

引用格式: HOU Maosheng, SHAO Yuheng, LIU Tao, et al. Research on Kalman Spectral Filtering Method Using Improved PSO Adaptive Optimization[J]. Acta Photonica Sinica, 2026, 55(8):0830002

侯茂盛,邵宇衡,刘涛,等. 结合改进 PSO 自适应寻优的卡尔曼光谱滤波方法研究[J]. 光子学报, 2026, 55(8):0830002

结合改进 PSO 自适应寻优的卡尔曼光谱滤波方法研究

侯茂盛,邵宇衡,刘涛,刘闯,翁明旺,王彤宇

(长春理工大学 光电工程学院,光电测控与光信息传输技术教育部重点实验室,长春 130022)

摘 要:针对传统卡尔曼滤波在处理光谱滤波信号时,需要手动调参,且常出现稳定性差、适应性弱及滤波失真等问题,提出一种结合改进粒子群自适应寻优的卡尔曼滤波方法,该方法构建了均方误差和反平滑度相结合的适应度函数以适用于光谱滤波要求,可实现过程激励噪声与测量噪声协方差矩阵的自适应寻优,解决了传统卡尔曼滤波方法需要人工调参的低效率问题,并保证滤波有效性且留存更多波形细节特征。建立了均方误差、信噪比和反平滑度作为滤波方法量化评价指标,分别选取两组模拟光谱数据、无水乙醇和聚丙烯的实测拉曼数据,对所研究方法滤波效果的有效性和适用性进行验证。最后,引入中值滤波、滑动平均滤波和传统卡尔曼滤波与所研究方法的滤波效果进行比较。结果表明,所提出方法的综合性能更优:模拟光谱数据中,研究方法得出的均方误差分别为 87.424、3.814,高低噪声场景的信噪比分别达 39.03dB、23.2dB,反平滑度贴近原始信号;乙醇与聚丙烯实测数据的均方误差分别为 7.789 与 0.027、信噪比达 45.33dB 与 72.35dB,能有效抑噪且保留光谱细节特征。该方法摆脱了人工调节参数的依赖,提升了光谱滤波的鲁棒性与自动化水平,为光谱数据处理提供了新方案。

关键词:粒子群优化;卡尔曼滤波;光谱滤波;均方误差;反平滑度;信噪比

中图分类号:O433.4

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20265508.0830002

0 引言

光谱检测技术因无损、高灵敏度、多信息维度的优势,已成为物理、材料、医学等多领域的跨学科分析工具,而光谱数据处理是核心环节^[1-3],光谱滤波需剔除光源波动、电子噪声等干扰,其质量直接决定定性定量分析的准确性与稳定性^[4-5]。

国内外学者针对光谱滤波开展了大量研究,方法涵盖经典线性与非线性滤波及现代智能滤波。经典方法中,表明华用卡尔曼滤波校正火焰原子吸收光谱干扰,验证了其可行性^[6];李素文等提出 DOAS 技术中气体吸收结构重叠的卡尔曼滤波校正方法,提升了系统精度,但存在初始参数依赖、适配范围有限的问题^[7];李春艳用多元散射校正结合广义回归神经网络(GRNN)提高精度,构建了散射校正模型用于处理光谱数据,但算法复杂且未探讨算法鲁棒性^[8]。现代智能滤波聚焦传统方法的自适应优化,如 YUAN Qiangqiang 等基于 ZHANG Kai 等的 DnCNN 图像去噪方法,提出了 HSID-CNN 高光谱图像去噪方法,无需手动设置超参数^[9-10];焦婷提出了基于新息自适应扩展卡尔曼滤波(IAEKF)的双光梳光谱自参考校正算法,有效恢复了双光梳互相干性,降低了模型复杂度,解决了传统方法计算复杂度过高的难题^[11]。陆志毅等提出基于粒子群优化的扩展卡尔曼滤波去耦算法用于制导与控制领域,以最小均方差为适应度函数优化增益参数,实现滤波最优后验估计,验证了粒子群优化在卡尔曼滤波参数优化中的实际应用价值^[12],但方法仅限于相控阵雷

基金项目:吉林省技术创新引导项目(20230401101YY),吉林省教育厅重点项目(JJKH20240925KJ)

第一作者:侯茂盛 houwms@cust.edu.cn

通讯作者:侯茂盛 houwms@cust.edu.cn

收稿日期:2026-04-07; **录用日期:**2026-06-11

<http://www.photon.ac.cn>

达环境,无法直接适配光谱滤波环境。而在常用光谱滤波领域,主流的算法也均存在一定的局限:中值滤波在抑制脉冲噪声表现良好,但精度不够好^[13]。滑动平均滤波实现简单,可平滑随机噪声,但适配性不够广^[14]。传统卡尔曼滤波可以利用时间序列相关性提高动态信号的稳定性,能最大限度的保留光谱数据的波形。然而,它需要手动调整 Q 和 R 矩阵,适应性和可用性较差^[15]。而为解决传统卡尔曼滤波人工调参的问题,也有不同学者提出多种自适应卡尔曼滤波方法。如Sage-Husa自适应卡尔曼滤波、新息自适应卡尔曼滤波等^[16]。新息自适应方法需要足够的样本窗口同时光谱信号的瞬变特性会干扰新息序列的统计特性,Sage-Husa方法在低信噪比的环境下,噪声估计可能失效。同时这些方法通常仅以最小化新息方差或最大化似然函数为目标,本质与最小化均方误差等效。但过分执着于此,则会削弱光谱特征峰的强度,丢失关键弱峰、肩峰等细节。这些现有方法没有将滤波有效性与留存更多波形细节特征的保形性纳入调节机制。

针对现有光谱滤波方法的精度、鲁棒性及易用性等问题,本文提出了一种结合改进粒子群自适应寻优的卡尔曼滤波方法。现有PSO-Kalman滤波方法仅以滤波有效性作单一目标,当用于光谱滤波时易导致细节丢失,而本文将均方误差(Mean Squared Error, MSE)与反平滑度相结合,构建出适用于光谱滤波环境的专用的新型适应度函数,用MSE保证光谱滤波精度,并以反平滑度约束光谱滤波的波形细节,解决精度与保形的冲突,再通过粒子群算法自动、自适应地对卡尔曼滤波的过程噪声协方差和测量噪声协方差进行寻优,解决传统Kalman滤波方法需要耗时费力人工调参的问题,能够在确保滤波有效性的同时,保留更多的波形局部细节特征使波形尽可能无失真。最后,采用仿真数据和C-T拉曼光谱实测数据对所研究方法的滤波效果和有效性进行验证,创新地建立了均方误差、信噪比和反平滑度等指标以定量评估滤波效果。结果表明,所研究方法能有效降低噪声对检测结果的影响,并提高了光谱滤波处理的准确性和鲁棒性。

1 粒子群优化卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波是基于线性系统状态方程与高斯噪声假设递归最优估计的滤波算法,其动态系统模型的“最优递推滤波”可在信号与噪声动态变化下估计真实信号,尤其适配光谱信号“噪声与有效信号叠加、信号易变”的特点。

