

doi: 10.12452/j.fxcxb.26031202

双光谱门控融合网络的牙刷柄快速分类检验

汤古越¹, 姜红^{1,2,3*}, 刘济恺¹

(1. 中国人民公安大学 侦查学院, 北京 100038; 2. 湖南警察学院 刑事科学技术系, 湖南 长沙 410138;
3. 北京汇正卓越科技有限公司司法鉴定中心, 北京 102446)

摘要: 为满足公安实战中牙刷柄塑料物证快速、无损品牌识别的需求, 构建了基于差分拉曼光谱与X射线荧光光谱(XRF)的双光谱识别方法, 并提出阶梯式门控融合网络(SHG-Net)。实验采集了111个涵盖9种品牌牙刷柄样本的差分拉曼与XRF数据, 通过筛选XRF数据中的稳定元素并进行标准化处理, 同时对差分拉曼光谱数据进行预处理与降维, 并采用正态分布采样进行数据增强以缓解小样本带来的影响。SHG-Net模型通过差分拉曼与XRF特征提取分支, 结合门控机制实现特征的自适应加权融合, 最终输出品牌类别。5折交叉验证结果显示, SHG-Net的准确率达0.96, 均衡准确率达0.94, 性能优于单模态识别及简单拼接融合方式。相较于传统机器学习模型和深度学习基线模型, SHG-Net在多项评价指标上表现更优, 且整体波动较小。双光谱信息互补与门控融合机制可在小样本条件下有效提升品牌识别性能, 为犯罪现场塑料类物证的快速分类提供技术支撑。

关键词: 差分拉曼光谱; X射线荧光光谱; 门控融合; 牙刷柄物证; 快速分类

中图分类号: O657.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-4957(2026)06-1303-09

Rapid Classification and Examination of Toothbrush Handles Based on a Dual-spectral Gated Fusion Network

TANG Gu-yue¹, JIANG Hong^{1,2,3*}, LIU Ji-kai¹

(1. School of Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China;
2. Department of Criminal Science and Technology, Hunan Police College, Changsha 410138, China;
3. Center of Forensic Science Beijing Hui Zheng Zhuo Yue Technology Co., Ltd., Beijing 102446, China)

Abstract: To meet the demand for rapid and non-destructive brand identification of plastic toothbrush handle evidence in practical police casework, a dual-spectral identification method based on differential Raman spectroscopy and X-ray fluorescence spectroscopy (XRF) was developed, and a stepwise hierarchical gating network (SHG-Net) was proposed. Differential Raman and XRF data were collected from 111 toothbrush handles covering nine brands. Stable elemental variables were selected from the XRF data and then standardized, while the differential Raman spectra were preprocessed and subjected to dimensionality reduction. Meanwhile, data augmentation based on normal-distribution sampling was adopted to alleviate the small-sample problem. SHG-Net uses separate feature-extraction branches for differential Raman and XRF data, and integrates a gating mechanism to achieve adaptive weighted fusion of features before outputting the predicted brand category. Five-fold cross-validation results showed that SHG-Net achieved an accuracy of 0.96 and a balanced accuracy of 0.94, outperforming single-modality recognition and simple concatenation-based fusion methods. Compared with traditional machine-learning models and deep-learning baseline models, SHG-Net showed better performance across multiple evaluation metrics, with smaller overall fluctuations. The complementary dual-spectral information and gated fusion mechanism can effectively improve brand identification performance under small-sample conditions, providing technical support for the rapid classification of plastic evidence recovered from crime scenes.

Key words: differential Raman spectroscopy; X-ray fluorescence spectroscopy; gated fusion; toothbrush handle evidence; rapid classification

收稿日期: 2026-03-12; 修回日期: 2026-05-09

基金项目: 食品药品安全防控山西省重点实验室开放课题(202204010931006)

* 通讯作者: 姜红, 硕士, 教授, 研究方向: 理化检验, E-mail: jiangh2001@163.com

网络首发日期: 2026-05-20

牙刷柄作为犯罪现场常见的日用品物证,不仅是提取DNA的重要生物检材载体^[1],在特定案件中还与致伤过程相关。公开案例显示,2023年日本青森县八户市医院患者死亡案中曾出现牙刷柄致伤情形;2024年加拿大Port-Cartier监狱袭击事件中也有犯罪人使用牙刷柄伤人的情况。这表明,牙刷柄在案件中可能同时承载生物信息、来源信息及案件经过相关信息。尤其当现场遗留牙刷柄来源不明、外观相近而数量较多时,若能进一步识别其材质和品牌差异,将有助于物证比对、来源追查及案件关联分析。然而,在公安实战中,现场牙刷柄物证往往种类繁多,不同颜色、不同批次乃至不同生产细节均可能同时存在。因此,建立快速、精确的品牌分类方法对公安机关缩小侦查范围具有重要意义。目前,傅里叶变换红外光谱(FTIR)、拉曼光谱等光谱技术与支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、多层感知器(MLP)和卷积神经网络(CNN)等模型相结合并被广泛用于塑料分类^[2-5]。已有研究利用差分拉曼光谱结合聚类分析实现了牙刷柄样本的初步分类^[6]。然而,现有方法难以充分利用双模态互补信息以支撑小样本条件下的细粒度分类^[7-8]。因此,探索能够自适应集成跨模态特征的深度学习模型,已成为该领域的进一步研究方向^[9]。

