

离轴积分腔输出光谱气体传感降噪技术

张海鹏^{1,2}, 郑凯元^{1,2}, 李俊豪^{1,2}, 刘梓迪^{1,2}, 李秀英^{1,2*}, 郑传涛^{1,2}, 王一丁^{1,2}¹ 吉林大学集成光电子学国家重点联合实验室, 电子科学与工程学院, 吉林 长春 130012;² 吉林省红外气体传感技术工程研究中心, 吉林 长春 130012

摘要 为了有效抑制离轴积分腔输出光谱气体传感中存在的系统及腔模噪声并提高信噪比和气体检测灵敏度, 在传统经验模态分解(EMD)方法的基础上, 提出了一种改进型的 EMD 滤波算法。在对含噪信号进行分层分解的过程中, 结合 Savitzky-Golay(SG)滤波算法和互相关运算, 利用滤波信号与互相关系数来得到重构滤波信号。利用甲烷气体样品开展的仿真和实验结果表明, 采用 EMD-SG 滤波方法能显著提高信噪比, 降低气体检测下限。与传统的小波去噪、卡尔曼滤波相比, EMD-SG 滤波算法在处理系统噪声中的高斯白噪声成分和非线性、非平稳的随机噪声成分上具有明显的优势, 实现了较好的滤波效果。经 EMD-SG 滤波算法处理后, 吸收信号的信噪比提高了 1.9 倍, 系统的检测下限由 8.7×10^{-6} 下降到 4.6×10^{-6} 。所提出的基于离轴积分腔输出光谱技术的 EMD-SG 滤波算法具有较高的信噪比和较好的去噪效果, 有效提升了系统的检测性能, 为研制低噪声离轴积分腔气体传感器并将其用于大气环境监测提供了方法和依据。

关键词 光谱学; 离轴腔增强吸收光谱技术; 经验模态分解; Savitzky-Golay 滤波; 信噪比

中图分类号 O433.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.2430002

Denoising Technique in Gas Sensing Based on Off-Axis Integrated Cavity Output Spectroscopy

Zhang Haipeng^{1,2}, Zheng Kaiyuan^{1,2}, Li Junhao^{1,2}, Liu Zidi^{1,2}, Li Xiuying^{1,2*}, Zheng Chuantao^{1,2}, Wang Yiding^{1,2}¹ State Key Laboratory of Integrated Optoelectronics, College of Electronic Science & Engineering, Jilin University, Changchun, Jilin 130012, China;² Jilin Provincial Engineering Research Center of Infrared Gas Sensing Technique, Changchun, Jilin 130012, China

Abstract To effectively suppress the system and cavity mode noises in gas sensing based on off-axis integrated cavity output spectroscopy and therefore improve the signal-to-noise ratio (SNR) and gas detection sensitivity, this paper proposes an improved empirical mode decomposition (EMD) filtering algorithm on the basis of the traditional EMD method. In the process of hierarchically decomposing noisy signals, the Savitzky-Golay (SG) filtering algorithm and cross-correlation operation are combined, and a reconstructed filtering signal is obtained by using the filtering signals and correlation coefficients. Simulation and experimental results of methane gas samples show that the EMD-SG filtering method can significantly improve the SNR and reduce the lower limit of gas detection. In addition, compared with traditional wavelet-denoising and Kalman filtering, the EMD-SG filtering algorithm has obvious advantages in processing the Gaussian white noise and the non-linear and non-stationary random noise in the system noise and achieves a better filtering effect. After treatment with the EMD-SG filtering algorithm, the SNR of the absorption signal is increased by 1.9 times, and the lower limit of the detection is reduced from 8.7×10^{-6} to

收稿日期: 2021-06-21; 修回日期: 2021-08-20; 录用日期: 2021-08-31

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB0405300)、国家自然科学基金(61627823, 61775079, 61960206004)、吉林省科技发展计划(20180201046GX, 20190101016JH, 20200401059GX)

通信作者: *xiuying@jlu.edu.cn

4.6×10^{-6} . The proposed EMD-SG filtering algorithm based on off-axis integrated cavity output spectroscopy has a high SNR and favorable denoising effect and can effectively improve the detection performance of the system. It provides a new method and a basis for developing low-noise gas sensors based on the off-axis integrated cavity to monitor the atmospheric environment.

Key words spectroscopy; off-axis cavity enhanced absorption spectroscopy; empirical mode decomposition; Savitzky-Golay filtering; signal-to-noise ratio

OCIS codes 300.6360; 300.6170

1 引言

离轴积分腔输出光谱(OA-ICOS)技术的原理是将红外激光以离轴方式耦合进由一对高反射率镜片构成的谐振腔中,通过采集腔透射信号对气体体积分数进行检测。这种离轴耦合的方式很大程度上简化了积分腔输出光谱技术的实验装置,与共轴光谱技术相比,OA-ICOS技术可以很好地避免光在腔内来回反射而造成的干涉现象,具有灵敏度高、响应时间短等诸多优点。在高灵敏度的离轴积分腔输出光谱系统中,其背景噪声会严重影响整个传感器的检测性能。因此,选择合适的滤波算法并将其用于处理气体吸收信号,是研制高灵敏传感器的关键^[1-2]。

