



· 青年编委专刊 ·

气体传感器阵列与模式识别:电子鼻传感技术与应用研究进展

吴巍炜¹, 屈丹瑶², 姜雪³, 杨智博⁴, 刘涛平¹

(1. 西安电子科技大学 信息力学与感知工程学院, 人工嗅觉陕西省高等学校重点实验室, 陕西 西安 710126;
2. 以色列理工学院化工系, 以色列 海法 3200003; 3. 成都中核高通同位素股份有限公司, 四川 成都 610000;
4. 深圳市比亚迪锂电池有限公司, 广东 深圳 518118)

摘要 电子鼻是一种利用气体传感器阵列结合模式识别算法,对复杂气味进行整体感知与分析的人工嗅觉系统。然而,人工嗅觉相较其他类人感知长期滞后。为此,从体系化视角构建了电子鼻技术的全链条认知框架,围绕以下6个核心内容展开综述:①梳理电子鼻技术发展脉络,厘清各阶段技术特征与演进逻辑;②阐释其工作原理与系统架构,明确各功能模块协同机制;③聚焦敏感元件这一硬件核心,从响应机理、材料特性及结构设计展开解析;④剖析传统数据处理与模式识别方法与前沿智能算法的差异、适用性及发展趋势;⑤结合典型领域实证案例,论述技术落地现状与挑战;⑥探讨前沿研究方向,分析产业化瓶颈并提出未来路径。当前电子鼻技术已从机械鼻、阵列式化学传感器演进至商用系统,其中材料的纳米化与算法的智能化显著提升了性能,并在疾病诊断、农业监测、公共安全及能源等领域的应用得到广泛探索。未来电子鼻技术的突破将不再依赖单一层面的局部优化,而在于构建多层协同的体系化架构。综述构建了电子鼻技术的完整知识框架,可为电子鼻传感技术研究及其转化和应用提供参考。

关键词 电子鼻;气体传感器;人工嗅觉;人工智能;传感器阵列

中图分类号: TP212.2, 391.4 **DOI**: 10.16152/j.cnki.xdxbr.2025-06-002

Gas sensor arrays and pattern recognition: Progress in electronic nose technology and applications

WU Weiwei¹, QU Danyao², JIANG Xue³, YANG Zhibo⁴, LIU Taoping¹

(1. Key Laboratory of Artificial Olfaction of Shaanxi Higher Education Institutes, School of Information Mechanics and Sensing Engineering, Xidian University, Xi'an 710126, China;
2. Faculty of Chemical Engineering, Technion-Israel Institute of Technology, Haifa 3200003, Israel;
3. Chengdu Gaotong Isotope Co., Ltd., Chengdu 610000, China;
4. Shenzhen BYD Lithium Battery Co., Ltd., Shenzhen 518118, China)

Abstract An electronic nose (e-nose) is an artificial olfaction system that employs an array of gas sensors combined with pattern recognition algorithms to achieve holistic perception and analysis of complex odors. Compared with other human-like sensory modalities, artificial olfaction has long lagged. Accordingly, this re-

收稿日期: 2025-11-25

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(62501457); 陕西省自然科学基金青年项目(2024JC-YBQN-0623)。

第一作者: 吴巍炜, 男, 教授, 博士生导师, 从事疾病挥发物组学与电子鼻诊断研究, wwwu@xidian.edu.cn。

通信作者: 刘涛平, 男, 准聘副教授, 从事电子鼻智能算法研究, liutaoping@xidian.edu.cn。

view constructs a comprehensive, system-level framework of electronic nose technology from a holistic perspective as follows: ① tracing the development trajectory of electronic nose technology and clarifying the characteristics and evolution of each stage; ② explaining its working principles and system architecture, highlighting the coordination among functional modules; ③ analyzing the sensing elements through their response mechanisms, material properties, and structural design; ④ comparing traditional data processing and pattern recognition methods with advanced intelligent algorithms in terms of differences, applicability, and development trends; ⑤ summarizing practical deployment and challenges based on representative application cases; and ⑥ discussing frontier research directions and identifying industrial bottlenecks. E-nose technology has progressed from mechanical devices and array-based chemical sensors to commercial systems, with material nanostructuring and intelligent algorithms significantly enhancing performance. These advances have enabled applications in disease diagnosis, agriculture, public safety, and energy. Future breakthroughs will depend on coordinated innovations across sensing materials, device design, intelligent algorithms, and system architecture. This review provides a comprehensive, holistic reference for researchers and practitioners, guiding both the study and practical deployment of electronic nose systems.

Keywords electronic nose; gas sensor; artificial olfaction; artificial intelligence; sensors array

人类感知世界的方式有视觉、触觉、听觉、嗅觉和味觉,如何将人类的感知模式嫁接到机器人之上是机器人进一步“类人化”并拓展其应用边界的重要课题^[1]。近年来,类人五感领域的研究方兴未艾,人工视觉^[2]、人工触觉^[3]、人工听觉^[4]等均取得了大量的突破性进展并催生了广泛应用。广义的人工味觉(即液体环境中的化学和生物传感)也在医疗、食品、环境等领域发展迅猛^[5]。然而,相较之下,人工嗅觉(也称为电子鼻^[6])在实际应用场景中仍然停留在传感元器件(气体传感器)的层面,尚未构建起可与其他人工感知系统类比的、体系化的智能嗅觉框架。

这一技术的滞后,根源不仅在于气体传感自身的复杂性,也在于现有研究在跨层级的系统化认识上的不足,以及对从实验室研究到产业应用之间鸿沟和困境梳理的缺乏。因此,有必要重新回望电子鼻技术的发展历史,从材料、器件、算法到应用的全链条视角重新审视这一领域的知识结构,梳理其中的技术鸿沟与产业困境,并提出能够推动电子鼻技术迈向“系统化智能嗅觉”的新观点与新范式。未来人工嗅觉的突破不再依赖单一层面的局部优化,而在于构建一个多层协同的体系化架构,实现从气体相互作用机理、敏感材料与器件设计,到智能阵列响应建模与系统级实现在内的全链条、机制化理解与智能化处理。

基于这一观点,围绕以下 6 个核心内容系统展开综述:① 梳理电子鼻技术的发展脉络,厘清不同阶段的技术特征与演进逻辑;② 系统阐释电

子鼻的工作原理与整体系统架构,明确各功能模块的协同机制;③ 敏感元件层面,这一电子鼻硬件系统的核心层面,从响应机理、材料特性及结构设计等方面进行全面解析,指出其是影响电子鼻硬件系统的关键;④ 在算法层面,剖析传统方法与前沿智能算法的差异、适用性与发展趋势;⑤ 通过电子鼻在典型领域的实证研究与应用验证案例,客观论述电子鼻传感觉技术落地的实践现状与挑战;⑥ 前瞻性探讨电子鼻的前沿研究方向与发展趋势,并针对其产业化进程中的核心瓶颈与现实困境展开客观分析,提出未来研究的具体方向。本文旨在为从事电子鼻传感技术的青年学者与科研人员提供系统化的知识框架与学术启示,同时为该技术的成果转化、场景应用及产业化落地提供切实可行的实践借鉴。

1 电子鼻的发展史

电子鼻的发展历史基本可以分为 4 个阶段,历程简述如图 1 所示,历程详述如下。

1.1 早期概念与零星探索(1960 年代—1970 年代)

电子鼻的起源可追溯至 1960 年代,当时研究者开始尝试模仿动物嗅觉机制。1961 年,Moncrieff 发明了“机械鼻”(mechanical nose),用于测量和分类气味,这被视为电子鼻的前身^[7]。1964 年,Wilkens 等首次报告了电子鼻的电子模拟,他们使用电极上的氧化还原反应来检测气味,开发了传感器阵列技术,这为后续阵列式传感器奠定

了基础^[8]。1978 年,Beets 研究了人类嗅觉中的结构活性关系 (structure-activity relationship),为理解气味识别机制提供了理论支持^[9]。虽然,电子鼻的概念正式提出较晚,但是值得一提的是,作

为电子鼻敏感元件的石英晶体微天平气体传感器的研究最早可以追溯到 1959 年德国物理学家 Sauerbrey 的研究工作^[10]。因此,在 1980 年之前,电子鼻的相关研究呈现星星之火的形式。

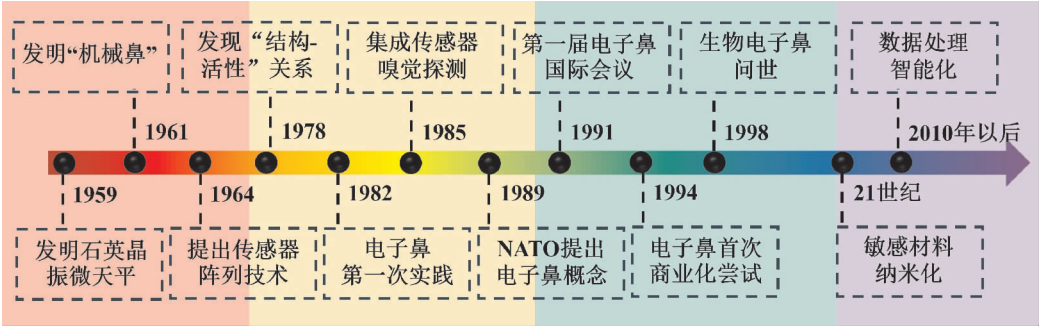


图 1 电子鼻发展历程时间线图

Fig. 1 Development timeline of electronic nose technology

1.2 概念正式提出与系统初步开发 (20 世纪 80 年代)

1980 年代是电子鼻概念成型的关键时期。1982 年,英国科学家 Persaud 和 Dodd 开发了第一个智能化学阵列传感器系统,用于气味分类,这标志着电子鼻从理论走向实践^[11]。1985 年,Ikegami 和 Kaneyasu 首次使用集成传感器进行嗅觉检测,进一步推动了传感器阵列的集成化^[12]。1989 年,北约组织 (NATO) 正式提出了“电子鼻”的概念,将其定义为一种模仿生物嗅觉的仪器,用于气体检测和识别^[13]。这一阶段,电子鼻从单一传感器向多传感器阵列发展,并开始获得学术界的关注。

1.3 商业化与学术推广 (20 世纪 90 年代)

1990 年代,电子鼻技术大力尝试了商业化并成为研究热点。1991 年,第一届电子鼻国际会议在冰岛雷克雅未克举办,促进了学术交流和技術扩散^[14]。1994 年,第一款商用电子鼻正式诞生,并在食品、饮料等行业得到应用^[15];同年,Gardner 和 Bartlett 合作发表了电子鼻的综述,进一步明确了“电子鼻”术语和概念^[16]。1998 年,Göpel 提出了“生物电子鼻”(bioelectronic Nose)的概念,利用生物受体(如嗅觉细胞)提高选择性,为医疗应用铺平道路^[17]。这一阶段,电子鼻尝试从实验室走向市场,应用领域扩展到食品质量控制、环境监测等,但是后续产品的推广和创立的公司后续运营状况未见报道。

1.4 敏感材料纳米化和数据处理智能化 (21 世纪)

