doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.22.026

基于双向气体特征分类网络的电子鼻小米产地识别方法

龚茜茹
(河南工业职业技术大学电子信息工程学院, 南阳 473000)

摘要: 开展小米产地精准溯源识别,对保护地理标志农产品、规范市场秩序具有重要现实意义,而现有检测方法普遍存在操作繁琐、耗时长、有损样本且识别精度不足的问题。电子鼻凭借快速无损、气味指纹表征能力强的优势,为小米产地识别提供了可靠检测手段。为实现基于电子鼻系统的小米产地识别,本文结合气体数据特点设计了一种双向气体特征分类网络(Bidirectional gas feature classification network, BGFC-Net)。电子鼻系统检测了 6 个不同产地的小米气体信息。由于电子鼻获得的气体检测数据具有交叉敏感性和时间序列属性,且高维非线性特性使现有数据分析方法难以挖掘影响分类性能的重要特征,提出双向气体特征计算模块(Bidirectional gas feature calculation module, BGFCM),分别从传感器和时间序列双方向协同计算影响气体分类性能的深层特征,并结合交叉自注意力实现双向特征融合。基于 BGFCM 构建轻量化的 BGFC-Net,用于实现小米产地识别。消融试验验证了 BGFCM 设计的有效性。在与先进气体分类方法对比结果中,BGFC-Net 获得了最优分类准确率为 97.40%、最优 F1 分数为 97.59%,且在深度学习方法中,计算复杂度呈明显优势。

关键词: 气体分类; 电子鼻; 气体传感器; 特征计算; 深度学习
中图分类号: S24; TH89　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)22-0306-09　　**OSID**:

Electronic Nose-based Millet Origin Identification via Bidirectional Gas Feature Classification Network

Gong Qianru
(*Faculty of Electronic Information Engineering*, *Henan University of Industry Technology*, *Nanyang* 473000, *China*)

Abstract: Accurate traceability and identification of millet origins are of great practical significance for protecting geographical indication agricultural products and standardizing market order. However, existing detection methods generally suffer from cumbersome operation, time consumption, sample damage and insufficient identification accuracy. With the advantages of rapid non-destructive detection and strong odor fingerprint characterization capability, electronic nose provided a reliable detection method for millet origin identification. To realize millet origin identification, a bidirectional gas feature classification network (BGFC-Net) was designed according to the characteristics of gas data. The gas information of millet from six different origins was detected by an electronic nose system. The gas detection data acquired by electronic nose had cross-sensitivity and time-series attributes, and their high-dimensional nonlinearity made it difficult for existing data analysis methods to mine key features affecting classification performance. Therefore, a bidirectional gas feature calculation module (BGFCM) was proposed, which collaboratively extracted deep features affecting gas information classification performance from both sensor and time-series dimensions, and integrated bidirectional features through cross self-attention. Based on BGFCM, a lightweight BGFC-Net was constructed to identify the origin of millet. Ablation experiments verified the effectiveness of the designed BGFCM. Comparative results with state-of-the-art gas information classification methods showed that BGFC-Net achieved the optimal classification accuracy of 97.40% and the optimal F1-score of 97.59%, and also exhibited obvious superiority in computational complexity compared with state-of-the-art deep learning methods.

Key words: gas classification; electronic nose; gas sensor; feature extraction; deep learning

收稿日期: 2026-05-07　修回日期: 2026-06-01
基金项目: 河南省科技攻关项目(252102211057)
作者简介: 龚茜茹(1978—),女,教授,主要从事人工智能与传感检测技术应用研究,E-mail: gongqianru@hnpi.edu.cn

0　引言

小米作为我国传统五谷之一，品质与产地的地理环境、气候条件、土壤特性密切相关，不同产地小米在营养成分、风味口感上存在显著差异[1]。开展小米产地识别研究，不仅关系到消费者权益、市场秩序规范，更对小米产业高质量发展、农业文化传承具有重要的现实意义。电子鼻系统模仿人类嗅觉对气体信息进行决策的功能原理，借助交叉敏感性气体传感器阵列获取待测样本的指纹图谱信息[2-3]。因其具有重现性好、检测速度快等优点，被应用于食品检测[4]、工业监测[5]、农业生产[6]等领域。不同产地小米因品质差异其挥发性气体存在明显差异[7]，为利用电子鼻实现小米产地快速、精准识别提供了可行路径。

由金属氧化物半导体型气体传感器阵列构成的电子鼻系统被广泛应用，该系统利用气体传感器阵列的交叉敏感性获得待测样本的整体气体信息[8]。交叉敏感性指一个传感器会对多种气体产生响应，而一类气体也可使多个传感器产生响应，这代表传感器的单条响应曲线是综合信息的输出结果[9-10]。现阶段特征提取过程主要从信号的输出形式及气体的挥发状态，尽管被提取的特征有明确的物理意义，但已经忽略了信号本身包含的深层气味信息。

传统的气体信息分类过程包括特征提取、特征处理和模式识别 3 个过程。特征提取目的是提取能代表原始检测信号的重要特征，包括时域、频域、曲线拟合系数等[11-12]。特征处理是减少被提取特征之间的相关性和非线性，进一步获得最优的气体特征集合，包括主成分分析[13]、核熵成分分析[14-15]等。模式识别是对最优特征集进行分类，包括支持向量机(Support vector machine，SVM)[15]、随机森林(Random forest，RF)[16]、Fisher 判别分析(Fisher discriminant analysis，FDA)[14]、K 近邻算法(K-nearest neighbor，KNN)[11]等。然而，每个过程包含多种数据处理方法，最优数据处理方法需不断尝试确定，受人工干预较大[17]。基于交叉敏感和时序特征，检测数据具有高维复杂的特点。利用特征工程的挖掘方法难以获得影响分类性能的深层特征，且自适应能力较差，直接限制了电子鼻系统的检测性能与泛化能力。

