高等学校化学学报
CHEMICAL JOURNAL OF CHINESE UNIVERSITIES
研究论文

机器学习驱动的中药银杏叶SERS多维度鉴定

马其林[1,5#], 吴　叶[2#], 汤丹旸[3], 杨茂生[1,5], 徐国富[1], 杨　帆[5], 石　嘉[5], 姚建铨[4]
(1. 皖西学院电气与光电工程学院, 六安 237012; 2. 合肥联科微纳科技有限公司, 合肥 230031;
3. 杭州先导医药科技有限公司, 杭州 311121; 4. 天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072;
5. 天津市光电检测技术与系统重点实验室, 天津 300387)

摘要　建立了一种基于表面增强拉曼光谱(SERS)结合机器学习的银杏叶(*Ginkgo folium*)多维鉴别策略, 从产地、干燥工艺、贮藏品质及农药残留4个维度开展研究, 实现了银杏叶的智能分类与质量判别. 结果显示, 银杏叶提取液的SERS光谱具有典型的黄酮类(槲皮素、山柰酚、异鼠李素)和银杏内酯特征峰. 基于SERS结合偏最小二乘判别分析(PLS-DA)模型, 对来自5个产地及4种干燥方式的银杏叶样品均实现了100%的分类准确率, 表明产地差异与干燥工艺均对其化学组成产生显著影响. 进一步地, SERS结合偏最小二乘回归(PLS)可准确预测贮藏时间(训练集, R^2=0.991, 交叉验证集R^2=0.841), 并实现对草甘膦和福美双农药残留的高灵敏定量检测. SERS结合机器学习为银杏叶及其它中药材的产地溯源、工艺监控、贮藏评估与农残检测提供了一种快速、高灵敏度的分析新策略, 为中药材质量控制与安全监管开辟了新的技术路径.

关键词　银杏叶; 表面增强拉曼光谱; 机器学习; 多维度鉴定; 中药质量鉴定
中图分类号　O654; O433　　**文献标志码**　A　　doi: 10.7503/cjcu20260047

Machine-learning-driven Multidimensional Identification of Traditional Chinese Medicine Ginkgo Folium Using SERS

MA Qilin[1,5#*], WU Ye[2#], TANG Danyang[3], YANG Maosheng[1,5], XU Guofu[1], YANG Fan[5], SHI Jia[5], YAO Jianquan[4]
(*1. School of Electrical and Optoelectronic Engineering, West Anhui University, Lu'an* 237012, *China*;
2. Hefei Linke Micro-Nano Technology Co., Ltd., Hefei 230031, *China*;
3. Hangzhou Leading Pharmatech Co., Ltd., Hangzhou 311121, *China*;
4. School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, *China*;
5. Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and System, Tianjin 300387, *China*)

Abstract　This study establishes a multidimensional discrimination strategy for *ginkgo folium* based on surface-enhanced Raman spectroscopy (SERS) combined with machine learning. A systematic investigation was conducted across four dimensions (geographical origin, drying process, storage quality, and pesticide residues), enabling intelligent classification and quality assessment of *ginkgo folium*. The results showed that the SERS spectra of *ginkgo folium* extracts exhibited characteristic peaks of flavonoids (quercetin, kaempferol, isorhamnetin) and ginkgolides. Based on SERS combined with partial least squares discriminant analysis (PLS-DA), 100% classification accuracy was achieved for *ginkgo folium* samples from five origins and processed by four drying methods, indicating that both

收稿日期: 2026-01-26. 网络首发日期: 2026-03-10.
联系人简介: 马其林, 男, 博士, 讲师, 主要从事环境敏感材料、光谱学和光谱分析等方面的研究. E-mail: qilinma@wxc.edu.cn
基金项目: 安徽省高等学校科学研究项目(批准号: 2024AH051986)和天津市光电检测技术与系统重点实验室开放课题(批准号: 2025LODTS112, 2025LODTS106)资助.
Supported by the Scientific Research Project of Universities of Anhui Province, China(No.2024AH051986) and the Open Project of Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and System, China(No.2025LODTS112, 2025LODTS106).
共同第一作者.

origin differences and drying processes significantly affect their chemical composition. Furthermore, SERS combined with partial least squares regression (PLS) accurately predicted storage time (training set, R^2=0.991; cross-validation set, R^2=0.841) and enabled highly sensitive quantitative detection of pesticide residues, including glyphosate and thiram. In summary, SERS combined with machine learning provides a rapid, highly sensitive, and reliable analytical strategy for origin tracing, process monitoring, storage evaluation, and pesticide residue detection of *ginkgo folium* and other traditional Chinese medicinal materials. This approach opens a novel technical pathway for quality control and safety supervision in traditional Chinese medicines field.