本研究使用阶梯式门控融合网络(SHG-Net),并利用门控机制实现有机与无机特征的自适应加权增强模型对复杂物证的判别力,以此构建了一种基于双光谱数据融合的牙刷柄品牌快速识别模型。实验结果表明,该方法能够显著提升品牌分类的均衡性与准确率,可为塑料类物证的快速分类与来源分析提供技术参考。

1 实验部分

1.1 实验样品

本研究共采集111个牙刷柄样本,覆盖9个主流品牌,品牌内部包含不同颜色和不同批次(表1)。

表1 111个牙刷柄样本的品牌及材质分类信息

Table 1 Brand and material classification information of 111 toothbrush handle samples

Brand ID	Brand	Quantity	Source	Color	Material category
1	Sanxiao	21	Yangzhou	Green, orange, blue, black, purple, white	PP+TPE
2	Colgate	21	Guangzhou	Gray, blue, purple, orange, white	PP+TPE
3	YIBAO	7	Shantou	Blue, green, purple, pink, white	PP+PR
4	Yangchen	7	Yangzhou	Blue, green, pink, white	PP+TPE
5	MUJI	20	Yangzhou	Blue, pink, white, gray	PP
6	Saky	6	Guangzhou	Pink, blue, purple, white	PETG/PP
7	SUHC	5	Yangzhou	Red, green, yellow, white	PP+TPE
8	LESENING	19	Chongqing	Green, black, purple, pink, orange, white	PP+TPE
9	DARLIE	5	Zhongshan	Green, yellow, blue, white	PP+TPE

1.2 仪器与实验条件

双波频仪拉曼光谱仪(YXDR-P50, 中科云析(南京)科技有限公司),双波长拉曼探头,仪器激光功率450 mW,积分时间3 s,光源波长为784、785 nm,扫描范围为200~2 800 cm⁻¹,用两种相近激发波长采集两次拉曼信号,通过差分或重构抑制荧光背景,再根据得到的拉曼特征峰进行物质识别。

X-MET8000Expert X射线荧光光谱仪(日立公司),探头为大面积硅漂移探测器,靶材为Rh靶。仪器工作电压为50 kV,电流为200 μ A,由内置X射线管激发样品中元素产生特征荧光X射线,经硅漂移探测器(SDD)采集后,依据特征能量和强度实现元素定性与定量分析。

1.3 实验方法

所有样本均以无水乙醇擦拭清洁、自然晾干后统一编号。考虑到刷柄几何形态差异带来的测试不确定性,统一选取刷柄平整的白色区域作为固定采集点,使用X射线荧光对每个样品在同一位点进行3次测量并取平均值;差分拉曼检测则在对应区域采集1次光谱数据用于后续分析。

1.4 数据预处理

为适配小样本条件下的法庭科学应用需求,并保证识别模型SHG-Net的训练稳定性,本文对XRF与差分拉曼光谱数据执行分层预处理流程。在交叉验证的每一折中,标准化参数(μ_j , σ_j)与降维变换(PCA投影矩阵)均仅由训练集估计,并用于对应验证集变换;数据扩增仅在训练集内进行,以避免信

息泄漏导致的性能高估。

针对XRF数据,为精准评估各元素在重复测量中的稳定性及品牌间的区分效能,引入相对标准偏差(RSD)作为特征筛选判据^[10]。RSD的计算表达式为:

$$\text{RSD} = \frac{1}{\bar{x}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \times 100\% \quad (1)$$

式中: x_i 为元素质量分数的单次测量值, n 为重复测量次数, $\bar{x}$ 为测量均值。通过剔除不稳定元素,可有效降低测量环境噪声对判定结果的干扰。随后,针对不同元素间含量的量纲差异,采用Z-score标准化对各元素特征进行尺度统一^[11],以减小量纲差异对模型训练的影响,提高模型训练的稳定性与收敛效率:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