2000 年以后,电子鼻的发展主要集中在材料纳米化和算法智能化两个方面。在材料方面,得

益于本世纪前 20 年纳米材料的蓬勃发展,作为电子鼻传感元件中最关键的敏感材料也获得了飞速发展。Peng 等发明了基于金纳米颗粒和表面硫醇修饰的电阻型气体传感器^[18]。Zhao 等基于纳米氧化物纤维发展了一系列的电阻型气体传感器^[19]。Ma 等发展了一系列介孔金属氧化物敏感电阻型气体传感器^[20]。Assad 等基于 Si 纳米线和表面修饰发明了可以多参数提取的场效应管型传感器^[21]。Yao 等人基于金属有机框架化合物材料发展了一系列电阻型传感器^[22]。Liu 等发明了基于嗅觉细胞的生物电型传感器,提高了对特定气味的灵敏度^[23]。Kim 发明了基于生物探针修饰的生物电子鼻,进一步增强了气味探测选择性^[24]。Zhu 等基于纳米吸附材料发展了质量型(石英晶体微天平)传感器^[25]。Miura 等基于钇稳定氧化锆 (yttria-stabilized zirconia, YSZ) 材料和氧化物电极材料发展了固态电化学混合电位型传感器,该传感器后续结合纳米化的工作电极材料在汽车尾气传感等领域获得了巨大的成功^[26]。电子鼻技术的数据处理与识别算法经历了从传统模式识别到智能学习的演进。21 世纪初,研究聚焦于信号预处理算法和经典分模式识别算法的应用,以提升系统在噪声和有限样本条件下的鲁棒性^[27]。2011 年,Loutfi 与 Långkvist 首次应用无监督深度学习网络,实现了特征的自动学习,这宣告了电子鼻深度学习时代的开启^[28]。2012 年,Vergara 等建立了首个大型传感器长期漂移公开数据集 (UCSD gas sensor array drift dataset),这一里程碑为数据驱动的电子鼻算法研究奠定了坚实基础^[29]。2015 年,Zhang 等首次将领域自适应方法

应用于电子鼻漂移校正,为解决气体传感器的长期稳定性问题提供了新的思路^[30]。2018 年,Zhang 等进一步定义了电子鼻开放环境下的“3D”(离散 discreteness、漂移 drift、干扰 disturbance)问题,为复杂环境下的不确定性建模提出了系统化算法解决框架^[31]。此后,随着深度学习与生成式模型的深入发展,电子鼻算法研究全面步入智能学习阶段,各类深度学习框架被广泛探索和应用^[32-33]。近年来,研究者开始关注利用知识引导模型学习,例如 Jian 等便提出了结合气体组分知识的深度生成与迁移模型,有效解决了混合气味的高效识别问题,为电子鼻算法发展提供了新的思路^[34]。

2 电子鼻的工作原理和系统构成

2.1 电子鼻的工作原理

电子鼻的工作原理(如图 2 所示)包括传感

器阵列、信号处理、模式识别和输出决策 4 个步骤^[35]。电子鼻的核心是传感器阵列,由多个不同类型的气体传感器组成。传感器阵列模拟人类鼻腔中的嗅觉受体细胞,每个传感器对特定的挥发性有机化合物(volatile organic compounds, VOCs)有选择性响应,通过物理或化学相互作用(如吸附、催化反应)产生电学性质改变(如电阻、电容、频率)。电学性质变化后,通过电子元器件转换为电信号。这些信号通过数据采集模块,如模拟数字转换器(analog-to-digital converter, ADC)转换为数字信号,便于后续处理。一组数字电信号变化对复杂气体混合物构成“指纹”响应。指纹响应经过信号预处理、特征值提取和模式识别产生了电子鼻的识别结果。最后,识别结果通过计算机界面、移动应用或云平台输出,实现可视化。电子鼻工作原理的本质是感知气体过程中传感特征值的有效产生、精准测量、高效提取和快速识别/决策。

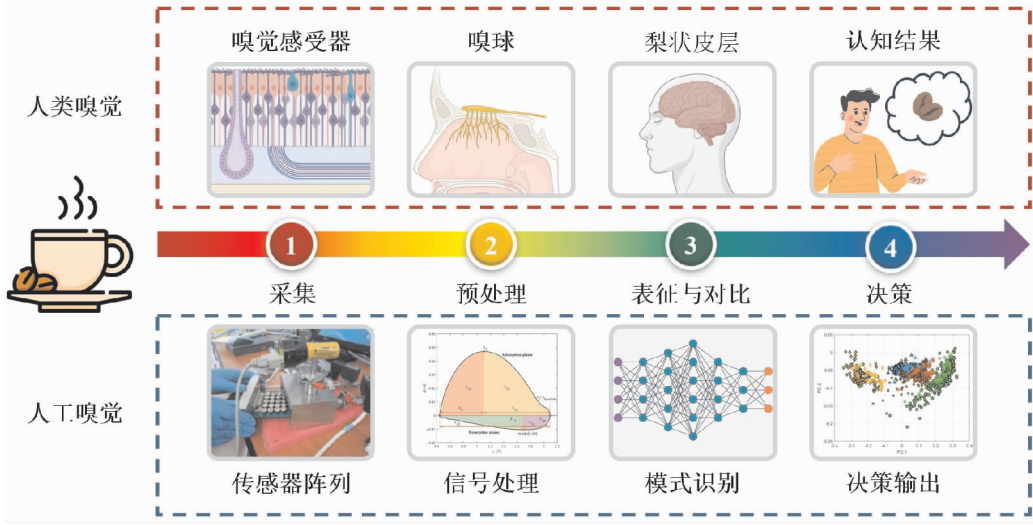


图 2 电子鼻工作原理示意图^[6]

Fig. 2 Schematic of the working principle of an electronic nose^[6]

2.2 电子鼻的系统构成

2.2.1 传感器阵列

电子鼻的传感器阵列是电子鼻系统的核心构成部分,是整个系统传感电信号的来源。传感器阵列必须满足以下的要求。① 组成传感器阵列的理想传感元件应当兼具高选择性、高灵敏度、快响应速度、快回复速度、强的抗干扰能力和性能稳定性。② 当传感元件相互组成传感器阵列的时候,传感元件相互之间应该具有显著的选择性差异,以此进一步构建传感器阵列的交互敏感性。传感元件彼此之间的选择性差异越大,构建的传

感器阵列信号的维度会越高,越有利于后续的人工智能算法实现精准识别。③ 对于组成传感阵列来说,传感元件各项指标的重要性排序为元件的传感性能批次制造一致性>选择性>性能稳定性>高灵敏度>快响应和回复速度。这种明显不同于单个传感元件的重要性排序来自于机器学习训练数据的必然要求,传感元件如果不能具备高度的批次制造一致性,则组成传感器阵列进行机器训练后产生的数据集和算法变得毫无意义。

电子鼻传感器阵列由多个气体传感器组成,每个传感器对不同的 VOCs 或气体分子具有部分

特异性响应,从而产生一种“气味指纹”,通过模式识别算法进行气体识别和分类。传感器阵列的设计灵感来源于生物嗅觉系统,其中传感器类似于鼻腔中的嗅觉受体,能够检测空气中的化学物质痕迹。传感器阵列通常采用平面排列(所有传感器布置在平面电路板上),以简化设计。

2.2.2 传感测试腔体

传感腔体是盛放传感器阵列、连接外部测试设备并通入测试气体的容器。传感腔体的自动化进气、真空等操作已经较为成熟,但是腔体结构通常是会被研究人员忽略,且整个领域缺乏统一的设计标准。在静态测试中,通常传感腔体的体积比较大,通过加入一定体积气体和气流扰动来得到一定浓度的被测气体,这种方式虽然理论上可以获得较低的气体浓度,但经常会导致浓度偏离计算值并且存在腔体空间浓度不均匀。在动态测试中,通常直接配置好一定浓度的气体通入传感腔体,传感腔体体积、形状等因素对传感阵列的性能影响很大。因此,如何设计传感腔体形状、大小、进气和出气口位置等结构参数,对腔体内的流体实现浓度均匀、层流、流线无回滞至关重要。目前,研究人员大多采用对称规则结构来作为传感腔体^[36],但未来更先进的传感腔体有望借鉴仿生学理念,采用异形结构设计,如狗鼻或猪鼻腔体等,从而进一步提升气体传输与检测性能。

2.2.3 信号测量系统

信号的测量系统通常包含信号调制电路、模数转换电路等。信号调制电路用于放大、滤波和稳定传感器输出的微弱电信号,以提高信噪比和可靠性。放大电路可以将传感元件输出的小信号转换成可以测量的电信号。如果差分放大等类型的电路还可以在放大信号的同时去除干扰信号。气体传感器常配备的专用调制电路可以用于补偿干扰因素(如温度、湿度、基线漂移补偿等)。ADC 将模拟电信号转换为数字信号,常见于传感器节点中,将放大后的模拟电压或电流转换为数字值,便于微处理器处理。有时候 ADC 会被集成到微控制器中,用于直接读取传感器输出。在对传感器阵列信号进行测量时,通常有两种方式被广泛采用。第一种采用一个高精度的测量仪器结合高速通道切换仪器来实现准同步的信号测量。第二种采用多个高精度的测量单元集成到单个板卡之上来实现同步的信号测量。在同等的成本之下,第一种方式测量精度更高,但是通道切换过程

中不可避免需要消除产生的电容,因此需要牺牲部分测量的速度来保证测量精度。

2.2.4 人工智能信号处理与可视化硬件和软件

人工智能信号处理模块是电子鼻中连接硬件与应用任务的桥梁,其功能在于将原始传感器输出的数字信号转化为可用于气味识别、浓度预测等任务的决策信息及用于可视化分析的高维表征。当前的智能信号处理框架主要分为“分步式(step-by-step)”和“端到端(end-to-end)”两类。分步式框架通常包含信号预处理(通过滤波、基线校正等手段提升信号质量)、特征提取(设计时域、频域等数值特征以最大程度保留有效信息)、特征选择(基于统计或机器学习等方法去除冗余特征,增强后续分析模型的泛化能力)以及模式识别(构建分类或回归模型实现气味识别或浓度预测)。后者则依托深度学习架构,由特征提取器与任务网络共同组成,其中特征提取器通过数据驱动方式自动学习传感信号的高维表征,任务网络可分为分类网络和回归网络,或采用多任务学习结构同时实现多种决策输出。模型训练完成后,轻量模型能够部署在微控制单元(microcontroller unit, MCU)、数字信号处理器(digital signal processor, DSP)或现场可编程逻辑门阵列(field programmable gate array, FPGA)上,深度模型可依托边缘计算单元或云端以满足高吞吐量需求^[37]。可视化在电子鼻数据分析中同样至关重要,通常采用主成分分析(principle component analysis, PCA)、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)、t 分布随机近邻嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE)、以及一致流形近似与投影(uniform manifold approximation and projection, UMAP)等方法,将高维传感表征映射为可解释的二维或三维空间,用于展示模型学习到的不同气味分布之间的关系或漂移变化趋势等信息,从而辅助算法设计与实验决策。