随着深度学习发展，信息端到决策端的气体识别方法提升了数据处理过程的自适应性和有效性，仅需设计合理的网络结构，就可以实现气体信息的自适应特征提取、特征处理与模式识别[18-20]。Liu 等[21]提出了基于通道注意力和余弦退火热重启的二维卷积神经网络(Two-dimensional convolutional neural network based on channel attention and cosine annealing warm restarts，CC-2DCNN)的深度计算方法。Zhang 等[22]提出了结合轻量化的稀疏卷积及自注意力机制的细粒度稀疏注意力(Fine-grained sparse attention transformer，FGSFormer)。Yang 等[10]提出多尺度卷积与通道重滤波 Transformer 混合网络(Multi-scale convolution and channel re-filtering transformer hybrid network，MCCT-Net)。张擎等[23]基于 ResNet 的计算思想设计了格拉姆角场网络(Graham angle field network，GAF-Net)。石岩等[24]设计了双模态融合特征注意力(Bimodal fusion feature attention，DFFA)，其可自适应利用电子鼻检测数据的深层重要特征。

针对现有深度学习方法将电子鼻检测数据直接作为二维矩阵处理，难以同时表征传感器维度的交叉敏感特征和时间维度的动态变化特征，且局部瞬态信息与全局关联信息协同提取不足的问题，本文提出双向气体特征计算模块(Bidirectional gas feature calculation module，BGFCM)。该模块沿传感器和时间序列 2 个方向提取局部特征，利用交叉自注意力机制建立双向全局关联，同时采用平均池化与最大池化相结合的注意力聚合方式突出关键气体特征。在此基础上，构建轻量化双向气体特征分类网络(Bidirectional gas feature classification network，BGFC-Net)，以实现电子鼻检测数据从深层特征提取到小米产地识别的端到端学习。通过消融试验验证 BGFCM 各组成部分的有效性，并与多种气体信息分类方法进行对比，评价所构建网络的分类性能和计算复杂度，以期为小米产地快速、无损识别提供技术方法。

1　试验与方法

1.1　试验样本

所用小米样品均来自中国 6 个具有代表性的主要产区，具体包括山西沁县、内蒙古敖汉、陕西米脂、河北蔚县、山东金乡、辽宁朝阳。各产区样品均由某农业科学研究机构统一提供，且均为在同一地点种植并具有相同遗传特性的种子。为确保样品代表性及试验可靠性，所有样品均于 2025 年生产完成。采集后样品放置在实验室阴凉干燥环境下，进行 7 d 自然平衡静置。

1.2　气体检测系统及试验

以德国 Airsense Analytics Inc. 开发的 PEN3 型电子鼻为检测系统，图 1 为 PEN3 型电子鼻系统结构，由 2 个气泵、2 个流量阀、包含 10 个金属氧化物

传感器的气体响应气室以及数据采集卡组成。该系统在硬件端可自动完成预热稳定、洁净空气吹扫、基线校正及预处理操作，可自动从样品瓶的顶空部分收集挥发性气体，并将其送入传感器室。在测量前，系统会设定参数自动利用经活性炭过滤的洁净空气清洁气体通道和传感器，以恢复基线值。获得气体指纹图谱信息的主要检测单元为气体传感器阵列，表 1 为 10 个传感器主要性能参数。其基于传感器与气体之间的相互作用，引发氧化还原反应，进而导致传感器内活性物质的电导率发生变化。响应信号由比值表示，即小米挥发性物质引起的电导 G 与经活性炭净化后气体响应的电导 G_0 之比。

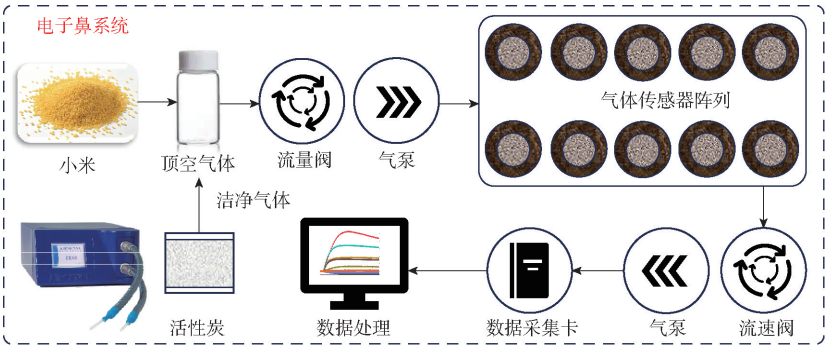


图 1 电子鼻系统结构

Fig. 1 Schematic of electronic nose system

表 1 PEN3 电子鼻系统传感器参数

Tab. 1 Sensor parameters of PEN3 electronic nose system

名称	敏感性	检测限/(μmol·mol^{-1})
W1C	芳香族化合物	10
W5S	氮氧化合物、高极性气体	1
W3C	氨和芳香族化合物	10
W6S	氢	100
W5C	短链烷烃、弱极性芳烃	1
W1S	甲烷、甲基类化合物	100
W1W	硫化合物、萜烯有机硫化合物	1
W2S	醇、醛、酮类	100
W2W	芳香成分、硫有机化合物	1
W3S	长链烷烃、高浓度烃类	10