Keywords Ginkgo folium; Surface-enhanced Raman spectroscopy; Machine learning; Multidimensional identification; Quality assessment of traditional Chinese medicine

银杏叶(Ginkgo folium)是一种应用广泛的传统中药材，主要含黄酮苷、萜内酯、酚酸类及多种微量元素，这些活性成分对改善微循环、抗氧化、抗炎及神经保护等具有显著的药理作用[1]. 然而，银杏叶的成分含量受产地环境、干燥工艺、保存条件以及农药使用等多种外部因素影响，其药效存在较大波动[2]. 这种质量波动不仅影响临床疗效，也增加了中药材标准化与可控化生产的难度，因此建立科学、准确且高效的质量评价体系已成为现代中药研究的迫切需求.

传统的中药材质量检测主要依赖高效液相色谱(HPLC)、气相色谱-质谱联用(GC-MS)等化学分析手段[3]. 这些方法在定量分析上精确可靠，但操作复杂、耗时长，且单次测量只能针对银杏叶中单一的化学成分进行，不适合对大批量样品进行全面快速的筛查[4,5]. 随着中药产业向智能化、标准化方向发展，迫切需要一种快速、无损、可高通量应用的质量检测技术. 表面增强拉曼光谱(Surface-enhanced raman spectroscopy, SERS)技术凭借其高灵敏度以及快速检测等优势，有望成为中药材质量评价和指纹图谱构建的重要手段之一[6]. SERS通过金属纳米颗粒显著增强拉曼散射信号，进而实现对微量化合物的灵敏检测，并能够反映中药材成分的整体化学特征[7]. 然而，在面对复杂的多成分样本时，SERS光谱数据通常存在峰重叠、噪声干扰及非线性特征等问题，使得依赖人工或经验进行光谱分析的方式在精度和可重复性上存在局限.

近年来，机器学习技术在高维光谱数据分析领域取得了显著进展[8,9]. 通过算法自动提取光谱特征并建立分类或回归模型，机器学习不仅能够提高鉴别准确性，还能增强模型对未知样品的泛化能力，进而实现自动化、智能化的数据处理与分析[10,11]. 这为中药材的快速、精准鉴别提供了新的解决方案.

本文提出了一种结合SERS光谱与机器学习的银杏叶多维度鉴定方法，从产地、干燥工艺、保存质量和农药残留4个角度对银杏叶样品进行系统建模与验证. 本文旨在通过构建多模型融合策略，实现银杏叶全链条的智能质量控制，为中药材标准化、智能溯源及安全使用提供技术支持，同时也为其它中药材的多维度质量评价提供可借鉴的研究范式.

1 实验部分

1.1 试剂与仪器

各产地的干银杏叶均购自安徽省合肥市药材市场. 不同工艺的干银杏叶均产自合肥市，委托商家采用不同工艺加工. 三水合氯金酸($HAuCl_4\cdot 3H_2O$，分析纯)、三羟甲基氨基甲烷(Tris，分析纯)、4-氨基硫酚(4-ATP，分析纯)、草甘膦(纯度≥99.5%)和福美双(纯度≥97%)，美国Sigma-Aldrich试剂公司；柠檬酸钠($Na_3C_6H_5O_7\cdot 2H_2O$，纯度99.0%)，国药集团化学试剂有限公司；去离子水(电阻率为18.2 MΩ·cm，由德国Merck KGaA公司Milli-Q超纯水系统制备).

SU8020型场发射扫描电子显微镜(SEM)，日本日立公司；MIRA P型拉曼光谱仪(Raman)，瑞士Metrohm AG公司.

1.2 金纳米颗粒的合成

金纳米颗粒(Au NPs)的制备参照文献[12,13]方法，并进行了适当改进. (1) 金种子的制备：向50 mL沸腾去离子水中加入0.5 mL 25 mmol/L $HAuCl_4$溶液和1.5 mL 1%(质量分数)的柠檬酸钠溶液，继续

煮沸30 min，获得金种子溶液[12]；(2) 金纳米颗粒的生长：向沸腾的去离子水中依次加入20 mL 0.1 mol/L的Tris溶液、4 mL金种子溶液和4 mL 25 mmol/L的$HAuCl_4$溶液，再煮沸30 min. 生成的Au NPs通过两次离心收集，然后超声分散于1 mL去离子水中，备用[13].

1.3 银杏叶样品的制备

取干银杏叶5 g，用清水清洗3遍，再用去离子水清洗2遍. 然后，将银杏叶切成小片(面积≤1 cm^2)，加入50 mL去离子水，加热至沸腾，保持30 min后自然冷却. 通过2 μm膜过滤器去除固体残渣，收集液体并浓缩成1 mL，备用.