3 电子鼻中的敏感元件

电子鼻的硬件的最关键部分就是敏感元件,如图 3 所示,敏感元件分为电阻型、电容型、场效应管型、电化学型、热导型、质量型气体传感器。

3.1 电阻型气体传感器

电阻型(chemiresistive)气体传感器是一类结构简单、应用广泛的传感器,其基本构成通常包括

两种形式,一是两端电极结构,二是叉指电极(interdigitated electrodes)结构。电极表面覆盖有一层导电或半导电的敏感材料,该材料在暴露于目标气体时会发生电阻变化,从而实现气体的检测与识别。

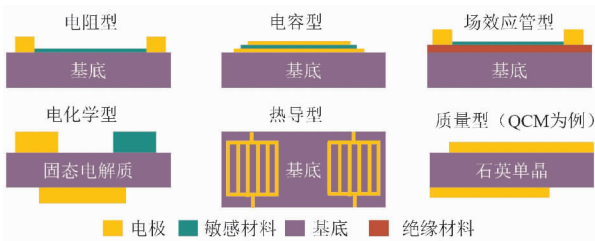


图 3 敏感元件类型示意图

Fig. 3 Illustration of different types of sensing elements

这种电阻变化通常源于以下几种机制。①电子转移(electron transfer)机制:目标气体与敏感层发生表面吸附或反应,导致材料的载流子浓度发生变化,从而改变其导电性能。例如,氧化还原型气体(如 NO_2 或 NH_3)可作为电子受体或供体,与材料的导电通道相互作用^[38]。②有机链膨胀(organiacs chain swell)效应:在某些有机聚合物或复合敏感材料中,气体分子吸附会引起材料体积膨胀,导致导电路径的改变或接触电阻的变化^[39]。③化学反应(chemical reaction)机制:目标气体在敏感层表面发生化学反应(如氧化、还原、取代或加成反应),生成新的表面物种,从而显著改变电导率^[40]。

电阻型传感器的灵敏度或响应(式中简记为 R_{response} ,单位: Ω)通常通过归一化公式计算,以定量描述气体暴露前后电阻变化程度。其定义如下。

$$R_{\text{response}} = \frac{R_g - R_b}{R_b} \times 100\% \quad (1)$$

$$R_{\text{response}} = \frac{R_b - R_g}{R_g} \times 100\% \quad (2)$$

式中: R_g 表示传感器在目标气体存在时的电阻值(gas); R_b 表示在基线(baseline)环境下(即无目标气体)的电阻值。根据敏感材料的导电类型(n型或p型),可选择不同的公式来描述响应的正负变化。

电阻型气体传感器因其成本低廉、制备工艺简单、响应寿命长、可选材料范围广以及信号读取方便等优点,成为主流技术之一。其应用范围涵盖环境监测、工业安全、疾病诊断以及食品质量控制等多个领域。近年来,通过引入纳米材料、金属

复合物及导电聚合物复合体系,电阻型传感器的灵敏度、选择性及稳定性均得到了显著提升,为高性能 VOCs 检测提供了可行途径。

3.2 电容型气体传感器

电容型气体传感器(capacitive gas sensor)是一类基于介电常数变化原理工作的电子器件,其基本结构通常由上下两层电极(electrodes)夹持一层介电敏感膜(dielectric sensing layer)构成,形成平行板电容结构(parallel-plate capacitor)。在外界气体分子作用下,敏感膜的介电常数(ϵ)或厚度(d)会随气体吸附、反应或渗透过程发生改变,从而导致电容值(C ,单位:F)的变化。其电容与几何和材料参数的关系可由下式表示。

$$C = \frac{\epsilon_0 \epsilon_r A}{d} \quad (3)$$

式中: ϵ_0 为真空介电常数, F/m ; ϵ_r 为敏感材料的相对介电常数; A 为电极面积, m^2 ; d 为电极间距, m 。当气体分子与敏感层发生物理吸附或化学反应时,会引起 ϵ_r 或 d 的改变,从而导致电容 C 产生可测量的变化。该变化可用于反映气体种类与浓度,实现气体检测与识别。

在典型的电容型气体传感过程中,气体分子进入敏感层后可能引发以下效应。①极化变化:极性分子吸附或离子生成会改变材料内部的偶极矩分布,从而调制定体介电常数。②界面效应:气体吸附引起的界面势垒或界面电荷变化会影响有效电容。③厚度变化:气体吸附或溶胀作用导致敏感膜厚度变化,尤其在聚合物基材料中显著^[41]。

电容变化信号(ΔC)可用作主要感测参数,而频率响应、相位角变化、阻抗谱特征等也可作为辅助信号,从而构建多参数检测体系(multi-parametric sensing system)。电容型气体传感器的性能在很大程度上取决于敏感层材料的极化特性与气体相互作用强度。目前广泛研究的材料体系主要包括以下3个种类。①有机敏感材料(polymeric dielectrics):如聚酰亚胺(PI)、聚乙烯醇(PVA)、金属有机框架化合物(MOFs)等,具有高可调性与优良的溶胀特性^[42]。②无机氧化物介质(inorganic oxides):如 Al_2O_3 、 SiO_2 、 TiO_2 ,可提供高热稳定性与耐腐蚀性^[41]。③复合纳米材料(composite nanomaterials):将无机材料和有机材料复合形成介电基体,增强界面极化效应并提高灵敏度^[43]。

此外,为提升检测精度与稳定性,研究者还开

发了微电极阵列结构 (microelectrode array structures) 与柔性电容传感器 (flexible capacitive sensors), 实现了小型化、可穿戴化及实时检测等应用方向。

3.3 场效应管型气体传感器

场效应晶体管 (field-effect transistor, FET) 气体传感器是一种电子器件, 其基本结构由金属源极 (source)、漏极 (drain) 及栅极 (gate) 组成, 中间夹有金属氧化物或金属氮化物介电层 (dielectric layer), 并以半导体沟道层 (semiconductive channel) 作为导电通路^[44]。在气体检测过程中, 气体分子与沟道材料表面发生物理吸附或化学作用, 从而引起沟道半导体特性 (如载流子浓度、能带结构或表面势垒) 的变化。这些变化会进一步导致多个电学参数发生改变, 包括阈值电压 (threshold voltage, V_{th} , 单位: V)、亚阈值摆幅 (sub-threshold swing, S_{ss} , 单位: mV/dec) 及迁移率 (mobility, μ , 单位: $\text{cm}^2 \cdot \text{V}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$) 等。其中, S_{ss} 和 μ 的定义可由下式表示。

$$S_{ss} = \frac{dv_g}{d(\lg_{10} I_{ds})} \tag{4}$$

$$\mu = \frac{dI_{ds}}{dv_g} \times \frac{L}{W} \times \frac{1}{C_g \cdot V_d} \tag{5}$$

式中: V_g 为栅极电压, V; I_{ds} 为漏极电流, A; L 与 W 分别为沟道长度和宽度, m; C_g 为栅极电容, F; V_d 为漏极电压, V; d 为微分算子。在气体作用下, 这些参数的变化可用以识别气体种类与浓度, 从而实现多参数、多维度的感测特征提取。在 FET 气体传感器的工作机制中, 利用多参数响应 (如 V_{th} 、 S_{ss} 、 μ 等) 不仅能提高识别精度, 而且有助于构建更灵活的模式识别 (pattern recognition) 体系, 实现多维数据融合感测^[45]。这一特性使 FET 器件在高复杂度气体环境中的选择性识别中展现出显著优势。另一类 FET 气体传感器通过将敏感材料直接作为栅极电极实现感测。当栅极材料的电阻因气体吸附而变化时, 其等效栅极电压随之改变, 进而调制沟道层的迁移率与导电性。这种设计赋予器件更高的灵敏度与响应速率, 并且能够灵活兼容多种敏感体系。FET 型气体传感器通常具有器件尺寸小、灵敏度高、可靠性强、与互补金属氧化物半导体 (complementary metal oxide semiconductor, CMOS) 工艺高度兼容等优点。其性能在很大程度上取决于所采用的敏感材料。近年来, 多种基于 FET 结构的纳米敏感材料体系已得

到广泛开发与应用, 主要包括: ①一维纳米材料 (1D nanomaterials), 如硅纳米线 (Si nanowires)、碳纳米管 (carbon nanotubes, CNTs) 等^[46]; ②二维纳米材料 (2D nanomaterials), 如二硫化钼 (MoS_2)、二硒化钨 (WSe_2)、黑磷 (black phosphorus)、磷烯纳米片 (phosphorene nanosheets) 等^[47]; ③半导体聚合物 (semiconductive polymers), 可实现柔性、低功耗传感器件的构筑^[44]。

与传统的电阻型传感器相比, FET 气体传感器通常具有更低的工作温度、更高的灵敏度和更优的选择性。然而, FET 型器件更具价值的特征在于其能够产生多样化的感测模式和多维响应参数, 如阈值电压偏移 (ΔV_{th})、亚阈值摆幅变化 (ΔS_{ss}) 及迁移率调制 ($\Delta \mu$) 等, 从而为气体识别与多组分分析提供更加丰富的信号来源^[45]。这种多维度响应特性为未来实现电子鼻及高集成化气体监测平台奠定了坚实基础。

3.4 电化学型气体传感器

电化学气体传感器通过与目标气体发生电化学反应, 从而生成与气体浓度成正比的电信号, 实现气体检测与定量分析。根据电极结构的不同, 电化学气体传感器一般分为两电极结构与三电极结构两种形式^[48]。这两种结构的主要区别在于是否包含参比电极 (reference electrode)。三电极体系中, 参比电极可提供稳定的电势基准, 从而使传感器在测量时具有更高的稳定性与重复性。根据电解质类型的不同, 电化学气体传感器可进一步分为液态电解质型与固态电解质型两大类。

3.4.1 液态电解质型传感器

液态电化学气体传感器通常需要配置气体选择性渗透膜 (selective gas permeation membrane), 以确保目标气体能够选择性地扩散进入电解质并发生反应, 从而提高选择性。常用的液体电解质包括硫酸 (H_2SO_4) 溶液, 其具有良好的离子导电性^[48]。然而, 液态电解质也存在一些显著缺陷, 如泄漏、腐蚀、挥发及寿命有限等问题, 限制了其在复杂环境下的长期应用。

3.4.2 固态电解质型传感器

相比之下, 固态电解质型电化学气体传感器在安全性和结构稳定性方面具有明显优势。过去二十年中, 在燃油汽车中广泛使用的汽车尾气传感器就是固态电解质型传感器。常见的固态电解质材料包括 YSZ、碳酸钾 (K_2CO_3) 及硝酸钡 [$\text{Ba}(\text{NO}_3)_2$] 等^[48]。此类传感器通常在较高温度下

工作,以激活电化学反应和提高离子迁移率。然而,对于检 VOCs 等易分解气体而言,高温条件可能导致目标分子在反应前已发生分解,从而降低检测精度。这种“VOCs 分解温度低与电化学传感工作温度高之间的矛盾”构成了固态电化学传感器应用的一大挑战。上述问题可以通过光辅助电化学反应或开发新型高离子导电性的固态电解质材料,有望显著降低电化学气体传感器的工作温度,从而扩大其在低温 VOCs 检测、环境安全及健康监测等领域的应用前景^[49-50]。未来,结合微纳结构设计、界面调控与多场耦合(光、电、热)技术,电化学气体传感器有望实现高灵敏度、低功耗及多组分检测的一体化发展方向。