小米气体检测试验环境温度为(23 ± 2)℃、相对湿度为(35 ± 5)%，具体试验步骤为：①系统预热和校准：在检测前，启动 PEN3 电子鼻系统并预热至少 30 min，以使传感器达到 300 ~ 500℃的稳定工作状态。随后，将经过活性炭过滤的清洁空气以流量 300 mL/min 通过传感器室和气体管路持续 60 s 进行吹扫，以清除其中的杂质。然后，使用电子鼻系统内置基线校准软件对传感器进行零点校准。②样品准备和顶空生成：从每个来源的储存样品中，准确称取 200 g 小米，并将其放入 1 个 500 mL 密封玻璃样品瓶。为了建立稳定的顶空环境，将该样品瓶在恒定温度下保持 30 min。③数据采集：采用气体以恒定流量 300 mL/min 被吸入传感器阵列。每次检测持续 60 s，数据采集频率设为 1 Hz。因此，每次检测都会产生 1 个 60 × 10 的原始响应数据矩阵，60 为时间序列长度，10 为传感器个数。④试验重复与数据集构建：为不失一般性，针对每个产地的小米样品进行了 60 次独立试验，即 60 个样本。总共获得 360 个样本数据。

图 2 展示了 1 个小米样品检测过程中 10 个传感器响应曲线，可以观察到，在检测的初始阶段，挥发性气体迅速进入传感器室，所有传感器的响应值急剧上升。随后，响应进入动态平衡或缓慢变化的阶段。传感器 W5S、W1W、W2W 和 W1S 的响应值相对较高，表明小米释放出的气体中包含大量芳香化合物、氮氧化物/氧化物质以及某些醇类和酯类物质，可能与小米固有的脂质和蛋白质成分有关。

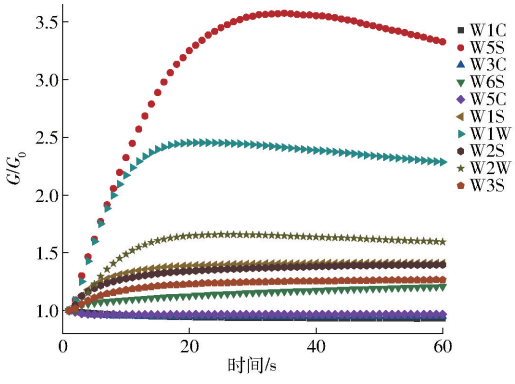


图 2 小米气体信息检测曲线

Fig. 2 Gas sensing response curves of millet samples

为直观地展示不同产地小米挥发性气体响应的差异，利用雷达图展示每个产地样本在第 40 秒时的传感器响应均值。如图 3 所示，可清晰观察到不同产地小米“气味指纹”的显著差异。传感器 W5S、W1W、W2S、W2W 和 W1S 的响应值在不同产地之间表现出显著变化。其中，W5S 的响应差异最为明显，这可能归因于不同产地小米生长质量差异导致的挥发性气体不同。同时，由于传感器本身存在交

叉敏感性，其他传感器也显示出一定的响应变化趋势。然而，仅依靠传感器响应值辨识小米产地易发生过拟合现象。由于交叉敏感性存在，气体深层信息既包括影响分类性能的重要特征，也包括影响分类性能的冗余信息。因此，综合传感器阵列的整体响应，自适应计算气体特征并实现分类有利于提升数据处理方法的决策性能。

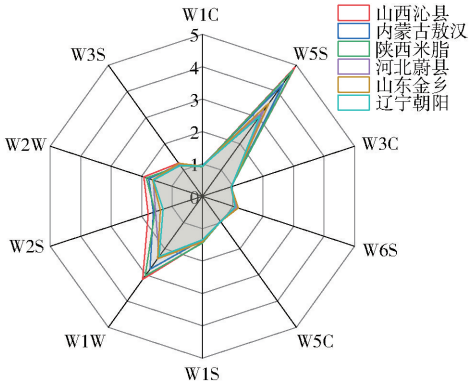


图 3　不同产地小米响应信息雷达图

Fig. 3　Radar plot of sensor responses of millet samples from different geographical origins

1.3　双向气体特征计算模块

电子鼻系统数据维度可表示为 $H \times W$，其由各个传感器输出信号构成。其中，H 表示采样点数量，W 表示传感器数量。深度学习技术通过对原始气体信息的深层解码，可获得影响分类性能的重要特征。在传感器方向，交叉敏感性可在不同时间点获得多种气体成分的综合信息。在时间序列方向，可获得不同传感器在动态顶空检测过程中的变化趋势。因此，协同 2 个方向特征计算能全面表征影响分类性能的重要特征。进一步，局部特征计算可以反映传感器之间、短时时序之间的信息瞬态变化情况；全局特征计算可以耦合所有传感器和全时序响应的动态趋势，二者协同计算有助于综合获得有效的深层气体特征。综上，本文设计了双向气体特征计算模型，其紧密结合了气体信息数据特点，实现了深层气体特征自适应计算。BGFCM 结构如图 4 所示，设原始气体信息数据形式为 $X \in \mathbb{R}^{1\times H\times W}$，其中，$\mathbb{R}$表示实数域，1 表示输入通道数，具体计算过程为：

（1）双向卷积（局部特征计算）

结合气体信息的数据维度，分别按照传感器和时间序列方向利用卷积计算局部深层特征。在小米气体信息中，时间采样点数量为 60，传感器数量为 10。基于这种较小的输入维度，过大卷积核将不能充分地捕捉局部特征。因此，在 2 个方向上分别利用 1×3 和 3×1 的卷积核进行局部特征计算，轻量化计算设定卷积核个数为 10（$C=10$）。为了在加速网络训练的同时减轻梯度不稳定问题，在卷积操作后引入批量归一化（Batch normalization，BN）。此外，为实现梯度平滑并增加计算过程中的非线性，引入指数线性单元（Exponential linear unit，ELU）作为激活函数（$\alpha=0.1$）[25]。计算式为