1.4 SERS样品的制备、测试与数据处理

取100 μL银杏叶浓缩液与100 μL Au NPs胶体混合，均匀滴加于洁净的硅片基底(3 mm × 3 mm)上，于室温下自然干燥，制备成SERS测试基底用于拉曼光谱检测(激光波长为785 nm，功率密度为0.025 mW/μm^2，积分时间为5 s). 所得光谱经背景扣除与基线校正后，再进行归一化处理，用于进一步的机器学习. 这样处理数据的目的是有效校正由不同批次基底增强效应差异引入的强度偏差，避免其对机器学习模型的构建及结论产生实质性影响. 每种银杏叶提取液制备5组相互独立的平行样本，每组制备10个SERS测量基底，共获得50个独立的SERS测量基底. 对每个基底采集10条SERS光谱，并取其平均值作为该基底的代表性光谱，用于后续机器学习建模. 将上述50条平均光谱按照8∶2的比例随机划分为训练集(40条)和测试集(10条). 训练集用于构建偏最小二乘判别分析(PLS-DA)分类模型和支持向量机(SVM)回归模型，测试集用于评估模型的泛化能力和预测性能. 在机器学习过程中，还需进行交叉验证实验. 具体方法为分别将其中一组样品作为测试集，另外4组作为训练集，进行5轮训练和评估；然后对5轮评估的结果进行分析，以评估模型的可靠性和代表性.

2 结果与讨论

2.1 Au NPs的表征与SERS增强效应

采用化学还原法制备Au NPs，并评估其在银杏叶提取液SERS检测中的应用性能. 图1(A)为制备的Au NPs的SEM照片. 可见，Au NPs呈近球形，且粒径分布均匀. 粒径分布直方图及高斯拟合结果分

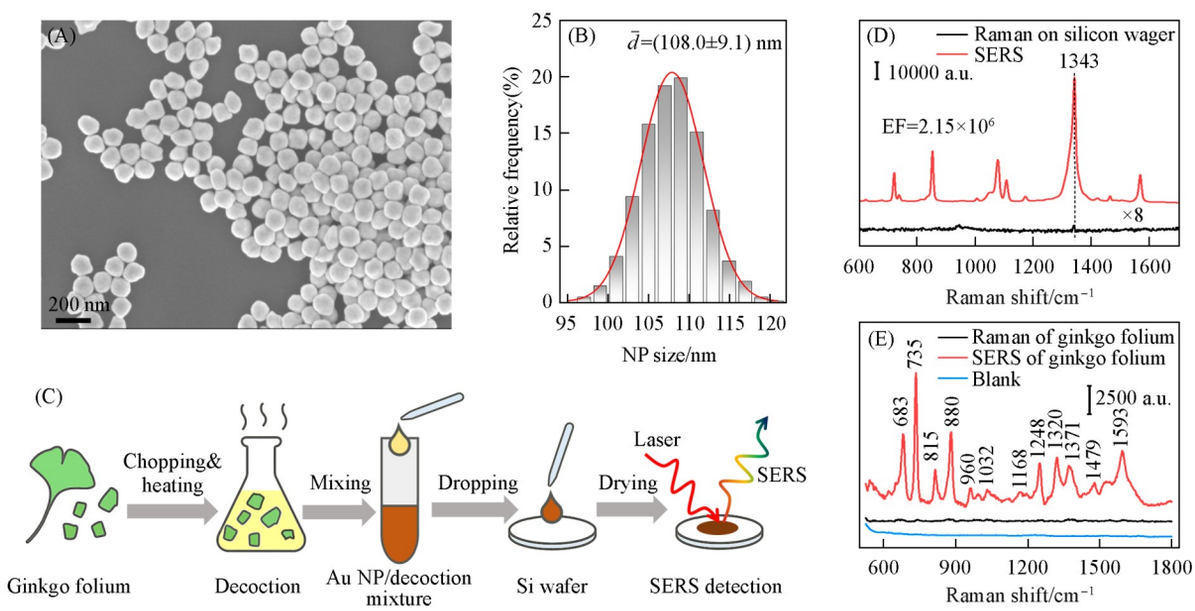


Fig. 1 Characterization of Au NPs and SERS detection of ginkgo folium

(A) SEM image of Au NPs; (B) particle size distribution histogram of Au NPs with Gaussian fitting curve; (C) schematic illustration of ginkgo folium sample preparation and SERS measurement; (D) evaluation of SERS enhancement factor using 4-ATP as a standard sample (The concentration of the sample used for SERS measurements is 1×10^{-6} mol/L, while that for Raman measurements is 0.1 mol/L. The solution volume used in both cases is 20 μL); (E) conventional Raman and SERS spectra of the blank substrate and ginkgo folium samples.