标准的卡尔曼滤波器方程组一般分别写为两大部分,即时间更新方程组

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} + \omega_{k-1} \quad (1)$$

$$P_k = AP_{k-1}A^T + Q \quad (2)$$

以及状态更新方程组

$$K_k = \frac{P_k H^T}{HP_k H^T + R} \quad (3)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K_k(z_k - H\hat{x}_k) \quad (4)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k \quad (5)$$

式中, $\hat{x}_{k-1}$ 、 $\hat{x}_k$ 为 $k-1$ 和 k 时刻的后验状态估计值,又为最优估计; $\hat{x}_k$ 表示 k 时刻的先验状态估计值,是预测的结果; P_{k-1} 、 P_k 为 $k-1$ 和 k 时刻的后验估计协方差,表示状态的不确定度; P_k 为 k 时刻的先验估计协方差; H 为状态变量到观测的转换矩阵; z_k 为测量值, K_k 为滤波的增益矩阵,即卡尔曼增益; A 为状态转移矩阵; Q 为过程激励噪声协方差,表示状态转化矩阵与实际过程的误差; R 为测量噪声协方差; B 表示输入转换为状态的矩阵; $(z_k - H\hat{x}_k)$ 为实际观测和预测观测的残差。

设输入的光谱数据为 $Y = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]$,其中 n 为光谱波长点,由于光谱信号沿波长轴方向呈连续平滑分布,相邻波长具有相关性,可以将其等效为一维伪时间序列建立卡尔曼状态空间模型。假设状态向量包含当前光强与光强变化率。状态转移矩阵 $A = [1, 1; 0, 1]$ 表示当前光强状态由前一状态的光强与光强变化率共同决定; $B = 0$;观测矩阵 $H = [1, 0]$ 表示观测光强状态。需要指出的是,该建模的有效前提是波长采样足够密集,使得光谱可被视为分段线性,且信号以平滑成分为主。对于某些光谱中存在的高频率的极尖锐峰,如窄激光线等,该建模方式会出现滞后或过平滑倾向。卡尔曼滤波两方程组可表示为

时间更新方程组

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 & \bar{k} \\ \hat{x}_2 & \bar{k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_1 & \bar{k} \\ \hat{x}_2 & \bar{k} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$P_{\bar{k}} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} P_{k-1} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} + Q \quad (7)$$

状态更新方程组

$$K_k = \frac{\begin{bmatrix} P_{11} & \bar{k} \\ P_{21} & \bar{k} \end{bmatrix}}{P_{11, \bar{k}} + R} \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 & k \\ \hat{x}_2 & k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}_1 & k-1 \\ \hat{x}_2 & k-1 \end{bmatrix} + K_k (Y_k - \hat{x}_{1, k}) \quad (9)$$

$$P_k = \begin{bmatrix} 1 - K_{1, k} & -K_{1, k} \\ -K_{2, k} & 1 - K_{2, k} \end{bmatrix} P_{\bar{k}} \quad (10)$$

为聚焦核心参数、降低优化维度、提升寻优效率,统一过程噪声协方差与观测噪声协方差的写法 $Q = \begin{bmatrix} q_1 & 0 \\ 0 & q_2 \end{bmatrix} = q \cdot I_2, R = r$ 。其中 q, r 为待优化的标量参数, I_2 为二乘二单位矩阵。

卡尔曼滤波的核心参数调整主要围绕 Q 矩阵与 R 矩阵。二者的标量参数设置如若不当,会导致滤波滞后或者滤波过强^[17],因此必须采用手动调整,但由于背景光、电磁干扰等问题造成的多种噪声混合,参数调试时间较长。

为解决上述问题,引入粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)自动优化 Q 和 R 矩阵的标量参数,再通过粒子群算法自动寻找卡尔曼滤波 Q 矩阵与 R 矩阵的最优参数组合,从而提高模型的预测准确性。具体流程如图1所示。

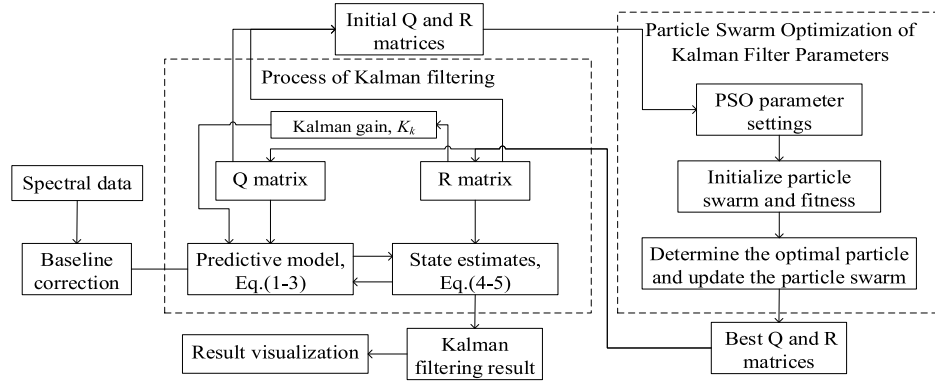


图1 结合改进PSO自适应寻优的卡尔曼滤波算法的理论流程图

Fig.1 Theoretical flowchart of Kalman filtering algorithm using improved PSO adaptive optimization

首先,关于PSO算法的核心参数取值,参考相关文献的经典设置得出下列参数范围:粒子数量50~200;最大迭代次数50~200;个体/社会认知因子1.5~2.5;惯性权重最大值0.8~1.0、最小值0.2~0.5; q 与 r 初始值区间分别为 $[10^{-9} \sim 10^{-4}; 0.1 \sim 0.8]$ 。本文结合数据维度和实验效率综合分析,保证核心参数有效,同时避免算力浪费。将粒子数量与最大迭代次数设为100。又考虑到卡尔曼滤波的噪声特性: Q 为过程激励噪声协方差,光谱信号的过程噪声主要来自光源微小波动,因此取值远小于由环境光、电磁干扰等因素影响的测量噪声协方差 R ,因此 $q \ll r$,且均为非负小值。则取 q, r 初始值 $[10^{-5}; 0.1]$ 、下限 $[10^{-9}; 10^{-4}]$ 、上限 $[0.1; 0.8]$ 。选择 $C_1 = C_2 = 2$ 则满足 $C_1 + C_2 = 4$ 的经典PSO收敛判据。结合光谱数据维度和实验测试,选取线性递减的惯性权重范围为 $\omega_{\max} = 0.9; \omega_{\min} = 0.4$ ^[18-19],以兼顾寻优的全局搜索与局部收敛能力。

其次,在进行粒子群优化之前,则必然要建立适应度函数,通过适应度函数联系卡尔曼滤波。所选的适应度函数其一为均方误差(MSE),其二为反平滑度。MSE反映滤波数据与原始数据的逼近程度,值越小保真性越好;反平滑度表征光谱数据波动程度,值越小细节越清晰。将上述两种适应度函数加权组合,可实现

更合理的指标评估。

其中,均方误差(MSE)用于衡量待评估信号与参考基准信号之间的整体偏差,即

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{k=1}^N (x_k - \hat{x}_k)^2}{N} \quad (11)$$