积分腔增强系统中涵盖多个噪声源,包括激光器频率和功率波动造成的过量噪声、谐振腔的干涉条纹、探测器的噪声等。其中,影响探测性能和精度的噪声主要是激光器的相位噪声导致的过量光强波动引起的腔模噪声^[3-4]。基于离轴入射的光腔耦合方式会激发出更多的、模式更密集的高阶模式,使得干涉条纹和过量噪声被削弱,探测器的检测性能和灵敏度也就会明显提高^[5]。探测器噪声包含热噪声、散粒噪声、 $1/f$ 噪声等。热噪声和散粒噪声的功率谱密度与频率无关,均为白噪声; $1/f$ 噪声功率与频率成反比,属于低频噪声,可采用较高的调制频率减小电流噪声的影响。因此,本文所采用的多种滤波算法主要针对腔模噪声、白噪声以及系统中存在的随机噪声^[6]。

近年来,基于小波阈值去噪、经验模态分解(EMD)和卡尔曼去噪的方法在故障检测、图像处理、激光测距和气体检测等领域被广泛应用^[7-9]。小波阈值去噪方法的计算量小、处理速度快;经验模态分解处理非平稳非线性数据时有较高的信噪比;卡尔曼去噪算法在处理动态系统方面有着广泛应用。离轴积分腔输出光谱技术与直接吸收技术相结合的实验方案,与波长调制技术相比更加简单直接。本文对采集到的气体吸收信号,利用改进的 EMD-SG

滤波、小波去噪(WD)、卡尔曼滤波(KF)对系统中存在的白噪声和非线性随机噪声进行降噪处理。通过理论仿真得到三种方法的最佳去噪参数,并通过甲烷检测实验比较了三种去噪算法的信噪比、标准偏差以及检测下限,验证了三种去噪算法的性能,改进的 EMD-SG 滤波算法呈现出更好的去噪效果,可以更有效地提高检测精度。

2 滤波算法的理论分析

2.1 EMD-SG 滤波算法

2.1.1 经验模态分解

经验模态分解是 1998 年 Hu 等提出的一种新的处理非平稳信号的方法,其在理论上可以应用于任何类型的信号分解^[10],因而在处理非平稳及非线性数据方面具有较强的优势和较高的信噪比。通过特征时间尺度将复杂信号分解为有限个固有模态函数(IMF,其值可用 V_{IMF} 表示),复杂信号包含了原信号不同时间尺度的局部特征信息。根据 IMF 约束条件^[11]对 EMD 信号进行分解,步骤如下:

1) 依据原始信号 A 确定的上、下局部极值点,采用三次样条插值法,绘制出极值点的上、下包络线 B_{max} 和 B_{min} 。

2) 根据上、下包络线计算出包络均值 $C_1 = (B_{\text{max}} + B_{\text{min}})/2$ 。将原始信号 A 与包络均值 C_1 作差,得到中间信号 d 。

3) 判断 d 是否满足 IMF 的两个约束条件。若满足约束条件, d 就为第一个 IMF 分量 G_1 ,否则将 d 作为原始信号 A ,重复上述步骤,直到获得满足条件的分量 G_{1n} 。此时令 $G_1 = G_{1n}$,则 G_1 是原始信号 A 分解的第一个 IMF 分量。

4) 从原始信号 A 中减去第一层分解信号 G_1 ,得到残余信号 h_1 ,令 h_1 成为原始信号 A ,重复以上步骤 1)~3),直至 h 不满足 IMF 约束条件。最终得到 n 个 IMF 分量 $\{G_1, G_2, \dots, G_n\}$ 和残余信号 h 。原始信号 A 可表示为

$$A = \sum_{i=1}^n G_i + h. \quad (1)$$

2.1.2 Savitzky-Golay 滤波算法

Savitzky-Golay 滤波算法广泛应用于数据平滑滤波,该算法在时域进行最小二乘法拟合,在滤除噪声的同时,保留了信号原本的状态。在离轴积分腔系统中,由于检测到的 CH₄ 吸收信号含有白噪声和非平稳、非线性的随机噪声,所以在传统 EMD 算法的基础上对 IMF 分量 G_i 进行 Savitzky-Golay 滤波。该过程对于吸收信号的处理是很有必要的。Savitzky-Golay 滤波算法的基本思想是:采用滤波处理,使得到的信号尽可能地逼近原吸收信号。平滑滤波的目的就是消除高低频干扰和平滑原始数据^[12]。设 $s(n)$ 中有一组数据 $s(i), i = -l, \dots, 0, \dots, l$, 构造一个 n 阶多项式:

$$y_i = a_0 + a_1 \cdot i + a_2 \cdot i^2 + \dots + a_n \cdot i^n = \sum_{k=0}^n a_k \cdot i^k, \quad (2)$$

式中: $n \leq 2l$ 。根据拟合数据存在的误差 W , 构造如下表达式:

$$W = \sum_{i=-l}^l (y_i - s[i])^2 = \sum_{i=-l}^l \left(\sum_{k=0}^n a_k \cdot i^k - s[i] \right)^2, \quad (3)$$

若要误差 W 最小,需要 W 对各参数的偏导数为 0。根据拟合多项式,设定框长 $2l$ 、多项式的阶数 n 以及待拟合的信号 $s(i)$, 即可得到多项式 y_i 。

