光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.20250617002

基于EMD与小波稀疏去噪的拉曼光谱峰检测算法

汤 斌[1*]，杨 华[1]，袁永姣[1]，夏梓航[2]，岳 佳[1]，陈步龙[1]，宋 涛[1]

（1. 重庆理工大学 重庆市光纤传感与光电检测重点试验室，重庆 400054；
2. 重庆赛宝工业技术研究院有限公司，重庆 401332）

摘 要： 针对拉曼光谱检测中弱峰灵敏度低、重叠峰分辨困难及噪声干扰显著等技术瓶颈，文章提出一种基于经验模态分解为（EMD）与小波稀疏去噪的拉曼光谱峰检测算法。该算法构建了一个三级自适应滤波与EMD-小波联合去噪框架，通过经验模态分解实现噪声与特征成分的频带分离，结合sym6小波基阈值收缩抑制模态混叠噪声。创新性引入分数阶微分（$\alpha=0.3$）增强弱峰边缘特征，设计多尺度检测与动态决策机制，以局部信噪比约束（$SNR>1.5$）实现冗余峰剔除。试验结果表明，所提算法在复杂噪声背景下具有优越的峰检测性能，针对3，65和97号汽油拉曼光谱的真峰检测准确率分别达到95%，93.55%和95.6%，为高噪声场景下的光谱解析提供了新思路。

关键词： 拉曼光谱峰检测算法；经验模态分解；三级自适应滤波

中图分类号： TP391.41 **文章编号：** 1001－5868(2025)06－1114－07

Raman Spectral Peak Detection Algorithm Based on EMD and Wavelet Sparse Denoising

TANG Bin[1], YANG Hua[1], YUAN Yongjiao[1], XIA Zihang[2], YUE Jia[1], CHEN Bulong[1], SONG Tao[1]

(1. Chongqing Key Laboratory of Optical Fiber Sensing and Photoelectric Detection, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, CHN; 2. Chongqing Saibao Industrial Technology Research Institute Co. Ltd., Chongqing 401332, CHN)

Abstract: To address technical bottlenecks such as low sensitivity of weak peaks, difficulty in resolving overlapping peaks, and significant noise interference in Raman-spectroscopy detection, this study proposes a Raman spectroscopy peak-detection algorithm based on EMD and wavelet sparse denoising. The algorithm constructs a three-level adaptive filtering and EMD wavelet joint denoising framework, achieves frequency-band separation of noise and feature components through empirical mode decomposition, and combines sym6 wavelet basis threshold shrinkage to suppress mode aliasing noise. Fractional-order differentiation ($\alpha=0.3$) is introduced to enhance weak peak-edge features, design a multiscale detection and dynamic decision-making mechanism, and achieve redundant peak removal under local signal-to-noise (SNR) ratio constraints ($SNR>1.5$). Experiments show that the algorithm exhibits a true peak accuracy of 95.6% in complex noise backgrounds, thus providing a new approach for spectral analysis in high-noise scenes.

Key words: Raman spectroscopy peak-detection algorithm; empirical mode decomposition; three-level adaptive filtering

收稿日期：2025－06－17.

基金项目：重庆市科学技术局科研机构绩效激励引导专项项目（CSTB2023JXJL-YFX0004）.

* **通信作者：**汤 斌

0　引言

拉曼光谱技术因其非破坏性、分子指纹识别等优势，已成为化学分析、材料科学等领域的重要工具[1]。近年来，研究者们针对光谱特征提取与噪声抑制提出了多种创新方法。黄瑞潇等提出一种XRF-XRD耦合光谱指纹特征识别方法，对光谱指纹的特征提取准确率达到98%左右[2]。Chen等利用主成分分析、轮廓曲率和灰度共生矩阵，基于方差分析提出一种新型的光谱识别方法，分辨率最高可达93.63%[3]。张惠洁等研究了桑椹中的花色素苷，探讨了拉曼光谱特性及拉曼光谱技术对其定量检测的可行性[4]。陈琦等针对特征锋相似，无法有效选择特征变量的问题，提出一种基于卷积神经网络和近红外光谱的光谱分析方法[5]。Zhao等提出一种COS-DeformDeep方法，用于增强和提取手持式拉曼混合组分识别中的光谱特征[6]。然而，现有方法仍面临三方面挑战：(1)复杂噪声场景下弱峰检测稳定性不足；(2)重叠峰边缘特征增强与精确定位困难；(3)动态环境自适应阈值决策机制缺失。