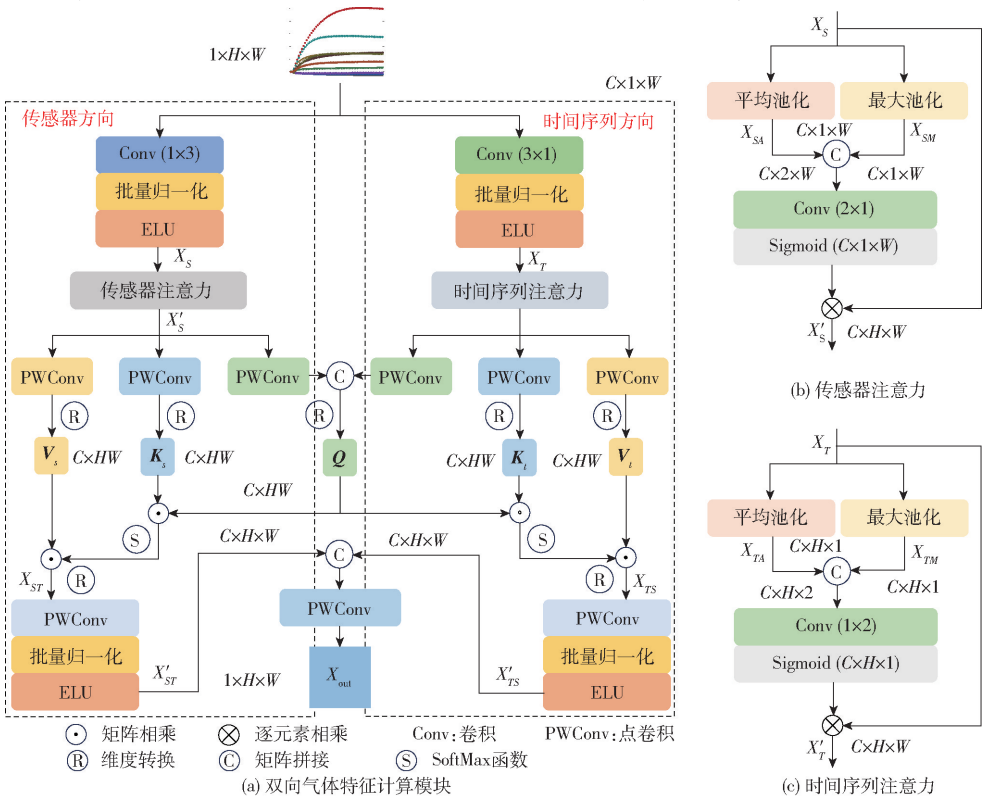


图 4　BGFCM 模块结构

Fig. 4　Architecture of BGFCM

$$X_S = \mathrm{ELU}(\mathrm{BN}(\mathrm{Conv}(1\times3, X))) \tag{1}$$

$$X_T = \mathrm{ELU}(\mathrm{BN}(\mathrm{Conv}(3\times1, X))) \tag{2}$$

其中
$$\mathrm{ELU}(x) = \begin{cases} x & (x \geqslant 0) \\ \alpha(\mathrm{e}^x - 1) & (x < 0) \end{cases} \tag{3}$$

式中 X_S——传感器方向提取的局部特征

X_T——时间序列方向提取的局部特征

BN——批量归一化

ELU——指数线性单元激活函数

Conv——卷积运算

为进一步自适应地获得沿传感器和时间维度的重要特征,受到坐标注意力机制的启发,通过结合气体数据的特性设计如图 4b 和图 4c 所示的注意力机制。这些机制分别专注于从传感器和时间方向提取关键的时空特征。在传感器方向(即沿 W 维度)上,对传感器数据执行平均池化和最大池化操作。平均池化在交叉敏感检测条件下捕捉整体特征,而最大池化在气体检测过程中提取显著的传感器特征。随后,将结果进行拼接(Concat),并使用卷积进行特征融合。最后,使用 Sigmoid 激活函数量化沿传感器方向计算的注意力权重,将其与局部特征计算结果按元素位置相乘以获得最终的传感器注意力输出。计算式为

$$X'_S = \mathrm{Sigmoid}(\mathrm{Conv}(2\times1, \mathrm{Concat}(X_{SA}, X_{SM})))\otimes X_S \tag{4}$$

式中 X'_S——传感器方向输入特征

X_{SA}——传感器方向经平均池化得到的特征

X_{SM}——传感器方向经最大池化得到的特征

同时,在时间方向(即沿着时间维度 H)上,对时间序列数据执行平均池化和最大池化操作。平均池化操作捕捉检测过程中传感器响应的全局趋势特征,而最大池化提取显著的信号特征。将 2 个池化操作的结果进行连接,并通过卷积进行特征融合。采用 Sigmoid 激活函数量化注意力权重,与局部特征计算结果按元素位置相乘以生成最终的时间注意力输出。计算式为

$$X'_T = \mathrm{Sigmoid}(\mathrm{Conv}(1\times2, \mathrm{Concat}(X_{TA}, X_{TM})))\otimes X_T \tag{5}$$

式中 X'_T——时间序列方向输入特征

X_{TA}——时间序列方向经平均池化得到的特征

X_{TM}——时间序列方向经最大池化得到的特征

(2)交叉自注意力(全局特征计算)

在全局特征计算过程,引入自注意力机制计算全局特征。在传统的自注意力计算过程,深层特征信息利用线性投影以获得查询向量 $\boldsymbol{Q}$、键向量 $\boldsymbol{K}$ 和值向量 $\boldsymbol{V}$[26]。全局特征计算公式为

$$Z = \mathrm{SoftMax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V} \tag{6}$$

