电子鼻在车内气味物质识别中的应用研究进展

钟基钦[1] 李波[1] 李铭仪[1] 赵晓锦[2] 潘晓芳[2]

（1.广州汽车集团股份有限公司汽车工程研究院，广州 511434；2.深圳大学电子与信息工程学院，深圳 518000）

【摘要】电子鼻技术因其识别灵敏度高、操作便捷和成本低等显著优势而在车内气味物质识别和空气质量管控领域表现出巨大的应用潜力。基于电子鼻技术在气体组分识别与分类中的应用，阐述了电子鼻技术的工作原理、各类气体传感器的响应性能，以及模式识别算法模型等方面的相关研究工作，重点分析了电子鼻技术在车内空气质量（IAQ）评价及整车/内饰材料散发的气味物质识别应用方面的研究进展，最后对电子鼻在车内气味物质识别领域的未来发展方向与挑战进行了展望。

关键词：车内气味物质 电子鼻技术 气体传感器 模式识别算法

中图分类号：TP212；U463.6 **文献标志码：**A **DOI：** 10.20104/j.cnki.1674-6546.20250210

Research Progress on the Application of Electronic Nose in Vehicle Odorant Detection

Zhong Jiqin[1], Li Bo[1], Li Mingyi[1], Zhao Xiaojin[2], Pan Xiaofang[2]

(1. Guangzhou Automobile Group Co., Ltd. Automotive Research & Development Center, Guangzhou 511434; 2. College of Electronic and Information, Shenzhen University, Shenzhen 518000)

【Abstract】Electronic nose technology holds immense application potential for odorants and air quality control within vehicles, owing to its significant advantages of high sensitivity, operational convenience and low cost. This paper focuses on the application of electronic nose technology in the identification and classification of gas components, with a particular emphasis on the working principles of electronic nose technology, the response performance of various gas sensors and pattern recognition algorithms. Additionally, the paper discusses the progress made in the use of electronic nose technology for Indoor Air Quality (IAQ) evaluation and the identification of odorants emitted by whole vehicles or interior materials. Finally, the paper provides an outlook on the future development direction and challenges of electronic nose technology in the field of vehicle odorant detection.

Key words: Vehicle odorants, Electronic nose technology, Gas sensors, Pattern recognition algorithms

【引用格式】钟基钦, 李波, 李铭仪, 等. 电子鼻在车内气味物质识别中的应用研究进展[J]. 汽车工程师, 2026(8): 1-12.

ZHONG J Q, LI B, LI M Y, et al. Research Progress on the Application of Electronic Nose in Vehicle Odorant Detection[J]. Automotive Engineer, 2026(8): 1-12.

1 前言

汽车的舒适性和智能化发展使其不再局限于作为简单的出行工具，而是成为用户长时间驻留的多功能空间[1-2]。近年来，车内空气质量（Indoor Air Quality，IAQ）问题因其易对乘坐体验造成显著影响而逐渐引起社会和汽车行业的关注，加强对车内异味的管控和提升车内空气质量已成为汽车制造商着力解决的重要问题。

车内空间作为独特的微环境，由各种复杂的零部件和系统构成，包括座椅、地毯、仪表板、副仪表板、顶棚、遮阳板、门饰板、前壁板隔音件和转向盘

等。这些零部件主要由皮革、织物、塑料、橡胶、发泡材料和阻尼材料等制成,其中包含天然材料和高分子材料[3]。内饰材料在生产、加工和组装中使用的有机溶剂、添加剂、助剂会向狭小的车内空间散发各种挥发性有机化合物(Volatile Organic Compound,VOC),主要包括脂肪烃、芳香烃、醇类、醛类、酮类、酚类、醚类、脂类、磷酸盐类和含氮化合物等。这些复杂的有机化合物通常具有毒性,长时间接触会对人体健康造成较大伤害,例如,苯对人体的神经系统具有麻痹作用,长期吸入甲醛会造成肺功能、肝功能和免疫功能出现异常等[4]。此类有机化合物主要由某些特定材料的制备和加工过程引入,其成分种类也因内饰原材料的特性和制备工艺不同而有所区别,如:苯甲醛和邻苯二甲酸二乙酯主要由聚氨酯泡沫散发产生;长链烷烃主要来源于地毯及塑料的增塑剂和润滑剂[3,5];苯类等芳香烃化合物和酮类主要来源于油漆件和包覆/植绒内饰[6]。通过对车内空间中有机化合物种类的检测,可以追溯其引入源头,并采取相应措施进行有效管控和治理。

因此,实现车内空气质量监测和内饰材料散发的VOC成分的测定,对保障乘员的健康与舒适具有关键作用。目前,各大整车制造商主要通过经专业训练并取得相应认证的气味嗅辨员对整车气味进行主观评价来确定车内空气质量等级,该方法虽可直观反映乘员对车内空气质量的实际感受,但评价过程时间和人力等成本较高,且无法精确识别造成车内空气质量不佳的气味物质种类、浓度及其散发来源,因此需要采用更为高效、便捷的识别分析技术,实现车内空气中VOC等有害物质的种类鉴别、浓度定量与气味物质同步溯源。

车内气味物质识别一般是指通过各种科学仪器和测试设备对车内空气中的化学物质进行检测和分析,以确定其成分和浓度。目前,各整车制造商主要通过气相色谱-质谱法(Gas Chromatography-Mass Spectrometry,GC-MS)对汽车内饰材料和零部件所散发的气味物质以及车内挥发性有机化合物进行定性或定量检测[7]。该方法将气相色谱技术与质谱技术相结合,先利用被测物的各类物质和气相色谱柱中固定相亲和性的不同实现分离,再通过质谱仪将分离的化合物分子进行离子化,并根据不同离子的质量-电荷比以及得到的质谱图同已知的质谱库比对实现化合物信息的确定,从而实现对零部件及整车释放的VOC进行全谱分析和气味物质溯源。王鑫等通过气相色谱-质谱法分析前壁板隔音垫的气味挥发性物质,最终确定了己醛、戊醛、丙酮等17种关键气味物质[8]。柯胜蓝等借助气相色谱-质谱法和嗅辨仪对汽车内饰用的再生聚丙烯(Polypropylene,PP)原料及其改性材料进行了气味溯源,确认再生PP材料异味由较高含量的酮类、酚类和胺类物质引起[9]。气相色谱-质谱法虽可实现对复杂混合物中目标物质的准确识别,具有较高的灵敏度、选择性和较宽的检测范围,但测试流程复杂、分析成本高昂、仪器无法便捷携带等不足极大限制了气相色谱-质谱法在车内气味物质识别及溯源中的应用[10]。而近年来,随着信息技术的快速发展和仪器设备的不断升级,电子鼻技术作为模拟人体嗅觉系统识别气味物质功能的仿生技术,具有检测速度快、反应灵敏、准确性高和成本低等显著优势,有望在车内气味评价模型的建立和气味物质识别及溯源中发挥关键作用[11]。

2 车内气味物质识别技术与电子鼻应用

2.1 电子鼻技术工作原理

电子鼻系统由气体传感器阵列、信号处理单元和模式识别系统三部分构成,与人体嗅觉系统有相似之处。气体传感器阵列对应人体嗅觉受体部分,负责捕捉目标气体的化学信息[12]。信号处理单元类似于人体嗅觉系统中的嗅小球,负责处理和转化传感器获取的信号,使其能够被后续的处理单元识别。模式识别系统则模拟人体嗅觉系统的大脑皮层功能,通过对处理后的信号进行分析和比对,实现对不同气味物质的识别与分类。电子鼻的工作流程可以简单归纳为:气体信号获取与采样→数据预处理→模式识别→预测结果输出[13]。