3.5 热导型气体传感器

热导型气体传感器(thermal conductivity gas sensor, TCGS)是一类基于气体热导率(thermal conductivity)差异进行检测的传感器。其基本工作原理是:不同气体的热导率存在显著差异,当目标气体与参考气体组成的气氛发生变化时,敏感元件(如加热电阻丝或热敏电阻)在稳态或动态加热条件下的温度或电阻会发生变化,从而实现气体检测与识别^[49]。

典型的热导型气体传感器通常由加热元件(heating element)、温度检测元件(temperature sensing element)及封装腔体(enclosure chamber)构成。敏感单元通常采用铂丝(Pt filament)、镍丝(Ni wire)或半导体热敏电阻(thermistor)作为核心材料。当传感器暴露于不同气体环境时,气体分子的热导率 k 不同,导致传感单元的热损失速率发生变化,从而改变敏感元件的温度与电阻值。该变化可通过惠斯登电桥(Wheatstone bridge)检测电路转化为可测电信号。

热导型气体传感器的检测原理可用下式定性描述。

$$Q = hA(T_s - T_g) \quad (6)$$

式中: Q 为热传导速率,W; h 为传热系数, $W \cdot m^{-2} \cdot K^{-1}$; A 为传热面积, m^2 ; T_s 和 T_g 分别为加热元件表面温度(surface temperature)与气体温度(gas temperature),K。当目标气体的热导率 k 变化时,传热系数 h 随之变化,从而导致加热元件的稳态温度和电阻值发生改变。

在实际检测中,热导型气体传感器多采用双桥结构(dual-bridge configuration),即一个敏感单元暴露于目标气体,另一个单元密封在参考气体

中,通过差分信号消除环境温度或气压波动的影响,从而提高检测精度^[51]。传感器的灵敏度与响应速度主要取决于敏感元件的热惯性及传热效率。

近年来,结合微机电系统(micro-electro-mechanical systems, MEMS)技术与纳米材料的复合设计显著提升了热导型传感器的性能。例如,利用 Si_3N_4 或 Al_2O_3 薄膜作为支撑层可有效降低热损耗,而在表面引入石墨烯或碳纳米管层则可增强热响应特性。与电阻型或电容型气体传感器相比,热导型器件具有以下优势:①检测信号与气体种类的物理性质(热导率)直接相关,响应稳定且无需化学反应;②具有良好的可重复性与耐久性,适用于高温或腐蚀环境;③能够实现非反应性气体(如 H_2 、He、 CH_4 、 CO_2)的精确检测。在核电站和热电站一回路水中氢气的探测中广泛使用的美国哈希公司氢表均采用该技术,体现了上述优点。

3.6 质量型气体传感器

石英晶体微天平(quartz crystal microbalance, QCM)是一种基于质量变化的气体传感器,其工作原理源于石英晶体的压电效应^[10]。具体而言,当外加交变电压作用于石英晶体两端的电极时,晶体会产生稳定的机械振荡;当敏感层表面吸附或脱附气体分子时,晶体表面的质量发生变化(Δm),从而导致其振荡频率发生可测的偏移(Δf)。通过测定这种频率变化,可以实现对气体分子的检测与定量分析。

QCM 传感器中质量变化与频率变化之间的定量关系由经典的 Sauerbrey 方程描述。

$$\Delta f = -\frac{C_f \times f_0^2}{A} \times \Delta m \quad (7)$$

式中: Δm 为电极表面质量的变化量, μg ; Δf 为晶体振荡频率的变化量,Hz; A 为敏感层的有效面积, cm^2 ; f_0 为石英晶体的基频,Hz; C_f 石英晶体的质量灵敏度常数(约为 $2.26 \text{ Hz} \cdot cm^2 \cdot \mu g^{-1}$)。需要注意的是,该方程仅在质量变化小于晶体自身质量的2%时有效,因为过大的质量负载会破坏晶体的线性振荡条件,从而引入非线性误差或信号失真。QCM 气体传感器的核心特征在于其高精度质量检测能力。由于其工作机理直接反映了表面吸附或化学反应所引起质量变化,因此对气体分子的微量检测极为敏感,检测限可达纳克级甚至更低。为实现特定气体的选择性检测,研

究者通常在石英晶体表面覆盖不同的敏感材料,包括:①金属薄膜(metal coatings),如 Pd 等用于提高和气体的特异性反应^[52];②金属氧化物(metal oxides),如 ZnO、SnO₂、TiO₂ 等,可提供丰富的吸附位点^[53];③有机吸附薄层(adsorption layers):如聚合物膜、MOF 等,用以增强选择性^[54]。

QCM 气体传感器具有结构简单、灵敏度高、重复性好、测量精度高等优点,能够实时监测纳级质量变化,因此在物理化学分析、生物检测、医学诊断、环境监测等领域得到了广泛应用。

4 电子鼻的人工智能算法

4.1 传感器信号的特征提取与选择算法

4.1.1 传统特征提取算法

传统特征提取方法主要包括手工设计类特征、拟合估计类特征以及频域特征。手工设计类特征指通过领域知识设计并直接从传感器响应时序信号中计算得到的形态学描述符。典型的手工设计特征包括时域统计特征(如峰值、均方根、偏度、峰度等)、动态特征(如高阶导数极值)、相关性指标(如自相关系数)以及复杂性度量(如信息熵)等^[55-56]。这些传统特征在诸多应用中被广泛采用,原因在于其形式简洁、定义明确、具有良好的可解释性,且不依赖大规模的数据采集。然而,手工特征的设计高度依赖领域专家的经验。此外,部分特征的计算过程需要特别注意信号质量。例如,动态特征在计算前必须进行充分平滑,以避免数值微分引起的噪声放大。为此,Liu 等提出了基于核正则化的数值微分方法,可直接从噪声信号中鲁棒地求取高阶导数^[57]。在传感信号平滑处理方面,中值滤波能够有效消除尖峰噪声,而基于小波相关性的滤波方法可以去除高斯白噪声。对于传感信号不完整的情况,Yoo 等引入降噪自编码网络(denoising auto-encoder, DAE)用于重建缺失信号,从而保证特征提取过程的完整性与稳定性^[58]。拟合估计类特征指在通过曲线拟合或系统辨识方法模拟传感器响应过程中,得到的基函数系数或系统参数。常见的曲线拟合方法包括多项式回归和指数函数回归等^[55]。为防止过拟合发生,曲线拟合方法通常会选用较低阶数,但这可能导致特征表达能力不足。系统辨识方法则可分为参数化方法和非参数化方法。前者典型

代表如带外生输入的自回归模型(auto-regressive with exogenous variables, ARX)^[59],后者典型代表如基于核正则化的有限脉冲响应(finite impulse response, FIR)模型^[60-61]。系统辨识类方法通常具有较强的抗噪能力。频域特征是指对传感器信号进行时频变换后从频谱中提取的特征。常用的时频变换方法包括傅里叶变换、短时傅里叶变换和小波变换等^[62-63]。除了直接利用频谱进行信号表征外,还可以进一步计算频谱的子带能量、谱熵等,从而获得更具判别力的特征。频域特征通常用于对经过调制的传感器信号进行分析。常见的调制方式包括温度调制,即通过周期性改变传感器的工作温度来激发不同的响应^[63],以及气流调制,即通过周期性改变流经传感器的待测气体来引发不同的响应^[56]。

4.1.2 特征选择算法

传感器信号的特征并非越多越好,冗余或无效特征可能会降低后续分析模型泛化的能力下降,因此需要进行特征选择。传统的特征选择方法通常分为滤波式、包裹式和嵌入式 3 类。其中,滤波式方法通过对每个特征进行独立量化评估,并依据预设阈值筛选特征。常用的特征评价指标包括量化特征与类别间相关性的互信息(mutual information, MI),量化特征与类别间独立性的 Hilbert-Schmidt 独立性准则(Hilbert-Schmidt independent criteria, HSIC),以及用于量化各类别之间特征差异显著性的 Wilks' lambda 统计量等^[64-66]。滤波式方法的优势在于计算效率高且具有较好的解释性,但其忽视了特征间的交互作用,导致所选特征组合可能并非最优。包裹式方法则通过分析模型在不同备选特征子集上的性能表现来评估特征组合的优劣,并借助搜索算法筛选出最优特征子集。与滤波式方法相比,包裹式方法能够考虑特征之间的交互作用,但由于需要借助搜索算法评估特征子集,其计算开销通常较大。常用的搜索策略包括遍历所有特征组合的穷举搜索、以逐步选择为基础的贪心搜索,以及采用启发式优化算法的启发式搜索^[67-69]。穷举搜索不适用于高维特征的情况,贪心搜索容易陷入局部最优,启发式搜索虽然能够在高维搜索空间中找到具有较好性能的特征子集,但其结果依赖于启发式策略的设计和参数设定,可能存在不稳定问题。嵌入式方法将特征选择过程直接融入模型训练过程,通过优化模型的目标函数在训练过程

中自动筛选特征。典型的方法包括支持向量机递归特征消除(support vector machine-recursive feature elimination, SVM-RFE),该方法递归地删除对 SVM 分类贡献最小的特征,逐步筛选出最具判别力的特征子集^[70-71]。与滤波式和包裹式方法相比,嵌入式方法不仅能在特征选择中考虑特征之间的交互作用,还具有较低的计算开销。

4.2 传感器阵列信号的表征学习算法

4.2.1 表征学习算法

相较于传统特征提取方法针对单个传感器响应进行提取,利用数据驱动方式的表征学习可以整个传感器阵列的响应(或传统方法提取的初始特征向量)作为输入对象,能够挖掘各传感器信号之间的关联信息,丰富特征表达。随着深度学习技术的日益成熟,诸多经典网络架构已被广泛应用于表征学习任务中,包括多层感知机(multi-layer perceptron, MLP)、CNN、RNN、图神经网络(graph neural network, GNN)、脉冲神经网络(spiking neural network, SNN),以及 Transformers 等^[32, 37]。这些网络架构在处理时序信号、空间相关性或复杂拓扑结构时各具优势。阵列信号表征学习算法可分别从特征提取器设计和训练任务设计两方面改进。在特征提取器设计方面,多通道编码器融合逐渐成为当前的研究热点。此类方法通过融合不同网络架构的表征学习特性或不同领域征域的互补性来提升编码器对传感阵列信号的表征能力。例如,Nguyen 等将时序卷积网络(temporal CNN, TCN)与基于长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)的 RNN 相结合,以同时捕获传感信号的局部时序特征和长时依赖性^[72]。Jian 等将基于 TCN 的深度残差网络(residual network, ResNet)与 Transformers 相结合,以充分整合局部与全局时序特征^[34]。Ma 等则针对原始时域信号及其傅里叶变换频谱分别设计了独立的 TCN 编码器,有效挖掘频域特征与时域信息的互补性,从而显著提升了模型的表征学习能力^[73]。上述方法的融合策略通常包括加合(addition)、串联(concatenation)或加权融合(例如基于通道注意力机制的融合^[34])。在训练任务设计方面,多任务学习逐渐成为另一研究热点。此类方法能够显著提升所学表征的鲁棒性和泛化能力。例如,单纯的分类任务通常只能学习到可分性表征(separable representation)。该类特征在区分相似气味时判别能力有限,同时对域变化的适应性