式中 d_k——缩放因子,为键向量维度

SoftMax——归一化函数

将线性投影后得到的查询矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 乘以键阵 $\boldsymbol{K}$ 的转置除以缩放因子。然后,应用 SoftMax 函数以量化特征之间的相关作用关系。最后,结果与 $\boldsymbol{V}$ 相乘,即将特征相互作用与深度特征相乘,以获得全局特征表示。然而,受限于电子鼻系统检测数据量较小,本文采用轻量化的自注意力计算以实现双向 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{V}$ 矩阵的计算。即利用点卷积(卷积核尺寸为 1×1)在 2 个方向上将局部特征计算结果映射到 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{V}$ 矩阵中,并对数据维度进行转换实现自注意力计算。由于电子鼻系统通过具有交叉敏感性的气体传感器阵列获取小米整体气体信息,因此在传感器方向和时间序列方向上的数据都表现出显著的相关性和动态关联。为实现沿传感器和时间序列方向的双向特征计算,对 2 个方向的 $\boldsymbol{Q}$ 进行融合,用包含双向深层特征的 $\boldsymbol{Q}$ 与各自方向的 $\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{V}$ 进行交叉全局特征计算。计算式为

$$\boldsymbol{Q} = \mathrm{Reshape}(\mathrm{Concat}(\mathrm{PWConv}(X'_S), \mathrm{PWConv}(X'_T))) \tag{7}$$

$$\boldsymbol{K}_s = \mathrm{Reshape}(\mathrm{PWConv}(X'_S)) \tag{8}$$

$$\boldsymbol{V}_s = \mathrm{Reshape}(\mathrm{PWConv}(X'_S)) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{K}_t = \mathrm{Reshape}(\mathrm{PWConv}(X'_T)) \tag{10}$$

$$\boldsymbol{V}_t = \mathrm{Reshape}(\mathrm{PWConv}(X'_T)) \tag{11}$$

式中 $\boldsymbol{K}_s$——传感器方向键矩阵

$\boldsymbol{V}_s$——传感器方向值矩阵

$\boldsymbol{K}_t$——时间序列方向键矩阵

$\boldsymbol{V}_t$——时间序列方向值矩阵

Reshape——维度重构操作

PWConv——点卷积

在点卷积计算过程中的所有参数均不共享。在计算局部特征后,应用全局交叉自注意力机制来获取气体信息的深层特征。这种特征表示将局部细节提取与全局关系编码相结合,使其在捕捉影响分类性能的关键特征方面更加有效。在经典的自注意力计算过程中,为建模传感器方向与时间序列方向跨特征之间的相互作用,首先计算 2 个方向跨特征的相关性,并利用 SoftMax 函数对相关性权重进行归一化;随后,将归一化后的权重与对应的跨特征相乘,分别得到传感器方向和时间序列方向的相关特征表示。交叉自注意力机制计算式为

$$X_{ST} = \mathrm{SoftMax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}_s^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_{K_s}}}\right)\boldsymbol{V}_s \tag{12}$$

$$X_{TS}=\mathrm{SoftMax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}_t^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_{K_t}}}\right)\boldsymbol{V}_t \tag{13}$$

式中　X_{ST}——传感器方向经交叉注意力计算后得到的特征

X_{TS}——时间序列方向经交叉注意力计算后得到的特征

(3)深层特征融合

完成维度转换后,分别利用点卷积进行处理以增强深度全局特征的表示,同时采用批归一化和 ELU 操作保持网络的稳定性和训练效率。在获得双向全局关联特征后,沿通道维度拼接这 2 个结果。然后,应用点卷积融合深层特征,得到 BGFCM 的计算结果。计算式为

$$X'_{ST}=\mathrm{ELU}(\mathrm{BN}(\mathrm{PWConv}(\mathrm{Reshape}(X_{ST}))))\tag{14}$$

$$X'_{TS}=\mathrm{ELU}(\mathrm{BN}(\mathrm{PWConv}(\mathrm{Reshape}(X_{TS}))))\tag{15}$$

$$X_{\mathrm{out}}=\mathrm{PWConv}(\mathrm{Concat}(X'_{ST},X'_{TS}))\tag{16}$$

式中　X'_{ST}——传感器方向与时间方向双向关联特征

X'_{TS}——时间方向与传感器方向双向关联特征

X_{out}——BGFCM 模块最终输出

1.4　分类网络结构及超参数

结合轻量化的设计思想,应用于小米产地识别的 BGFC - Net 包括 3 个步骤。首先,BFGCM 进行气体信息的深层特征提取。然后,利用 2×2 的平均池化压缩深层气体特征。最后,利用 2 个全连接层实现深层气体特征分类,2 个全连接层神经元个数分别为 64 和 6。

在训练过程中,选择学习率为 0.01 的 Adam 优化器更新网络参数,批训练样本大小为 20,迭代次数为 200。在损失计算过程中,利用 L2 正则项的交叉熵损失函数来增强模型的泛化能力,正则化系数为 0.01,Softmax 函数应用于全连接层进行分类。在数据集划分过程中,每类样本的训练集和测试集按照比例 3∶1 划分。在模型训练时,基于五折交叉验证获得最佳模型,并评估模型的过拟合风险。在性能对比过程中,固定随机种子为 42,性能评价指标为准确率及 F1 分数。

2　结果与讨论

2.1　深层气体特征聚类分析

为了清晰体现 BGFCM 在深层气体特征计算中的有效性,应用 t 分布邻域嵌入算法(t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE)对原始气体数据和深层提取后的气体特征进行降维可视化,图 5 为 t-SNE 降维结果。在原始数据中,不同产地样本的特征分布存在明显的交叉与混叠。山西沁县、内蒙古敖汉、陕西米脂、河北蔚县、山东金乡和辽宁朝阳的样本在二维特征空间中分散分布,部分类别(如山西沁县与内蒙古敖汉、陕西米脂与河北蔚县)样本边界模糊、相互重叠,难以形成清晰的聚类,说明原始气体信息缺乏对产地来源的强判别性特征,直接用于产地区分存在较大难度。经深度学习算法自动特征提取后,各类样本在特征空间中实现了显著的类内聚集与类间分离,6 个产地样本均形成了独立、紧凑的聚类簇,不同类别之间的边界清晰且无明显重叠,表明深度学习算法能够有效挖掘原始气体数据中隐含的深层特征,大幅提升不同产地样本的特征区分度,为建立高精度产地判别模型提供了可靠特征基础。