式中: μ 和 σ 分别为对应元素含量的样本均值与标准差。

对于差分拉曼光谱数据,首先通过多项式拟合算法扣除残余荧光背景,随后采用二范数归一化(L2 Normalization)实施强度校准^[12],旨在补偿激发光功率波动或光学几何条件差异带来的强度漂移。归一化公式为:

$$\mathbf{x}_{\text{norm}} = \frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|_2} = \frac{\mathbf{x}}{\sqrt{\sum_{j=1}^m x_j^2}} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为原始光谱向量, x_j 为第 j 个波数值点的光强强度, m 为波数值点总数。针对光谱数据的高维稀疏特性,引入主成分分析(PCA)实施特征压缩^[13]。通过将归一化后的光谱投影至低维正交子空间,提取反映有机基质差异的核心特征 f_R :

$$\mathbf{f}_R = \mathbf{x}_{\text{norm}} \cdot \mathbf{W} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{W}$ 为对应前 k 个最大特征值的特征向量矩阵。本研究选定累计方差贡献率 $\geq 95\%$ 的特征维度作为拉曼模态的输入表征。针对小样本约束环境下模型易产生过拟合的问题,采用基于多元正态分布采样的增强算法^[14]。该方法通过在原始特征空间叠加高斯随机扰动,生成具有统计一致性的合成样本,公式如下:

$$\mathbf{x}' = \mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(\mathbf{0}, \lambda \cdot \text{diag}(\mathbf{s}^2)) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{x}'$ 为生成的增强样本, $\mathbf{x}$ 为训练集中经预处理后的原始输入特征向量, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为高斯随机噪声向量, $\mathbf{s}$ 为训练集中各特征维度的标准差向量, $\text{diag}(\mathbf{s}^2)$ 表示由各维度方差构成的对角协方差矩阵, λ 为控制噪声协方差大小的缩放因子($\lambda > 0$)。

2 模型构建

2.1 SHG-Net 架构设计

针对牙刷柄物证品牌众多、材质相近且样本量有限的特点,本文构建了阶梯式门控融合网络(SHG-Net)。该模型主要由差分拉曼分支、XRF分支、门控融合模块及分类层组成(图1),整体采用双分支并行特征提取与后续自适应融合的结构。其中,差分拉曼分支主要反映物证有机信息的差异,XRF分支主要反映无机元素组成及配方差异,随后通过门控机制对两类光谱数据进行动态加权,最终输出品牌分类结果。

2.2 多模态特征提取模块

在差分拉曼特征提取分支,针对经PCA降维处理后的光谱向量,引入集成卷积块注意力模块(CBAM)^[15]的一维卷积神经网络(1D-CNN)^[16]。通过不同尺度的一维卷积提取光谱局部变化特征,以表征牙刷柄高分子基体的差异特征 f_R 。

在XRF特征提取分支,针对筛选后的无机元素质量分数特征,采用轻量化多层感知器(MLP)进行特征映射^[17]。该分支聚焦于提取反映品牌间元素构成(如Ti、Ca、Zn等)差异的微观特征 f_X 。

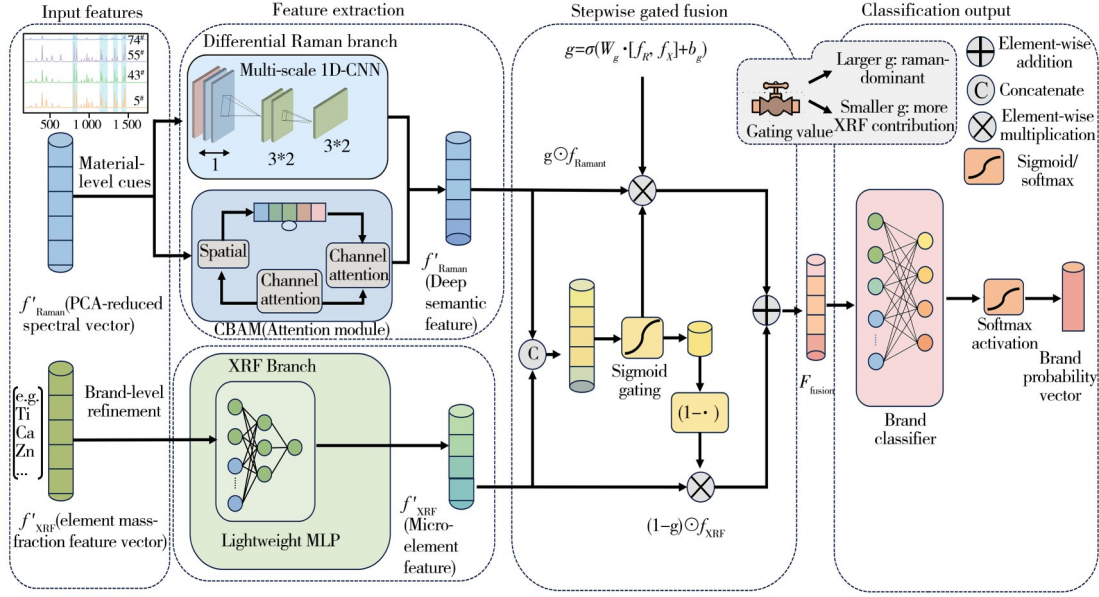


图1 阶梯式层次门控网络(SHG-Net)架构图

Fig. 1 Schematic diagram of stepwise hierarchical gating network (SHG-Net) architecture