当目标气体与传感器阵列表面气敏材料接触并发生相互作用时,传感器可将目标气体的化学信号转换成气体传感器的电信号。传感器阵列通常由多个不同型号的气体传感器组成,能够全面反映目标气体的特征信息,有利于后续模式识别算法提取响应曲线的特征[14-15]。

完成信号采样后,需要进行信号滤波、数据标准化和归一化、特征提取等处理,最终获得气体传感器响应数据的主要特征[16]。信号滤波的目的是去除响应信号的干扰噪声并降低其他杂质气体的影

响，提高信号的信噪比[17]。数据标准化和归一化是将气体响应数据缩放至限定区间，消除不同维度信号的数量级差距[18]。特征提取则是将多维度数据的信息浓缩至低维度数据中，降低模式识别算法所需处理的数据量，同时剔除部分不重要的特征，提高算法的识别效率[19]。传感器信号经数据预处理后，获得一个包含气体信息的特征集。

接着，模式识别算法通过构建分类器或回归模型，利用提取的特征数据与预先标定的样本数据进行训练，以建立传感器阵列信号特征与气体成分或浓度的映射关系。在此基础上，通过调整模型参数、改变模型结构、增加训练数据等方法对模型的超参数进行优化，以提升模型的预测精度和泛化能力。最后，通过验证模型的准确性与鲁棒性，对新输入的信号数据进行分类或浓度预测，从而实现气体成分识别与定量分析[20]。

2.2 气体传感器种类

在气味物质识别中，传感器是一种重要的检测手段，通常可利用多个传感器表面材料接触不同气体分子后物化特性产生变化，从而导致传感器的电阻、电导率或频率等特性产生差异的原理获得不同气体的响应图谱。根据气敏材料的类型、传感器接触气体分子产生的物化特性变化机制，气体传感器可分为催化燃烧式、电化学式和半导体式等类型[21-22]，相应的性能参数对比如表1所示。

表1 不同气体传感器的性能参数对比

传感器类型	催化燃烧式	电化学式	半导体式
检测原理	气体燃烧引起温度变化	气体发生氧化还原反应产生电流	气体与材料物化作用改变材料电导率
适用气体	可燃性气体	有毒气体和特定无机气体	挥发性有机化合物
响应时间/s	3~10	10~30	1~30
工作温度	加热至300 ℃以上	常温	预热至200 ℃以上
主要优势	灵敏度高、响应快	选择性好、功耗低	灵敏度高、成本低
主要局限	需氧气、适用范围窄	寿命短、温湿度敏感	基线易漂移

2.2.1 催化燃烧式气体传感器

催化燃烧式气体传感器由能够与可燃气体发生化学反应的检测片和不能与可燃气体发生化学反应的补偿片组成。如图1所示，传感器的补偿片和检测片形成惠斯通电桥电路，当反应腔中不存在可燃性气体时，通过调整可变电阻的阻值使电路处于稳定状态。反之，可燃气体与气体传感器检测片发生反应，检测片电阻增大，从而打破电路平衡，故可通过检测不平衡的电压反映目标气体的种类信息和浓度信息[23]。

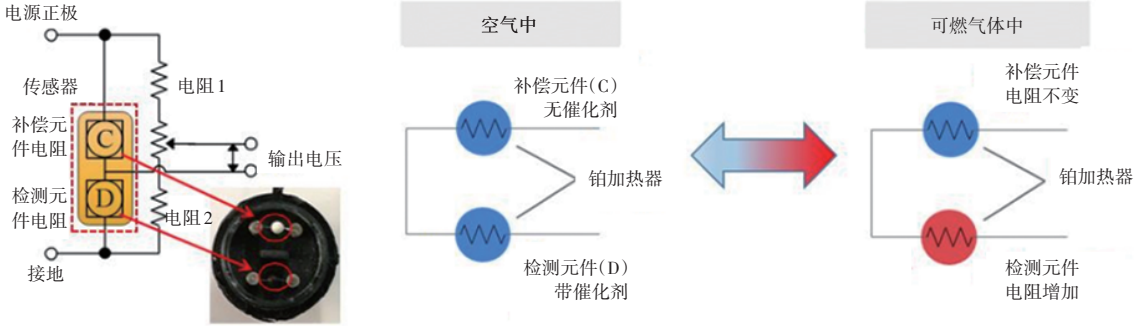


图1 催化燃烧式传感器检测电路及检测原理[23]

催化燃烧式气体传感器因其响应速度快、灵敏度高和传感性能优良等优势，在可燃性气体检测领域具有很高的应用价值[24]。Fukui等通过浸渍法将金和氧化镧负载于氧化锡材料表面，形成对CO具有高度选择性的催化剂[25]，将该催化剂和镁碱沸石涂覆至珠状铂丝线圈表面，形成了具备CO选择性的催化燃烧型气体传感器。该传感器能有效降低H_2、CH_4和C_2H_4对器件的干扰，在300 ℃条件下对CO的响应灵敏度比其他气体高出十几倍。Liu等将金属Pd和γ-Al_2O_3粉末形成的复合材料涂覆至铂电极上，制得具有检测元件和补偿元件的新型甲烷催化燃烧式传感器[26]，该传感器对甲烷检测具有快速响应特性和较高的灵敏度，最高可达34 mV/%。然而，催化燃烧式气体传感器具有无法识别非可燃性气体、对同一种类可燃气体区分度不高和测试环境要求高等不足，故无法在车内气味物质识别领域广泛应用。

2.2.2 电化学式气体传感器

电化学式气体传感器根据目标气体与传感器发生化学反应引起电路的电流变化识别目标气体

的信息。以CO气体为例，如图2所示，目标气体进入气体传感器后在检测极的催化剂上与水蒸气发生化学反应并产生质子和电子，质子通过离子传导体迁移到对极，电子通过外部引线到达对极进一步发生化学反应。当目标气体存在时，通过检测极与对极间的电流大小来检测气体并识别目标气体的浓度信息[27]。

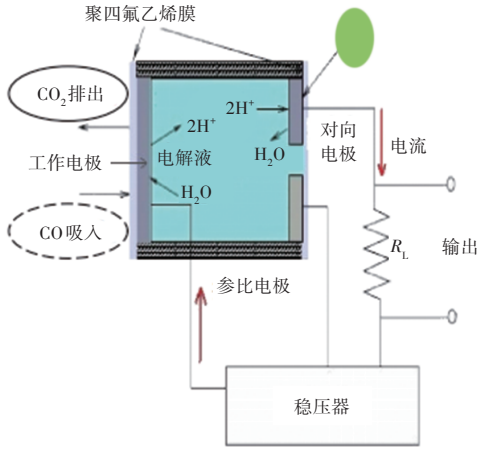


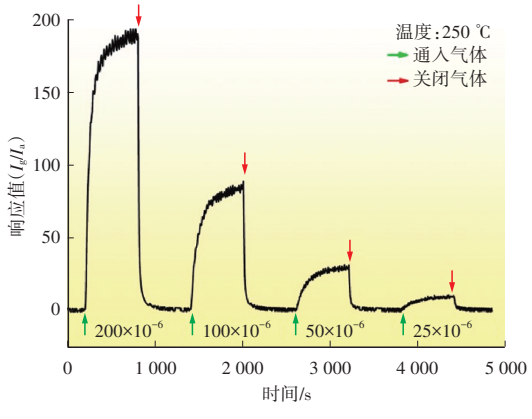
图2　电化学式气体传感器工作原理[27]