2.1.3 EMD-SG 重构算法

通过改进的 EMD 算法对 IMF 分量进行滤波,将所得结果与互相关系数相乘以重构信号,具体步骤为:1) 对基于 EMD 算法得到的各 IMF 分量 G_i 和残余信号 h 进行 SG 滤波,获得滤波后信号 f_{G_i} 和 F_h ; 2) 对原始信号 A 和各滤波信号 f_{G_i}, F_h 进行互相关运算,得到各自的互相关系数 S_i 和 S_h ; 3) 将获得的滤波信号 f_{G_i}, F_h 与各自的互相关系数 S_i, S_h 相乘再求和,得到重构信号 Y_1 。 Y_1 可表示为

$$Y_1 = \sum_{i=1}^n S_i \cdot f_{G_i} + S_h \cdot F_h. \quad (4)$$

经过上述步骤的处理,可以获得用于气体体积分数检测的重构信号 Y_1 , 后续理论和实验研究发现信号噪声得到了显著抑制。

2.2 小波去噪算法

小波去噪方法大致分为三类^[13]: 模极大值、系数相关以及阈值去噪法。相较而言,小波阈值去噪方法^[14]的计算量小,实现简单,因此本文采用小波阈值去噪方法进行对比实验。

常用的阈值函数包括软阈值函数和硬阈值函

数^[15],硬阈值函数对吸收信号的去噪效果较好,但细节丢失比较严重,这对后续信号谐波提取等工作有较大影响,所以本文选择软阈值函数进行处理。软阈值函数可表示为

$$W_s = \begin{cases} \text{sgn}(W)(|W| - \lambda), & |W| \geq \lambda \\ 0, & |W| < \lambda \end{cases}, \quad (5)$$

式中: W 是小波去噪的小波系数; W_s 是经过小波阈值去噪后的小波系数; λ 是阈值。

目前主要的阈值估计方法有 rigrsure 阈值、minimaxi 阈值、sqrtwolog 阈值和 heursure 阈值,其中 sqrtwolog 阈值应用最为广泛。但由于 sqrtwolog 阈值没有考虑信号分解尺度等问题,本文采用 sqrtwolog 阈值改进方法^[16],该方法的阈值为

$$\lambda = \sigma_s \sqrt{2 \lg L} / \lg(R + 1), \quad (6)$$

式中: σ_s 为含噪信号的标准差; L 为含噪信号的采样点数; R 为含噪信号的分解尺度。

2.3 卡尔曼滤波算法

时域上,卡尔曼滤波器的原理为:在状态空间引入随机估计理论,用状态方程表征系统的输入、输出变化,根据系统的状态方程,观测方程并进行噪声激励的估计。其核心思想:根据当前系统的测量值和上一时刻的预测值,通过预计当前状态的变量和误差计算得到的 k 时刻最优值即为有用信号。定义 Q 和 R 分别为预测噪声协方差矩阵和测量噪声协方差矩阵,根据含噪信号的测量结果,估计动态系统的整体状态^[17]。

系统均方误差预测方程为

$$p_{k|k-1} = A_k p_{k-1} A_k^T + Q, \quad (7)$$

式中: A_k 为状态转移矩阵; p_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的预测误差矩阵; $p_{k|k-1}$ 为 k 时刻的预测误差。

滤波增益方程为

$$G_k = p_{k|k-1} C^T(k) [C(k) p_{k|k-1} C^T(k) + R]^{-1}, \quad (8)$$

式中: $C(k)$ 代表观测矩阵; G_k 为 k 时刻的 Kalman 增益。

k 时刻最优值(滤波估计)为

$$s_k = s_{k|k-1} + G_k [r_k - C(k) s_{k|k-1}], \quad (9)$$

式中: r_k 表示 k 时刻观测到的坐标矩阵; $s_{k|k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的最优值; s_k 为 k 时刻的最优值,即滤波结果。

3 滤波算法的参数优化

信号去噪^[18]的过程中存在三类信号:理论信号 α , 含噪信号 β 和滤波信号 γ 。当信号采样点数为 N

时,一般用均方根误差 F_{RMSE} 和去噪信噪比 F_{SNR} 来衡量信号去噪的效果,二者可分别表示为

$$F_{\text{RMSE}} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (\gamma - \alpha)^2 / N}, \quad (10)$$

$$F_{\text{SNR}} = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^N \alpha^2}{\sum_{i=1}^N (\gamma - \alpha)^2} \right]. \quad (11)$$

从(10)、(11)式可以观察到, F_{SNR} 越大,则 F_{RMSE} 越小,说明滤波信号与理论信号之间的差值越小,滤波效果越好。

3.1 EMD-SG 滤波参数优化

仿真过程为:首先利用 Matlab 合成体积分数为 1×10^{-4} 的甲烷气体的模拟吸收信号 u_r ,利用吸收信号 u_r 的前一半数据 u_0 进行曲线拟合,得到基线 p_0 ,将两者之差作为模拟差分吸收信号,记为 v_0 。