2.3 阶梯式门控融合机制

阶梯式自适应门控融合机制能够实现跨模态特征在语义层面的动态权重分配^[18], 进而提升分类准确率(图2)。

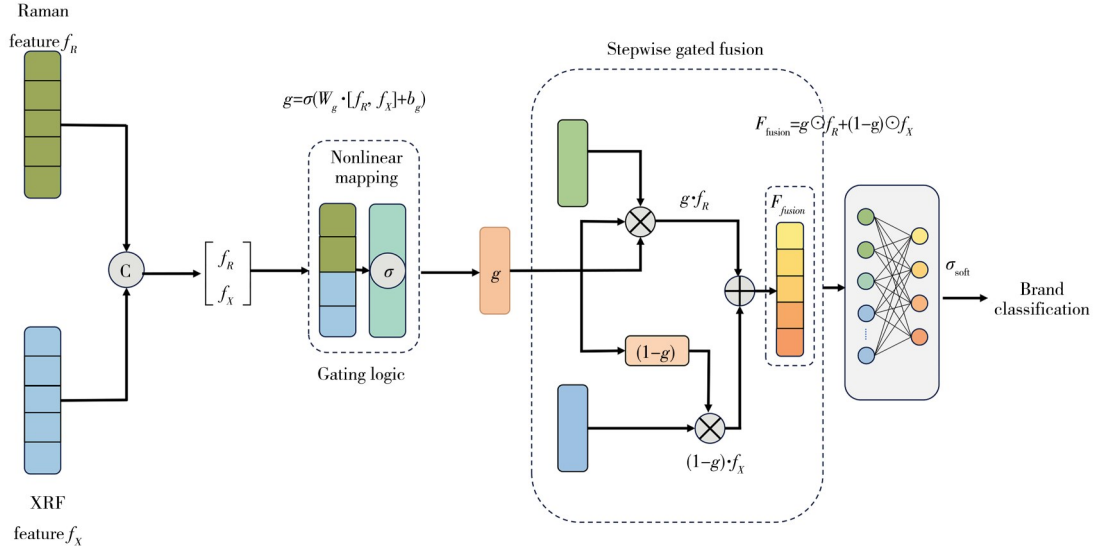


图2 阶梯式门控融合模块的结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the structure of the stepwise gated fusion module

首先, 将提取出的双模态特征向量进行拼接(Concatenation), 通过带有 Sigmoid 激活函数的非线性映射层计算门控因子 g ^[19]:

$$g = \sigma(W_g \cdot [f_R, f_X] + b_g) \quad (6)$$

式中: σ 为 Sigmoid 激活函数, W_g 为门控权重矩阵, b_g 为偏置向量。基于门控因子 g , 模型对拉曼模态与 XRF 模态特征进行权重重塑与融合, 生成最终的联合特征向量 F :

$$F = g \cdot f_R + (1 - g) \cdot f_X \quad (7)$$

门控因子用于调节两种模态特征在融合过程中的相对权重: 当差分拉曼光谱数据区分品牌材质时, 模型自动调高 g 值, 以基质特征为主导; 而对于材质高度相似、仅在添加剂含量上存在微弱差异的品牌, 模型则通过动态减小 g 值引入更多的 XRF 配方信息。这种门控融合方式能够根据样本特征动态整合差分拉曼与 XRF 信息, 从而提高模型对相近品牌样本的区分能力。融合后的特征向量 F 经全连接层

映射至品牌概率空间，并利用 Softmax 函数输出分类预测结果。

3 结果与讨论

3.1 牙刷柄样品的物理与光谱特征分析

本研究采集的 9 类品牌牙刷柄样本在外观上呈现出颜色、表面光泽与软硬度的差异，但仅凭肉眼难以对同材质不同品牌进行可靠区分。样本主要由聚丙烯(PP)及其与热塑性弹性体(TPE/TPR)的复合体系构成，少量样本表现为共聚酯(如 PETG/PP 体系)或竹等复合材料^[20]。

基于差分拉曼光谱特征峰，牙刷柄聚合物基体可初步分为 6 类(表 2)。A 类在 809 cm⁻¹和 840~842 cm⁻¹处呈现稳定双峰，并伴随 1 450~1 460 cm⁻¹及 973、1 150、1 330 cm⁻¹等处的烃链相关峰，归属于 PP 类聚烯烃基体；B 类具有 1 615 cm⁻¹芳环骨架峰、1 728~1 731 cm⁻¹酯基 C=O 伸缩峰和 1 290~1 296 cm⁻¹ C—O—C 振动峰，指示为 PET/PETG 类聚酯基体；C 类以 1 001 cm⁻¹苯环呼吸峰和 1 600~1 603 cm⁻¹芳环骨架峰为特征，归属于 PS/ABS 类苯乙烯系基体，但因 2 230 cm⁻¹处的腈基峰不稳定，整体更偏聚苯乙烯材质，仍需进一步确认(图 3)。D/E/F 类为过渡谱型，表现为羰基峰或芳香峰不稳定，或与 PP 指纹峰共存，提示仍需结合原始拉曼谱及 XRF 等多模态数据交叉验证以提高判识可靠性。