电化学式气体传感器具有分辨率较高、输出线性、成本较低等优点，在低浓度气体检测中表现出显著的准确性，并可满足便携式和嵌入式设备的应用需求。Zhong利用由溶胶-凝胶法合成的钠快离子导体固体电解质制备了以ZnTiO为敏感电极的管状气体传感器，用于甲苯检测[28]。测试发现，该传感器能准确识别5×10^{-6}~50×10^{-6}浓度范围的甲苯，响应时间仅为5 s，具有优异的传感性能。Ma等制备了以多晶钙钛矿为气敏材料的电化学式气体传感器，并研究了不同金属元素和材料在不同煅烧温度下对传感器检测三乙胺性能的影响，最终确认在800 ℃下烧结的以$SmCrO_3$为电极的传感器对100×10^{-6}三乙胺表现出最高的响应值和最佳的识别性能[29]。Zhou等筛选了10个不同品牌的电化学气体传感器组成阵列模块，用于对恶臭物质的识别与分类。测试发现，基于决策树模型的识别算法可实现88%准确率的恶臭组分识别和分类[30]。尽管电化学反应传感器具有响应速度快、操作简便、可便捷携带等优势，但其识别准确度较低、整体功耗大且传感器易老化、寿命较短，难以满足车内气味物质识别高精度、低能耗和长期稳定性的要求。

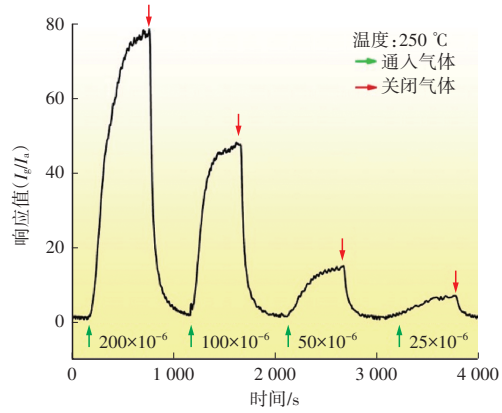
2.2.3　半导体式气体传感器

半导体式气体传感器利用目标气体与传感器表面的敏感材料发生化学作用时，气体传感器的电阻变化趋势和变化幅度等特性来检测气体和识别气体的浓度[31]。以金属氧化物半导体（Metal-Oxide-Semiconductor，MOS）传感器为例，当气体传感器处于洁净的空气中时，空气中的氧气分子会束缚传感器敏感材料氧化锡中的自由电子，导致半导体材料中的电子无法正常流动，而气体反应腔中存在还原性目标气体时，目标气体会与敏感材料表面的氧气分子发生化学反应，敏感材料中的电子可以正常移动，此时气体传感器电阻处于导通状态，因此可以根据气体传感器电阻的变化信息辨别目标气体的类别并识别气体的浓度。

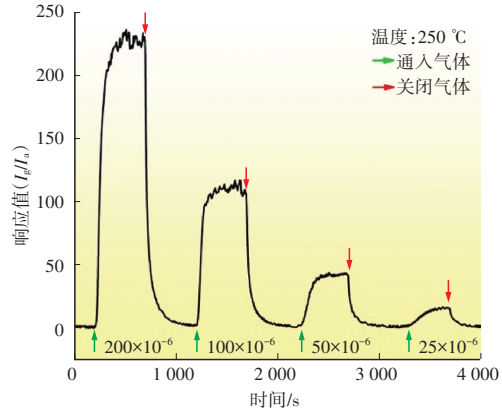
半导体式气体传感器因其具有敏感度高、识别速度快、作用范围广、成本较低等优点，已广泛应用于工业领域检测矿场易燃易爆气体，以及在家庭中实时检测有毒有害气体，也为VOC的检测与识别提供了重要技术手段[32-33]。Ma等选用10个金属氧化物半导体传感器组成对10种不同的VOC气体具有差异化响应的传感器阵列，用于浓度为1×10^{-6}~100×10^{-6}的单组分或双组分VOC的种类识别[34]。测试结果显示，通过对传感器响应数据进行归一化处理，基于包含15个隐藏层的深度学习模型可实现对VOC气体组分94%的识别准确率。Snehanjan等采用水热合成工艺制备了具有介孔特性的二氧化锡（SnO_2）中空微球，并将其作为核心传感元件获得氧化锡气体传感器，用于甲醛、甲醇、丙醇、甲苯等4种典型室内VOC气体的检测，响应信号如图3所示[35]。经训练后，结合模式识别算法模型对4种气体种类的识别准确率达100%，浓度识别误差低于8%。近年来，半导体气体传感器也在车内气味质量管控和气味物质客观表征方面逐渐得到关注和应用。



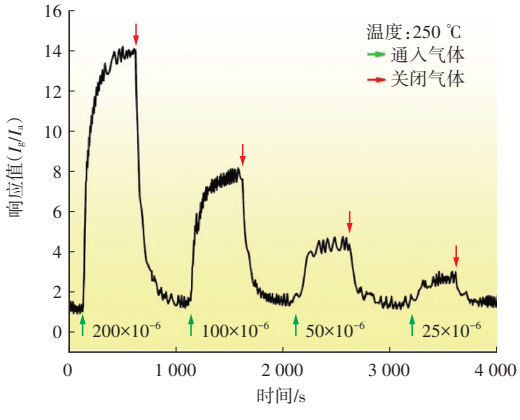
（a）甲醛



（b）甲醇



（c）丙醇



（d）甲苯

图3　传感器对4种典型室内VOC气体的响应信号曲线[35]

3　模式识别算法

模式识别算法是一类通过分析和处理数据特征，利用统计学、机器学习或深度学习等方法对数据模式进行分类、预测或识别的技术[20]。在传感器阵列对气味物质识别的应用中，模式识别算法能够有效提取阵列中多传感器输出的特征信息，对复杂气体混合物进行建模，实现对目标气味物质的定性识别和定量分析，为气味物质组分的检测与分析提供智能、精准和可靠的解决方案[36-37]。为便于比较不同算法的特点和在气体识别中的适用性，本文对K最近邻（K-Nearest Neighbor，KNN）、梯度提升树（Gradient Boosting Tree，GBT）、卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）及循环神经网络（Recurrent Neural Network，RNN）等典型模式识别算法在气味识别中的应用进行总结，如表2所示。

表2　不同模式识别算法在气味识别中的应用对比

算法模型	K最近邻	梯度提升树	卷积神经网络	循环神经网络
类型	传统机器学习	集成学习	深度学习	深度学习
基本原理	基于样本间的距离度量进行分类	迭代训练多棵回归树，逐步优化残差	通过卷积层提取局部特征	利用循环结构表征序列随时间的变化关系
优点	简单直观，无需训练	拟合能力强、解释性好	对高维特征提取能力强	擅长处理时序数据
局限性	对噪声敏感、计算量大	对参数和样本分布较敏感	需大量数据和计算资源	训练难度大、存在梯度消失问题
适用场景	小规模数据集、模式简单的气味分类	特征维度中等、非线性关系显著的气体识别	高维传感器矩阵条件下的复杂气味混合物识别	动态气体浓度变化条件下的时序信号分析