式中, N 为信号的样本数量, x_k 为第 k 个样本的待评估信号值, $\hat{x}_k$ 为第 k 个样本的参考基准信号值。

反平滑度(Anti-smoothness)则被用于衡量信号波动的剧烈程度,通过多个相邻点之间差值的平方进行量化,即

$$\text{AS} = \frac{N-1}{\sum_{k=2}^N (x_k - x_{k-1})^2} \quad (12)$$

式中, N 表示信号的样本数量, x_k 表示第 k 个样本的信号值, x_{k-1} 表示第 $k-1$ 个样本的信号值,即与 x_k 相邻的前一个样本。

适应度函数将二者指标加权组合,作为优化目标,即

$$\cos t = \text{MSE} + 0.02 \cdot \frac{1}{\text{AS}} \quad (13)$$

式中,MSE占主要权重,反平滑度则通过系数进行微调,由于光谱滤波中常常采用“精度占主导、平滑度做约束”这一核心原则,通常系数都远小于1,常采用1%~5%^[20],为保证滤波结果在尽可能贴合原始数据的情况下,滤波后的光谱曲线更平滑。因此折衷将反平滑度权重系数设置为0.02。

引入适应度函数后,则开始进行卡尔曼滤波参数的优化过程。用 q 与 r 表示粒子群算法的位置量,即令 $x_i = [q_i, r_i]$,则 $q_i(t) = x_i(t, 1); r_i(t) = x_i(t, 2)$ 。

首先在PSO开始之前,为每个粒子随机生成位置,即初始 q 与 r

$$x_i(0) = I + p \cdot (qb - rb) \quad (14)$$

式中, I 为初始 Q 矩阵与 R 矩阵的参考量, p 为随机扰动, qb 与 rb 分别代表 Q 矩阵标量的上界与 R 矩阵标量的下界。将待优化的 q 与 r 封装为PSO的粒子位置向量,通过式(15)、(16)评估各粒子位置的适应度,再通过粒子群速度更新公式调整,即

$$v_{q_i}(t+1) = \omega(t) \cdot v_{q_i}(t) + c_1 y_1 \cdot (pbest_{q_i} - q_i(t)) + c_2 y_2 \cdot (gbest_{q_i} - q_i(t)) \quad (15)$$

$$v_{r_i}(t+1) = \omega(t) \cdot v_{r_i}(t) + c_1 y_1 \cdot (pbest_{r_i} - r_i(t)) + c_2 y_2 \cdot (gbest_{r_i} - r_i(t)) \quad (16)$$

调整 q 与 r 的更新方向与幅度,通过粒子群位置更新公式,即

$$q_i(t+1) = q_i(t) + v_{q_i}(t+1) \quad (17)$$

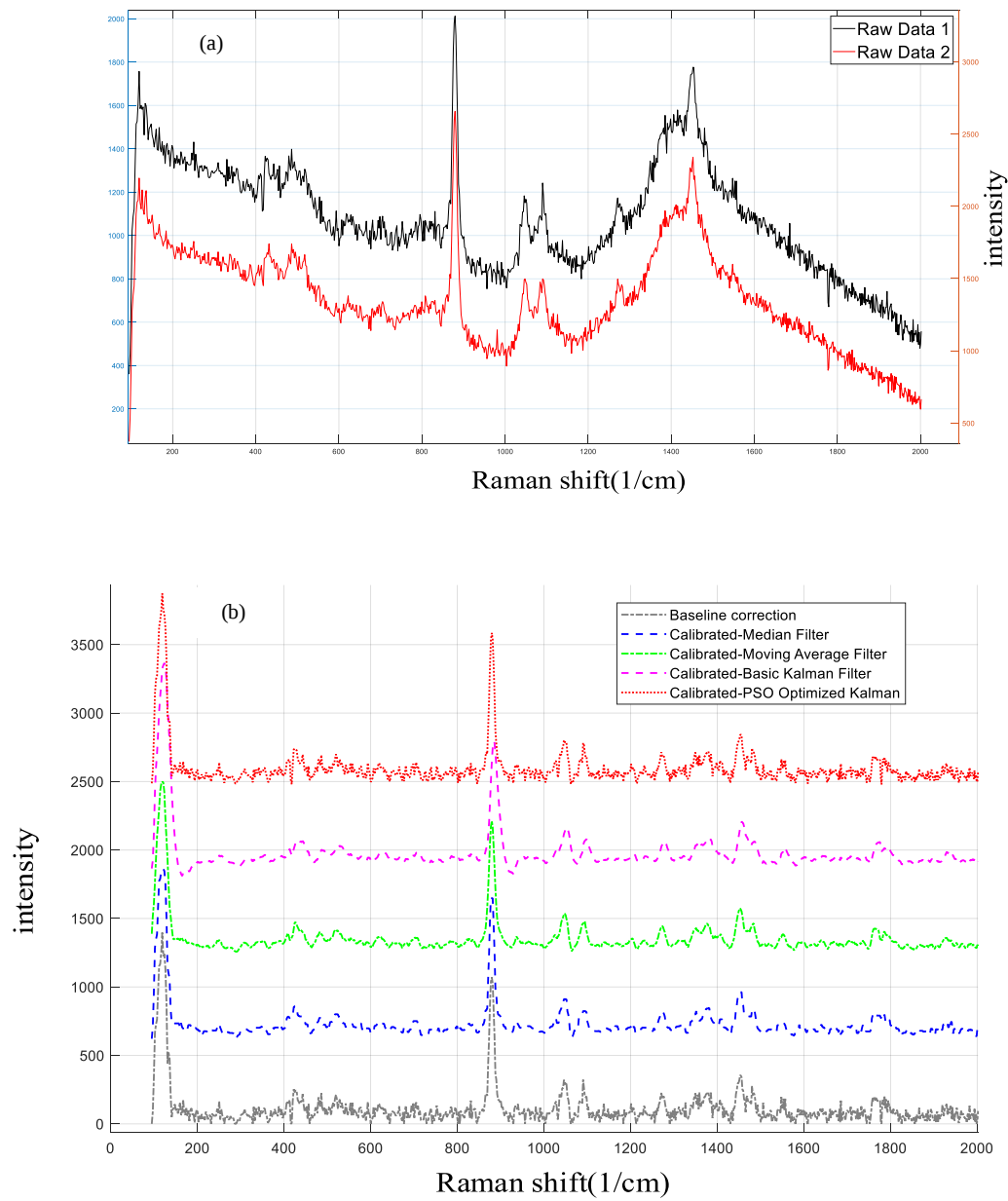
$$r_i(t+1) = r_i(t) + v_{r_i}(t+1) \quad (18)$$

当PSO迭代收敛到最优解,找到适应度函数的最小值后,即代表得到了最优的 Q 矩阵和 R 矩阵的标量参数。然后,使用最优 Q 矩阵与 R 矩阵标量参数执行卡尔曼滤波,再将所得结果带入卡尔曼滤波方程组的式(7)、(8),执行卡尔曼滤波方程组,完成状态估计。