表 2 基于差分拉曼光谱的样本材质分类结果

Table 2 Classification results of sample materials based on differential Raman spectroscopy

Classification	Peak position(cm ⁻¹)	Matrix	Sample number
A	809, 840~842, 1 450~1 460	PP	1 [#] ~20 [#] , 43 [#] , 44 [#] , 50 [#] ~58 [#] , 62 [#] , 64 [#] , 68 [#] , 71 [#] , 72 [#] , 74 [#] , 77 [#] ~82 [#] , 84 [#] , 88 [#] , 90 [#] , 97 [#] , 98 [#] , 100 [#] , 102 [#] , 103 [#] , 105 [#] ~111 [#]
B	1 615, 1 728~1 731, 1 290~1 296	PET/PETG	59 [#] ~61 [#] , 63 [#] , 65 [#] ~67 [#] , 76 [#]
C	1 001, 1 600~1 603	PS/ABS	45 [#] ~49 [#]
D	1 728~1 730, 1 295, 1 450~809/ 841	—	69 [#] , 70 [#] , 73 [#]
E	1 001, 1 450, 809/841	—	22 [#] , 23 [#] , 25 [#] ~42 [#] , 89 [#] , 91 [#] ~96 [#] , 99 [#] , 101 [#] , 104 [#]
F	—	—	75 [#] , 83 [#] , 85 [#] ~87 [#]

然而，单纯依据差分拉曼数据进行分类存在两个问题：其一，同一基体内部的谱形差异往往有限，难以支持品牌内或同批次的进一步区分；其二，少量过渡和难判别谱型(如 D/E/F 类)可能受到共混体系、表面印刷/涂层、添加剂芳香族信号及差分处理放大基线波动等因素影响，导致关键判据峰不稳定，从而降低基体判识的稳健性。为此，引入 XRF 元素信息作为配方层证据十分重要。

XRF 反映的是样品中的无机元素组成，可作为样本区分的补充依据。结合表 3 的实测数据可见，即使在相近拉曼分组内，不同样本之间的元素组成仍可能存在差异。其中，Ca 源自 CaCO₃填料^[21]，Ti 多与 TiO₂白色颜料有关^[22]；Zn、Cu、Br、Fe 等元素的变化，则在一定程度上提示样品配方存在差别^[23-24]。需要说明的是，这些元素的具体来源较为复杂，可能受颜料、助剂、回收料或微量杂质等因素影响，单凭 XRF 结果尚难作确定性归属，因此仅将其作为反映配方差异的辅助证据。由此可见，在差分拉曼完成基体判别后，XRF 仍可为同一基体内部样本的进一步比较提供依据。对于仅凭差分拉曼难以区分的样本，XRF 所呈现的元素组合特征有助于其进一步归入成分更接近的小类，说明这些差异并非随机波动，而是具有一定配方基础的无机组成差异。

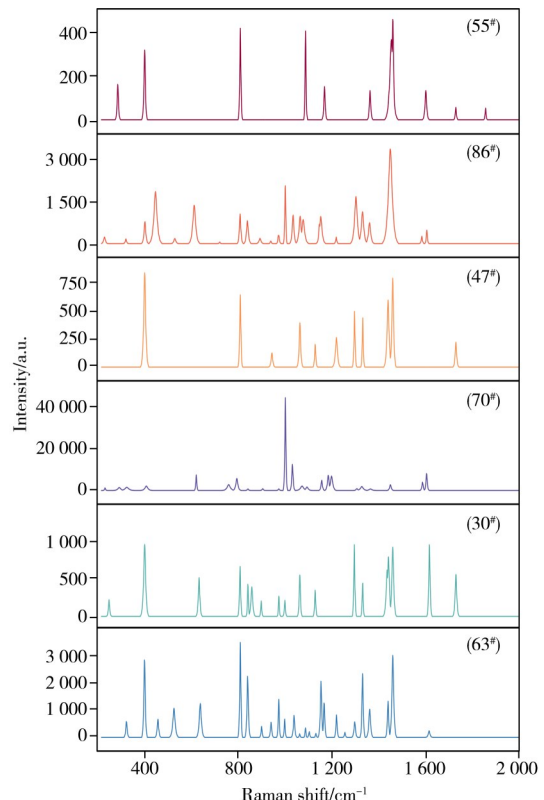


图 3 6 类典型牙刷柄代表性样本的差分拉曼光谱图
Fig. 3 Differential Raman spectra of six representative toothbrush handle samples

表 5 不同融合策略的 5 折交叉验证结果(均值±标准差)