析表明颗粒的平均直径($\bar{d}$)约为108 nm[图1(B)]. 将干燥后的银杏叶样品切碎，经煮沸提取得到提取液；将该提取液与Au NPs混合后滴加于硅片表面，自然干燥形成测试膜，随后进行SERS检测[图1(C)]. 为验证Au NPs的SERS增强效果，开展了相关实验.

图1(D)展示了4-ATP在硅片上的常规拉曼光谱与在金颗粒基底上的SERS光谱. 结果表明，与常规拉曼信号相比，SERS信号强度显著增强. 进一步评估得到Au NPs的SERS增强因子(Enhancement factor，EF)为2.15×10^6[EF=(I_{SERS}/I_{Raman})(c_{Raman}/c_{SERS})[14]，其中，I_{SERS}和I_{Raman}(counts/s)分别表示SERS光谱和拉曼光谱的强度；c_{SERS}和c_{Raman}(mol/L)分别表示SERS和Raman测试中4-ATP溶液浓度]. 这表明所制备的Au NPs具有显著的SERS增强能力.

图1(E)展示了银杏叶提取液样品的SERS光谱，其特征峰显著且信噪比良好. 值得注意的是，空白Au NPs基底的信号中几乎未观察到明显谱峰，这说明所获得的SERS信号主要来源于银杏叶中的化学成分. 另外，银杏叶提取液的常规拉曼光谱展示出极为微弱的拉曼信号，这凸显了Au NPs对银杏叶提取液拉曼信号的重大增强作用. 结合相关文献对主要特征峰进行了归属，结果见表1.

Table 1　Assignment of SERS peak of ginkgo leaf spectra

Wavenumber/cm^{-1}	Assignment*	Chemical composition	Ref.
683	δ(C—C—C), δ(aromatic ring)	Kaempferol	[15]
735	δ(sugar ring)	Saccharides	[16]
815	ν(C—O—C)	Kaempferol	[15]
880	ν(C=C), β(C—CH)	Saccharides	[16]
960	ν(C—C)	Saccharides	[16]
1032	ν(C—O—C)	Saccharides	[16]
1168	ν(C—C—C), ν(C—O—C)	Isorhamnetin	[17]
1248	τ(CH_2)	Saccharides	[16]
1320	δ(CH_2/CH_3), δ(aromatic ring)	Quertetin	[18]
1371	τ(CH_3)	Quertetin	[18]
1479	δ(CH_2), δ(fatty acid chain)	Ginkgolides	[19]
1593	ν(C=C)	Quertetin	[20]

* ν: stretching vibration, β: flexural vibrations, δ: scissor vibration, τ: rocking vibration.

2.2　机器学习驱动的产地溯源

随后，利用机器学习方法对不同产地银杏叶样品进行区分. 实验样品采自合肥(Hefei)、大理(Dali)、北京(Beijing)、亳州(Bozhou)及石家庄(Shijiazhuang) 5个地区. SERS光谱中呈现出银杏叶主要活性成分的特征振动峰，包括黄酮类(槲皮素、山奈酚、异鼠李素)和银杏内酯化合物[图2(A)]. 尽管不同产地样品的总体光谱形态相似，但在峰强度和峰位上仍存在细微差异，这表明产地因素如土壤成分、气候条件及栽培方式对银杏叶化学组成具有显著影响. 如，合肥地区样品在880和1248 cm^{-1}等处的信号峰相对更强，表明其糖类物质含量较高.

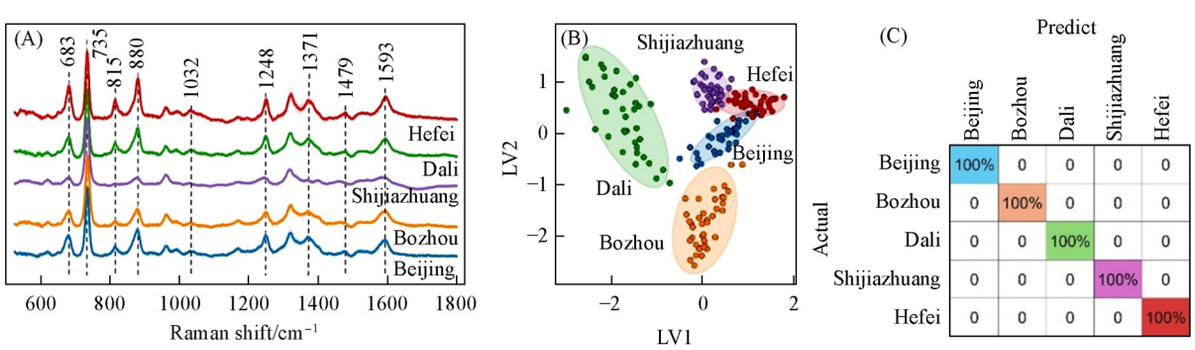


Fig. 2　SERS spectra and PLS-DA classification results of ginkgo folium from different origins

(A) Representative SERS spectra; (B) PLS-DA score plot showing clustering of samples from different origins; (C) confusion matrix illustrating classification accuracy. All samples were prepared from ginkgo folium harvested in the same year and dried by sunlight.