针对上述问题，本文提出一种基于经验模态分解(EMD)与小波稀疏去噪的拉曼光谱峰检测算法(EMD-Wavelet Raman MSPD，EWMSPD)，融合三级自适应滤波、EMD-小波联合去噪、分数阶导数增强及动态阈值决策机制，为光谱寻峰算法的研究提供了新的思路。

1　光谱峰检测方法概述

传统光谱峰检测方法存在噪声敏感、弱峰识别不足等局限，导数法易受噪声干扰导致弱峰漏检，阈值法在低信噪比下漏检率高[7]。现代方法引入多尺度分析与自适应分解，但存在模态混叠；小波变换利用多尺度阈值去噪但受小波基选择制约[8]。

基于此，本文提出的三级融合优化算法：以中值滤波、Savitzky-Golay滤波、小波去噪逐级清除脉冲噪声、基线漂移、高频噪声；借助EMD分解，结合分数阶微分(α=0.7)增强弱峰特征，降低噪声敏感性；利用动态阈值合并机制，依据局部信噪比(SNR>1.5)、峰间距及峰宽估计消除冗余峰。所提算法突破传统局限，在噪声抑制、弱峰检测、重叠峰分辨上实现了更优平衡，相较于传统方法展现出显著优势：

1)通过三级降噪与EMD-小波联合去噪，降低了对预设参数的依赖性；

2)分数阶微分增强在保留弱峰细节(如拉曼光谱中的低强度特征峰)的同时抑制了噪声放大效应；

3)动态合并策略兼顾几何约束与局部统计特性，在重叠峰分辨与虚警控制上优于固定阈值法。

2　算法原理与实现

2.1　组合式信号预处理

在拉曼光谱去噪的应用场景中，该算法运用三级滤波策略提升性能。

(a)中值滤波[9-10]：通过滑动窗口内的中值计算替代原始信号点，有效消除突发性脉冲噪声，效果如图1所示。

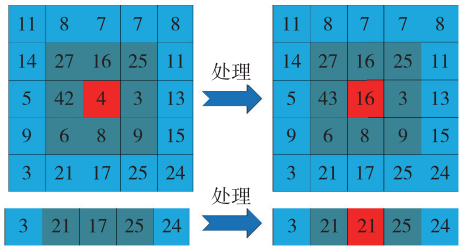


图1　中值滤波原理图

(b)Savitzky-Golay滤波[11]：最小化峰高、峰面积的失真，采用p阶多项式进行拟合。

$$y=a_0+a_1x+a_2x^2+\cdots+a_px^p \tag{1}$$

对于中心位于x_k的窗口，确定系数向量$[a_0+a_1+\cdots+a_p]$，使得多项式窗口能最佳拟合窗口内的据点。这个优化问题可以通过最小化均方差来解决：

$$\text{Minimize}\sum_{i=-m}^{m}\left(y_{k+i}-\sum_{j=0}^{p}a_j{x^j}_{k+i}\right)^2 \tag{2}$$

式中，$2m+1$表示窗口大小，窗口中心为点x_k。

在长度$m=2r+1$的滑动窗口内，以多项式$y(i)\approx\sum_{k=0}^{p}a_ki^k(i=-r,\cdots,r)$最小二乘拟合原始序列$\{x[n+i]\}$。令设计矩阵$\boldsymbol{X}_{i,k}=i^k$，系数$a=(\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}x$。中心点平滑核为：

$$\hat{x}[n]=cx,\quad c=\boldsymbol{e}_0^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