较差。为此,Jian 等在分类任务的基础上引入对比学习任务,旨在将可分性特征进一步转化为差异性表征(discriminant representation),从而增强模型对相似气味的区分能力^[74]。针对传感器漂移带来的所学表征分布的不一致问题,Yan 和 Zhang 在自编码网络(auto-encoder, AE)无监督特征学习任务的基础上额外引入分类任务与分布对齐任务,以抵消漂移影响^[75]。而 Cheng 等则在此基础上进一步通过引入浓度回归任务,促进模型学习对浓度变化具有不变性的特征^[76]。

4.2.2 小样本条件下的表征学习算法

数据驱动的表征学习方法虽然减少了对专家经验的依赖,但深度模型对大规模标注数据的需求显著,在低数据资源条件下极易产生过拟合。为缓解该问题,Fang 等借鉴手工图像增强思路,根据气体传感器响应特性设计了截断、增益、幂函数映射等多种数据增强方式,以直接扩充样本量^[77]。然而,人工设计的增强策略难以覆盖真实分布中可能出现的多样变化形式。为获得更具多样性的增强样本,Jian 等利用 AE 从高数据资源类别中学习潜在变化模式,并将其迁移至低资源类别中,以生成辅助训练的虚拟样本^[74]。但是,该方法有效的前提在于两类样本分布一致性的假设。Yang 等则采用“预训练微调”范式,首先在高资源的非目标气味数据集上构建通用气味识别模型,再通过微调实现向低资源目标气味识别任务的迁移^[78]。Liu 等进一步引入元学习思想,在高资源数据集上通过多个小样本任务的逐级训练提升模型的泛化与快速迁移能力^[79]。近年来,基于高数据资源的组分气味构建领域知识以辅助低资源混合气味识别成为新的研究方向。例如,Jian 等采用样例迁移策略,将组分气味与混合气味同时纳入模型训练过程。针对由此带来的类别不平衡问题,训练任务重额外引入了焦点损失(focal loss),从而增强模型对少样本类别的识别能力^[34]。

4.3 漂移校正算法

气体传感器在实际运行中易受温湿度波动、器件老化及中毒等因素影响而产生响应不稳定性,传感器漂移因此成为电子鼻在复杂环境下难以稳定部署的核心瓶颈。根据校正对象的不同,现有漂移校正方法主要分为基于特征、基于子空间和基于模型的 3 类。

4.3.1 基于特征的漂移校正

基于特征的漂移校正可进一步分为特征选择法和特征对齐法。特征选择法旨在从初始特征集合中直接筛选具有域不变性的特征,例如 Rehman 和 Bermak 基于包裹式特征选择,以跨域分类准确率为导向,利用启发式搜索来挑选域不变性特征子集^[80]。特征对齐法旨在利用变换方法直接校正漂移后的特征,如 Fonollosa 等从漂移前后的源域与目标域中选取成对校正样本(即跨域但类别与浓度一致的样本),并采用线性对齐策略使这些样本的特征表示保持一致^[81]。

4.3.2 基于子空间的漂移校正

基于子空间的漂移校正可进一步分为成分修正法、子空间对齐法以及子空间投影法。成分修正的方法旨在在特征空间中识别并去除与漂移相关的成分。例如,Artursson 等提出了主成分修正方法(component correction-PCA, CC-PCA)^[82]。该方法假设特征空间中的方差最大方向即为漂移方向,因此通过去除参考气体的第一主成分实现漂移校正。子空间对齐法旨在利用变换方法对齐源域和目标域空间。例如,Zhang 等提出的无监督特征适应方法通过学习线性变换,将源域和目标域的 PCA 子空间投影矩阵进行对齐^[83]。子空间投影法旨在从原始特征空间中构建一个具备域不变性质的特征子空间。例如,Zhang 等提出的基于域正则成分分析(domain regularized component analysis, DRCA)的领域自适应方法通过对齐边缘分布学习域不变性特征子空间^[84]。Leon-Medina 等在此基础上进一步对齐条件分布,实现联合分布对齐,从而在漂移较严重的场景下通常优于单一的边缘分布对齐^[85]。Yan 等提出的最大独立性域自适应方法(maximum independence domain adaptation, MIDA)通过将域标签与原始特征结合,利用 HSIC 最大化两者之间的独立性,以增强特征空间的域不变性^[86]。Liang 等则提出了稀疏重建域迁移(sparse reconstruction domain transfer, SRDT)方法,通过典型相关分析寻找一个子空间,以最大化跨域特征的相关性^[87]。

4.3.3 基于模型的漂移校正

基于模型的漂移校正可进一步分为正则化法、集成学习法、联合学习法以及基于深度学习的方法。正则化法旨在气味分析模型训练的过程中引入领域相关的正则项从而训练目标域或跨域分析模型。例如,Liu 等基于传感器长期漂移的特

点,假设长期漂移中相邻漂移状态的样本分布应位于平滑的低维流形上^[88]。因此提出将该流形作为刻画漂移过程的正则项以指导目标域模型的训练。集成学习通过组合多个来自不同漂移状态的子模型来提升整体模型的鲁棒性。代表性方法如 Vergara 等提出的集成 SVM,其中来自临近漂移状态的子模型被赋予更高的决策权重。联合学习方法则通过同时训练源域与目标域模型实现跨域知识迁移^[29]。例如,Yan 和 Zhang 提出的基于迁移样本的耦合任务学习(transfer sample-based coupled task learning, TCTL)将最大化源域与目标域模型参数相似度作为正则项,随着源域模型的优化同时去调整目标域模型的参数^[89]。近年来利用深度学习去解决漂移问题逐渐成为研究热点。例如,Wei 等设计了一种带双通道特征融合(dual-channel feature fusion, IDCF)模块的 CNN,用于去除漂移相关信息与气体判别信息之间的关联性^[90]。Li 等设计了两种变体 LSTM 单元,分别通过 MLP 和二次函数将域标签与传感器信号融合,实现信号补偿^[91]。Chen 等采用 GAN 架构,通过域判别器迫使特征生成器学习域不变性表征^[92]。

4.4 算法选择指南

电子鼻算法选择需要综合考量数据资源、可解释性要求以及环境稳定性需求。对于数据稀缺或对模型可解释性要求较高的场景,应首先依赖传统特征提取算法和经典模式识别算法(如支持向量机、线性判别分析等)。这些方法因其形式简洁、定义明确,且不依赖大规模标注数据,在特定工程环节具有不可替代的价值。例如,在传感器腔室的设计优化过程中,通过分析传感器响应信号中的时域统计特征与动态特征,能够有效量化气流动力学特性对信号的具体影响,从而为腔室结构的精细调整提供可解释的定量依据。在传感器阵列优化任务中,传统特征的提取可以在少量、标准化的数据上可靠地完成,完美契合阵列设计阶段数据资源不足的现状。此外,经典模式识别算法的决策过程透明且可分析,能够有效指示不同传感器或特征对最终决策任务的贡献度,极大地增强了系统的可追溯性。但是,需要指出,传统特征的表达能力是固定的。因此,为避免冗余或无效特征降低后续分析模型的泛化能力,需要配合使用特征选择算法进行优化筛选。

随着数据的积累,经典模式识别算法因其有

限的训练能力和表达上限,已难以充分挖掘数据中蕴含的复杂模式。此时,应转向采用基于深度学习的表征学习算法,其多层非线性架构使其能够更高效地处理大规模数据,并自动提取具有强大判别力的高维抽象特征。在选择训练范式时,有监督表征学习算法因直接优化分类或回归目标,通常能产生比无监督算法更强的传感信号表征。此外,为了进一步提升所学表征的鲁棒性和泛化能力,可以根据特定的目标需求(如相似气味区分、浓度不变性或漂移抵消),灵活设计并组合多任务学习训练任务。

电子鼻系统在实际应用中,除有效特征的构建外,还主要面临传感器漂移和非目标气味干扰两大挑战。Zhang 等将此归纳为电子鼻开放环境下的“3D”问题^[31]。针对这一挑战,Liu 等提出了一套系统且循序渐进的鲁棒性构建方案:首先,在闭集且环境一致条件下,聚焦于鲁棒特征的提取,以确保基础的区分能力;随后,借助漂移校正算法,针对闭集不同环境下的域不变特征进行重构,旨在有效抵消传感器漂移的影响;最后,采用开集识别算法,在准确识别目标气味的同时,有效排除非目标气味的干扰^[57]。电子鼻的实际部署可依据该框架,综合选择合适的漂移校正算法与开集识别策略,以提升系统的鲁棒性和识别性能。

5 电子鼻的应用

5.1 疾病气味诊断

在东西方传统诊断体系中,通过嗅辨呼吸气味以判断健康状况这一理念由来已久,并被普遍认为具有重要的诊断价值。早在公元前 400 年,希波克拉底在《希波克拉底医典》(Book of Prognostic)中便记载了“闻诊”的方法,而大约在公元前 200 年的中国古典医籍《黄帝八十一难经》中,扁鹊也提出通过嗅觉识别呼吸气味以辨别病情的理论。特定疾病所对应的特征性气味源于不同的 VOCs。1971 年,诺贝尔奖得主鲍林(Linus Pauling)首次利用色谱对呼吸和尿液样本进行分析,揭示了样本气味、VOCs 与疾病之间的关联性^[93]。VOCs 是一类在室温下具有较高蒸气压的有机化合物,其沸点通常分布在 50 ~ 250 °C 范围内。由于多数 VOCs 具有特征性气味,它们能够反映机体的代谢状态。过去五十年来,研究者已在多种

临床样本中(包括呼出气、皮肤挥发物、尿液顶空、血液及粪便等)鉴定并分类出数以千计疾病相关的挥发性标志物^[35, 94]。

采用电子鼻对这些 VOCs 进行检测进而实现对疾病的诊断是极具价值的应用方向。2009 年, Peng 等报道了采用 Au 纳米颗粒硫醇材料体系实现了呼气诊断癌症的开拓性工作^[18]。之后,该课题组基于 Au 纳米颗粒硫醇材料体和 CNT-分子探针材料体系发展了一系列的电阻型电子鼻,并且在乳腺癌、胃癌、肠癌、卵巢癌、头颈癌、肝癌、肺结核、慢性梗阻性肺炎等疾病中获得良好诊断效果。同时,该课题组基于硅纳米线硅烷偶联剂分子链材料体系发展了一系列场效应管型电子鼻,并且在胃癌疾病诊断中获得良好的效果^[95]。在 2015 年,该课题组基于前期研究的所有传感器技术,在全世界多中心实现了单个电子鼻对 17 种疾病 1404 例病例的准确诊断^[96]。2022 年, Jian 等基于导电高分子聚苯胺传感器阵列的电子鼻对尿液样本的气味进行了气味诊断,实现了膀胱癌的精确诊断^[71]。2025 年, Jin 等采用基于高温固态电化学传感器的电子鼻结合癌症诱导剂技术,实现了对于肺癌的超早期诊断^[97]。