为进一步揭示不同产地样品间的光谱差异并实现自动化分类识别，采用PLS-DA算法进行建模. PLS-DA得分图显示，不同产地的银杏叶样品聚类特征明显、分离界限清晰，组间几乎无重叠[图2(B)]. 在进一步的交叉验证过程中，模型的平均分类准确率为99.2%，标准差为0.98%，反映了模型在不同数据划分下的性能一致性. 最优模型总体分类准确率达100%，各产地样品识别准确率亦均为100%，最优潜变量数为3[图2(C)]. 经交叉验证及独立测试集验证，以上结果证明了机器学习方法能够实现对不同产地银杏叶样品的精准区分.

2.3 机器学习驱动的干燥工艺鉴定

进一步将SERS结合机器学习技术应用于不同干燥工艺银杏叶样品的区分分析. 所选干燥方式包括自然干燥(Natural drying)、日晒干燥(Sun drying)、微波干燥(Microwave drying)和烘箱干燥(Oven drying). 所有样品的SERS光谱均呈现银杏叶主要活性成分的特征振动峰[图3(A)]. 不同干燥方式的样品在峰强度、峰宽及峰位上均表现出一定差异，反映出干燥过程中热效应、氧化作用及脱水应力等因素导致的化学组成变化. 如，微波干燥过程迅速，能够更好地保留原有分子结构，因此在1593 cm^{-1}处的槲皮素特征峰更为显著.

为进一步验证光谱差异的可区分性，采用PLS-DA算法对不同干燥方式样品进行建模分类. PLS-DA得分图显示，各类别样品在前两个潜变量上分离明显，组内聚类紧密且组间几乎无重叠[图3(B)]. 交叉验证结果显示，模型在不同数据划分条件下获得了99.0%的平均分类准确率(标准差为1.01%)，表明其分类性能在当前数据规模下具有良好的一致性. 在最优模型下，最优潜变量数为3，混淆矩阵分析与交叉验证结果显示，4种干燥方式的分类准确率均达到100%，总体识别率同样为100%，这一结果验证了所构建模型的稳健性与优异的泛化能力[图3(C)].

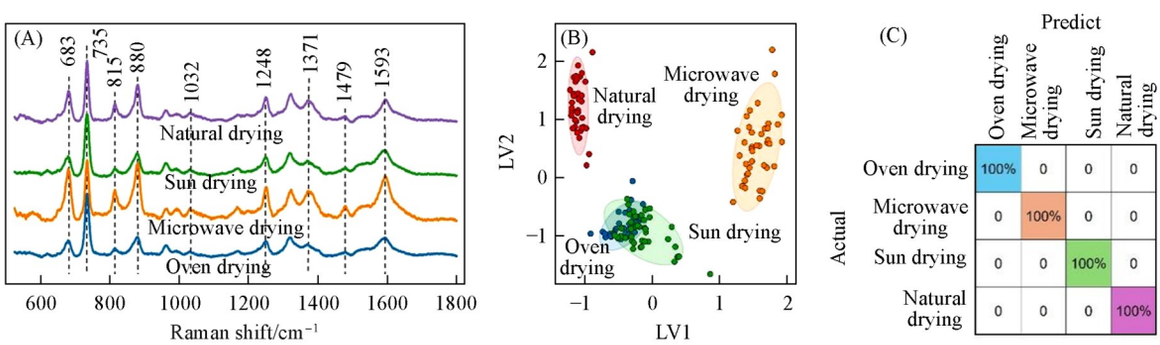


Fig. 3 SERS spectra and PLS-DA classification results of ginkgo folium processed with different drying methods

(A) Average SERS spectra under different drying conditions; (B) PLS-DA score plot; (C) confusion matrix. All ginkgo folium samples were sourced from Hefei and processed using different drying techniques by commissioned suppliers.