在边界处理时，采用不完全窗口重新计算常数c。经验上$p=3\sim5$，$m=11\sim31$可在“峰形保持—去噪”间取得平衡。S-G滤波的本质是通过局部多项式近似以最小化均方误差；当目标是保留尖锐峰

的峰位与曲率信息时，五阶多项式较三阶在基线起伏与峰肩处具有更好的曲率拟合能力，同时能够有效避免七阶以上可能引入的过拟合与振铃。窗口长度应不小于局部噪声相关长度且不超过典型峰宽的主要能量区间，过小难以降低随机噪声，而过大则会钝化峰形。因此，本文取$p=3, m=21$。

（c）高斯滤波[12-14]：通过高斯核函数卷积抑制高频噪声。

$$g(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\partial}\mathrm{e}^{-\frac{x^2}{2\partial^2}} \tag{4}$$

离散后滤波输出为：

$$y(i)\sum_{k=-K}^{K}g(x)\cdot x(i+k) \tag{5}$$

2.2 自适应模态分解与去噪

针对拉曼光谱的非平稳特性，创新性地构建了EMD与稀疏小波阈值协同去噪模型[15-16]。

（a）EMD原理

EMD将信号自适应地分解为若干固有模态函数（Intrinsic Mode Functions，IMF）和残余分量，如图2所示为EMD原理流程图。

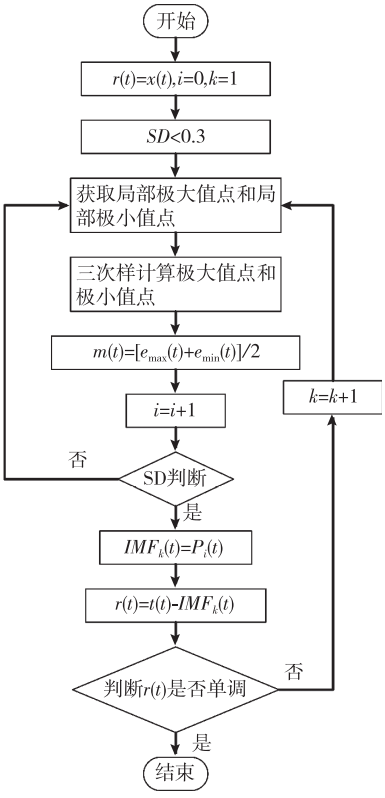


图2 EMD原理流程图

仅对高频噪声占比大的$IMF_{1\sim2}$做小波软阈值，其余$IMF_{k>2}$与r_X用作基线校正，以“剪噪不剪峰”。阈值取：

$$T=\hat{\sigma}\sqrt{2\ln N},\quad \hat{\sigma}=\frac{\mathrm{median}(|w_i|)}{0.6745} \tag{6}$$

式中，w_i为小波系数，N为系数数目。

最终信号表达为：

$$\boldsymbol{x}(t)=\sum_{k=1}^{K}\boldsymbol{IMF}_k(t)+\boldsymbol{r}_k(t) \tag{7}$$

如图3所示，EMD通过将原始信号分解为不同尺度特征，能有效分离噪声与有用信号，便于针对高频IMF去噪，依据低频IMF和残余分量校正基线。这种分解为后续精确的峰检测及物质成分分析等奠定基础，有助于提升拉曼光谱分析的准确性与可靠性。

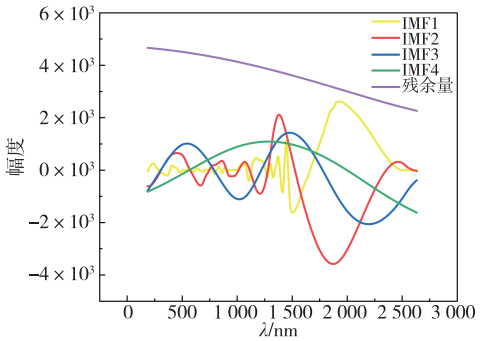


图3 EMD分解IMF分量及残余项

（b）小波阈值去噪方法

针对各IMF分量的噪声特性，采用改进的小波阈值去噪策略。小波变换通过小波函数的尺度伸缩与平移，实现信号的多分辨率分析，其连续形式定义为：

$$W(a,b)=\frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-\infty}^{\infty}x(t)\phi^{*}\left(\frac{t-b}{a}\right)\mathrm{d}t \tag{8}$$