3.1　K最近邻算法

在数据挖掘和机器学习领域，KNN是一种简单而有效的分类与回归方法[38]，其核心思想在于“近朱者赤，近墨者黑”，即一个样本的类别应当与其在特征空间中最近的k个样本的类别相同。其实现原理主要包括2个关键步骤，即距离计算和分类预测。首先，算法需要计算待分类样本与训练集中所有已知样本间的距离。常用的距离度量方法是欧氏距离（Euclidean Distance），其计算公式为[39]：

$$d(p,q)=\sqrt{(p_1-q_1)^2+(p_2-q_2)^2+\cdots+(p_m-q_m)^2} \quad (1)$$

式中：p、q为m维空间中的2个点，坐标分别为$(p_1,p_2,\cdots,p_m)$、$(q_1,q_2,\cdots,q_m)$。

通过计算，可以得到待分类样本与所有已知样本间的距离集合。KNN算法根据距离集合进行排序，并选择距离最小的k个样本作为待分类样本的“邻居”。这k个邻居的类别分布将直接影响待分类样本的类别归属。KNN算法的优点在于其简单性和直观性，它不需要复杂的模型训练过程和进行复杂的数据预处理。同时，KNN算法对于非线性分类问题也有较好的处理能力，且对异常值不敏感[40]。

然而，KNN算法也存在一些缺点，例如，当数据集较大时，计算所有样本间的距离将消耗大量的计算资源。此外，KNN算法对样本的平衡度依赖较高，当不同类别的样本数量差异较大时，分类结果可能受到较大影响。

3.2 梯度提升树算法

梯度提升树是一种强大的集成学习方法，通过迭代构建多个弱学习器（通常是决策树），逐步提升模型的整体预测性能。其基本思想是通过逐步叠加构建决策树模型，每棵树在当前模型的基础上拟合前一棵树的残差，旨在不断减小预测误差。最终，多个弱学习器的组合能够形成一个强大的模型，实现高精度预测[41]。

梯度提升树从一个初始模型开始，在每次迭代中，计算当前模型的残差，并训练一个新的决策树来拟合这些残差。新模型通过学习率（Learning Rate）参数来控制每棵树的贡献，以防止过拟合。这一过程重复多次，最终形成由多个决策树组成的强大模型。通过逐步优化和逐步提升模型性能，梯度提升树在处理回归和分类问题时表现出色，具有较高的预测精度和良好的稳定性，可广泛应用于各种机器学习任务[42]。

针对混合气体识别与分类任务，如何高效、准确且快速地处理由不同类型传感器组成的阵列模块产生的高维、非线性响应数据，一直是研究人员长期关注的重点。Pavlov等构建了由不同石墨烯衍生物组成的传感器阵列，并采用梯度提升回归树这一强大的集成学习算法作为核心分类器，实现对甲醇、丙酮等5种挥发性有机化合物的识别[43]。该研究在数据预处理和模型结构方面对传统梯度提升树进行了改进，通过优化特征组织方式及分类流程提高模型对不同气体响应模式的区分能力。测试结果表明，该模型对5种挥发性有机化合物的识别准确率高达97%，并可在3 min内快速完成组分判定。Hu等开发了一种集成式手持电子鼻系统，并将改进的梯度提升决策树方法用于液态挥发性化学物质的识别[44]。该团队在梯度提升回归树的基础框架上引入极限梯度提升、轻量级梯度提升机等改进算法，提升了模型对高维、非线性传感器响应数据的建模能力，并兼顾嵌入式平台的实时性需求。测试结果表明，该电子鼻系统可在1 s内对2种不同类别的挥发性有机液体完成识别，准确率高于90%。

3.3 深度学习算法模型

3.3.1 卷积神经网络

CNN是一类专为处理具有网格结构数据（如图像）的深度学习模型[45]。其核心特征在于使用卷积层自动提取和学习数据中的空间特征，通过卷积核（或滤波器）进行局部连接和权重共享，从而减少模型参数与提升计算效率。卷积神经网络通常由卷积层、池化层和全连接层组成，其中卷积层负责特征提取，池化层用于下采样降低空间图的特征维度，全连接层则完成最终的分类或回归任务。

卷积层的主要功能是从输入数据中提取局部特征，其参数共享机制在降低模型复杂度的同时，有助于保留输入数据的局部空间结构信息。通过应用卷积核（或滤波器）在输入数据上滑动，卷积层能够提取局部特征。每个卷积核识别特定的模式或特征，如边缘、纹理或颜色。参数共享机制在全部输入数据上应用相同的权重，显著减少了模型的参数数量，降低了计算复杂度和过拟合风险[46]。卷积操作通过局部感受野滑动的方式，能够保留输入数据的空间关系，使得处理后的数据保持输入数据的二维或三维结构（如图像的宽度、高度和通道）。通过多层卷积，模型逐层提取更复杂和抽象的特征，从低级特征（如边缘）到高级特征（如物体部分）。这种层次化的特征表示能力使卷积神经网络在图像分类、目标检测、图像分割等计算机视觉任务中表现出色[47-48]，并逐渐拓展应用于物质分类、气体识别等基于传感器数据的模式识别任务中。

针对电子鼻系统中气体传感信号时序性强、频谱特征隐含且信息分布不均的问题，Jiang等提出了一种时频注意力卷积神经网络[49]（Time-Frequency Attention CNN，TFA-CNN）。该模型在传统卷积神经网络的基础上引入时域与频域双分支特征提取结构，并通过注意力机制对不同时间片段和频率成分进行自适应加权，从而增强关键特征的表达能力。与CNN仅在单一时域信号上进行卷积不同，该方法通过显式建模时频信息，提高了模型对气体响应动态特性的刻画能力。试验结果表明，TFA-CNN在气体分类精度和浓度预测性能方面均优于传统CNN及多种对比模型，在多类气体分类与浓度预测任务中实现了接近100%的分类和高精度回归性能，证实了在电子鼻任务中引入时频注意力机制对卷积神经网络结构进行改进的有效性。Faleh和Kachouri提出了一种混合深度卷积神经网络电子鼻

模型[50]，在传统卷积神经网络用于特征自动提取的基础上，引入线性判别分析（Linear Discriminant Analysis，LDA）作为后端判别模块，以增强特征空间的类间可分性。与仅依赖CNN端到端分类的原始卷积神经网络模型不同，该混合框架通过将深度特征学习与经典判别方法相结合，提高了对低浓度及相似污染气体的区分能力，对4类不同浓度的气体物质识别准确率高达93%，高于单独采用CNN和LDA模型的分类准确率。

3.3.2 循环神经网络

RNN是一类用于处理序列数据的神经网络模型，其主要特点在于能够捕捉和利用序列数据中的时间依赖性，通过隐藏状态存储之前所有时间步的信息[51]。RNN通过在隐藏层中引入循环连接，使得每个时间步的隐藏状态不仅依赖于当前输入，还依赖于前一个时间步的隐藏状态。这种循环结构允许模型在处理序列数据时记忆和利用之前的信息，从而在时间序列处理、自然语言处理、语音识别等任务中表现出色[52]。