2.4 机器学习驱动的贮藏品质评估

通过SERS结合偏最小二乘回归(PLS)建立了银杏叶贮藏质量的评估模型. 通过暴露在潮湿空气(25 ℃，RH 75%)中不同的时间(0，2，4，6和8 d)模拟制备了不同储藏品质的样品. SERS检测结果表明，随着贮藏时间延长，部分峰(如，683，1248，1479 cm^{-1})的强度逐渐减弱，反映了山奈酚、糖类、银杏内酯化合物因氧化或降解等因素发生了化学变化[图4(A)]. 支持向量机(SVM)模型预测结果显示，训练集与交叉验证(CV)集的预测值与实际贮藏时间高度一致[图4(B)]. 残差分布图[图4(C)]及直方图[图4(D)]表明残差围绕零值随机分布且近似正态，验证了该模型的稳健性. 模型预测的R^2分别为0.991(训练集)和0.841(交叉验证集)；误差指标显示训练集的均方根误差(RMSE)为0.266，平均绝对误差(MAE)为0.257；CV集的RMSE=1.127，MAE=0.906. 需要指出的是，在0~8 d的贮藏时间范围内，上述误差水平主要影响相邻贮藏阶段的精细区分，但仍能够反映银杏叶贮藏品质随时间变化的整体趋势. 因此，该模型在当前样本规模和实验条件下适用于贮藏状态的趋势性评估，而非精确时间的定量预测. 进一步提升模型泛化能力仍有赖于更大样本规模及跨批次数据的引入.

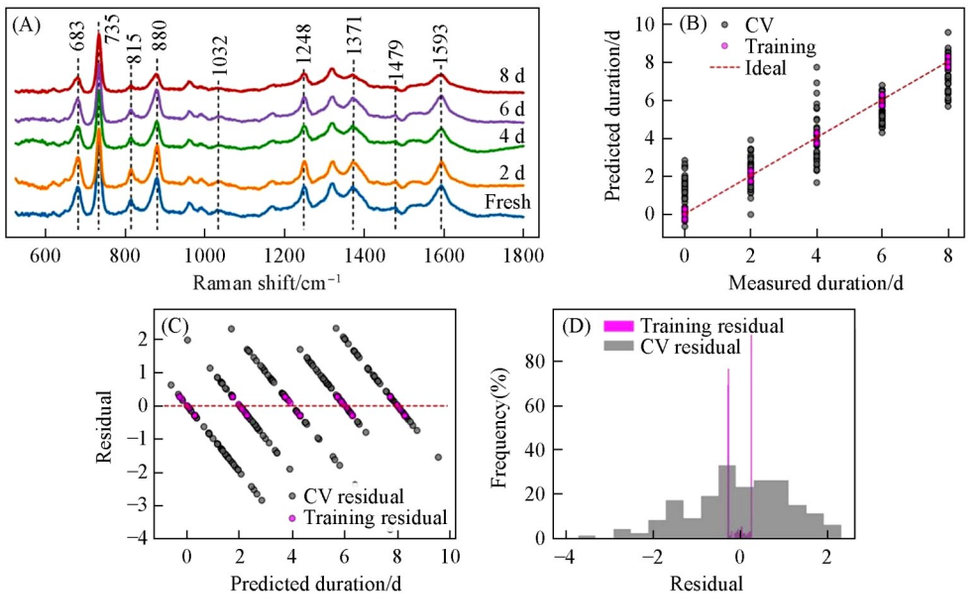


Fig. 4　SERS spectra and SVM regression analysis results of ginkgo folium with different storage qualities

(A) Representative SERS spectra; (B) comparison plot of predicted *vs*. measured values; (C) residual distribution plot; (D) residual histogram. The samples used were ginkgo folium produced in Hefei and dried in sunlight.

2.5　机器学习驱动的农残检测

采用PLS-DA与SVM回归方法，对银杏叶表面两种常见农药草甘膦(glyphosate)与福美双(thiram)的SERS信号进行识别. 实验中，草甘膦浓度为100 mg/L，共一个样品；福美双浓度分别为10，30，50和100 mg/L，共4个样本. 由于农药的浓度较低，不能直接观察到明显的农药特征峰(1143与1381 cm^{-1}处为福美双的特征峰，867和1231 cm^{-1}处为草甘膦的特征峰)[图5(A)]，难以通过SERS光谱实现低浓度农药的高效区分. 相比之下，PLS-DA模型可实现不同农药及其浓度在二维得分图中的清晰聚类[图5(B)]，能够有效区分农药样品类型. 在采用PLS-DA方法时，同样地每组样品对应50个SERS测量基底进行机器学习[图5(B)]. 可见，与图5(A)中无法直接观测到农药特征峰相比，PLS-DA模型可实