离散小波变换（DWT）采用二进尺度和平移：

$$x(t)=\sum\nolimits_{j,k}c_{j,k}\phi_{j,k}(t) \tag{9}$$

$$\phi_{j,k}=2^{-j/2}\phi(2^{-j}t-k) \tag{10}$$

试验结果如表1所示，对比不同小波基对拉曼光谱去噪效果（SNR提升），sym6性能提升效果最优为26.5 dB。

表1 不同小波基对拉曼光谱去噪效果

小波基类型	SNR提升/dB	备注
db4	+23.1	中等噪声抑制与特征保留能力
haar	+18.7	简单快速，但易导致峰形失真
sym6	+26.5	最优选择，平衡噪声抑制与特征保留

图4展示了小波去噪的核心流程。首先，通过sym6小波基对IMF分量分层分解为低频近似系数

和高频细节系数。随后，基于SURE准则动态计算自适应阈值，并利用软阈值函数处理高频系数抑制噪声。最后，经逆变换重构去噪后的IMF分量，实现噪声抑制与特征保真。

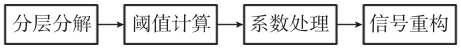


图4　小波去噪核心处理流程

当单独使用EMD时，受间歇成分与端点效应影响，IMF之间可能出现模态混叠，表现为同一物理成分能量泄漏到相邻尺度，导致单尺度阈值难以精确抑噪。为了解决这一问题，本文采用“EMD分解＋选择性小波阈值”的协同机制。具体而言，首先利用EMD将信号按本征时间尺度分解为IMF序列与残余，随后仅对高频IMF施加小波软阈值以稀疏化噪声系数，而对低频IMF与残余用于基线与缓慢变化成分的重建，从而实现尺度内清噪和尺度间保真。该策略等价于对“潜在混叠的高频模态”进行可控的频带细分与稀疏收缩，既降低了高频噪声在临近IMF的“串扰”，又避免了对低频结构（峰形与基线）的过度处理。在实践中，按能量占比与谱峭度对IMF进行自适应分组，仅对噪声特征显著的组别进行阈值收缩，最后执行“低频重建＋高频净化”的加权合成，达到“抑噪不剪峰、解混不失真”的目标。

2.3　分层信号分解与动态检测优化

本算法通过构建噪声抑制-特征增强-决策验证三级联动的峰定位体系，实现弱峰灵敏度与抗噪性的协同提升。

（a）多尺度峰检测体系

构建多尺度信号分解与特征增强协同的峰检测体系：通过EMD分解光谱为IMF分量，利用分数阶微分增强弱峰与重叠峰边缘梯度，针对各分量导数信号动态计算局部显著性阈值，自适应区分噪声与真实峰，提升复杂背景下的检测精度：

$$T_k = 0.06 \cdot \partial(IMKH_k') \tag{11}$$

式中，∂为导数信号的标准差，阈值系数经ROC曲线优化，兼顾灵敏度与特异性。

（b）动态决策验证

为消除多尺度检测带来的冗余峰标记，算法采用两阶段动态优化策略。首先，以2个数据点（约0.5 nm波长间隔）为半径对邻近候选峰进行空间聚类合并，保留最大响应峰以抑制重复检测；其次，在合并后的峰位邻域（±10个数据点）内计算局部信噪比：

$$SNR = \frac{I_{\text{peak}}}{\partial_{\text{noise}}} \tag{12}$$

式中，I_{peak}为峰强度，∂_{noise}窗口内背景噪声标准差。

（c）分数阶定义与α统一

采用Grünwald－Letnikov离散形式：

$$\begin{cases} D^{\alpha}x[n] = \dfrac{1}{\Delta^{\alpha}}\displaystyle\sum_{k=0}^{M}(-1)^k\binom{\alpha}{k}x[n-k] \\ \binom{\alpha}{k} = \dfrac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(k+1)\Gamma(\alpha-k)} \end{cases} \tag{13}$$