2 仿真与实验

2.1 仿真验证与讨论

采用实测的玉米光谱数据创建了两组模拟数据,以证明所研究方法的有效性和鲁棒性。分别使用中值滤波、滑动平均滤波、基础卡尔曼滤波、结合改进粒子群自适应寻优的卡尔曼滤波方法对光谱数据进行处理,中值滤波和滑动滤波窗口值均设为5,参数大小属于常用滤波参数范围,卡尔曼滤波则与文章提出方法参数一致^[21]。建立综合MSE、反平滑度、信噪比三者的评价标准,并对各滤波方法的滤波效果进行定量评估。图2展示了两组仿真数据分别经过基线校正,再使用上述四种滤波方法处理后的光谱曲线,基线校正采用移动窗口最小值法,需要指出的是,移动窗口最小值法可能存在窗口参数敏感等问题。但在本文的对比实验框架下,所有信号均采用同一套基线校正参数,确保了评价基准的一致性。因此,虽然绝对数值可能受基线校正效果影响,但各方法在MSE、信噪比(Signal-Noise Ratio, SNR)及反平滑度指标上的相对差异,能有效反映其滤波性能的真实优劣。



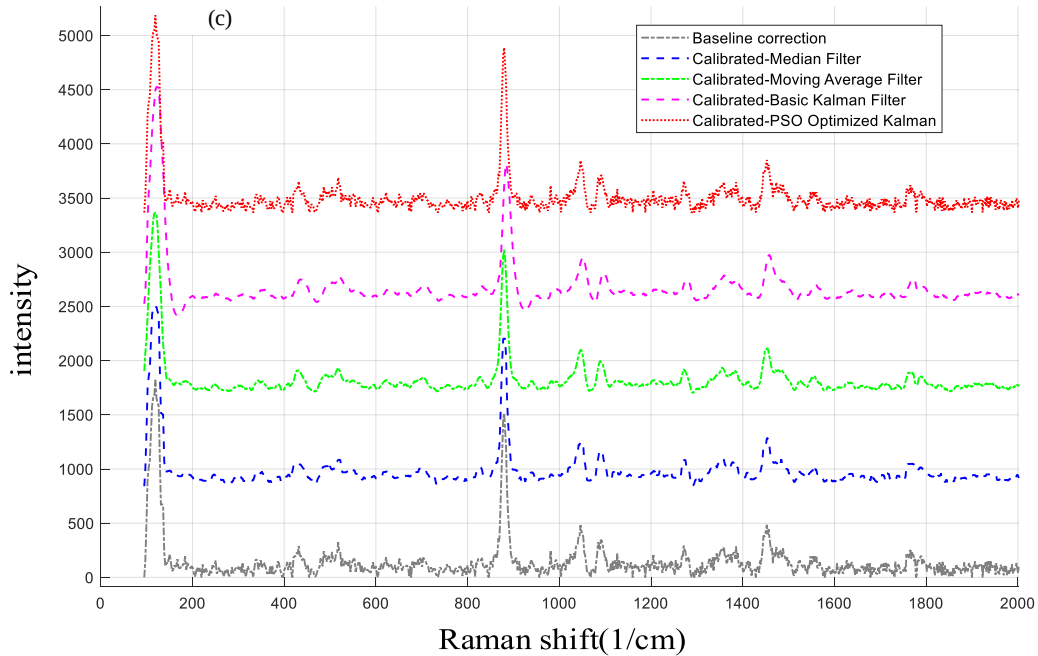


图2 不同方法得到的仿真数据滤波结果。(a)1号和2号原始数据;(b)1号数据经四种滤波后的结果;(c)2号的不同滤波结果

Fig.2 The filtering results of simulation data obtained through different methods. (a) Raw data 1, 2; (b) Different filtering results of data 1; (c) Different filtering results of data 2

图2(a)中黑色、红色实线分别为1号与2号原始数据,其中2号相比于1号具有更强的噪声成分,即信噪比更低且MSE更大。图2(b)、(c)中灰色虚线为基线校正后的数据,蓝色虚线为均值滤波数据,绿色虚线为滑动平均滤波数据,粉色虚线为基础卡尔曼滤波数据,红色虚线为论文提出滤波方法所得数据。由图2中的基础卡尔曼滤波与结合改进PSO自适应寻优的卡尔曼滤波曲线可以看出,基础卡尔曼滤波算法处理后的光谱曲线,虽然特征峰位置大体不变,但是会使局部区域的数据出现畸变,造成明显失真。而结合改进PSO自适应寻优的卡尔曼滤波算法则不会产生局部区域数据畸变,更能兼顾多种噪声的抑制,且噪声抑制能力与均值滤波、滑动平均滤波的噪声抑制能力相当。

为直观对比滤波效果,引入光谱信噪比(SNR)作为量化指标,以基线校正后的数据为参考信号,评估原始数据、均值滤波、卡尔曼滤波等处理结果,定量比较不同方法的信号纯净度,即

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{S}{N} \right) \quad (19)$$

式中, S 表示评估信号功率,即参考信号平方均值; N 表示噪声信号功率,即滤波后信号与参考信号的差值平方的均值。

将SNR与前述MSE、反平滑度共三种评价指标相结合,用以定量分析均值滤波、滑动平均滤波、普通卡尔曼滤波以及本文提出方法对光谱数据滤波后的效果。其中,MSE越小表示滤波越接近真实信号;SNR越大表示滤波效果越好,噪声保留越少;反平滑度越小表明细节丢失更少,更能还原原始光谱曲线,为区别数据大小,将该数据乘以 10^3 比较。具体数据如表1所示。

表1表明,结合改进PSO自适应寻优的卡尔曼滤波算法的MSE和SNR性能优于其他三种方法,具有良好的抗平滑性,没有明显的失真。

表2表明,处理仿真信号2时,本文提出方法仍保持优异的MSE、SNR性能,反平滑度稳定,波形基本不变。所提方法相比于基础卡尔曼滤波有更好的鲁棒性,同时在噪声功率更大的场景下,本文方法不会导致滤波曲线出现失真,能够保证算法的准确性。

表 1 图 2(b)三种评价标准对四种滤波结果的评估

Table 1 Fig. 2(b) evaluation of four filtering results by three evaluation systems

Signal type	MSE	Anti-smoothness	SNR/dB
Raw data	488221.978	0.401788332	-14.27
Median filter	854.234	1.511725574	13.3
Moving average	935.398	2.698146146	12.91
Basic Kalman	3165.014	2.509650314	7.61
PSO & Kalman	87.424	0.576090465	23.2

表 2 图 2(c)三种评价标准对四种滤波结果的评估

Table 2 Fig. 2(c) evaluation of four filtering results by three evaluation systems

Signal type	MSE	Anti-smoothness	SNR/dB
Raw data	771199.822	0.313858793	-14.03
Median filter	978.813	0.934638346	14.94
Moving average	1164.674	1.639449875	14.18
Basic Kalman	5230.948	1.451187535	7.66
PSO & Kalman	3.814	0.323675422	39.03