得到的信号 v_0 可以用于消除电流调制带来的扫描基线及光源带来的噪声,从而得到零基线的气体吸收轮廓。信号幅值与气体体积分数具有一定的线性关系,因而可以反演出待测气体的体积分数。为了验证滤波算法的滤波效果,在模拟吸收信号 u_r 上叠加重信噪比为 30 dB 的高斯白噪声,得到含噪吸收信号 v_1 。使用 EMD-SG 滤波算法处理数据,通过对比均方根误差 F_{RMSE} 和去噪信噪比 F_{SNR} ,选择合适的框长和多项式阶数。由图 1(a) 可以看出,框长度为 23 时, F_{SNR} 最大, F_{RMSE} 最小。根据图 1(b) 的仿真结果,当多项式阶数为 3 时, F_{SNR} 最大, F_{RMSE} 最小。因此在本实验中,选取框长度为 23、多项式阶数为 3 作为最优的 EMD-SG 参数。EMD-SG 滤波结果如图 2(a) 所示。

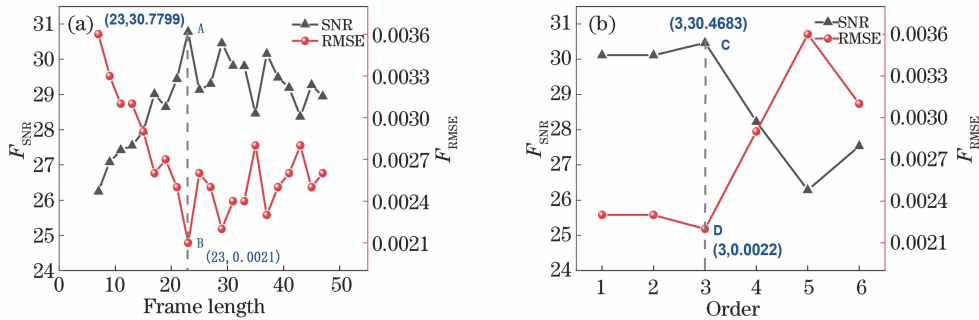


图 1 最优框长度和最优多项式阶数仿真结果。(a)最优框长度;(b)最优多项式阶数

Fig. 1 Simulation results of optimal frame length and optimal polynomial order. (a) Optimal frame length; (b) optimal polynomial order

3.2 小波阈值滤波参数优化

对含噪吸收信号 v_1 进行小波阈值去噪处理。小波阈值去噪方法有局部阈值去噪和全局阈值去噪两种方法。其中全局阈值去噪方法依据第一层噪声系数来适当调整阈值大小,一旦选定就不能再进行更改。局部阈值去噪方法则可以根据每层含噪信号

分解系数来进行阈值大小的选择,相较而言,局部阈值去噪效果更好。在小波阈值去噪方法中,选择 db3 小波函数作为小波基,对含噪信号进行 8 次分层。同时选择 sqtwolog 阈值估计准则,局部阈值去噪将噪声信号的小波系数滤除掉,可以达到最佳去噪效果。滤波结果如图 2 所示。

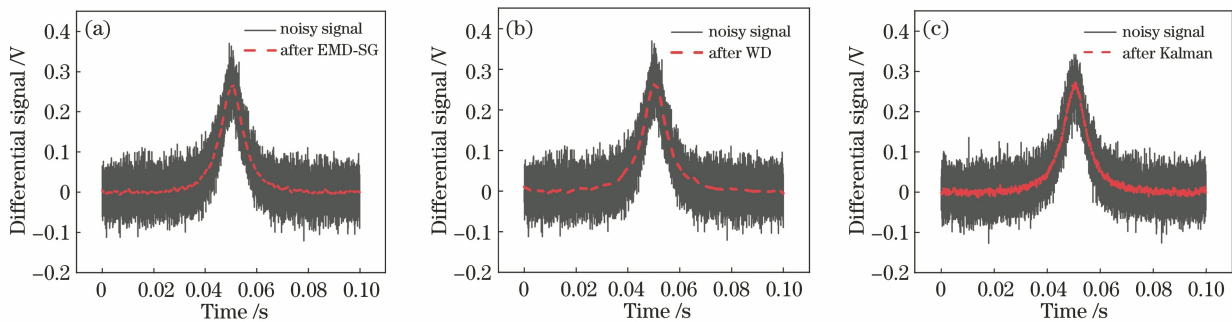


图 2 仿真得到的滤波前的甲烷吸收信号和经过 EMD-SG 滤波、小波去噪和卡尔曼滤波处理后的吸收信号。

(a) EMD-SG 滤波;(b)小波去噪;(c)卡尔曼滤波

Fig. 2 Simulated CH_4 absorption signals before filtering and absorption signals after EMD-SG filtering, WD, and Kalman filtering. (a) EMD-SG filtering; (b) WD; (c) Kalman filtering

3.3 卡尔曼滤波参数优化

将含噪吸收信号 v_1 进行卡尔曼滤波处理,滤波结果如图 2(c)所示。算法去噪过程中需要考虑增益矩阵 \mathbf{G} 、误差矩阵 \mathbf{P} 、预测噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} 、观测噪声状态协方差矩阵 \mathbf{R} 这四个矩阵参数。增益矩阵 \mathbf{G} 不需要初始化;初始化时设置误差矩阵 \mathbf{P} 为元素全为 0 的矩阵或随机矩阵;预测噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} 和观测噪声状态协方差矩阵 \mathbf{R} 通常设置为对角矩阵(对角元素相同),这两个对角线元素的大小 C_q 和 C_r (预测、观测噪声的协方差)直接影响去噪效果。当 C_q 值远大于 C_r 值,此时预测噪声偏大,系统计算结果偏向噪声较小的观测状态,卡尔曼去噪后信号与观测值基本一致;反之,去噪结果偏向预