5.2 农业生产

电子鼻在农业生产中的应用广泛,旨在替代传统缓慢且复杂的实验室分析,实现快速、便捷的现场检测,从而促进农业的机械化和现代化。具体应用包括作物监测、病害和虫害检测、土壤与水质污染监测等方面^[98]。在作物监测中,电子鼻通过收集和分析植物释放的 VOCs,使用 PCA 和 LDA 等方法,成功实现了对柑橘成熟度的精确区分(0 ~ 6 d)^[99],并能够检测黄瓜、辣椒和番茄等作物的健康状况,从而节省劳动力并提高效率。此外,电子鼻还可用于早期虫害识别,例如通过检测玉米螟(fall army worm, FAW)释放的 VOCs 实现早期监测,或识别番茄植株的虫害侵袭^[100]。在原材料监测方面,电子鼻能够区分柴油污染、汽油污染和未污染的土壤,为现场土壤质量评估提供可能^[101],同时还能从污水处理厂的气味中分离污泥阶段,以评估农业用水质量^[102]。其他应用还包括水果成熟度分类(如香蕉和猕猴桃)、烟草质量监测以及森林苗圃中病原体(如卵菌 Pythium 和 Phytophthora)的快速检测,这有助于制定针对性的植物保护策略。总体而言,电子鼻技术通过传感器阵列和人工神经网络算法,在农业生

产中实现了高效、非侵入式的监测,为精准农业和可持续发展提供了有力支持。

5.3 公共安全

在公共安全领域中,食品安全、公共卫生、建筑安全、人员搜救、毒剂检测及爆炸物检测等多个关键方向均与气态物质的识别和监测密切相关。气态物质作为多种物理、化学和生物过程的重要介质,往往携带丰富的环境与安全信息。食品腐败过程中产生的挥发性有机物(VOCs)可反映其新鲜度与污染程度;建筑材料释放的有害气体(如甲醛、苯系物)则直接威胁室内空气质量与人体健康。此外,在灾害应急与安防检测中,气体传感技术同样发挥着不可替代的作用:通过监测人体呼吸或代谢气体,可辅助人员搜救与生命迹象识别;而对毒剂与爆炸物特征气体分子的快速检测,则是防范恐怖袭击与环境污染的重要技术手段。因此,高灵敏度、高选择性、响应快速且可携带的气体传感器,已成为保障公共安全和构建智能监测体系的核心技术支撑。2018 年, Ma 等发展了一种基于纳米结构导电聚合物传感器的电子鼻实现了对肉类新鲜度的无线检测^[103]。2017 年, Wang 发展了一种基于 MOF-Au-ZnO 复合纳米颗粒的电子鼻,实现了对室内甲醛的检测并同时催化转化甲醛为无害的二氧化碳和水^[104]。2014 年, Lichtenstein 等发明了氧化物纳米材料表面修饰分子的爆炸物传感器,能够超灵敏检测三硝基甲苯^[105]。

5.4 能源产业

在能源产业中,电子鼻的应用无所不在。本文仅针对传统能源产业、能源相关产业和新能源产业,通过引举 3 个典型案例来说明气体检测在其中的应用及其重要性。在传统能源产业中,核电是一类典型的大规模发电形式,在核电站的一回路水中,需要实时监测氢气的浓度。目前,该氢表采用的是美国哈希公司的产品,利用氢气热导率显著不同于其他气体的特点,基于热导式气体传感元件搭配选择性气体过滤膜和控制测量电路形成氢气的准确探测。该产品是电子鼻领域的高端产品,具有很高的产品附加值。在能源相关的特高压输变电行业,特高压变压器内部采用矿物油进行绝缘,但是矿物油会逐步失效分解产生氢、糠醛等产物导致矿物油的介电损耗异常进而引发燃烧、爆炸等事故。高压变压器内部则采用 SF₆ 等气体进行绝缘,如果发生气体的泄漏也会引发

变压器爆炸等事故。因此,在两种情况下,均需要使用电子鼻对气体进行检测,特高压变压器需要采用电子鼻对变压器内部的气体进行实时监测,高压变压器则需要电子鼻对变压器外部的环境气体进行告警式检测。Tang 等基于 TiO₂-NiS 异质结材料开发了 SO₂F₂-SF₆ 气体泄漏监测装置^[106]。在新能源产业中,新能源汽车中锂离子电池的热失控管理和电子鼻紧密相关。电池在失效前期/早期,电池内会有 CO、H₂ 等气体产生和泄漏,早期监测这些气体的产生可以为新能源电车、锂离子电池储能装置等新能源产业产品提升安全性,降低热失控损失^[107]。

6 电子鼻发展的瓶颈和未来研究方向

6.1 新型敏感材料的研究和探索

新型敏感材料的设计与合成是电子鼻领域发展的重要基石。在过去二十年里,该领域的发展很大一部分需要归功于纳米材料的大量合成。未来,如何进一步开发具有高密度敏感活性位点的敏感材料、特异性的气体选择吸附位点、精确的气体扩散孔结构、快速转移电子/空穴的异质结材料等,是新型敏感材料的重要研究方向。但是,对于产业应用而言,更可控的材料合成工艺、可重复性更高的纳米材料组装工艺是更具有价值的探索方向。

6.2 理解气体相互作用的热力学与动力学

尽管程序升温脱附(temperature programmed desorption, TPD)、原位傅里叶红外光谱(Fourier-transform infrared spectroscopy, FTIR)、原位 Raman 光谱、热裂解-气相色谱-质谱联用技术(pyrolysis-gas chromatography-mass spectrometry, PY-GC-MS)等技术已被广泛用于解析气敏机理,但在 2020 年之前,气体/VOCs 与材料之间相互作用的热力学与动力学参数仍主要依赖理论模拟。中科院上海微系统所的徐鹏程研究员和于海涛研究员开发的具有热量与质量闭环检测功能的原位 MEMS 测量系统可以实现敏感材料的吸附热力学与动力学参数的定量测量。可在未来该技术有望在试验辅助理解敏感机理,结合 AI 辅助预测敏感材料的传感性能。

6.3 提升气体传感器对无线传感网络的适配能力

传感与通信的一体化是未来研究发展趋势,使气体传感器能够更高效地作为无线传感网络的

节点。杨表团队基于 PPY-Pt 复合敏感材料构建 LC 电路,实现无线传感,并利用通信回波作为传感信号^[108]。Swager 课题组是最早使用 NFC 技术开展无线气体传感研究的团队之一^[109]。其核心策略是调控天线的电阻,使其阻抗特性发生改变,从而调制天线的传输行为。若这些技术能够实现多传感器同时工作、完全无源运行以及长距离信号传输,无线气体传感技术将具有更广阔的发展前景。

6.4 拓展传感的多维特征

在气体/VOCs 混合物的高精度识别中,增加传感过程中的特征维度与差异性至关重要。在传感器阵列前加入具有气体分离功能的纸基或膜材料,可在时间域产生差异化信号。这些差异对应气体与分离材料之间的相互作用,因此通过更换分离材料,可高度调控时间域的信号分辨率。另一种策略是集成气体反应通道或腔体,通过选择性催化去除特定气体/VOCs,使阵列在强度域产生信号差异。这些差异来源于气体组成的调控。

6.5 面向增强识别能力的先进算法发展

目前,深度学习技术已显著提升 VOCs/混合气体识别的准确率。然而,深度学习模型的构建高度依赖大量目标气味样本,这对人工嗅觉系统是挑战:部分目标气味(如与癌症相关的气味)难以获取,同时传感器漂移与寿命有限也阻碍大规模数据采集。此外,新开发的气体传感器在早期部署阶段往往缺乏足够样本数据。因此,从“数据驱动”向“知识驱动”转型将成为人工嗅觉系统的重要趋势。其核心在于将领域知识、专家经验或结构化信息引入模型,而非单纯依赖大规模数据。此外,可引入元学习(meta-learning)以适应新型传感器上的目标气味识别任务。通过迁移在其他传感器上积累的通用知识,元学习可在极少数据条件下快速适应新任务,大幅提升实际应用中的效率与灵活性。

6.6 可解释性人工嗅觉模型与人工智能辅助的传感机理解析

当前人工嗅觉模型的研究重心主要集中于追求高识别性能,却普遍忽视了对模型决策内在机理和逻辑的理解。构建一个高可解释性的人工嗅觉模型,不仅能为模型的可靠性提供透明验证,更能显著增强其实际应用的可用性和可信赖性。鉴于此,深入研究用于解释深度学习等黑箱模型的模型无关算法,例如特征重要性分析和类别激活

映射等,无疑是一个极具前景的研究方向。此外,敏感材料与 VOC 传感过程中的热力学、动力学性质与传感信号响应特性之间的复杂关联尚未得到充分揭示。因此,利用关联关系分析、因果关系挖掘等先进的人工智能技术,辅助解析和量化传感机理,以期实现从数据到物理机制的跨越式理解,亦是未来的重要研究趋势。

6.7 设计用于类脑传感的新型电路

嗅觉类脑电路模拟生物神经系统的结构与功能,在多传感器融合、模式识别及信号处理方面具有优势,尤其适用于处理非线性、模糊或噪声信号,表现出更高的灵活性与稳健性。另一发展方向是将传感器本身作为记忆单元,构建称为“gasistor”的新型电子器件。这两条技术路径均使气体传感向类脑智能进一步迈进。

7 结语

电子鼻是一种通过气体传感器阵列与模式识别算法实现对复杂气味进行整体感知与分析的人工嗅觉系统。本文从体系化视角系统阐述了电子鼻技术的发展脉络、核心机制与应用现状,聚焦敏感元件与算法两大核心层面,详细解析了电阻型、电容型等主流传感元件的响应机理,梳理了纳米材料及多维集成结构对传感性能的优化路径,并阐述了传感器特征提取、阵列信号表征学习及漂移校正等关键人工智能算法,构建了较为完整的电子鼻知识框架,为该领域的理论研究提供了系统参考。同时,梳理电子鼻在疾病诊断、农业生产、公共安全和能源产业等领域的典型实践案例,并分析了技术落地过程中面临的材料工艺、传感性能、系统适配能力、功能拓展、算法优化、可解释性与电路设计等多方面瓶颈,且展望了未来电子鼻发展的研究方向。基于此,未来研究可沿跨层次协同创新与深度融合方向拓展,推动电子鼻向智能化、规模化应用的转型。

本文虽然强调了电子鼻传感技术原理与实践应用的深度融合,并直面技术落地挑战,但受篇幅限制,对多模态传感融合、柔性电子鼻等新兴跨学科技术的探讨仍有限。未来工作可进一步拓展电子鼻在理论体系和跨学科应用中的深度与广度,促进其向更高效、稳健、智能化和集成化的感知系统发展。