2.2 实测效果

为进一步验证算法的准确性,采用图 3 实验装置进行实际的测试。图 3 为光谱测量数据的实验装置图,该拉曼光谱测量系统由拉曼探头、激发光源、控制开关及电源,Czerny-Turner 结构光谱仪以及上位机五个部分组成。

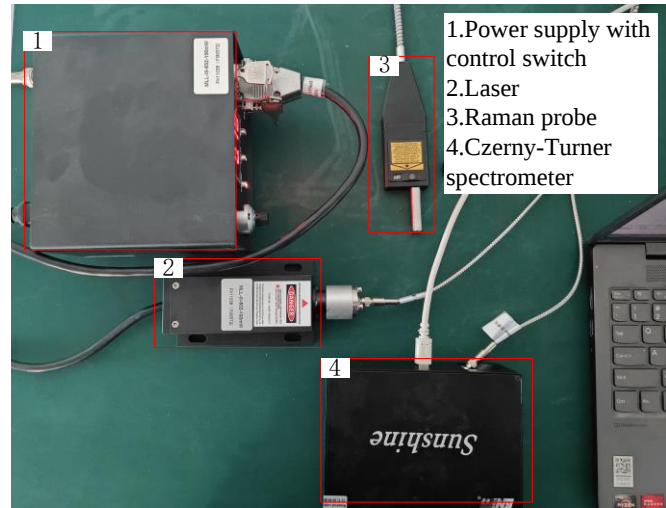


图 3 光谱测量数据实验装置图

Fig.3 Spectral measurement data experimental setup diagram

为了验证算法的稳定性与可行性,选择两种样品进行实验,实验被测样品选用无水乙醇与聚丙烯,两种实验样品极易获取且化学性质稳定,通过拉曼光谱仪可采集到清晰谱图。标准无水乙醇的拉曼光谱图像如图 4 所示。

标准无水乙醇的拉曼光谱特征峰一共有 7 个,分别为:864、1053、1097、1455、2876、2927、2973,单位为 cm^{-1} 。图 5 所示为无水乙醇使用实验装置实测的拉曼光谱原始数据图像。

实测所得无水乙醇的 7 个特征峰为 923.778、1082.94、1135.2、1484.02、2904.69、2949.02、2993.02,单位为 cm^{-1} 。由于实验室中环境光等不同因素影响,测得特征峰的位置有所偏差,但测出的特征峰的形式和相对位置基本与标准酒精光谱数据一致。然后,将实测数据进行基线校正,再采用上述评价指标对各滤波方法的效果进行定量评估。

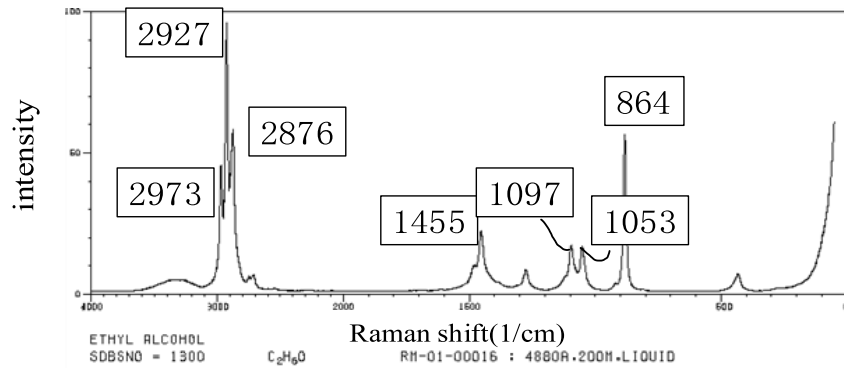


图4 标准的乙醇拉曼光谱图像
Fig.4 Standard ethanol Raman spectra

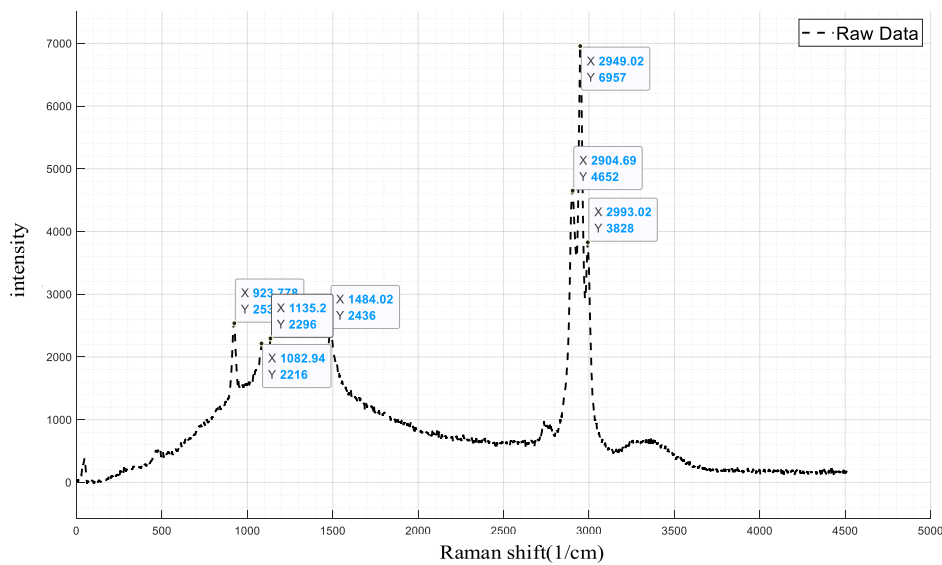


图5 滤波前乙醇的原始拉曼光谱图像
Fig.5 Original Raman spectroscopy image of ethanol before filtering

图6为无水乙醇经多种滤波方法后的拉曼光谱图。

由图6细节可以看出,四种算法峰宽无较大差异,中值滤波噪声抑制能力弱于滑动平均,但峰形模糊化比较明显,各峰的尖锐度不足,峰高有明显衰减,部分小峰的特征被掩盖。滑动平均滤波噪声抑制过度,弱峰平滑较多,峰高衰减最明显,仅能识别强峰的大致位置,峰形细节丢失最多。基础卡尔曼滤波峰形清晰度优于前两者,弱峰的轮廓清晰,峰高衰减不多,但因参数需人工调整设定,弱峰的细节(如肩峰等)存在较明显失真。结合改进 PSO 自适应寻优的卡尔曼滤波峰形最锐利,弱峰的小峰、肩峰等细节被完整保留,峰高衰减最少,在噪声抑制与峰形特征保留之间实现了最佳平衡。

为能清晰定量评估上述各滤波后曲线的区别,将前述测试仿真数据的评判标准应用于各实测数据。其中,各个滤波信号的 SNR 的参考信号由于无具体真值,使用基线校正后的光谱数据作为参考信号,能保证所有滤波方法参考信号为同一固定值,保证实验的公平性。最终得到数据如表 3 所示。

从表 3 可以看出,相较于其他三种方法,结合改进 PSO 自适应寻优的卡尔曼滤波在 MSE 与 SNR 指标上明显更优,而反平滑度数值与原始数据的反平滑度接近,因此所研究方法的表现依旧优于另外三种方法。综合图表看出,所提出方法能够保证更好的数据准确性,并具有更好的鲁棒性。