测值,去噪信号会比较平滑、整齐。经过仿真验证,以 C_q 作为单位, C_r/C_q 为 500 时,得到较好的去噪效果,该值过大会导致去噪信号出现失真。

表 1 为三种滤波方法的去噪效果比较。仿真结果表明,与含噪信号的信噪比(7.282 dB)相比,EMD-SG 滤波的信噪比提升了 23.186 dB,WD 提升了 22.184 dB,Kalman 滤波提升了 16.865 dB。与含噪信号的均方根误差(0.0318)相比,EMD-SG 滤波算法的均方根误差降低为 1/13.826,WD 的均方根误差降低为 1/12.230,Kalman 滤波的均方根误差降低为 1/7.571。由此可以得出改进的 EMD-SG 滤波算法能更有效地提升吸收信号的信噪比,并且能够降低相应的均方根误差和失真度。

表 1 不同滤波方法的信噪比 F_{SNR} 和均方根误差 F_{RMSE}

Table 1 F_{SNR} and F_{RMSE} of different filtering methods

Signal	F_{SNR}/dB	F_{RMSE}	F_{SNR} improvement /dB	Reduced ratio of F_{RMSE}
Noisy signal	7.282	0.0318	0	1.000
Signal after EMD-SG filtering	30.468	0.0023	23.186	13.826
Signal after WD	29.466	0.0026	22.184	12.230
Signal after Kalman filtering	24.147	0.0042	16.865	7.571

4 气体检测实验

4.1 含噪吸收信号的噪声分析

实验过程为:将体积分数为 1×10^{-4} 的 CH_4 气体通入离轴积分腔中,使用 LabVIEW 软件和数据采集卡,对采集到的 CH_4 吸收信号进行 Matlab 处理,即取含噪吸收信号 u_s 的前一半数据 u_1 进行曲线拟合,得到基线信号 p_1 ;将信号 u_1 与信号 p_1 之差作为实验吸收信号,记为 v_1 ,如图 3(a)所示。图 3(b)是对得到的时域含噪吸收信号 v_1 进行频域分析。通过频谱分析能获得含噪信号中能量与频率的

变化关系,可以了解信号中的频谱结果,频谱结果清晰地表现出含噪信号的频率成分和性质。

在频谱分析中,设置采样频率与数据采集卡一致,均为 100 kHz。从频谱图分析得出,含噪信号的噪声成分主要集中在 0~5 kHz,在 35 kHz 频率处有少许噪声成分。由此得知,实验中采集到的含噪信号不仅含有高斯白噪声成分(频率遍布采样空间),还有一定成分的随机噪声(分布在高频和低频中间)。本文所设计的 EMD-SG 滤波算法主要是针对高斯白噪声和随机噪声这两种噪声成分进行降噪处理。

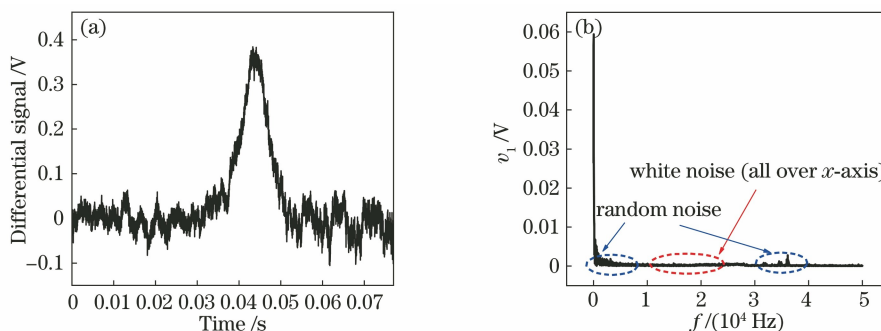


图 3 甲烷吸收信号和经傅里叶变换得到的噪声频谱分析图。(a)甲烷吸收信号;

(b)经傅里叶变换得到的吸收信号 v_1 的噪声频谱分析图

Fig. 3 CH_4 absorption signal and noise spectrum after Fourier transformation. (a) CH_4 absorption signal;

(b) noise spectrum analysis of the absorption signal v_1 after Fourier transformation

4.2 不同滤波算法的性能比较

采用 EMD-SG 去噪算法对实验中采集到的吸收信号(含噪) v_1 进行分解-去噪处理。首先,根据 IMF 分解条件,采用 EMD 算法将吸收信号逐层分解为各 IMF 分量 G_i (i 的取值范围为 1~9)。如图 4 所示,原始吸收信号从高频到低频被分解为 $G_1 \sim G_9$ 9 个分量,以及剩余差值分量 h 。对这 10 个分量逐次进行 SG 滤波处理,通过互相关运算重构得到去噪信号 Y_1 。由图 4 可以看出,噪声主要集中在高频部分;通过分析 10 个 IMF 分量去噪前后的变化,可以看出前 4 个分量经去噪后毛刺减少,信号