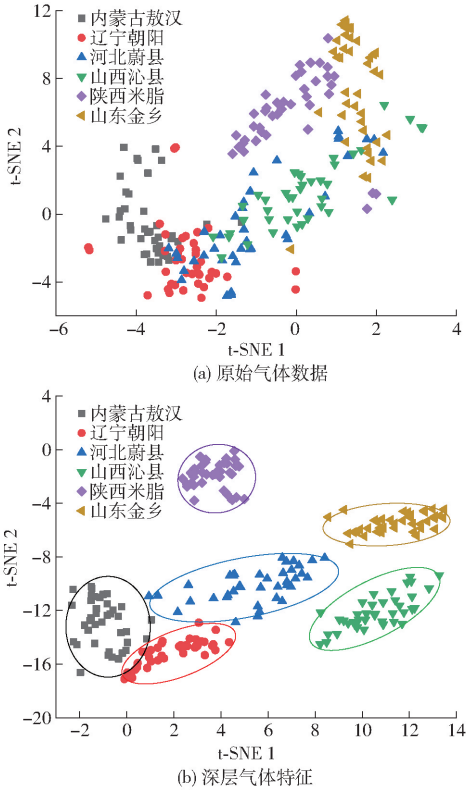


图 5　t-SNE 降维结果

Fig. 5　t-SNE dimensionality reduction results

2.2　消融试验

为了证明 BGFC - Net 设计过程的合理性,BGFCM 作为计算核心应进行消融试验,包括传感器和时间序列的双向特征计算、局部和全局特征计算、平均池化和最大池化的注意力聚合计算等关键环节。

表 2 为双向特征计算消融试验结果。协同进行传感器与时间序列双向特征计算后,模型分类精度相较于单一方向特征计算呈上升趋势,这说明气体

数据的传感器与时间序列双向维度计算对获取深层特征存在耦合关联。仅依赖单一方向提取特征会造成特征计算缺失,无法完整反映气体响应时空分布规律。双向协同计算可实现交叉敏感特征与动态时序特征互补,有效缓解高维非线性数据带来的特征丢失问题,使模型对小米气味指纹具备全面的表征能力。

表 2 双向特征计算消融试验结果

Tab. 2 Ablation experiment results of bidirectional feature calculation %

传感器方向特征计算	时间序列特征计算	准确率	F1 分数
√		95.93 ± 2.03	96.00 ± 2.12
	√	96.29 ± 1.31	95.99 ± 1.37
√	√	97.40 ± 1.66	97.59 ± 1.61

注:√表示采用此方法。下同。

表 3 为局部和全局特征计算消融试验结果。局部与全局特征计算的组合使用获得了最佳的分类性能,表明电子鼻数据需要同时捕捉细节特征与全局关联。局部卷积计算仅考虑传感器瞬时响应的碎片化特征,难以把握整体气体变化规律。全局自注意力无法充分表征时序与传感器间的局部细微差异,导致判别特征模糊。二者融合后,局部特征提供精准判别依据,全局特征构建稳定关联,自适应结合细粒度与整体性关联的特征提取模式,增强模型对复杂气体数据的解耦能力。

表 3 局部和全局特征计算消融试验结果

Tab. 3 Ablation experiment results of local and global feature calculation %

局部特征	全局特征	准确率	F1 分数
√		95.18 ± 1.67	95.07 ± 1.78
	√	95.93 ± 1.55	95.78 ± 1.65
√	√	97.40 ± 1.66	97.59 ± 1.61

表 4 为注意力计算特征聚合方式消融试验结果。平均池化与最大池化联合使用带来的性能提升高于单一池化方式,证明趋势特征与显著特征对气体分类具有同等重要性。仅平均池化易弱化高响应传感器的关键信号,仅最大池化易丢失时序平稳变化的整体信息。二者融合可兼顾气体响应的全局分布规律与突出敏感信号,让注意力权重更贴合电子鼻数据特性,减少冗余信息干扰,强化关键特征聚焦能力。

表 4 注意力特征聚合方式消融试验结果

Tab. 4 Ablation experiment results of attention-based feature aggregation methods %

平均池化	最大池化	准确率	F1 分数
√		95.56 ± 1.66	95.98 ± 1.56
	√	96.29 ± 1.85	96.20 ± 1.73
√	√	97.40 ± 1.66	97.59 ± 1.61

2.3 不同模型性能测试

为了进一步证明 BGFC - Net 优势,从模型性能、统计检验结果、计算复杂度 3 个方面进行了全面分析。表 5 为交叉验证下准确率及 F1 分数平均值和标准差量化结果,同时显示了 50 次重复计算下的统计检验结果。经典的机器学习方法如 SVM、KNN、FDA 的整体识别精度与泛化能力相对有限,这类方法依赖人工设计与筛选特征,难以充分挖掘电子鼻数据中高维非线性、交叉敏感与时序动态耦合的深层特征。最先进的气体分类方法(基于深度学习)如 CC - 2DCNN、FGSFormer、MCCT - Net、GAF -Net 和 DFFA - Net,虽通过端到端学习提升了特征提取的自适应性,但大多仅将气体数据作为常规二维矩阵处理,未针对建立传感器与时间序列维度的双向关联,也未实现局部与全局特征的协同提取。本文所提 BGFC - Net 依托双向气体特征计算模块,从传感器与时间序列 2 个方向联合提取判别特征,并融合局部卷积与交叉自注意力完成全局特征建模,同时采用平均池化与最大池化的注意力聚