Table 5 5-fold cross-validation results for different fusion strategies (mean ± standard deviation)

Number	Strategy	Acc	Bal-Acc	Macro-F1_all	Macro-F1_present
E1	Raman-only (Branch A)	0.96±0.04	0.94±0.06	0.88±0.09	0.92±0.07
E2	XRF-only (Branch B)	0.90±0.08	0.89±0.11	0.84±0.12	0.88±0.11
E3	Early fusion	0.95±0.03	0.93±0.05	0.88±0.08	0.91±0.05
E4	SHG-Net	0.96±0.04	0.94±0.06	0.89±0.08	0.93±0.06

消融结果表明,两种模态在该分类中呈现主与辅的证据关系:差分拉曼分支整体优于仅 XRF 分支,说明差分拉曼数据所代表的聚合物基体信息仍是品牌识别的主要判别来源;XRF 更多提供配方层补充线索,单独使用时更易受到通道噪声与类内差异影响,尤其不利于少数类召回的稳定性。融合策略中,直接拼接虽可引入互补信息,但容易将冗余或不稳定因素一并带入;门控融合在多个指标上略有优势,说明动态分配两种模态特征权重更适合本研究数据。

为进一步分析模型在不同品牌类别上的识别情况,图 5 给出了 SHG-Net 的归一化混淆矩阵。总体来看,多数类别的预测结果集中于主对角线,说明模型对多数品牌样本具有较好的区分能力。少量非对角线元素则表明,个别品牌之间仍存在一定混淆,这类情况多出现在

基体谱形接近、配方差异不明显的样本之间。与单模态方法和直接拼接融合相比,SHG-Net 在对角线上的分布更集中,非对角线误判相对较少,说明引入双模态信息后,一些原本容易混淆的类别得到了更好的区分效果。同时也应看到,混淆矩阵中仍然保留了少量局部误判,说明在当前小样本和细粒度品牌识别条件下,不同类别之间仍存在一定程度的边界重叠,这也是影响识别效果的一个主要难点。

混淆矩阵显示, Sanxiao 与 YIBAO 为典型易混品牌对,两类样本在光谱表征上具有很高相似性,但仍存在细微差异。从差分拉曼光谱看,两类样本在 400~1 800 cm^{-1} 区间内的整体谱形接近(图 6),说明其有机基体结构具有较高相似性,这是单一拉曼模态下产生混淆的主要原因。但均值谱比较显示, YIBAO 在 1 001、1 197、1 603 cm^{-1} 附近具有更强的特征响应,其中 1 001 cm^{-1} 附近差异最显著。上述差异表明,两品牌虽基体接近,但在局部有机组分或配方结构上仍存在一定区别。总体来看,差分拉曼光谱提供了分子结构层的判别依据,但该依据主要表现为局部峰强和谱形细节差异,单独用于细粒度品牌识别时的稳定性有限。