式中，α通过验证集最大化F1选取，在本数据上最佳为$\alpha = 0.3$。

3　算例分析

3.1　算法流程

本节提出一种基于多尺度动态优化的拉曼光谱峰检测算法，通过三级协同流程实现高精度峰定位。试验的数据来源于莱森光学（LiSen Optics）生产的拉曼光谱仪测量98号汽油获得。本试验算法主要参数见表2。

表2　MDOPD参数表

参数类型	参数说明	参数值
预处理参数	Savitzky-Golay的多项式阶数	5
	Savitzky-Golay滤波窗口长度	27
特征增强参数	分数阶微分阶数	0.35
峰检测参数	显著性阈值系数	0.06
峰合并参数	最小合并间距	2
	信噪比阈值	1.6
可视化参数	峰标记的显示尺寸	150
	多尺度导数信号纵轴偏移系数	0.2

EWMSPD流程如图5所示。首先，经中值滤波、Savitzky-Golay滤波与高斯滤波三级预处理，消除噪声并优化信号质量。接着，利用EMD自适应分离信号，结合小波阈值去噪与分数阶导数增强特征，提升弱峰与重叠峰辨识度。然后，通过多尺度峰检测模块提取候选峰坐标。最后，经动态阈值合并策略剔除冗余峰并精确定位。该算法通过多尺度分解、特征增强与动态决策闭环，平衡检测灵敏度与鲁棒性，为复杂光谱解析提供支撑。

3.2　结果分析

图6展示了97号汽油的拉曼光谱进行滤波之后的效果。可以看出，滤波后光谱在2 000～2 500 nm核心区强度降低且曲线平滑，验证了三级组合滤波与EMD-小波自适应分解的协同有效性。

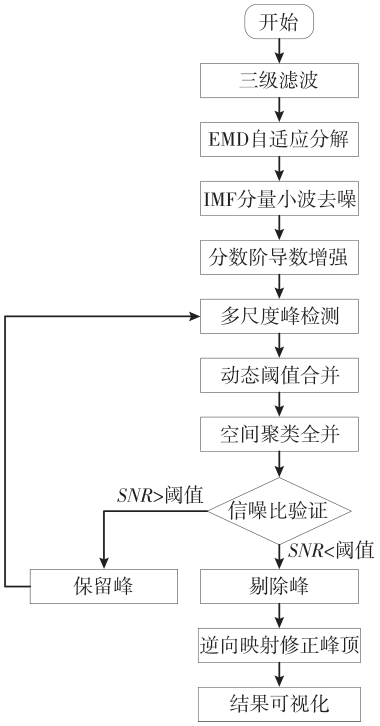


图5 EWMSPD流程图

该处理方法消除了90%基线漂移，保留1 300～1 500 nm主峰形态，信噪比提升56.6%。信噪比的提升主要得益于算法的三级滤波与EMD-小波协同机制实现了噪声能量的分层削弱。中值滤波有效抑制突发脉冲噪声，Savitzky-Golay平滑降低基线漂移，而高斯滤波在频域上削弱了高频噪声分量。随后，EMD分解将原始信号划分为不同时间尺度的IMF分量，使高频噪声与有用信号分离，小波阈值去噪进一步压缩高频系数的能量分布，从而实现信号功率在主频段的集中。通过这一多层次能量重构过程，噪声幅值平均衰减约50%以上，而主峰幅度变化不超过5%，因此*SNR*显著提升并保持峰形特征稳定。