表 5 多分类模型性能对比及统计分析结果

Tab. 5 Performance comparison and statistical analysis of different classification models

对比模型	准确率/%	F1 分数/%	参数量	浮点运算量	t	p
SVM[15]	93.70 ± 2.11	93.49 ± 2.04			9.84	< 0.001 ***
KNN[11]	90.74 ± 4.34	91.88 ± 3.61			12.93	< 0.001 ***
FDA[14]	94.44 ± 1.31	94.71 ± 1.12			9.75	< 0.001 ***
CC - 2DCNN[21]	94.81 ± 1.55	95.18 ± 1.18	8.07×10^4	5.92×10^6	7.15	< 0.001 ***
FGSFormer[22]	95.55 ± 1.66	95.13 ± 1.59	6.12×10^4	6.48×10^5	5.37	< 0.001 ***
MCCT - Net[10]	95.18 ± 1.66	94.94 ± 1.43	9.32×10^4	8.35×10^6	5.99	< 0.001 ***
GAF - Net[23]	95.92 ± 2.03	96.00 ± 2.12	4.71×10^6	1.02×10^6	4.86	< 0.001 ***
DFFA - Net[24]	96.67 ± 1.55	96.73 ± 1.70	1.84×10^6	4.71×10^6	3.89	< 0.001 ***
BGFC - Net	97.40 ± 1.66	97.59 ± 1.61	1.72×10^4	1.68×10^5		

注: *** 表示影响极显著($p < 0.001$)。

合策略，更贴合电子鼻数据的固有特性，所以在多模型对比中取得最优的性能。近年来，深度特征融合与多尺度注意力机制已在水稻种类识别和农产品品质检测中得到应用，并表现出良好的特征提取与分类能力[27-28]。

由表 5 可见，BGFC－Net 与被对比的气体信息分类方法的 t 值和 p 值均达到极显著水平，表明其性能提升并非由数据波动或随机性导致，而是具备统计学意义上的显著优势。同时，表 5 给出了不同深度学习模型参数量和浮点运算量。BGFC－Net 参数量和浮点运算量分别仅为 1.72×10^4 和 1.68×10^5，均为所有对比深度学习模型中的最低值；与计算开销次低的 FGSFormer 相比，二者分别降低 71.90% 和 74.01%。上述结果表明，BGFC－Net 在获得最高准确率(97.40%)和 F1 分数(97.59%)的同时，显著降低了模型参数量与计算复杂度，具有良好的轻量化特性。最后，基于五倍交叉验证获得的最优模型，图 6 为测试集混淆矩阵分类结果，仅 2 个样本被错分。内蒙古敖汉 1 个样本被错分为辽宁朝阳，辽宁朝阳 1 个样本被错分为河北蔚县，证实了 BGFC－Net 在测试集上的有效性。

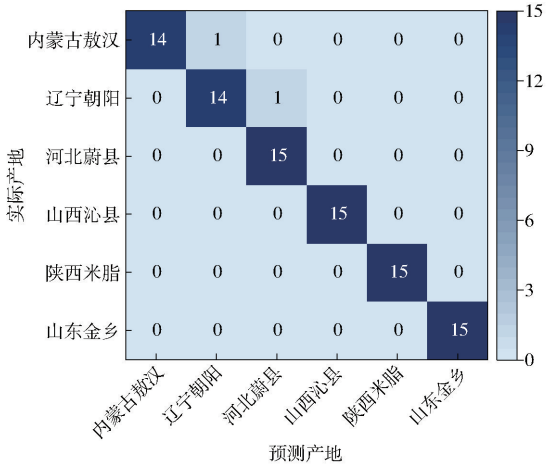


图 6　测试集的混淆矩阵分类结果

Fig. 6　Confusion matrix of classification results on test set

3　结束语

为实现小米产地识别，针对电子鼻检测数据特点，提出了一个 BGFC－Net 自适应分类网络。该方法通过构建 BGFCM，从传感器维度与时间序列维度协同提取局部与全局特征，并结合平均池化与最大池化组合的注意力聚合机制。消融试验结果表明，所设计的 BGFCM 模块可有效缓解特征丢失与信息冗余问题，显著提升特征计算和分类性能。在小米产地识别任务中，BGFC－Net 分类准确率达 97.40%、F1 分数为 97.59%，经统计检验，其性能显著优于其他先进的气体信息分类方法，且具备轻量化计算复杂度(参数量仅为 1.72×10^4，浮点运算量仅为 1.68×10^5)。本文所提方法为电子鼻技术在小米产地溯源、品质检测提供了一种高精度、低计算成本的有效方案。

参　考　文　献

[1] Wang F, Wang C, Song S. Origin identification of foxtail millet (*Setaria italica*) by using green spectral imaging coupled with chemometrics[J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 123: 104179.

[2] 程录，孟庆浩. 电子鼻富集装置温度补偿方法[J]. 仪器仪表学报，2020，41(1)：56－63.
Cheng Lu, Meng Qinghao. Temperature compensation methods for an electronic nose pre-concentrator[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 56－63. (in Chinese)

[3] Amini A, Anjilen H G, Amirfaridi H. Fast and portable single-sensor electronic nose for accurate quality assessment of extra virgin olive oil using a temperature-modulated generic gas sensor[J]. Talanta, 2026, 296: 128490.

[4] 李培，牛智有，朱明，等. 基于 SPME－GC－MS 和电子鼻的鱼粉挥发性物质分析[J]. 农业机械学报，2020，51(7)：397－405.
Li Pei, Niu Zhiyou, Zhu Ming, et al. Analysis of volatile compounds in fish meal based on SPME－GC－MS and electronic nose [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 397－405. (in Chinese)

[5] Zhuo J, Chen X, Zhang H, et al. Rapid and high-accuracy concentration prediction of gas mixtures based on PMH－TCN[J]. Measurement, 2025, 242: 116003.