参考文献

- [1] WANG J W, WANG C, CAI P Q, et al. Artificial sense technology: Emulating and extending biological senses[J]. *ACS Nano*, 2021, 15(12): 18671-18678.
- [2] LONG Z H, ZHOU Y, DING Y C, et al. Biomimetic optoelectronics with nanomaterials for artificial vision[J]. *Nature Reviews Materials*, 2025, 10(2): 128-146.
- [3] HONG S J, LEE Y R, BAG A, et al. Bio-inspired artificial mechanoreceptors with built-in synaptic functions for intelligent tactile skin[J]. *Nature Materials*, 2025, 24(7): 1100-1108.
- [4] CLARK G M. The multichannel cochlear implant for severe-to-profound hearing loss[J]. *Nature Medicine*, 2013, 19(10): 1236-1239.
- [5] GAO F P, LIU C X, ZHANG L C, et al. Wearable and flexible electrochemical sensors for sweat analysis: A review[J]. *Microsystems & Nanoengineering*, 2023, 9: 1.
- [6] HU W W, WAN L T, JIAN Y Y, et al. Electronic noses: From advanced materials to sensors aided with data processing[J]. *Advanced Materials Technologies*, 2019, 4(2): 1800488.
- [7] MONCRIEFF R W. An instrument for measuring and classifying odors[J]. *Journal of Applied Physiology*, 1961, 16(4): 742-749.
- [8] WILKENS W F, HARTMAN J D. An electronic analog for the olfactory processes^a[J]. *Journal of Food Science*, 1964, 29(3): 372-378.
- [9] BEETS M G L. Structure-activity relationship in human chemoreception[M]. London: Applied Science Publishers, 1978: 13-28.
- [10] SAUERBREY G. Verwendung von Schwingquarzen zur Wägung dünner Schichten und zur Mikrowägung[J]. *Zeitschrift Für Physik*, 1959, 155(2): 206-222.
- [11] PERSAUD K, DODD G. Analysis of discrimination mechanisms in the mammalian olfactory system using a model nose[J]. *Nature*, 1982, 299(5881): 352-355.
- [12] IKEGAMI A, KANEYASU M. Olfactory detection using integrated sensors[C]//1985 Proceedings of the 3rd International Conference on Solid-State Sensors and Actuators and Microsystems. June 11-June 14, 1985. Philadelphia, USA. IEEE, 1985: 136-139.
- [13] TAN L D, FENG Z H, ZHENG H L, et al. Development trend of electronic nose technology in closed cabins gas detection: A review[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(18): 9326.
- [14] GARDNER J W, BARTLETT P N. Sensors and Sensory Systems for an Electronic Nose[M]. Dordrecht: Springer Netherlands, 1992: vii-viii.
- [15] HATFIELD J V, NEAVES P, HICKS P J. Towards an integrated electronic nose using conducting polymer sensors[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 1994, 18(1/2/3): 221-228.
- [16] GARDNER J W, BARTLETT P N. A brief history of electronic noses[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 1994, 18(1/2/3): 210-211.
- [17] GÖPEL W. Chemical imaging: I. Concepts and visions for electronic and bioelectronic noses Presented in part as plenary talk at EUROSENSORS 1997 (Warsaw, PL). 1[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 1998, 52(1/2): 125-142.
- [18] PENG G, TISCH U, ADAMS O, et al. Diagnosing lung cancer in exhaled breath using gold nanoparticles[J]. *Nature Nanotechnology*, 2009, 4(10): 669-673.
- [19] ZHAO Y, HE X L, LI J P, et al. Enhanced gas sensing properties of aligned porous SnO₂ nanofibers[J]. *Chinese Physics Letters*, 2012, 29(7): 070701.
- [20] MA J H, REN Y, ZHOU X R, et al. Pt nanoparticles sensitized ordered mesoporous WO₃ semiconductor: Gas sensing performance and mechanism study[J]. *Advanced Functional Materials*, 2018, 28(6): 1705268.
- [21] ASSAD O, HAICK H. Chemically sensitive Field Effect Transistors of oxide-free silicon nanowires-towards detection of volatile biomarkers of cancer[C]//2008 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. June 30-July 2, 2008. Cambridge, UK. IEEE, 2008: 2040-2044.
- [22] YAO M S, TANG W X, WANG G E, et al. MOF thin film-coated metal oxide nanowire array: Significantly improved chemiresistor sensor performance[J]. *Advanced Materials*, 2016, 28(26): 5229-5234.
- [23] LIU Q J, YE W W, XIAO L D, et al. Extracellular potentials recording in intact olfactory epithelium by microelectrode array for a bioelectronic nose[J]. *Biosensors and Bioelectronics*, 2010, 25(10): 2212-2217.
- [24] KIM T H, LEE S H, LEE J, et al. Single-carbon-atomic-resolution detection of odorant molecules using a human olfactory receptor-based bioelectronic nose[J]. *Advanced Materials*, 2009, 21(1): 91-94.
- [25] ZHU Y H, YUAN H, XU J Q, et al. Highly stable and sensitive humidity sensors based on quartz crystal

- microbalance coated with hexagonal lamelliform mono-disperse mesoporous silica SBA-15 thin film[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2010, 144(1): 164-169.
- [26] MIURA N, NAKATOU M, ZHUIYKOV S. Impedancemetric gas sensor based on zirconia solid electrolyte and oxide sensing electrode for detecting total NO at high temperature[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2003, 93(1/2/3): 221-228.
- [27] RÖCK F, BARSAN N, WEIMAR U. Electronic nose: Current status and future trends[J]. *Chemical Reviews*, 2008, 108(2): 705-725.
- [28] LÄNGKVIST M, LOUTFI A. Unsupervised feature learning for electronic nose data applied to bacteria identification in blood[C]//NIPS Workshop on Deep Learning and Unsupervised Feature Learning. Granada, Spain, December 16-17, 2011. Red Hook: Curran Associates, Inc., 2011.
- [29] VERGARA A, VEMBU S, AYHAN T, et al. Chemical gas sensor drift compensation using classifier ensembles[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2012, 166/167: 320-329.
- [30] ZHANG L, ZHANG D. Domain adaptation extreme learning machines for drift compensation in E-nose systems[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2015, 64(7): 1790-1801.
- [31] ZHANG L, TIAN F C, ZHANG D. Electronic Nose: Algorithmic Challenges[M]. Singapore: Springer Singapore, 2018:11-20.
- [32] LIU T P, GUO L H, WANG M, et al. Review on algorithm design in electronic noses: Challenges, status, and trends[J]. *Intelligent Computing*, 2023, 2: 12.
- [33] LIU H X, LI Q, GU Y. A multi-task learning framework for gas detection and concentration estimation[J]. *Neurocomputing*, 2020, 416: 28-37.
- [34] JIAN Y Y, ZHANG N, BI Y Z, et al. TC-sniffer: A transformer-CNN bibranch framework leveraging auxiliary VOCs for few-shot UBC diagnosis via electronic noses[J]. *ACS Sensors*, 2025, 10(1): 213-224.
- [35] QU D Y, LIU T P, CHENG Y Y, et al. Volatilomics in diseases odour and electronic nose diagnosis[J]. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 2025, 193: 118,440.
- [36] LIU T Q, ZHU Y J, GUO L H, et al. Controlling fluidic behavior for ultra-sensitive volatile sensing[J]. *Applied Physics Reviews*, 2023, 10(2): 021408.
- [37] CHEN H, HUO D X, ZHANG J L. Gas recognition in E-nose system: A review[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2022, 16(2): 169-184.
- [38] OU Y C, WANG B, XU N N, et al. Tandem electric-fields prolong energetic hot electrons lifetime for ultra-fast and stable NO₂ detection[J]. *Advanced Materials*, 2024, 36(30): 2403215.
- [39] JIANG X, QU D Y, ZHANG J N, et al. Confronting pressure and humidity limitations in gold nanoparticle sensors array for enhancing electronic nose technology in real-world applications[J]. *Rare Metals*, 2025, 44(11): 8789-8801.
- [40] KOO W T, QIAO S P, OGATA A F, et al. Accelerating palladium nanowire H₂ sensors using engineered nanofiltration[J]. *ACS Nano*, 2017, 11(9): 9276-9285.
- [41] MAZUMDER J T, JHA R K, KIM H W, et al. Capacitive toxic gas sensors based on oxide composites: A review[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(16): 17842-17853.
- [42] YUAN H Y, LI N X, FAN W D, et al. Metal-organic framework based gas sensors[J]. *Advanced Science*, 2022, 9(6): 2104374.
- [43] THANGAVEL S, PONNUSAMY S. Application of 3D printed polymer composite as capacitive sensor[J]. *Sensor Review*, 2020, 40(1): 54-61.
- [44] ZHANG C C, CHEN P L, HU W P. Organic field-effect transistor-based gas sensors[J]. *Chemical Society Reviews*, 2015, 44(8): 2087-2107.
- [45] WANG B, HUYNH T P, WU W W, et al. A highly sensitive diketopyrrolopyrrole-based ambipolar transistor for selective detection and discrimination of xylene isomers[J]. *Advanced Materials*, 2016, 28(21): 4012-4018.
- [46] PAGHI A, MARIANI S, BARILLARO G. 1D and 2D field effect transistors in gas sensing: A comprehensive review[J]. *Small*, 2023, 19(15): 2206100.
- [47] MAO S, CHANG J B, PU H H, et al. Two-dimensional nanomaterial-based field-effect transistors for chemical and biological sensing[J]. *Chemical Society Reviews*, 2017, 46(22): 6872-6904.
- [48] QU D Y, CHENG B L, SHAO X Y, et al. Advances in metals and metal hybrids-based gas sensors and their applications[J]. *Rare Metals*, 2025.
- [49] LIANG H Q, ZHANG X, SUN H H, et al. Light-regulated electrochemical sensor array for efficiently discriminating hazardous gases[J]. *ACS Sensors*, 2017, 2(10): 1467-1473.
- [50] HUANG Z R, TANG Q Q, HE J, et al. High-temper-