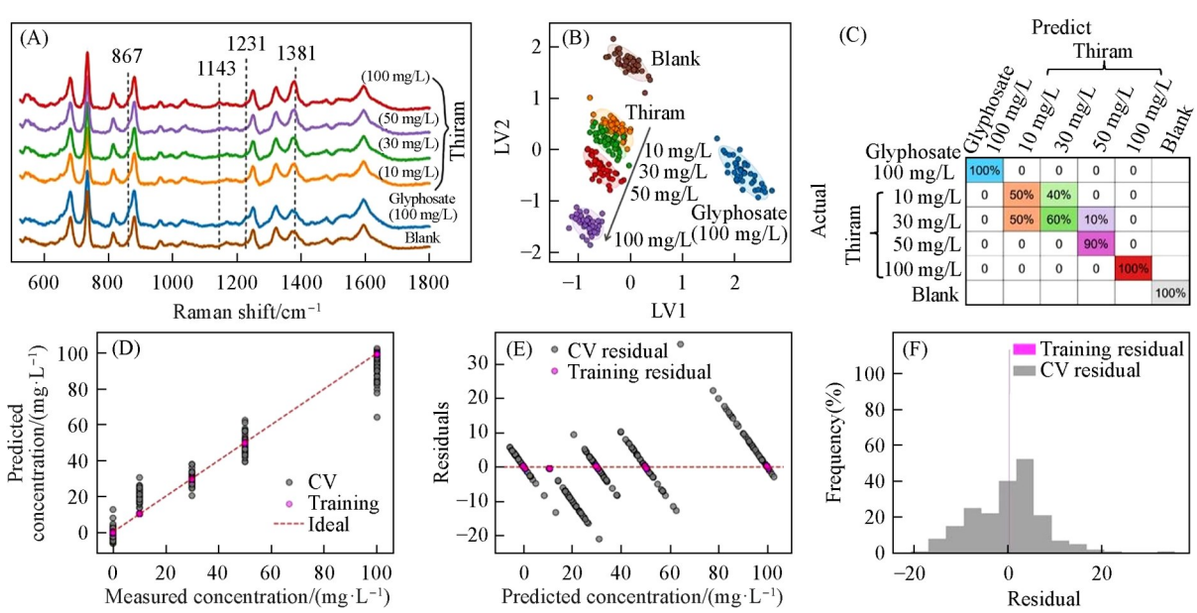


Fig. 5　SERS spectra and machine learning analysis results for pesticide residues in ginkgo folium

(A) Average SERS spectra of glyphosate and ginkgo folium samples spiked with different concentrations of thiram; (B) PLS-DA score plot; (C) confusion matrix; (D) SVM regression plot comparing predicted and measured values; (E) residual distribution plot; (F) residual histogram. The samples used were ginkgo folium produced in the Hefei region and dried in sunlight.

现不同农药及其浓度在二维得分图中的清晰聚类，能够有效区分农药样品类型．由混淆矩阵[图5(C)]可知，空白样品识别率为100%，100 mg/L草甘膦样品识别率为100%，仅福美双在10~50 mg/L浓度下的识别率有所下降，为50%~60%，这主要与银杏叶提取液复杂基质的信号干扰及其低浓度下的信噪比下降有关．进一步地，利用SVM回归模型对农药福美双的浓度进行预测，结果显示训练集与交叉验证集的预测值与实际值高度一致[图5(D)]．残差分布图[图5(E)]及残差直方图[图5(F)]显示残差值围绕零点随机分布，且近似呈正态分布，说明模型拟合良好且无系统偏差．值得注意的是，尽管此时100%识别率下的农药浓度相比于国家规定的食品农药残留浓度标准还有很大差距，但是仍然展现出机器学习在实际复杂样品检测中的潜在重要应用价值，后期可以通过进一步的样品净化处理来去除干扰成分，提高检出限．综上，基于SERS光谱结合多变量分析的模型能够实现对银杏叶表面农药残留的快速、准确识别与定量分析，具有潜在的现场检测应用价值．

3 结　　论

系统评估了SERS结合机器学习在银杏叶质量检测中的应用潜力．结果表明，所制备的金纳米颗粒具有良好的SERS增强性能，可显著提高银杏叶提取物的拉曼信号．基于SERS光谱并结合PLS-DA算法，可实现不同产地银杏叶及不同干燥工艺样品的准确区分，分类准确率均达到100%．利用SERS结合SVM回归模型能够有效预测银杏叶贮藏时间(训练集R^2=0.991，交叉验证集R^2=0.841)，表现出较好的预测精度与泛化能力．同时，通过SERS联合PLS-DA和SVM方法实现了对银杏叶中草甘膦和福美双农药残留的分类与定量分析．总体而言，SERS结合机器学习为银杏叶的产地鉴别、加工工艺识别、贮藏品质评估及农药残留检测提供了一种快速、灵敏且无损的分析策略．本研究为中药材质量快速检测与全过程质量控制提供了新的技术思路和方法参考．