假设在时间步t的小批量输入为$\boldsymbol{X}_t\in\mathbf{R}^{n\times d}$，其中$n$为样本数、$d$为特征维度，该时间步的隐藏层变量为$\boldsymbol{H}_t\in\mathbf{R}^{n\times h}$，其中$h$为隐藏层的神经元数量，为实现时间步间的状态传递，引入隐藏层到隐藏层的权重矩阵$\boldsymbol{W}_{hh}\in\mathbf{R}^{h\times h}$，该权重参数负责与上一时间步的隐藏变量$\boldsymbol{H}_{t-1}$进行运算，决定当前时间步隐藏状态的更新方式，即当前时间步隐藏状态的计算公式为[53]：

$$\boldsymbol{H}_t=\Phi(\boldsymbol{X}_t\boldsymbol{W}_{xh}+\boldsymbol{H}_{t-1}\boldsymbol{W}_{hh}+\boldsymbol{b}_h) \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{xh}\in\mathbf{R}^{h\times h}$为输入隐藏层的权重矩阵，$\boldsymbol{b}_h\in\mathbf{R}^{h\times h}$为隐藏层偏置向量，$\Phi$为非线性激活函数。

$\boldsymbol{H}_{t-1}\boldsymbol{W}_{hh}$表示上一时间步的信息在当前时间步的作用方式。可以看出，隐藏变量通过整合当前时间步的输入信息和之前序列的所有历史信息，生成当前时间步的状态。由于当前时间步隐藏状态的定义与上一时间步的定义相同，公式体现了循环计算的特性，这种基于时间步的递归计算结构使得该类网络被称为循环神经网络[54]，图4所示为循环神经网络时间步展开图[54]。

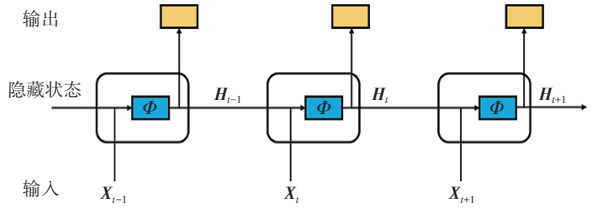


图4 循环神经网络时间步展开图[54]

然而，标准循环神经网络结构在训练过程中容易出现梯度消失和梯度爆炸的问题，这使其难以有效捕获序列数据中的长期依赖关系。长短时记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）网络通过精心设计的网络结构显著改善了这一局限性，其核心由3个门控单元、1个候选记忆细胞、1个记忆细胞和1个隐藏状态组成，结构如图5所示[55]。上述结构使得LSTM网络能够在时间序列数据中选择性地记住或遗忘信息，从而有效捕捉长期依赖关系，极大地提高了模型在处理长序列数据时的性能和稳定性[55]。

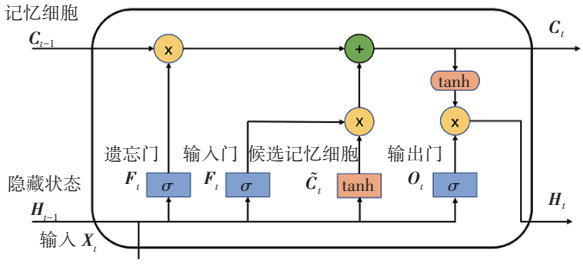


图5 LSTM网络结构[55]

近年来，针对电子鼻传感器生成的气体时序响应信号，RNN及其衍生模型凭借其强大的序列建模能力而广泛应用于气体识别与分析任务。Lim等提出了一种基于稀疏循环神经网络（Sparse Recurrent Neural Network，SRNN）的电子鼻混合气体识别方法，用于提升多组分气体的判别性能。该方法在传统RNN结构基础上引入权重稀疏约束，并以半导体金属氧化物（Semiconductor Metal Oxide，SMO）传感器阵列的瞬态电流波动特征作为输入。相较于标准RNN，SRNN在减少冗余连接的同时增强了关键时序特征的表达能力，试验结果表明，该模型在混合气体识别准确率和鲁棒性方面均优于传统循环神经网络模型[56]。Wang等将传统单任务分类/回归框架扩展为多任务学习（Multi-Task Learning，MTL）网络，并设计了LSTM-Attention作为共享主干结构，以同时完成气体种类识别与浓度预测任务[57]。如图6所示，该模型不同于传统LSTM网络单独预测单一任务，它通过注意力机制增强对时序响应中关键信号段的关注，同时利用多任务损失函数统一优化分类与回归性能。试验结果表明，与纯LSTM模型相比，注意力增强的LSTM网络在气体识别准确率和浓度估计精度上均获得显著提升，分类准确度高达98%，并可在30 s内完成对气体混合物种类的检测。

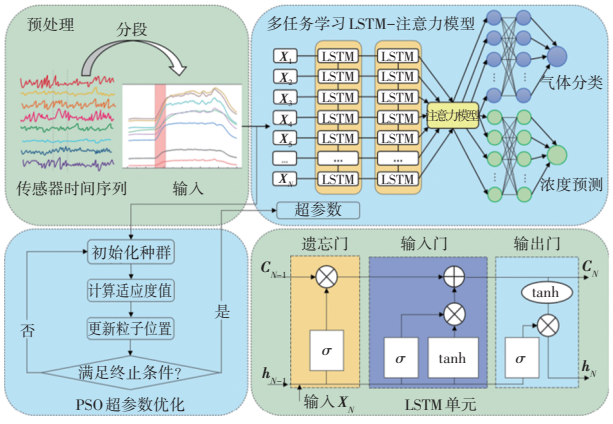


图6　LSTM-Attention模型结构[57]

4　电子鼻在车内气味物质识别领域的应用研究进展

近年来，随着新材料、生物技术、纳米技术等领域的快速发展，经典的机器学习算法和人工神经网络模式识别算法不断优化，电子鼻技术在车内空气质量管控和气味物质识别及溯源领域的应用逐渐得到汽车行业研究人员的关注，展现出广阔的应用前景[58]。目前，电子鼻对气味物质识别性能的改进和优化主要通过开发更具选择性和稳定性的气敏材料实现，力求增强传感器对目标气味分子的敏感度和特异性。同时，传感器结构的优化设计使阵列系统更为紧凑高效，有效提升了数据采集的精度和可靠性。而在数据处理方面，先进算法与机器学习技术被引入复杂气味信号的深度分析和解码领域，实现了更准确、更快速的气味识别和分类[59]。

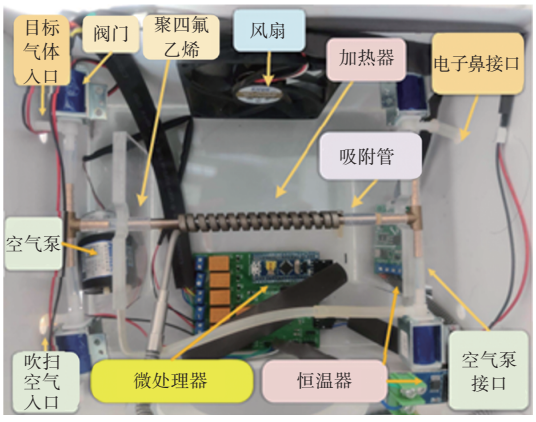
Jiang等采用纳米级软光刻技术制备了由小于100 nm的导电聚合物纳米线组成的化学电阻气体传感器阵列[60]。器件表面的侧链和功能团使得其对酮、醇、烷烃、芳香烃和胺等不同VOC物质表现出不同的灵敏度和选择性，经主成分分析（Principal Component Analysis，PCA）和LDA进行数据分析和模式识别训练可实现对单组分和混合双组分VOC物质的高效识别。