为验证所研究方法对光谱数据滤波效果的可复现性,选取标准聚丙烯样品的开展实验。图 7 为标准的聚丙烯拉曼光谱图,其主要特征峰为:825.8、974.5、1155、1323、1445、2874、2941,单位为 cm^{-1} 。

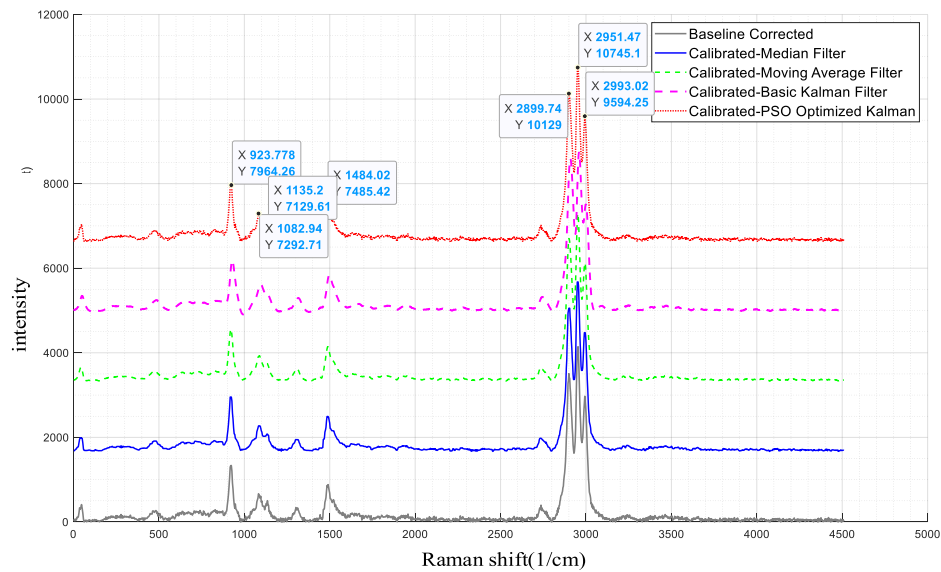


图6 不同滤波算法的乙醇拉曼光谱对比图像

Fig 6 Comparison images of ethanol's Raman spectra results from different algorithms

表3 三种评价标准对乙醇测量数据的四种过滤结果的评估

Table 3 Evaluation of four filtering results from ethanol measured data using three assessment systems

Signal type	MSE	Anti-smoothness	SNR/dB
Raw data	659562.719	0.218868336	-3.95
Median filter	521.810	0.402224074	27.06
Moving average	753.449	0.52254298	25.47
Basic Kalman	15209.919	0.607880008	12.42
PSO & Kalman	7.789	0.286409351	45.33

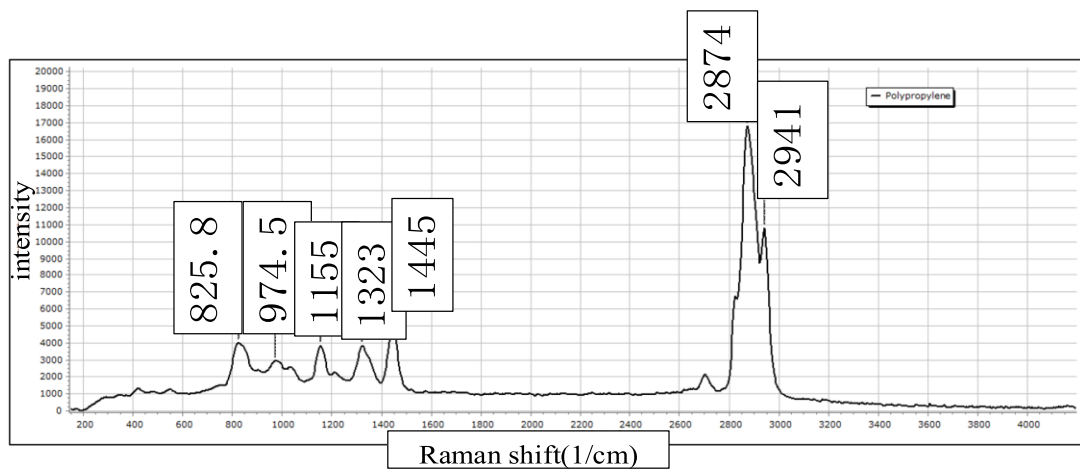


图7 标准的聚丙烯拉曼光谱图

Fig.7 Standard polypropylene Raman spectrum

图8为实验装置测得聚丙烯的拉曼光谱图。

实测所得聚丙烯的光谱数据的特征峰数量为7个,分别为:831.493、1026.7、1151.88、1326.16、1452.61、2875.5、2948.42,单位为 cm^{-1} 。虽然测得曲线有基线偏移问题,但特征峰的形式和相对位置基本与标准聚丙烯光谱数据一致。将实测数据进行基线校正后,再采用上述评价指标对各滤波方法的效果进行定量评估。