参　考　文　献

[1] Wang S. J., Kang A., Di L Q., Zhang S. J., Tian L., Zhou W., Yun F., Shan J. J., Zhao X. L., *Chin. Tradit. Herb. Drugs*, **2013**, *44*(5), 626—631(汪素娟, 康安, 狄留庆, 张圣洁, 田乐, 周伟, 恽菲, 单进军, 赵晓莉. 中草药, **2013**, *44*(5), 626—631)
[2] Chen X., *Jiangsu Agric. Sci.*, **2004**, (5), 109—110(陈学林. 江苏农业科学, **2004**, (5), 109—110)
[3] Li X. B., Tu P. F., *Chin. Tradit. Herb. Drugs*, **2003**, *34*(5), 4—6(李晓波, 屠鹏飞. 中草药, **2003**, *34*(5), 4—6)
[4] Zhang Y., Zhou B., Li Q., Jin M., Bai Y., *Chem. Res. Chinese Universities*, **2024**, *40*(2), 237—254
[5] Yu Y., Fan J., Liu H., Nie Z., *Chem. Res. Chinese Universities*, **2025**, *41*(2), 254—265
[6] Wu L., Ouyang Z. H., Cao S. C., Yi D. L., Qin X. R., Sun S. X., Liu X., *Chin. J. Light Scatter.*, **2005**, *17*(2), 180—186(伍林, 欧阳兆辉, 曹淑超, 易德莲, 秦晓蓉, 孙少学, 刘峡. 光散射学报, **2005**, *17*(2), 180—186)
[7] Bao H. M., Leong S. X., Chen J. R. T., Shi Z., Chen S., Lv Y., Liu T. X., Phang I. Y., Ling X. Y., *CCS Chem.*, **2024**, *6*(6), 1403—1421
[8] Yang Y., Dong H., Wang S., Sang Y. S., Li Z. G., Zhang L., Wang C. W., Liu Y., *Chin. J. Lasers*, **2022**, *49*(15), 193—202(杨勇, 董浩, 王澍, 桑瑶烁, 李志刚, 张龙, 汪崇文, 刘勇. 中国激光, **2022**, *49*(15), 193—202)
[9] Lu Y. Y., Qiao Y., Bao H. M., Chen K., Wei Y., Zhao Q., Leon G. K., Zhang H. W., Ling X. Y., Cai W. P., *Anal. Chem.*, **2025**, *97*, 8537—8544
[10] Wang Z., Li X., Song W., Wang C., Wang Z., Peng X., *Chem. Res. Chinese Universities*, **2025**, *41*(4), 704—715
[11] Rong H., Chen Y. Zhang S., Chen Y., Shen L., Fang W., *Chem. Res. Chinese Universities*, **2025**, *41*(5), 1014—1020
[12] Zhu T., Yuan X., Mao G., Wei L., Xiao L., *Chem. Res. Chinese Universities*, **2024**, *40*(2), 320—325
[13] Bao H. M, Zhang H., Zhou L., Fu H., Liu G. Q., Li Y., Cai W. P., *ACS Appl. Mater. Interfaces*, **2019**, *11*(3), 28145—28153
[14] Bao H. M., Motobayashi K., Ikeda K., *Anal. Chem.*, **2022**, *94*(49), 17169—17176
[15] Yadav B., Yadav R. K., Srivastav G., Yadav R. A., *J. Mol. Struct.*, **2022**, *1258*, 132637
[16] Wiercigroch E., Szafraniec E., Czamara K., Pacia M. Z., Majzner K., Kochan K., Kaczor A., Baranska M., Malek K., *Spectrochim. Acta A Mol. Biomol. Spectrosc.*, **2017**, *185*, 317—335
[17] Krysa M., Szymańska-Chargot M., Zdunek A., *Food Chem.*, **2022**, *393*, 133430
[18] Uyeki S. C., Pacheco C. M., Simeral M. L., Hafner J. H., *J. Phys. Chem. A*, **2023**, *127*(6), 1387—1394
[19] Li L. H., Wei R., Zhang X., Li Y. Z., Wang A. X., Xia Q. Y., *J. At. Mol. Phys.*, **2024**, *41*(6), 41—44(李丽华, 魏冉, 张鑫, 李云志, 王爱香, 夏其英. 原子与分子物理学报, **2024**, *41*(6), 41—44)
[20] Liang X., Li L., Xu T., Xu F., Dong W., *J. Clin. Med. Lit.*, **2018**, *5*(43), 168—169(梁鑫, 李莉, 徐涛, 许凤, 董巍. 临床医药文献电子杂志, **2018**, *5*(43), 168—169)

(Ed.: Y, K, M)