Sun等针对车内气味类型识别和气味强度等级评估等任务，利用由8个传感器构成的自制电子鼻系统对聚氨酯（Polyurethane，PU）皮革、聚氯乙烯（Polyvinylchloride，PVC）皮革、橡胶条等6种常见内饰材料释放的气味物质进行了检测和分类[19]。该研究设计了基于分类链（Classifier Chain，CC）的多标签分类器，先使用KNN算法对气味类型进行分类，然后将KNN的输出结果作为新的特征，再使用单类支持向量机（Support Vector Machine，SVM）模型对气味强度的等级进行分类，得到材料气味类型和气味强度的最终检测结果。该模型的平均识别率可达88.17%，证实了基于便携式电子鼻的多标签分类方法用于车辆内部材料气味性评价具有较高的可行性。

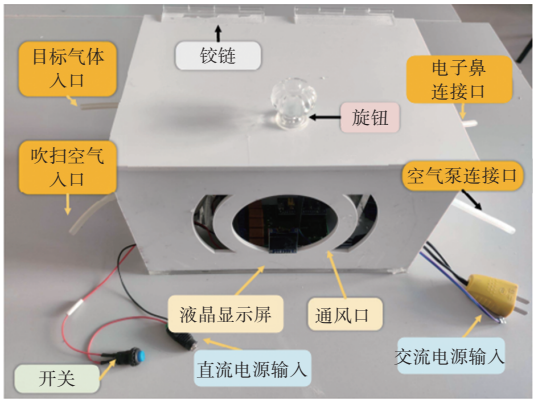
Wang等构建了一种由8个微机电系统（Microelectromechanical System，MEMS）气体传感器组成的便携式电子鼻系统，该系统通过车载边缘计算能够定量识别15种挥发性有机化合物[61]。每个传感器可以通过独立的模型实例自主实现模式识别。通过多个人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN）模型的集成学习可以进一步提高电子鼻的整体性能。与最优的单个传感器识别应用相比，实施集成学习后，VOC类型分类的准确率提高了20百分点以上（由58.0%提高到81.1%），浓度预测准确率得分提高了25百分点以上（由57.7%提高到84.1%）。基于传感器群设计的新型架构使得识别模型与对应传感器之间高度适配，同时保持了不同气体传感器及其识别模型之间的相互独立。与基于阵列的电子鼻相比，基于群体的电子鼻在类型识别方面的容错能力提高了10倍，在浓度预测方面的容错能力提高了18倍。

Shi等基于MOS气体传感器阵列开发了一种用于检测PP气体信息的电子鼻系统[62]。该系统采用集成数据增强方法和多分支内核通道注意网络（Multi-Branch Kernels Channel Attention Network，MBKCA-Net）对不同加热条件下PP产品散发的气体进行识别，可实现对PP产品质量的管控。该模型展现出了优越的分类性能，对不同工艺条件的PP产品识别及分类准确率高达99.60%，为汽车内饰材料的制造工艺提供了监测管控的新思路。

Deng等设计了一种基于电子鼻的便携式仪器，可替代嗅辨人员实现对车内空气质量的主观评估[63]。如图7所示，该仪器由预浓缩模块、传感模块和处理模块组成：预浓缩模块通过吸附和解吸将VOC浓缩到可检测水平；传感模块通过金属氧化物半导体传感器阵列测量目标气体的气味指纹；处理模块基于堆叠的集成学习方法将测量响应分类为相应的气味主观等级。该仪器经数据集训练后可实现高达92%准确率的主观评价等级输出，该仪器也因其成本低和可便携而在车内座舱空气质量监测和车载内饰材料品质管控中具有较大的应用潜力。



（a）内部示意



（b）外部示意

图7　电子鼻的便携式仪器[60]

Yang等开发了一种新型可佩戴的带状无线、无电池柔性电子鼻。如图8所示，该电子鼻由6个MEMS气体传感器组成阵列，同时结合射频（Radio Frequency，RF）技术与蓝牙通信模块，实现测试数据实时传输至移动设备端[64]。在数据建模与识别方面，该柔性电子鼻以多层感知机（Multilayer Perceptron，MLP）、优化的分布式梯度提升库（eXtreme Gradient Boosting，XGBoost）和轻量级梯度提升机（Light Gradient Boosting Machine，LGBM）等算法为基本模型，结合集成学习策略实现了对6种单组分VOC气体的高精度种类识别（96.8%）和低误差浓度预测（最大误差为32%），具有较高的应用潜力。

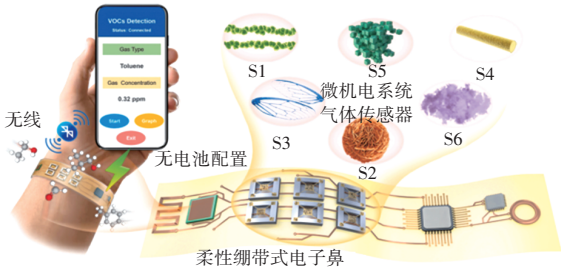


图8　无线带状、无电池柔性电子鼻系统示意[61]

5　总结与展望

电子鼻通过气味传感器阵列、信号处理系统和模式识别算法可快速实现对气味的敏感检测，在车内气味物质识别和零部件质量管控等领域逐渐成为关键的监测分析技术手段。然而，电子鼻技术在车内气味物质识别与溯源方面的研究，以及在车内空气质量实时监测与零部件质量管控领域进行全面应用仍面临以下不足与挑战：

a. 目前，电子鼻技术在与汽车相关的气味物质识别方面的研究主要集中在不同工况下零部件/内饰材料的质量检测与分类，以及替代人工对整车气味状态进行初步评估，暂无车内具体气味物质的识别和溯源应用的集中研究；

b. 尽管现有气敏材料种类多样且在灵敏度、选择性和稳定性方面不断优化，传感器自身的响应速度和耐用性也在逐步提升，但在存在低浓度和相似浓度物质的情况下，电子鼻可能出现交叉干扰，导致识别准确性降低和响应灵敏度不足；

c. 车内气味物质的复杂性及不同温、湿度等环境条件均对电子鼻的工作稳定性和精度产生影响；

d. 现有的识别算法模型对复杂车内气味的数据特征提取较为困难，算法的鲁棒性和泛化能力需进一步提高，对复杂混合气体种类和浓度的识别准确率仍较低。

因此，未来需在纳米材料和金属氧化物等新型气敏材料的升级、识别模块融合不同传感技术和阵列设计的优化、基于大量车内气味物质数据的积累与训练以创建更佳的识别模型，以及开发环境自适应算法等方面进行深入研究和探索，以提升电子鼻技术在车内气味物质识别与溯源领域的精确性与稳定性，确保其在车内空气质量监测与零部件质量管控中的广泛可行性与可靠性。

参　考　文　献

[1] DUDZIŃSKA M R. Volatile Organic Compounds in Private Cars and Public Vehicles[J]. Rocznik Ochrona Środowiska, 2011, 13: 101-116.