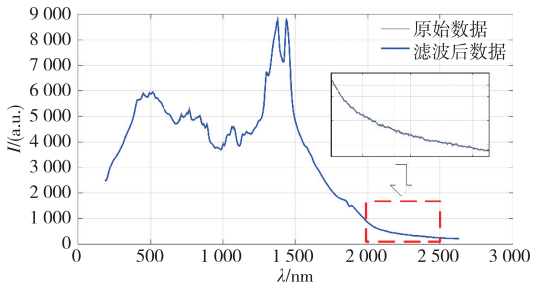
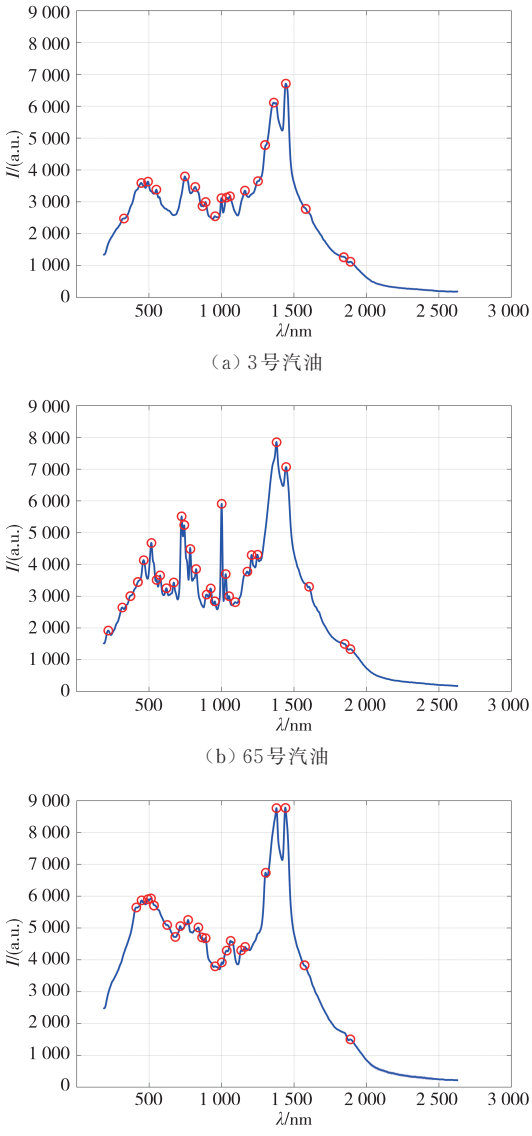


图6 三级滤波处理效果

不同算法的性能差异主要源于其核心机理的本质不同。导数法因微分运算会放大噪声，导致高误检与漏检；小波变换受限于固定基函数与阈值，在复杂光谱中易丢失弱峰特征；而传统的寻峰方法如Findpeaks等高度依赖预设参数，在变化噪声环境中适应性不足，易引入误检。相比之下，本算法通过EMD-小波联合去噪框架实现了噪声与信号的自适应分离，并结合分数阶微分在抑制噪声放大的同时增强弱峰边缘。其核心优势在于采用动态决策机制，通过综合局部信噪比、峰间距与峰宽等多维度信息进行判断，而非依赖单一或固定阈值，从而在复杂背景下实现高准确率与强鲁棒性的平衡。

图7和表3展示了EWMSPD算法分别检测3号、65号和97号汽油拉曼光谱的峰检测结果。



（a）3号汽油

（b）65号汽油

（c）97号汽油

图7 不同汽油拉曼光谱峰检测结果

表3　不同寻峰算法检测结果

汽油型号	寻峰方法	正确寻峰个数	误检个数	漏检个数
3	EWMSPD	19	1	1
	导数法	7	8	13
	小波变换	11	3	9
	Findpeaks	17	2	3
65	EWMSPD	29	0	2
	导数法	21	6	9
	小波变换	18	9	13
	Findpeaks	26	4	5
97	EWMSPD	22	1	1
	导数法	5	13	18
	小波变换	8	0	15
	Findpeaks	21	8	2