- ature CO₂ Sensor with second-level response for diesel engine exhaust gas detection applications [J]. ACS Sensors, 2025, 10(10): 8078-8089.
- [51] WU Z P, ZHANG X D, CHEN L N, et al. Ultra-low-power, extremely stable, highly linear-response thermal conductivity sensor based on a suspended device with single bare Pt nanowire[J]. ACS Sensors, 2024, 9(9): 4721-4730.
- [52] OGAWA S, FUJIMOTO T, KANAI T, et al. Hydrogen storage property of the Pd nanoparticle with clean surfaces studied by QCM [J]. E-Journal of Surface Science and Nanotechnology, 2015, 13: 343-346.
- [53] SUN S Q, ZHAO C, ZHANG Z H, et al. Highly selective QCM sensor based on functionalized hierarchical hollow TiO₂ nanospheres for detecting ppb-level 3-hydroxy-2-butanone biomarker at room temperature [J]. Chinese Chemical Letters, 2025, 36 (5): 109939.
- [54] CHENG G L, LI Y Z, REN L, et al. A QCM gas sensor based on Ce-MOF-808 and graphene oxide nanocomposite for rapid and sensitive detection of trimethylamine[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2025, 148: 108604.
- [55] YAN J, GUO X Z, DUAN S K, et al. Electronic nose feature extraction methods: A review [J]. Sensors, 2015, 15(11): 27804-27831.
- [56] SHAKYA P, KENNEDY E, ROSE C, et al. High-dimensional time series feature extraction for low-cost machine olfaction[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(3): 2495-2504.
- [57] LIU T P, ZHANG W T, WANG L, et al. Numerical differentiation from noisy signals: A kernel regularization method to improve transient-state features for the electronic nose [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2024, 54(6): 3497-3511.
- [58] YOO Y, KIM H I, CHOI S I. Robust classification of largely corrupted electronic nose data using deep neural networks [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(4): 5052-5059.
- [59] EKLÖV T, MÅRTENSSON P, LUNDSTRÖM I. Enhanced selectivity of MOSFET gas sensors by systematic analysis of transient parameters [J]. Analytica Chimica Acta, 1997, 353(2/3): 291-300.
- [60] LIU T P, ZHANG W T, YE L, et al. A novel multi-odour identification by electronic nose using non-parametric modelling-based feature extraction and time-series classification [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2019, 298: 126690.
- [61] LIU T P, ZHANG W T, LI J, et al. A multiscale wavelet kernel regularization-based feature extraction method for electronic nose[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(11): 7078-7089.
- [62] DISTANTE C, LEO M, SICILIANO P, et al. On the study of feature extraction methods for an electronic nose[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2002, 87(2): 274-288.
- [63] HE A X, YU J, WEI G F, et al. Short-time Fourier transform and decision tree-based pattern recognition for gas identification using temperature modulated microhotplate gas sensors[J]. Journal of Sensors, 2016, 2016: 7603931.
- [64] WANG X R, LIZIER J T, NOWOTNY T, et al. Feature selection for chemical sensor arrays using mutual information[J]. PLoS One, 2014, 9(3): e89840.
- [65] QIAN J H, LU M C, TIAN F C, et al. Array optimization based on weighted and Hilbert-Schmidt schemes of multisensor detection system[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(5): 7044-7054.
- [66] SUN H, TIAN F C, LIANG Z F, et al. Sensor array optimization of electronic nose for detection of bacteria in wound infection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(9): 7350-7358.
- [67] PARDO M, KWONG L G, SBERVEGLIERI G, et al. Data analysis for a hybrid sensor array [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2005, 106(1): 136-143.
- [68] GARDNER J W, BOILOT P, HINES E L. Enhancing electronic nose performance by sensor selection using a new integer-based genetic algorithm approach [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2005, 106(1): 114-121.
- [69] LIU T P, ZHANG W T, MCLEAN P, et al. Electronic nose-based odor classification using genetic algorithms and fuzzy support vector machines [J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2018, 20(4): 1309-1320.
- [70] YAN K, ZHANG D. Feature selection and analysis on correlated gas sensor data with recursive feature elimination [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2015, 212: 353-363.
- [71] JIAN Y Y, ZHANG N, LIU T P, et al. Artificially intelligent olfaction for fast and noninvasive diagnosis of bladder cancer from urine[J]. ACS Sensors, 2022, 7(6): 1720-1731.
- [72] NGUYEN Q D N, LE H V A, NAKANO T, et al.

- Wine quality assessment through lightweight deep learning: integrating 1D-CNN and LSTM for analyzing electronic nose VOCs signals [J/OL]. (2024-03-01) [2025-12-23]. <https://www.emerald.com/aci/article/doi/10.1108/ACI-10-2023-0098/1250224/Wine-quality-assessment-through-lightweight-deep>.
- [73] MA X, WU F, YAN J, et al. TF-TCN: A time-frequency combined gas concentration prediction model for E-nose data[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2024, 376: 115654.
- [74] JIAN Y Y, BI Y Z, FAN J H, et al. Urinary bladder cancer screening with electronic noses based on few-shot contrastive representation learning and open-set recognition[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2025, 25(1): 125-134.
- [75] YAN K, ZHANG D. Correcting instrumental variation and time-varying drift: A transfer learning approach with autoencoders[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2016, 65(9): 2012-2022.
- [76] CHENG Y C, CHOU T I, CHIU S W, et al. A concentration-based drift calibration transfer learning method for gas sensor array data[J]. *IEEE Sensors Letters*, 2020, 4(10): 1-4.
- [77] FANG C, LI H Y, LI L, et al. Smart electronic nose enabled by an all-feature olfactory algorithm[J]. *Advanced Intelligent Systems*, 2022, 4(7): 2270032.
- [78] YANG Y, LIU H X, GU Y. A model transfer learning framework with back-propagation neural network for wine and Chinese liquor detection by electronic nose[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 105278-105285.
- [79] LIU C, MIYAUCHI H, HAYASHI K. DeepSniffer: A meta-learning-based chemiresistive odor sensor for recognition and classification of aroma oils[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2022, 351: 130960.
- [80] UR REHMAN A, BERMAK A. Drift-insensitive features for learning artificial olfaction in E-nose system[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(17): 7173-7182.
- [81] FONOLLOSA J, FERNÁNDEZ L, GUTIÉRREZ-GÁLVEZ A, et al. Calibration transfer and drift counteraction in chemical sensor arrays using Direct Standardization[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2016, 236: 1044-1053.
- [82] ARTURSSON T, EKLÖV T, LUNDSTRÖM I, et al. Drift correction for gas sensors using multivariate methods[J]. *Journal of Chemometrics*, 2000, 14(5/6): 711-723.
- [83] ZHANG L, ZHANG D. Efficient solutions for discreteness, drift, and disturbance (3D) in electronic olfaction[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 48(2): 242-254.
- [84] ZHANG L, LIU Y, HE Z W, et al. Anti-drift in E-nose: A subspace projection approach with drift reduction[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2017, 253: 407-417.
- [85] LEON-MEDINA J X, PINEDA-MUNOZ W A, BURGOS D A T. Joint distribution adaptation for drift correction in electronic nose type sensor arrays[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 134413-134421.
- [86] YAN K, KOU L, ZHANG D. Learning domain-invariant subspace using domain features and independence maximization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, 48(1): 288-299.
- [87] LIANG Z F, XUE Q, TIAN F C, et al. A sparse reconstruction domain transfer method for interference suppression in artificial olfactory system[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(7): 6717-6730.
- [88] LIU Q H, LI X, YE M, et al. Drift compensation for electronic nose by semi-supervised domain adaption[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2014, 14(3): 657-665.
- [89] YAN K, ZHANG D. Calibration transfer and drift compensation of e-noses via coupled task learning[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2016, 225: 288-297.
- [90] WEI G F, XU Y, LV X L, et al. An adaptive drift compensation method based on integrated dual-channel feature fusion for electronic noses[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(16): 26814-26824.
- [91] LI L, XIANG S H, HAN M Y, et al. Performance improvement of multisensor systems using autocompensation strategy-based LSTM[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 1-11.
- [92] CHEN X, YI L, LIU R. FEDA: A nonlinear subspace projection approach for electronic nose data classification[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 1-11.
- [93] PAULING L, ROBINSON A B, TERANISHI R, et al. Quantitative analysis of urine vapor and breath by gas-liquid partition chromatography[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1971, 68(10): 2374-2376.
- [94] HU W W, WU W W, JIAN Y Y, et al. Volatolomics in healthcare and its advanced detection technology[J]. *Nano Research*, 2022, 15(9): 8185-8213.
- [95] SHEHADA N, BRÖNSTRUP G, FUNKA K, et al. Ultrasensitive silicon nanowire for real-world gas sens-

ing: Noninvasive diagnosis of cancer from breath volatome[J]. Nano Letters, 2015, 15(2): 1288-1295.

[96] NAKHLEH M K, AMAL H, JERIES R, et al. Diagnosis and classification of 17 diseases from 1404 subjects via pattern analysis of exhaled molecules [J]. ACS Nano, 2017, 11(1): 112-125.

[97] JIN H, XUE C L, YANG F, et al. Unlocking pancreatic cancer detection with phenyl-β-d-glucuronide like exogenous agent and AI-driven induced breath analysis for non-invasive early discovery [J/OL]. (2024-10-31) [2025-12-18]. <https://www.researchsquare.com/article/rs-4976442/v1>.

[98] WESOŁY M, PRZEWODOWSKI W, CIOSEK-SKIBIŃSKA P. Electronic noses and electronic tongues for the agricultural purposes[J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2023, 164: 117082.

[99] GGÓMEZ A H, WANG J, HU G X, et al. Electronic nose technique potential monitoring mandarin maturity [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2006, 113(1): 347-353.

[100] KIKI M P A F, AHOUEANDJINOUE S A R M, AS-SOGBA K M, et al. An E-nose using metal oxide semiconductor sensors array to recognize the odors of fall armyworm pest for its early detection in the farm [C]//Innovations and Interdisciplinary Solutions for Underserved Areas. Cham: Springer, 2022: 69-81.

[101] LUAN X Y, KONG C, YAO Z W, et al. Hierarchical electronic nose detection and assessment technology for the reusage of land contaminated with petroleum hydrocarbons [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2023, 390: 133940.

[102] PIŁAT-ROŻEK M, DZIADOSZ M, MAJEREK D, et al. Rapid method of wastewater classification by electronic nose for performance evaluation of bioreactors with activated sludge[J]. Sensors, 2023, 23(20): 8578.

[103] MA Z, CHEN P, CHENG W, et al. Highly sensitive, printable nanostructured conductive polymer wireless sensor for food spoilage detection[J]. Nano Letters, 2018, 18(7): 4570-4575.

[104] WANG D W, LI Z W, ZHOU J, et al. Simultaneous detection and removal of formaldehyde at room temperature: Janus Au@ZnO@ZIF-8 nanoparticles[J]. Nano-Micro Letters, 2017, 10(1): 4.

[105] LICHTENSTEIN A, HAVIVI E, SHACHAM R, et al. Supersensitive fingerprinting of explosives by chemically modified nanosensors arrays [J]. Nature Communications, 2014, 5: 4195.

[106] TANG M C, ZHANG D Z, SUN Y H, et al. Ultra-sensitive detection and sensitivity mechanism of SO₂F₂ in SF₆ decomposition product based on TiO₂-NiS heterojunction [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2024, 417: 136062.

[107] WANG Z, ZHU L, LIU J W, et al. Gas sensing technology for the detection and early warning of battery thermal runaway: A review[J]. Energy & Fuels, 2022, 36(12): 6038-6057.

[108] LV W, YANG J, XU Q, et al. Wide-range and high-accuracy wireless sensor with self-humidity compensation for real-time ammonia monitoring [J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 6936.

[109] AZZARELLI J M, MIRICA K A, RAVNSBÆK J B, et al. Wireless gas detection with a smartphone via rf communication[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2014, 111(51): 18162-18166.

(编辑 邵煜)

作者简介



吴巍炜,西安电子科技大学信息力学与感知工程学院教授,博士生导师,《西北大学学报(自然科学版)》青年编委。入选陕西省人才,担任*Rare Metal* 学术编辑、*Nano-Micro Letters* 青年编委、人工嗅觉陕西省高等学校重点实验室主任、陕西省等离子体物理与应用技术重点实验室学术委员会委员、中国科学院合肥物质科学研究院核能安全技术研究所兼职特聘研究员、陕西省化学会理事。在疾病挥发物组学、人工嗅觉疾病诊断、核电池关键元件与系统等领域具有良好的工作积累。目前,在*Chemical Review*、*Nano Letters*、*ACS Nano*、*Advanced Functional Materials*、*Nano Energy*、*Nano-micro Letters*、*Advanced Materials*、*Advanced Healthcare Materials*、*Applied Physics Reviews*、*Journal of Materials Chemistry A* 等期刊上发表论文 70 余篇,论文引用 7 000 余次,授权中国发明专利 11 项,美国发明专利 1 项。