较平滑,说明 SG 滤波算法在高频噪声部分的去噪效果较为明显,对噪声有很好的抑制作用。从后 5 个 IMF 分量可以发现,去噪前后的信号基本相同,说明后 5 个 IMF 分量主要是吸收信号的有用成分,对滤波算法的重构起着决定性的作用。通过图 5 可以明显观察到,采用 EMD-SG 滤波算法对吸收信号进行去噪处理后,重构信号与原始信号相比而言,噪声明显减少,曲线平滑,对信号数据各性能的分析计算结果充分说明了去噪算法的有效性(其中 f_{G_i} 为 G_i 经过 SG 算法去噪后的第 i 个分量信号)。

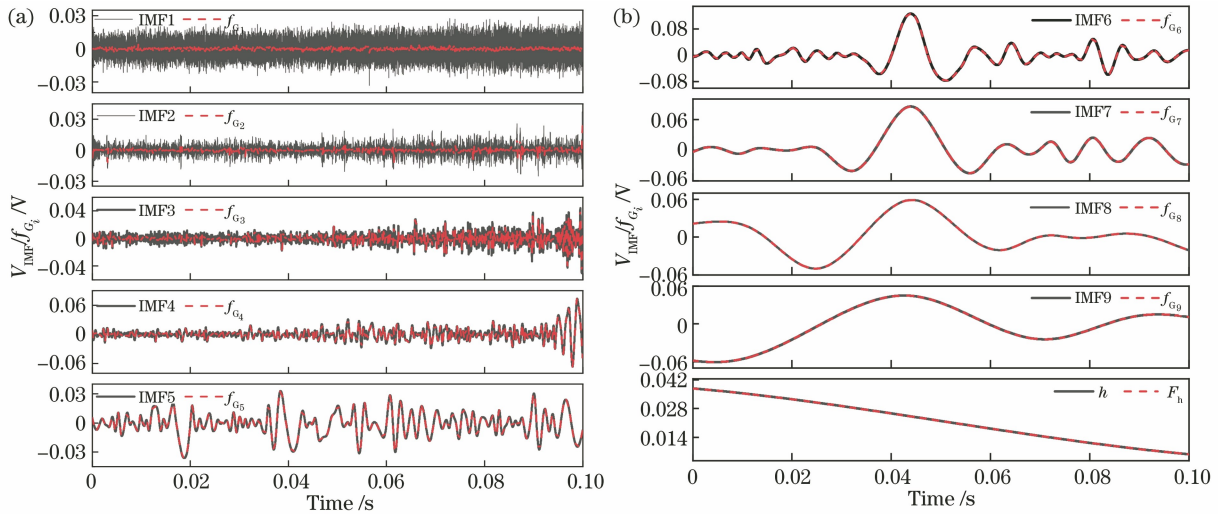


图 4 EMD-SG 算法的分解数据和滤波过程。(a)分解数据;(b)滤波过程

Fig. 4 Decomposed data and filtering process obtained by EMD-SG algorithm. (a) Decomposed data; (b) filtering process

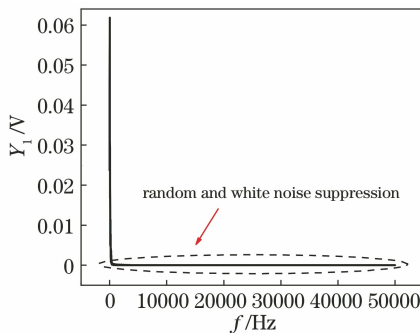


图 5 重构信号 Y_1 的噪声频谱分析图

Fig. 5 Noise spectral analysis of reconstructed signal Y_1

由图 4 可以看出,EMD 是一个不断从高频到低频滤波的过程,每一个 IMF 都包含了一定范围的特征尺度,充分保留了信号原本的特性。IMF 第 1~4 层主要为噪声部分,需利用 SG 算法进行去噪。在此基础上,对高频信号进行 SG 滤波,能很好地平滑噪声,确保信号的形状特性,消除随机噪声干扰;再经过互相关函数重构,能够最大化地保留信号的有

效成分。从图 5 中可以看出,EMD-SG 算法对白噪声具有较好的抑制作用,并且对非线性、非平稳的随机噪声也有较好的去噪效果。

接下来利用三种滤波算法的最优参数,对采集到的含噪吸收信号进行滤波去噪处理,图 6(a)~(c)分别表示三种滤波算法的去噪效果对比。本实验中,根据去噪信噪比、信号局部的标准差和均方根误差来衡量三种滤波算法的去噪效果。实验中,标准差反映了信号的波动程度, E_{RMS} 表示去噪信号与含噪吸收信号之间的均方根误差, R_{SN} 为信噪比,表示为一个周期内的吸收信号最大值与基线噪声标准差的比值。信号标准差越小,均方根误差越小,则信噪比越高,说明滤波算法的去噪能力越好。不同去噪信号以及含噪信号的标准差、信噪比和气体检测下限的对比如表 2 所示。实验中采集到的原始信号的信噪比为 11.5,气体检测下限为 8.7×10^{-6} 。经过小波去噪处理后,信噪比提高了约 1.5 倍(17.3),均方根误