[6] Hassan R, Morteza S, Mahdi G V, et al. On the feasibility of metal oxide gas sensor based electronic nose software modification to characterize rice ageing during storage[J]. Journal of Food Engineering, 2019, 245: 1－10.

[7] Yue Z, Zhang R, Feng N, et al. Uncovering the differences in flavour volatiles from hybrid and conventional foxtail millet varieties based on gas chromatography-ion migration spectrometry and chemometrics[J]. Plants, 2025, 14(5): 708.

[8] Yu X, Shen Y. Traceability of green tea origin: an adaptive gas features classification network coupled with an electronic nose [J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(4): 7708－7715.

[9] Wei G, Gao C, He A, et al. A spatiotemporal correlation-based data recovery method for improving the performance of electronic noses[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 9501811.

[10] Yang Y, Wang Z, Ren Z, et al. MCCT－Net: a hybrid neural network for improving the detection performance of electronic nose system[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2025, 443: 138314.

[11] Qian K, Bao Y, Zhu J, et al. Development of a portable electronic nose based on a hybrid filter-wrapper method for identifying the Chinese dry-cured ham of different grades[J]. Journal of Food Engineering, 2021, 290: 110250.
[12] 王茜, 孟庆浩, 靳荔成. 基于多域特征融合的手持式电子鼻白酒识别[J]. 传感技术学报, 2021, 32(2): 143 - 147.
Wang Qian, Meng Qinghao, Jin Licheng. Multi-domain feature fusion based Chinese liquor recognition using a hand-held electronic nose[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2021, 32(2): 143 - 147. (in Chinese)
[13] Rahimzaden H, Sadeghi M, Ghasemi-Varnamkhasti M, et al. On the feasibility of metal oxide gas sensor based electronic nose software modification to characterize rice ageing during storage[J]. Journal of Food Engineering, 2019, 245: 1 - 10.
[14] 殷勇, 申晓鹏, 于慧春. 基于 KECA + FDA 的白酒电子鼻多特征鉴别方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 374 - 380.
Yin Yong, Shen Xiaopeng, Yu Huichun. Multi-features identification method of electronic nose data based on KECA + FDA for Chinese liquors[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 374 - 380. (in Chinese)
[15] Shi Y, Jia X, Yuan H, et al. Origin traceability of rice based on an electronic nose coupled with a feature reduction strategy [J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(2): 025107.
[16] Ni W, Wang T, Wu Y, et al. Classification and concentration predictions of volatile organic compounds using an electronic nose based on XGBoost-random forest algorithms[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 24: 671 - 678.
[17] Sun H, Hua Z, Yin C, et al. Geographical traceability of soybean: an electronic nose coupled with an effective deep learning method[J]. Food Chemistry, 2024, 440: 138207.
[18] Avian C, Leu J S, Putro N A S, et al. Temporal-spatial and signal descriptor feature extraction for electronic nose signal processing[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(20): 33624 - 33632.
[19] Tan Y, Chen Y, Zhao Y, et al. Recent advances in signal processing algorithms for electronic noses[J]. Talanta, 2025, 283: 127140.
[20] Yang M, Zhu R, Jin W, et al. An electronic nose combined with DFCC - Net for origin identification of mung beans[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(8): 14173 - 14182.
[21] Liu Z, Liu Z, Wu J, et al. A portable electronic nose based on convolutional neural network for beer identification[J]. Food Control, 2025, 176: 111371.
[22] Zhang J, Liu J, Meng F, et al. Fine-grained sparse attention transformer to enhance electronic nose detection performance[J]. Pattern Recognition, 2026, 179: 113589.
[23] 张擎, 杨晓婧, 金鑫宁, 等. 基于电子鼻和电子舌与 1D - CNN - LSTM 模型的花椒产地快速溯源检测[J]. 传感技术学报, 2024, 37(5): 904 - 912.
Zhang Qing, Yang Xiaojing, Jin Xinning, et al. Rapid traceability detection of zanthoxylum bungeanum origin based on electronic nose and electronic tongue with 1D - CNN - LSTM model[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2024, 37(5): 904 - 912. (in Chinese)
[24] 石岩, 任宇琪, 王思远, 等. 自适应融合气体-光谱双模态信息花生产地溯源方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 176 - 183.
Shi Yan, Ren Yuqi, Wang Siyuan, et al. Adaptive fusion of gas spectral bimodal information for peanut origin traceability[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 176 - 183. (in Chinese)
[25] Djork-Arne C, Unterthiner T, Hochreiter S. Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (ELUs)[J]. Computer Science, 2015, 1(1): 1 - 14.
[26] Graham B, El-Nouby A, Touvron H, et al. LeViT: a vision Transformer in ConvNet's clothing for faster inference[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2021,4: 12259 - 12269.
[27] 张长胜, 李得恺, 杨忠义, 等. 基于深度特征局部重采样融合的多种类水稻种子识别[J]. 农业机械学报, 2025, 56(7): 522 - 531.
Zhang Changsheng, Li Dekai, Yang Zhongyi, et al. Multi-type rice seed recognition based on local resampling fusion of deep features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(7): 522 - 531. (in Chinese)
[28] 牛智有, 李武瑛妮, 孔宪锐, 等. 基于 Fishmeal - Mask2Former 分割模型的掺假鱼粉显微图像识别方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(7): 679 - 690.
Niu Zhiyou, Li Wuyingni, Kong Xianrui, et al. Detection of adulterants in fishmeal microscopic images based on segmentation model of Fishmeal - Mask2Former[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(7): 679 - 690. (in Chinese)