[2] 潘乃殊，王晓文. 乘用车内气味来源分析及管控[J]. 上海塑料，2022，50(2)：56-59.
PAN N S, WANG X W. Analysis and Control of Odor Sources in Passenger Cars[J]. Shanghai Plastics, 2022, 50(2): 56-59.

[3] 郭瑞华，孙翰林，胡玢，等. 汽车内饰材料与车内空气污染[J]. 汽车零部件，2018(11)：94-99.

GUO R H, SUN H L, HU B, et al. Automotive Interior Trims and Air Pollution in Vehicle Cabins[J]. Automobile Parts, 2018(11): 94-99.

[4] 吴峰. 车内VOCs及气味的管控措施研究[J]. 汽车零部件, 2024(3): 90-93+102.
WU F. Control Measures for VOCs and Odor Inside the Vehicle[J]. Automobile Parts, 2024(3): 90-93+102.

[5] 贾洪. 降低汽车内饰件用聚氨酯材料VOC的措施[J]. 黑龙江科学, 2020, 11(6): 54-55.
JIA H. Measures to Reduce VOC of Polyurethane Material for Automotive Interior Parts[J]. Heilongjiang Science, 2020, 11(6): 54-55.

[6] 辛强, 宋可, 王琳. 车内空气中VOC污染来源分析及检测[J]. 汽车零部件, 2016(3): 77-79.
XIN Q, SONG K, WANG L. Analysis and Detection of VOC Pollution Sources in Vehicle Air[J]. Automobile Parts, 2016(3): 77-79.

[7] DELAHUNTY C M, EYRES G, DUFOUR J P. Gas Chromatography-Olfactometry[J]. Journal of Separation Science, 2006, 29(14): 2107-2125.

[8] 王鑫, 傅强, 忽波. 基于GC-O和OAV方法的前壁板隔音垫气味物质研究[J]. 汽车零部件, 2018(11): 70-74.
WANG X, FU Q, HU B. Study on Odorant Components in the Front Wall Insulation Mats by GC-O and OAV Methods[J]. Automobile Parts, 2018(11): 70-74.

[9] 柯胜蓝, 李晶, 刘洋. 汽车内饰用再生聚丙烯材料气味溯源与改性分析[J]. 上海塑料, 2023, 51(5): 32-38.
KE S L, LI J, LIU Y. Odor Tracing and Modification Analysis of Recycled Polypropylene Material for Automotive Interior Parts[J]. Shanghai Plastics, 2023, 51(5): 32-38.

[10] JEONG S Y, MOON Y K, WANG J, et al. Exclusive Detection of Volatile Aromatic Hydrocarbons Using Bilayer Oxide Chemiresistors with Catalytic Overlayers[J]. Nature Communications, 2023, 14(1).

[11] STAERZ A, WEIMAR U, BARSAN N. Current State of Knowledge on the Metal Oxide Based Gas Sensing Mechanism[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2022, 358.

[12] 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).

[13] 瞿荣辉. 基于人体呼出气体的电子鼻系统的设计与实现[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020.
QU R H. Basic on Human Exhalation for the Electronic Nose System of Design and Implementation[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020.

[14] 熊忆舟. 基于仿生嗅觉神经网络的电子鼻食品气味识别算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
XIONG Y Z. Research on Food Odor Recognition Algorithm of Electronic Nose Based on Bioinspired Olfactory Neural Network[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022.

[15] 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).

[16] MAKARICHIAN A, CHAYJAN R A, AHMADI E, et al. Early Detection and Classification of Fungal Infection in Garlic (A. Sativum) Using Electronic Nose[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 192.

[17] 赵安新, 汤晓君, 张钟华, 等. 优化Savitzky-Golay滤波器的参数及其在傅里叶变换红外气体光谱数据平滑预处理中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(5): 1340-1344.
ZHAO A X, TANG X J, ZHANG Z H, et al. Optimizing Savitzky-Golay Parameters and Its Smoothing Pretreatment for FTIR Gas Spectra[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(5): 1340-1344.

[18] 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 X B, ZHAO J W. Electronic Nose Preprocessing and Its Application[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(5): 83-86.

[19] SUN Z H, LIU K X, XU X H, et al. Odor Evaluation of Vehicle Interior Materials Based on Portable E-Nose[C]// 39th Chinese Control Conference (CCC). Shenyang, China: IEEE, 2020: 2998-3003.

[20] GALVAN D, AQUINO A, EFFTING L, et al. E-Sensing and Nanoscale-Sensing Devices Associated with Data Processing Algorithms Applied to Food Quality Control: A Systematic Review[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2022, 62(24): 6605-6645.

[21] NAZEMI H, JOSEPH A, PARK J, et al. Advanced Micro- and Nano-Gas Sensor Technology: A Review[J]. Sensors, 2019, 19(6).

[22] RATH R J, FARAJIKHAH S, OVEISSI F, et al. Chemiresistive Sensor Arrays for Gas/Volatile Organic Compounds Monitoring: A Review[J]. Advanced Engineering Materials, 2022, 25(3).

[23] 李昊. 载体衬底一体型的催化燃烧气体传感器的研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2022.
LI H. Research on Catalytic Combustion Gas Sensor Integrated with Support and Substrate[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2022.

[24] OIGAWA H, SHIMOJIMA M, TSUNO T, et al. Stable Heating Technology for Catalytic Combustion Hydrogen Gas Sensor Using Quartz Resonators[J]. Sensors and Materials, 2018, 30(5): 1103-1114.

[25] FUKUI K, NISHIDA S. CO Gas Sensor Based on Au-La_2O_3 Added SnO_2 Ceramics with Siliceous Zeolite Coat[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 1997, 45(2): 101-106.

[26] LIU F M, ZHANG Y Q, YU Y S, et al. Enhanced Sensing Performance of Catalytic Combustion Methane Sensor by Using Pd Nanorod/γ -Al_2O_3[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2011, 160(1): 1091-1097.

[27] 李广义. "一氧化碳"的电化学式气体传感器的应用和探讨[J]. 计量科学与技术, 2021, 65(3): 40-43.
LI G Y. Analysis of an Electrochemical Gas Sensor for Measuring Carbon Monoxide[J]. Metrology Science and Technology, 2021, 65(3): 40-43.

[28] ZHONG T G, ZHAO W, JIANG F, et al. Toluene Sensor Combining NASICON with $ZnTiO_3$ Electrode[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2014, 202: 1103-1108.

[29] MA C, WANG L W, ZHANG Y Y, et al. Mixed-Potential Type Triethylamine Sensor Based on NASICON Utilizing $SmMO_3$ (M= Al, Cr, Co) Sensing Electrodes[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2019, 284: 110-117.

[30] ZHOU J, WELLING C M, KAWADIYA S, et al. Sensor-Array Optimization Based on Mutual Information for Sanitation-Related Malodor Alerts[C]// 2019 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS). Nara, Japan: IEEE, 2019: 1-4.

[31] PENG X, HAN Y, ZHANG Q, et al. Performance Improvement of MoS_2 Gas Sensor at Room Temperature[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2021, 68(9): 4644-4650.