差为 0.0237, 系统检测下限为 5.8×10^{-6} 。经过卡尔曼滤波后, 信噪比提高了约 1.23 倍(14.2), 均方根误差为 0.0178, 系统检测下限为 7×10^{-6} 。经过 EMD-SG 滤波算法处理后的信号信噪比提高

了约 1.9 倍(21.8), 均方根误差为 0.0232, 系统检测下限为 4.6×10^{-6} 。经过实验验证和比较可知, 与小波去噪和卡尔曼滤波相比, EMD-SG 滤波算法对于含噪信号的滤波效果最好。

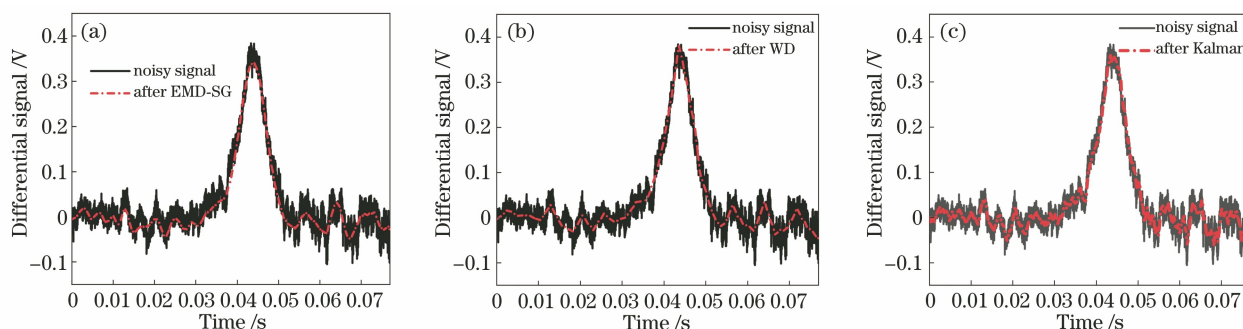


图 6 实验得到的滤波前的甲烷吸收信号和经过 EMD-SG 滤波、小波去噪、卡尔曼滤波处理后的吸收信号。

(a) EMD-SG 滤波; (b) 小波去噪; (c) 卡尔曼滤波

Fig. 6 CH₄ absorption signals before filtering and after EMD-SG filtering, WD, and Kalman filtering.

(a) EMD-SG filtering; (b) WD; (c) Kalman filtering

由图 6 和表 2 得出, 小波阈值去噪算法虽然具有时频细化能力强、计算速度快等优点, 但在滤波去噪的过程中对最优的小波基函数和分解层数的选择较复杂, 自适应能力较弱。而且小波去噪过程中的小波分解与 EMD 相比, 不能清晰地从高频到低频逐个进行单一分量的分解。因此在随机噪声阈值去噪的过程中, 小波去噪无法很好地滤除细节分量中包含的一些干扰和噪声。卡尔曼滤波是一种利用线性系统状态方程对系统状态进行最优估计的算法, 对含噪信号中非线性非平稳的随机噪声不能很好地滤除; 另外, Q 、 R 矩阵的选择同样复杂, 容易造成去噪信号的失真。根据仿真和实验数据, EMD-SG 滤波算法优于小波阈值滤波和卡尔曼滤波。表 2 中 SD 为标准差, LOD 为检测限。

表 2 不同滤波算法的去噪效果比较

Table 2 Comparison of denoising effect of different denoising algorithms

Denoising method	SD /V	R_{SN}	LOD / 10^{-6}	E_{RMS}/V
Noisy signal	0.022	11.515	8.7	—
Signal after WD	0.014	17.260	5.8	0.0237
Signal after Kalman filtering	0.013	14.190	7.0	0.0178
Signal after EMD-SG filtering	0.012	21.820	4.6	0.0232

5 结 论

将改进的 EMD-SG 滤波算法与离轴腔增强吸

收光谱技术相结合, 在近红外波段对甲烷气体进行了高灵敏度检测。通过使用小波阈值去噪算法、卡尔曼滤波算法以及 EMD-SG 滤波方法对实验数据进行处理, 提高了检测系统的精度。利用理论仿真优化了三种算法的最佳去噪参数。通过采集到的甲烷含噪吸收信号验证了三种滤波算法的性能。结果表明, 在 Matlab 理论仿真中, EMD-SG 滤波算法的去噪效果最好, 信噪比达到 30.468 dB; 实际气体实验中, EMD-SG 去噪算法的信噪比提高了约 1.9 倍, 系统检测下限由 8.7×10^{-6} 下降到 4.6×10^{-6} , EMD-SG 去噪算法优于小波去噪和卡尔曼滤波算法。实验结果证明了三种去噪算法均可应用于近红外离轴积分腔输出光谱技术中, 尤其是 EMD-SG 去噪算法能更有效地提高系统的检测性能, 这为离轴腔增强吸收光谱技术在大气痕量气体检测等高灵敏、低噪声的需求领域中的应用提供了一种信号处理方案。

参 考 文 献

- [1] Yao R. Research on fiber optic sensing system of C₂H₂ based on near-infrared spectrum absorption [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2014. 姚毅. 基于近红外光谱吸收的乙炔光纤传感系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014.
- [2] Wu T, Xu D, He X D, et al. Off-axis integrated cavity output spectroscopy technique based on wavelength modulation [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(8): 0830002. 吴涛, 徐冬, 何兴道, 等. 基于波长调制的离轴积分