图9为聚丙烯经过各种滤波方法后的拉曼光谱图像。

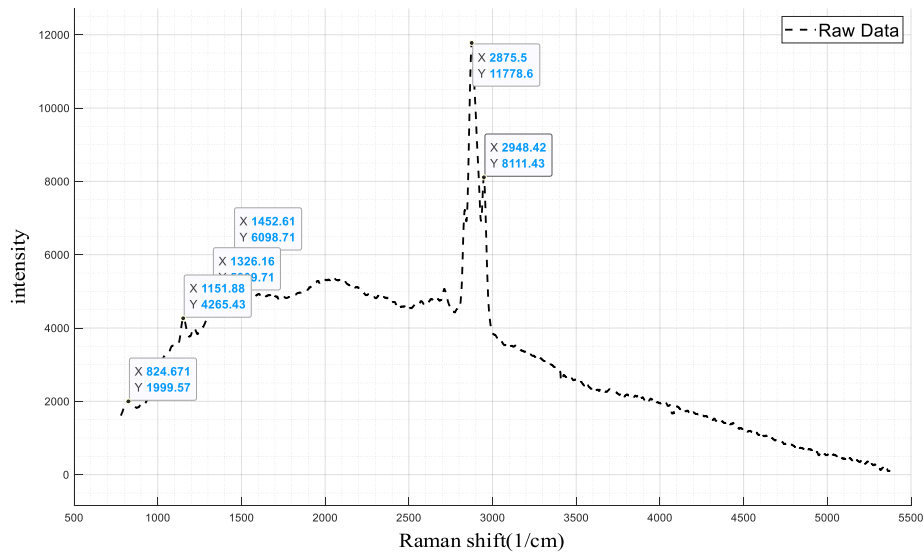


图8 滤波前聚丙烯的原始拉曼光谱图像

Fig.8 Original Raman spectrum image of polypropylene before filtering

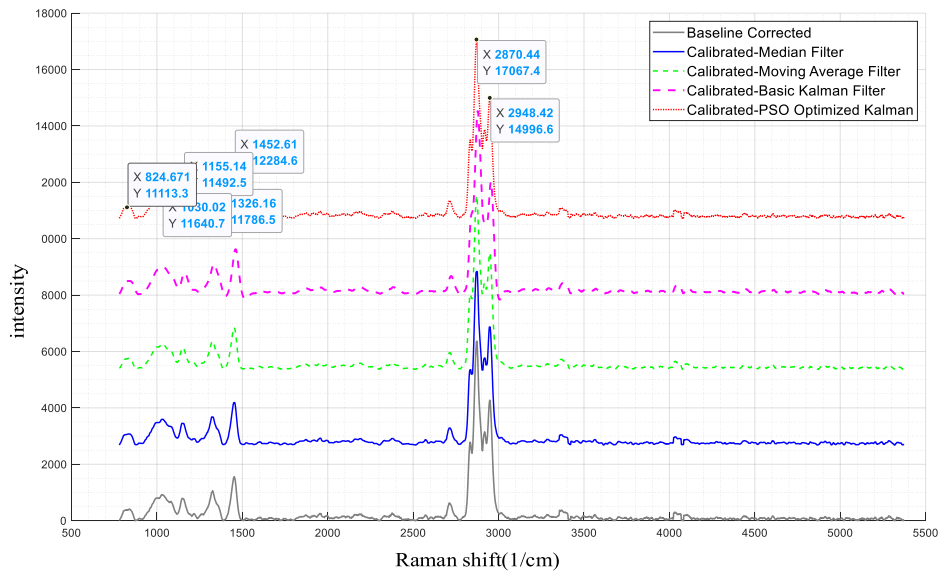


图9 不同滤波算法的聚丙烯拉曼光谱对比图像

Fig.9 Comparison of polypropylene Raman spectra results with images

由图9可以看出结合改进 PSO 自适应寻优的卡尔曼滤波的峰形最锐利,波形的细节保留更加完整,衰减最少,实现了噪声抑制与峰形特征保留之间的最佳平衡。为了能定量评价这一结论,用三种评价指标对四种滤波结果进行评估,结果如表4所示。

本文提出的方法确保了卓越的数据准确性和鲁棒性。与其他三种方法相比,结合改进 PSO 自适应寻优的卡尔曼滤波在 MSE、SNR 和反平滑度指标方面都表现出明显更好的性能。

3 结论

光谱滤波是光谱数据处理的关键环节,所提出的结合改进 PSO 自适应寻优的卡尔曼滤波光谱算法,构

表 4 三种评价标准对聚丙烯测量数据的四种过滤结果的评估
Table 4 Evaluation of four filtering results on measured polypropylene data using three assessment systems

Signal type	MSE	Anti-smoothness	SNR/dB
Raw data	9468597.740	0.28150388	-13.12
Median filter	184.024	0.304536738	33.99
Moving average	451.125	0.362742991	30.1
Basic Kalman	23154.902	0.351990187	12.99
PSO & Kalman	0.027	0.284382894	72.35

建了MSE与反平滑度相结合适应度函数,该函数有别于常规的PSO-Kalman滤波的单一目标优化函数,以MSE确保精度,反平滑度约束波形。能确保滤波有效性和波形细节的保留,避免过度平滑和局部失真,以该适应度函数为核心的粒子群算法通过自动寻优卡尔曼滤波算法的 Q 矩阵与 R 矩阵,使得结合改进PSO自适应寻优的卡尔曼滤波光谱算法具有高准确度,高鲁棒性等优点,同时解决了传统卡尔曼滤波算法的易失真及人工调参效率低等问题。最后,通过两组不同噪声强度的仿真光谱数据、两种不同样品的实测拉曼光谱数据进行实验验证。数据表明:仿真场景下本文方法MSE可达87.424、3.814,高低噪声信噪比分别达到39.03dB、23.2dB,反平滑度则约为0.577、0.324;实物实测中乙醇、聚丙烯数据的MSE分别低至7.789与0.027,信噪比高达45.33dB与72.35dB,反平滑度约为0.286、0.284。与传统的光谱滤波算法相比,本文方法可高效抑制噪声并有效保留光谱波形的细节特征,同时,摆脱了传统卡尔曼滤波算法依赖人工调参的缺点,提升了光谱滤波的鲁棒性与自动化水平,为光谱数据处理提供了新方案。

参考文献

[1] XIAO Qin, LI Zhengzhou, LIU Haiyi. Infrared non-uniformity correction method based on scene-adaptive directional guided filtering[J]. Acta Photonica Sinica, 2024, 53(11):1110001.
肖沁,李正周,刘海毅. 基于场景自适应方向引导滤波的红外成像非均匀性校正方法[J]. 光子学报, 2024, 53(11): 1110001.

[2] GAO Xiangyu, LI Juan, YU Can, et al. Interferogram filtering method for interferometric spectral imager based on VMD-DWT[J]. Acta Photonica Sinica, 2025, 54(4): 0410001.
高翔宇,李娟,于燊,等. 基于VMD-DWT的干涉型光谱成像仪干涉图滤波方法[J]. 光子学报, 2025, 54(4):0410001.

[3] YANG Yanwei, HE Xiaojian, PAN Baowu, et al. Parameter optimization of laser-induced breakdown bauxite spectra based on cavity confinement[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(3):251-257.
杨彦伟,郝晓剑,潘保武,等. 基于腔体约束激光诱导击穿铝土矿光谱的参数优化[J]. 红外与激光工程, 2022, 51(3): 251-257.

[4] YAN Chunsheng. A review on spectral data preprocessing techniques for machine learning and quantitative analysis[J]. iScience, 2025, 28(7):112759-112759.

[5] LU Rongsheng, ZHANG Zilong, ZHANG Ailin, et al. Research progress on key technologies of chromatic confocal sensors (invited) [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(2):77-104.
卢荣胜,张紫龙,张艾琳,等. 光谱共焦传感器关键技术研究进展(特邀)[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(2):77-104.

[6] ZHONG Minghua, CHANG Huanqiu. Correction of flame atomic absorption spectroscopy interference using the Kalman filtering method[J]. Chinese Journal of Analysis Laboratory, 1996, (3):72-75.
衷明华,常焕球. Kalman滤波法校正火焰原子吸收光谱干扰[J]. 分析试验室, 1996, (3):72-75.

[7] LI Suwen, LIU Wenqing, XIE Pinhua. Differential optical absorption spectroscopy based on Kalman filter[J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition), 2006(10):113-116,122.
李素文,刘文清,谢品华. 基于卡尔曼滤波的差分光学吸收光谱法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2006(10):113-116,122.

[8] LI Chunyan, WANG Ninglin, LIU Jihong, et al. Analysis and research of spectral confocal displacement measurement method based on multiple scattering correction[J]. Infrared and Laser Engineering, 2025, 54(1):231-240.
李春艳,王泞淋,刘继红,等. 基于多元散射校正的光谱共焦位移测量方法分析与研究[J]. 红外与激光工程, 2025, 54(1):231-240.