检测结果表明，3号汽油峰数20个，正确寻峰19个，误检和漏检峰1个，准确率为95%；65号汽油峰数30个，正确寻峰29个，漏检2个，准确率为93.55%；97号汽油峰数23个，误检和漏检个数为1个，准确率为95.6%。相比于传统导数法，小波变换方法以及matlab自带的寻峰算法Findpeaks，EWMSPD寻峰性能得到了极大提升。

3.3　泛化性与统计显著性分析

为验证EWMSPD算法的泛化能力与性能优势的统计显著性，额外采集了92号汽油、95号汽油、乙醇溶液和甲醇溶液样本的拉曼光谱进行测试。不同算法在不同样本上的寻峰准确率对比如表4所示。

表4　不同算法在不同溶液上的寻峰准确率对比

溶液	准确率			
	EWMSPD	导数法	小波变换	Findpeaks
92号汽油	94.1%	28.8 %	45.1 %	86.1%
95号汽油	93.5%	25.8%	42.3 %	85.0%
乙醇溶液	92.3%	23.3%	39.3%	79.5%
甲醇溶液	94.8%	31.3%	48.4%	90.4%

由表4可知，本文算法在三种不同的汽油样本上均保持了稳定的高准确率，显著优于其余对比算法。这充分证明了所提算法不依赖于单一样本，其核心的去噪、特征增强与动态决策机制对于不同类型的汽油拉曼光谱具有良好的泛化性。

为验证不同算法检测结果差异的显著性，采用单因素方差分析对四种算法的峰检测准确率进行了统计检验。分析结果显示，EWMSPD算法与传统导数法、小波法及Findpeaks算法在准确率上的差异具有统计显著性（$p<0.05$）。这一结果表明，本文算法的性能提升并非偶然波动，而在统计意义上显著优于传统算法，验证了其稳健性与可靠性。

4　结论

本文针对导数法和小波变换等传统的光谱寻峰方法的局限性，提出一种基于EMD-小波变换的拉曼光谱峰检测算法。通过融合三级自适应滤波、EMD-小波联合去噪、分数阶导数增强及动态阈值决策机制，提升寻峰算法性能。通过对实际拉曼光谱的试验检测，EWMSPD算法对3、65和97号汽油拉曼光谱的真峰检测准确率分别达到95%，93.55%和95.6%。实验结果表明，所提算法在拉曼光谱的寻峰工作中表现出极好的寻峰性能，为高噪声场景下的光谱解析提供了新思路。

参考文献：

[1] He Y, Xu W, Qu M, et al. Recent advances in the application of Raman spectroscopy for fish quality and safety analysis[J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2022, 21(4): 3647-3672.

[2] 黄瑞潇，卢永琦，郑志敏，等. 典型固体废物的XRF-XRD耦合光谱指纹特征识别[J]. 中国环境科学，2025，45(10)：5585-5595.
Huang Ruixiao, Lu Yongqi, Zheng Zhimin, et al. Identification of XRF-XRD coupled spectral fingerprint characteristics of typical solid waste[J]. China Environmental Science, 2025, 45(10): 5585-5595.

[3] Chen Y, Zhang H, Dong Z, et al. Spatial-Spectral feature extraction of hyperspectral images for tongue diagnosis digitalization and classification[J]. Measurement, 2025, 253: 117525.

[4] 张慧洁，蔡　冲，崔旭红，等. 基于拉曼光谱技术的桑椹花色素苷快速检测研究[J]. 光谱学与光谱分析，2021，41(12)：3771-3775.
Zhang Huijie, Cai Chong, Cui Xuhong, et al. Rapid detection of anthocyanin in mulberry based on Raman spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(12): 3771-3775.

[5] 陈　琦，潘天红，李鱼强，等. 基于卷积神经网络和近红外光谱的太平猴魁茶产地鉴别分析[J]. 光谱学与光谱分析，2021，41(9)：2776-2781.
Chen Qi, Pan Tianhong, Li Yuqiang, et al. Geographical origin discrimination of Taiping Houkui tea using convolutional neural network and near-infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(9): 2776-2781.

