an integrated metal - oxide sensor array scheming low - power temperature modulation [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(13): 20794–20804.
- [19] ZHANG W, ZHENG Y, LIN Z. Real-time gas composition identification and concentration estimation model for artificial olfaction [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(7): 8055–8065.
- [20] 徐昌橙, 袁兴奎. 基于傅里叶变换探究跑步时地面反作用力的频域特征[C]// 2024年国际竞技体育生物力学论坛暨第二十三届全国运动生物力学学术交流会. 北京, 2024: 1019–1021.
- XU C C, YUAN X K. Analyzing the frequency domain characteristics of ground reaction forces during running based on Fourier transform[C]// 2024 International Forum on Competitive Sports Biomechanics and the 23rd National Conference on Sports Biomechanics. Beijing, 2024: 1019–1021. (in Chinese)
- [21] SI R, XU Y, SHEN C, et al. High-selectivity laminated gas sensor based on characteristic peak under temperature modulation[J]. ACS Sensors, 2024, 9(2): 674–688.
- [22] WU Z, ZHANG H, JI H, et al. Novel combined waveform temperature modulation method of NiO-In₂O₃ based gas sensor for measuring and identifying VOC gases [J]. Journal of Alloys and Compounds, 2022, 918: 165510.
- [23] ZHAO W J, DING K L, CHEN Y S, et al. Optimized low frequency temperature modulation for improving the selectivity and linearity of SnO₂ gas sensor[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(18): 10433–10443.
- [24] JI H, ZHU H, ZHANG R, et al. Suppress ambient temperature interference strategy based on SnO₂ gas semicon-

ductor sensor using dynamic temperature modulation mode and principal component analysis algorithm [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2023, 395: 134543.

- [25] LEE B, LEE J, LEE, et al. Breath analysis system with convolutional neural network (CNN) for early detection of lung cancer [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2024, 409: 135578.
- [26] Gas detection and identification using multimodal artificial intelligence based sensor fusion [EB/OL]. <https://www.mdpi.com/2571-5577/4/1/3>.
- [27] LI X, GUO J, XU W, et al. Optimization of the mixed gas detection method based on neural network algorithm [J]. ACS Sensors, 2023, 8(2): 822–828.
- [28] PENG P, ZHAO X, PAN X, et al. Gas classification using deep convolutional neural networks [J]. Sensors, 2018, 18(1): 157.

(本文编辑: 李成成)



第一作者: 张辰洋(2000—), 男, 主要研究方向为机器嗅觉。



作者简介: 刘广顺(2001—), 男, 主要研究方向为机器嗅觉、深度学习。



作者简介: 马鹏飞(2005—), 男, 主要研究方向为嵌入式系统、机器嗅觉。



通信作者: 陈寅生(1986—), 男, 副教授, 主要研究方向为机器嗅觉技术及应用、智能传感器系统状态监测技术、生物信号感知与识别、智能信息处理与模式识别、图像信息处理与识别。