[9] ZHANG Kai, ZUO Wangmeng, CHEN Yunjin, et al. Beyond a Gaussian denoiser: residual learning of deep CNN for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7):3142-3155.

[10] YUAN Qiangqiang, ZHANG Qiang, LI Jie, et al. Hyperspectral image denoising employing a spatial-spectral deep residual convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(2):1205-1218.

[11] JIAO Ting, DENG Hao, XU Zhenyu, et al. Research on dual comb spectroscopy correction algorithm for innovation-

- based adaptive extended kalman filtering[J]. Chinese Journal of Lasers, 2025, 52(10):252-263.
- 焦婷, 邓昊, 许振宇, 等. 基于新息自适应扩展卡尔曼滤波的双光梳光谱校正算法研究[J]. 中国激光, 2025, 52(10): 252-263.
- [12] LU Zhiyi, LI Xiangping, CHEN Qi, et al. Kalman filtering decoupling algorithm based on particle swarm optimization[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(4):751-755.
- 陆志毅, 李相平, 陈麒, 等. 基于粒子群优化的卡尔曼滤波去耦算法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(4):751-755.
- [13] ANWAR S, JAVED I B, ABDUL W K, et al. Comparative analysis of median filter and its variants for removal of impulse noise from gray scale images[J]. Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences, 2022, 34(3):505-519.
- [14] SHAN Z, YANG J, SANJUAN M A F, et al. A novel adaptive moving average method for signal denoising in strong noise background[J]. The European Physical Journal Plus, 2022, 137:50.
- [15] MOHAMED A, SCHWARZ K, Adaptive Kalman Filtering for INS/GPS[J]. Journal of Geodesy, 1999, 73:193-203.
- [16] GE Baoshuang, ZHANG Hai, TANG Zhikun. Improved robust adaptive Kalman filter with innovation-based outliers diagnosis[J]. Navigation Positioning and Timing, 2020, 7(1):48-54.
- 葛宝爽, 张海, 唐志坤. 基于新息异常检测的改进抗差自适应卡尔曼滤波算法[J]. 导航定位与授时, 2020, 7(1):48-54.
- [17] LI Dehao, WANG Dan, LI Zhiyan, et al. Application of Kalman filter in gas detection by cavity ring-down spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(10):2727-2732.
- 李德浩, 王丹, 李治艳, 等. 卡尔曼滤波方法在腔衰荡光谱技术探测气体中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(10):2727-2732.
- [18] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm – explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.
- [19] WANG Dongfeng, MENG Li. Performance analysis and parameter selection of PSO algorithms[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(10):1552-1561.
- 王东风, 孟丽. 粒子群优化算法的性能分析和参数选择[J]. 自动化学报, 2016, 42(10):1552-1561.
- [20] EILERS P H. A perfect smoother[J]. Analytical Chemistry, 2003, 75(14):3631.
- [21] JANACEK G. Time series analysis forecasting and control[J]. Journal of Time Series Analysis, 2010, 31(4):303-303.

Research on Kalman Spectral Filtering Method Using Improved PSO Adaptive Optimization

HOU Maosheng, SHAO Yuheng, LIU Tao, LIU Chuang, WENG Mingwang, WANG Tongyu

(Key Laboratory of Optoelectronic Measurement and Optical Information Transmission Technology of the Ministry of Education, College of Optoelectronic Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: Spectral filtering algorithms constitute a core component of spectral detection technology. Traditional spectral filtering methods, however, suffer from various shortcomings: median filtering lacks accuracy for complex dynamic signals, moving average filtering has limited noise adaptability, and Kalman filtering is difficult to tune manually. Few adaptive Kalman filtering methods can be directly applied to spectral filtering. To overcome these issues, this study proposes a Kalman spectral filtering method that employs improved Particle Swarm Optimization (PSO) for adaptive parameter optimization. This method aims to overcome the parameter tuning difficulty, insufficient accuracy, and poor stability of traditional Kalman filtering in spectral filtering. It also targets higher accuracy than other traditional filters. In this method, a Kalman filter is integrated with PSO-based adaptive optimization. The particle swarm algorithm innovatively adopts a weighted fitness function that combines Mean Square Error (MSE) and anti-smoothness. This function is specifically designed for spectral filtering. This allows adaptive optimization of the process noise and measurement noise covariance matrices. Such optimization overcomes the inefficiency of manual parameter tuning in traditional Kalman filtering. As a result, effective filtering is achieved while more detailed waveform features are preserved. The effectiveness and applicability of the proposed algorithm are validated using four datasets: two sets of simulated spectral data, a measured Raman

spectrum of anhydrous ethanol, and a measured Raman spectrum of polypropylene. Meanwhile, to clearly demonstrate its advantages, the proposed method is compared with three traditional methods. Mean square error, signal-to-noise ratio, and anti-smoothness are used as evaluation indicators. Simulation and experimental results demonstrate that the proposed method achieves superior overall performance. For the two simulated datasets under low-noise and high-noise conditions, the proposed algorithm achieves MSE values of 3.814 and 87.424, respectively. This indicates that the filtering error is greatly reduced, and the algorithm can effectively eliminate noise interference while significantly improving signal quality. In terms of SNR, the proposed method reaches 39.03 dB in the low-noise scenario and 23.2 dB in the high-noise scenario, exhibiting excellent noise suppression capability, far exceeding those of the three traditional methods. In terms of anti-smoothness, the proposed method is the closest to the original spectral signal among all compared methods. This indicates that the algorithm can effectively retain the detailed characteristics of the original spectral signal while suppressing noise. The experimental results of the measured ethanol and polypropylene Raman spectra further demonstrate that the proposed algorithm is practical and reliable. For the filtered data, the MSE values are 7.789 and 0.027, respectively. This demonstrates the high accuracy of the proposed algorithm in practical spectral filtering. The SNR values of the filtered data reach 45.33 dB and 72.35 dB, respectively, both being the highest among all compared methods. This shows that the algorithm has strong adaptability and noise suppression ability in actual measurement scenarios. In addition, the anti-smoothness of the proposed algorithm is also the best among the four filtering methods. This further confirms that the algorithm can well balance two core requirements: strong noise suppression and detailed feature preservation. Therefore, the proposed method has three main advantages. First, it significantly reduces the reliance on manual parameter tuning, solving the associated problems of high tuning difficulty and poor consistency in traditional Kalman filtering. Second, it greatly improves the accuracy and robustness of spectral filtering. Meanwhile, its good performance in anti-smoothness shows that this method balances strong noise suppression and detailed feature preservation well. This addresses the key challenge of traditional filtering methods: balancing noise suppression and detail preservation. In summary, the proposed Kalman spectral filtering algorithm using improved PSO adaptive optimization provides a new and effective method for spectral filtering in various fields. It also offers significant theoretical reference value and promising practical application prospects for the advancement of spectral detection technology.

Key words: Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm; Kalman filtering algorithm; Spectral filtering algorithm; MSE; Anti-smoothness; SNR

OCIS Codes: 300.1030; 300.6230, 300.6450

CSTR: 32255.14.gzxb20265508.0830002