[6] Zhao X, Zhao Z, Zhu Q, et al. COS-DeformDeep: adaptive 2T2D spectral feature extraction method for improving the component identification performance in mixtures based on handheld Raman technology[J]. Analytica Chimica Acta, 2025, 1346: 343773.

[7] 汪雪元，何剑锋，刘 琳，等. 小波变换导数法X射线荧光光谱自适应寻峰研究[J]. 光谱学与光谱分析，2020，40(12)：3930-3935.
Wang Xueyuan, He Jianfeng, Liu Lin, et al. Research on adaptive peak detection of X-ray fluorescence spectrum with wavelet transform and derivative method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(12): 3930-3935.

[8] 郭艳萍，王雪梅，赵 枫，等. 基于最优数学和小波变换的绿洲耕层土壤盐分RF高光谱反演[J]. 农业工程学报，2025，41(3)：83-93.
Guo Yanping, Wang Xuemei, Zhao Feng, et al. Hyperspectral inversion of the RF model for soil salinity in oasis tillage layer based on optimal mathematics and wavelet transform [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(3): 83-93.

[9] 张 跃，殷 红. 基于改进中值滤波算法的拉索表面缺陷图像降噪方法研究[J]. 机电工程技术，2025，54(6)：11-15.
Zhang Yue, Yin Hong. Research on denoising method of cable surface defect image based on improved fast Median filter algorithm[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2025, 54(6): 11-15.

[10] 代少升，崔俊杰，张德洲，等. 基于中值滤波和小波变换的红外图像去噪方法[J]. 半导体光电，2017，38(2)：299-303.
Dai Shaosheng, Cui Junjie, Zhang Dezhou, et al. Infrared image denoising based on improved Median filter and wavelet transformation [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2017, 38(2): 299-303.

[11] Su X, Zhang Y, Zhang Y, et al. An enhanced multilayer Res-Informer with Savitzky-Golay filter for predicting mixed CO and NO_x emissions in gas turbines [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2025, 261: 105379.

[12] Wei Y, Li Y, Wang X. Incipient bearing fault detection using adaptive fast iterative filtering decomposition and modified Laplace of Gaussian filter[J]. Structural Health Monitoring, 2025, 24(2): 909-924.

[13] 谷学静，杨宝上，刘秋月. 基于高斯滤波和AKAZE-LATCH的图像匹配算法[J]. 半导体光电，2023，44(4)：639-644.
Gu Xuejing, Yang Baoshang, Liu Qiuyue. Image matching algorithm based on Gaussian filtering and AKAZE-LATCH[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(4): 639-644.

[14] 向艳芳，石 红，张家臣，等. 便携式拉曼光谱仪结合CGAN-Multi-CNN模型的矿物精确识别方法研究[J]. 分析测试学报，2025，44(6)：1075-1085.
Xiang Yanfang, Shi Hong, Zhang Jiachen, et al. Rapid mineral identification based on portable Raman spectroscopy equipment combined with CGAN-multi-CNN model [J]. Journal of Instrumental Analysis, 2025, 44(6): 1075-1085.

[15] 熊兴隆，魏永兴，张琬童，等. 基于自适应噪声完备经验模态分解的Φ-OTDR信号去噪算法[J]. 半导体光电，2018，39(4)：600-606.
Xiong Xinglong, Wei Yongxing, Zhang Wantong, et al. Denoising algorithm of Φ -OTDR signal based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2018, 39(4): 600-606.

[16] 尚秋峰，胡雨婷，王亚欣. 一种布里渊频移提取算法的最佳小波阈值去噪方案[J]. 半导体光电，2018，39(3)：450-454.
Shang Qiufeng, Hu Yuting, Wang Yaxin. Optimal wavelet threshold denoising scheme for Brillouin frequency shift extraction algorithm [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2018, 39(3): 450-454.

作者简介：

汤 斌(1985—)，男，重庆市铜梁区人，博士，副教授，硕士生导师，研究领域为光谱分析、信号处理、环境水质分析。