[32] FANG X, ZONG B Y, MAO S. Metal-Organic Framework-Based Sensors for Environmental Contaminant Sensing[J]. Nano-Micro Letters, 2018, 10(4): 92-110.

[33] FRAGOSO-MORA J R, MATATAGUI D, BAHOS F A, et al. Gas Sensors Based on Elasticity Changes of Nanoparticle Layers[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2018, 268: 93-99.

[34] MA D L, GAO J M, ZHANG Z X, et al. Gas Recognition Method Based on the Deep Learning Model of Sensor Array Response Map[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2021, 330.

[35] ACHARYYA S, NAG S, GUHA P K. Ultra-Selective Tin Oxide-Based Chemiresistive Gas Sensor Employing Signal Transform and Machine Learning Techniques[J]. Analytica Chimica Acta, 2022, 1217.

[36] PAOLANTI M, FRONTONI E. Multidisciplinary Pattern Recognition Applications: A Review[J]. Computer Science Review, 2020, 37.

[37] JANIESCH C, ZSCHECH P, HEINRICH K. Machine Learning and Deep Learning[J]. Electronic Markets, 2021, 31(3): 685-695.

[38] ZHANG S C, LI X L, ZONG M, et al. Efficient kNN Classification with Different Numbers of Nearest Neighbors [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(5): 1774-1785.

[39] 钟智, 朱曼龙, 张晨, 等. 最近邻分类方法的研究[J]. 计算机科学与探索, 2011, 5(5): 467-473.
ZHONG Z, ZHU M L, ZHANG C, et al. Research on Nearest Neighbors Classification Techniques[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2011, 5(5): 467-473.

[40] WANG D, ZHANG X Q, FAN M Y, et al. Hierarchical Mixing Linear Support Vector Machines for Nonlinear Classification[J]. Pattern Recognition, 2016, 59: 255-267.

[41] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System[C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, California, USA: Association for Computing Machinery, 2016: 785-794.

[42] 梁红丽, 张鹏, 陈林, 等. 基于梯度提升树的大气分层透过率快速计算方法[J]. 气象学报, 2020, 78(5): 853-863.
LIANG H L, ZHANG P, CHEN L, et al. A Gradient Boosting Tree Method for Rapid Calculation of Level-to-Space Transmittances[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2020, 78(5): 853-863.

[43] MATVEENKO S, PAVLOV D, RABCHINSKII M, et al. Classification of Graphene-Based Electronic Nose Measurements with Gradient-Boosted Decision Trees[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2025, 396.

[44] CAO M L, HU X. An Integrated Handheld Electronic Nose for Identifying Liquid Volatile Chemicals Using Improved Gradient-Boosting Decision Tree Methods[J]. Electronics, 2023, 12(1).

[45] ALZUBAIDI L, ZHANG J L, HUMAIDI A J, et al. Review of Deep Learning: Concepts, CNN Architectures, Challenges, Applications, Future Directions[J]. Journal of Big Data, 2021, 8(1).

[46] PENG P, ZHAO X J, PAN X F, et al. Gas Classification Using Deep Convolutional Neural Networks[J]. Sensors, 2018, 18(1).

[47] 杨炜, 常晓博, 刘哲, 等. 基于改进掩膜循环卷积神经网络的沥青路面积水分布检测[J]. 汽车技术, 2022(8): 47-

53.
YANG W, CHANG X B, LIU Z, et al. Detection of Water Distribution in Asphalt Road Based on the Improved Mask R-CNN[J]. Automobile Technology, 2022(8): 47-53.

[48] LIN H L, CHEN H M, YIN C B, et al. Lightweight Residual Convolutional Neural Network for Soybean Classification Combined with Electronic Nose[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(12): 11463-11473.

[49] JIANG M L, LI N, LI M Y, et al. E-Nose: Time-Frequency Attention Convolutional Neural Network for Gas Classification and Concentration Prediction[J]. Sensors, 2024, 24(13).

[50] FALEH R, KACHOURI A. A Hybrid Deep Convolutional Neural Network-Based Electronic Nose for Pollution Detection Purposes[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2023, 237.

[51] 王春辉. 基于门控循环神经网络的电池健康状态估算[J]. 汽车文摘, 2025(7): 25-30.
WANG C H. SOH Estimation of Power Battery Based on Gated Recurrent Unit[J]. Automotive Digest, 2025(7): 25-30.

[52] GRAVES A. Generating Sequences with Recurrent Neural Networks[EB/OL]. (2014-06-05) [2025-08-22]. https://arxiv.org/abs/1308.0850.

[53] CHUNG J, GÜLÇEHRE Ç, CHO K H, et al. Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling[EB/OL]. (2014-12-11)[2025-08-22]. https://arxiv.org/abs/1412.3555.

[54] 邓亚平, 段建东, 贾颢, 等. 基于布谷鸟算法优化独立循环神经网络深度学习的超短期风电功率预测[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(9): 18-26.
DENG Y P, DUAN J D, JIA H, et al. Ultra-Short-Term Wind Power Prediction Based on Deep Learning with Independent Recurrent Neural Network via Cuckoo Algorithm Optimized[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(9): 18-26.

[55] GRAVES A. Long Short-Term Memory[M]// GRAVES A. Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 37-45.

[56] LIM N, HONG S, JUNG J, et al. Enhancing Mixed Gas Discrimination in E-Nose System: Sparse Recurrent Neural Networks Using Transient Current Fluctuation of SMO Array Sensor[J]. Journal of Industrial Information Integration, 2024, 42.

[57] WANG X, ZHAO W L, MA R L, et al. A Novel High Accuracy Fast Gas Detection Algorithm Based on Multi-Task Learning[J]. Measurement, 2024, 228.

[58] 程录. 面向车内气味评价的电子鼻富集装置研究[D]. 天津: 天津大学, 2020.
CHENG L. Research on E-Nose Enrichment Device for Odor Evaluation in Automobiles[D]. Tianjin: Tianjin University, 2020.

[59] LI Y, WEI X Y, ZHOU Y M, et al. Research Progress of Electronic Nose Technology in Exhaled Breath Disease Analysis[J]. Microsystems & Nanoengineering, 2023, 9(1).

[60] JIANG Y, TANG N, ZHOU C, et al. A Chemiresistive Sensor Array from Conductive Polymer Nanowires Fabricated by Nanoscale Soft Lithography[J]. Nanoscale, 2018, 10(44): 20578-20586.

[61] WANG T, WU Y, ZHANG Y W, et al. Portable Electronic Nose System with Elastic Architecture and Fault Tolerance Based on Edge Computing, Ensemble Learning, and Sensor Swarm[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2023, 375.

[62] WANG Y W, YU Y, ZHAO H J, et al. A Self-Developed Electronic Nose System Combines Data Enhancement and Multi-Branch Kernels Channel Attention to Identify the Gas Information of Industrial Polypropylene[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2024, 366.

[63] DENG X, MENG Q H, JING T, et al. A Portable E-Nose Endowed with Subjective Evaluation Function of Air Quality in Vehicles[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71.

[64] YANG Z Y, LIU Y M, CHEN D, et al. A Battery-Free, Wireless, Flexible Bandlike E-Nose Based on MEMS Gas Sensors for Precisely Volatile Organic Compounds Detection[J]. Nano Energy, 2024, 127.

（责任编辑　斛　畔）

修改稿收到日期为2025年8月22日。