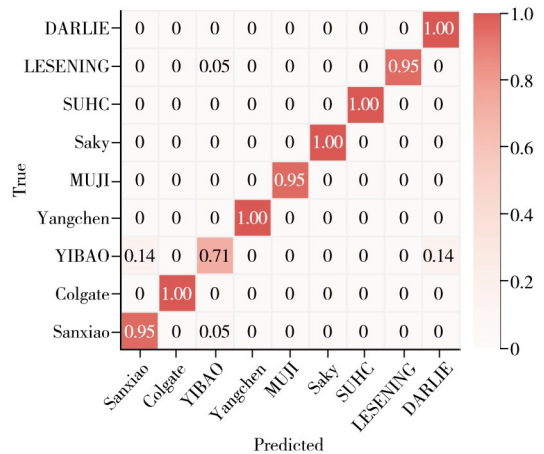


图 5 SHG-Net 模型分类结果的归一化混淆矩阵

Fig. 5 Normalized confusion matrix of classification results for SHG-Net model

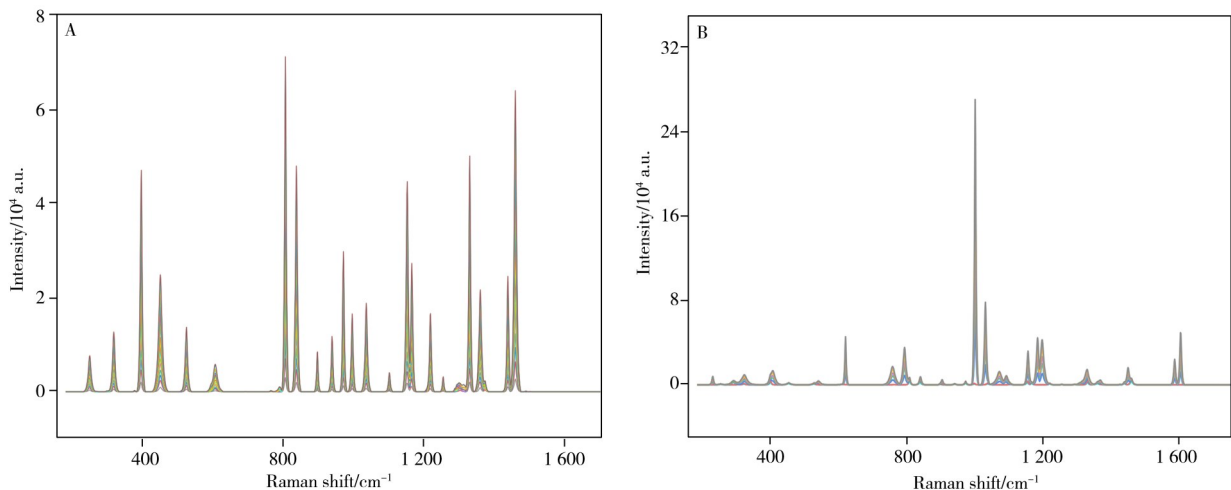


图 6 Sanxiao 牌(A)和 YIBAO 牌(B)牙刷柄样本的差分拉曼光谱图

Fig. 6 Differential Raman spectra of Sanxiao(A) and YIBAO(B) toothbrush handle samples

XRF 数据进一步提供了元素组成层面的区分信息。Sanxiao 与 YIBAO 在 Cl、Ti、Zn 和 Br 等元素上存在明显差异: Sanxiao 的 Cl、Ti 和 Br 整体响应较高, 而 YIBAO 的 Zn 分布更突出, 部分样本的 Ca 也表现出较高响应; 相比之下, Fe 在两类样本中的差异较小(图 7)。由于不同元素的 XRF 响应强度跨越多个数量级, 图 7 采用对数 y 轴进行表示, 但原始 XRF 强度数据未进行对数变换。上述结果表明, 两品牌在无机填料、颜料或添加剂体系上存在配方层差异, 这一信息可有效弥补差分拉曼谱对基体相近样本区分能力不足的问题。

对于结构相近但配方存在差异的易混样本, 差分拉曼光谱揭示了两类样本在有机层面的相似性, XRF 则进一步揭示了其在元素配方层面的差异。两种信息结合后, 有助于区分谱形接近但元素组成不同的样本, 从而降低易混品牌之间的误判。这说明, 差分拉曼与 X 射线荧光在“分子结构-元素配方”层面具有明显互补性, 双模态融合更适用于塑料物证的品牌识别。

4 结 论

本文面向公安实战中牙刷柄塑料物证的快速、无损品牌识别需求, 构建了差分拉曼与 XRF 双模态数据处理流程, 并提出阶梯式门控融合网络(SHG-Net)。差分拉曼主要提供聚合物基体层面的比较信息, XRF 则补充无机元素组成层面的差异信息, 两者结合有助于提高对部分易混样本的区分能力。在 5 折分组交叉验证下, SHG-Net 取得 0.96 的准确率, 且在 Bal-Acc 和 Macro-F1 等指标上优于单模态、简单拼接融合方法以及基线模型, 表明双模态互补信息与门控融合机制能够有效提升小样本条件下的区分能力。需要说明的是, 本研究牙刷柄品牌分类的意义主要在于为公安机关塑料物证来源分析提供线索性参考, 而非直接作为案件认定的依据。后续仍需通过扩大样本规模、补充更多品牌与批次样本, 并开展跨设备验证, 进一步优化模型并检验其泛化能力。

参考文献:

- [1] Sujatha G, Priya V V, Dubey A, Mujoo S, Sulimany A M, Omar Tawhari A M, Mokli L K, Mohana A J, Varadara-jan S, Balaji T M, Raj A T, Patil S. *Int. J. Environ. Res. Public Health*, **2021**, 18(21): 11182.
- [2] Ma X Y, Hu X G, Jiang H, Hu B F, Wang S J, Man J. *Laser Optoelectron. Prog.* (马星煜, 胡晓光, 姜红, 胡保发, 王昱鉴, 满吉. 激光与光电子学进展), **2025**, 62(13): 403-409.
- [3] Villegas-Camacho O, Francisco-Valencia I, Alejo-Eleuterio R, Granda-Gutiérrez E E, Martínez-Gallegos S, Villanueva-Vásquez D. *Recycling*, **2025**, 10: 46.
- [4] Guo Q, Jiang H, Wu K N, Yang J J, Duan B, Liu F. *China Plast.* (郭琦, 姜红, 吴克难, 杨金颜, 段斌, 刘峰. 中国塑料), **2021**, 35(9): 116-121.
- [5] Zhou G X, Wan J, Jiang H, Zhou F X, Ni T T, Huang K. *Packag. Eng.* (周贯旭, 万婕, 姜红, 周飞翔, 倪婷婷, 黄凯. 包装工程), **2024**, 45(9): 164-170.
- [6] Li S Q, Jiang H, Chang P Y, Liu F, Duan B, Liang Q F, Lin Y C. *Chem. Res. Appl.* (李晟全, 姜红, 常鹏宇, 刘峰, 段斌, 梁淇峰, 林宇辰. 化学研究与应用), **2021**, 33(6): 1174-1180.
- [7] Ma X H, Wang W L, Li W, Wang J B, Ren G B, Ren P. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **2024**, 62: 1-12.
- [8] Qiao J H, Zhang Q Y, Fan K J, Hu G Y, Su W H, You C X. *Int. J. Remote Sens.*, **2025**, 46(18): 6993-7017.
- [9] Li Z, Zhang J. *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, **2025**, 267: 105549.
- [10] Zhang T, Li C Y, Jiang H, Yang Z, Tian H L, Liu X J, Han W. *Laser Optoelectron. Prog.* (张涛, 李春宇, 姜红, 杨卓, 田红丽, 刘晓静, 韩玮. 激光与光电子学进展), **2024**, 61(21): 418-426.
- [11] Poornima S, Shirley Edward A. *Front. Plant Sci.*, **2025**, 16: 1631928.
- [12] Feng F, Zhang Y, Zhang J, Liu B. *Remote Sens.*, **2022**, 14: 505.
- [13] Li N N, Liu Z D, Wang H B, Han X, Li W X. *J. Instrum. Anal.* (李宁宁, 刘正东, 王海滨, 韩熹, 李文霞. 分析测试学报), **2024**, 43(7): 1039-1045.

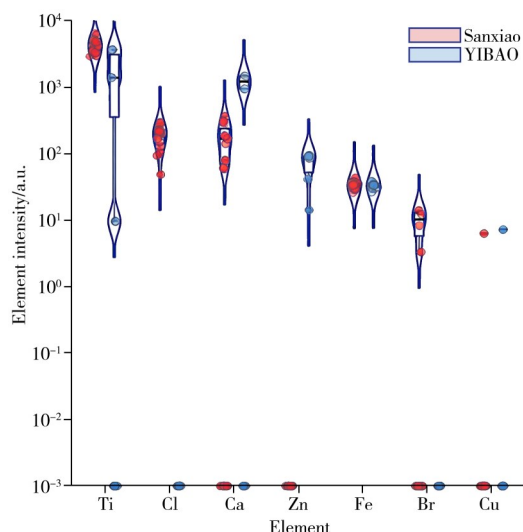


图 7 Sanxiao 与 YIBAO 牙刷柄样本的 XRF 元素分布对比图(y 轴为对数坐标)

Fig. 7 Comparison of XRF elemental distributions in Sanxiao and YIBAO toothbrush handle samples with a logarithmic y-axis

- [14] Tang L, Mao Y H, Cai J, Liu H Q, Min H, An Y R, Liu S. *J. Instrum. Anal.* (唐磊, 茅晔辉, 蔡婧, 刘恒钦, 闵红, 安雅睿, 刘曙. 分析测试学报), **2025**, 44(6): 1227–1236.
- [15] Hu Y, Tian S, Ge J. *Remote Sens.*, **2023**, 15: 4796.
- [16] Tang H, Li Y, Huang Z, Zhang L, Xie W. *Remote Sens.*, **2022**, 14(15): 3796.
- [17] Lu X Q, Ma K, Li F, Zhang J Q, Zhang X Y, Wu J Q, Li Z C, Zhang J H, Ren H H, Chen H. *J. Instrum. Anal.* (鲁晓权, 马琨, 李帆, 张建强, 张馨予, 吴加权, 李自超, 张津豪, 任慧慧, 陈航. 分析测试学报), **2025**, 44(11): 2339–2345.
- [18] Wang M, Sun Y, Xiang J, Sun R, Zhong Y. *Remote Sens.*, **2024**, 16(6): 1080.
- [19] Wang Z Y, Gao M F. *J. Instrum. Anal.* (王仲雨, 高美凤. 分析测试学报), **2023**, 42(1): 37–44.
- [20] Mazur M, Ruggeri M, Ottolenghi L, Scrase A, Gobbi L, Vinci G. *Discov. Environ.*, **2024**, 2: 86.
- [21] Peng Y, Musah M, Via B, Wang X. *J. Compos. Sci.*, **2021**, 5(11): 302.
- [22] Cabello-Alvarado C J, Quiñones-Jurado Z V, Cruz-Delgado V J, Avila-Orta C A. *Materials*, **2020**, 13(17): 3855.
- [23] Bonifazi G, Fiore L, Gasbarrone R, Hennebert P, Serranti S. *Recycling*, **2021**, 6(3): 54.
- [24] Silvestre C, Duraccio D, Marra A, Strongone V, Cimmino S. *Coatings*, **2016**, 6(1): 4.

(责任编辑: 盛文彦)