- 腔输出光谱技术[J]. 光学学报, 2017, 37(8): 0830002.
- [3] He Q X. Research on gas detection system based on infrared laser absorption spectroscopy technique[D]. Changchun: Jilin University, 2018.
何启欣. 基于红外激光吸收光谱技术的气体检测系统研究[D]. 长春: 吉林大学, 2018.
- [4] Zheng K Y, Zheng C T, He Q X, et al. Near-infrared acetylene sensor system using off-axis integrated-cavity output spectroscopy and two measurement schemes[J]. Optics Express, 2018, 26(20): 26205-26216.
- [5] Bakhirkin Y A, Kosterev A A, Roller C, et al. Mid-infrared quantum cascade laser based off-axis integrated cavity output spectroscopy for biogenic nitric oxide detection[J]. Applied Optics, 2004, 43(11): 2257-2266.
- [6] Zhao W X. Integrated cavity output spectroscopy and its application[D]. Hefei: Hefei Institute of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, 2008.
赵卫雄. 积分腔输出光谱技术及其应用研究[D]. 合肥: 中国科学院合肥物质科学研究院, 2008.
- [7] Chen Y, Chen Y W, Liu Z Q, et al. A gear fault detection method based on a fiber Bragg grating sensor[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(3): 0304007.
陈勇, 陈亚武, 刘志强, 等. 基于光纤布拉格光栅传感的齿轮故障检测方法[J]. 中国激光, 2020, 47(3): 0304007.
- [8] Wu Q, Zhang R. Wavelet denoising of near-earth all-day star map based on local outlier factor[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(8): 0810001.
吴强, 张锐. 基于局部异常因子的近地全天时星图小波去噪[J]. 光学学报, 2020, 40(8): 0810001.
- [9] Zhao X, Yang H M, Qiang J, et al. High-precision coherent laser ranging method based on Kalman filtering[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(14): 1412001.
赵潇, 杨海马, 强佳, 等. 基于卡尔曼滤波的高精度相干激光测距方法[J]. 光学学报, 2020, 40(14): 1412001.
- [10] Hu X Y, Peng S L, Hwang W L. EMD revisited: a new understanding of the envelope and resolving the mode-mixing problem in AM-FM signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(3): 1075-1086.
- [11] Meng Y X, Liu T G, Liu K, et al. A modified empirical mode decomposition algorithm in TDLAS for gas detection[J]. IEEE Photonics Journal, 2014, 6(6): 1-7.
- [12] Xu J C, Jiang H Y, Xu L S, et al. Pulse wave processing and analysis based on smoothing filter[C]//The 9th National Information Gathering and Processing Meeting, August 6, 2011, Shenyang, Liaoning, China. Beijing: Chinese Instrument and Control Society, 2011: 338-341.
徐佳璨, 姜慧研, 徐礼胜, 等. 基于 S-G 平滑滤波器的脉搏信号的分析与研究[C]//第九届全国信息获取与处理学术会议论文集. 中国辽宁沈阳. 北京: 中国仪器仪表学会, 2011: 338-341.
- [13] Wei X L, Lin R L, Liu S Y, et al. Denoising for chaotic signals based on the improved wavelet transform and S-G method[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2016, 37(3): 376-381.
位秀雷, 林瑞霖, 刘树勇, 等. 小波和 S-G 的改进算法及混沌降噪应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2016, 37(3): 376-381.
- [14] Zheng K Y, Zheng C T, Liu Z D, et al. Near-infrared broadband cavity-enhanced sensor system for methane detection using a wavelet-denoising assisted Fourier-transform spectrometer[J]. The Analyst, 2018, 143(19): 4699-4706.
- [15] Yao D, Zheng K Y, Liu Z D, et al. Wavelet denoising in near-infrared broadband cavity-enhanced absorption spectroscopy[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(9): 0930006.
姚丹, 郑凯元, 刘梓迪, 等. 用于近红外宽带腔增强吸收光谱的小波去噪[J]. 光学学报, 2019, 39(9): 0930006.
- [16] Liu H J, Liu S G, Li M. EMD and wavelet threshold denoising method of gear-shift acceleration signals[J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(2): 198-203.
刘海江, 刘世高, 李敏. 换挡加速度信号的 EMD 和小波阈值降噪方法[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(2): 198-203.
- [17] Li R X, Fu H C, Xia M, et al. Signal processing of electronic belt scale based on adaptive Kalman filter[J]. Techniques of Automation and Applications, 2019, 38(8): 73-76, 84.
李若贤, 付宏才, 夏敏, 等. 基于自适应卡尔曼滤波的电子皮带秤信号处理[J]. 自动化技术与应用, 2019, 38(8): 73-76, 84.
- [18] Zhou Y W, Miao S Z, Yao D, et al. Laser methane remote sensor system based on wavelength modulation spectroscopy and wavelet denoising[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(6): 0611001.
周言文, 苗澍苗, 姚丹, 等. 基于波长调制光谱和小波去噪的激光甲烷遥测系统[J]. 中国激光, 2020, 47(6): 0611001.