

氢气拉曼光谱压缩感知方法分析研究

任永甜, 胡 仪, 陈 骏, 陈 钧*

中国工程物理研究院表面物理与化学重点实验室, 四川 绵阳 621908

摘 要 气体监测与我们的生活息息相关, 氢气作为一种理想的研究模型更是受到广泛关注。拉曼光谱作为一种气体分析手段, 具有无损非接触等优点。气体拉曼光谱测量存在的一个主要问题是拉曼散射信号弱。在一些特定场景下, 需要信号采集时间较短, 因此获得的拉曼光谱信噪比低。压缩感知方法作为一种新发展起来的信号处理手段, 不仅可以压缩采样, 缩短采样时间, 而且可以降噪, 提高信噪比, 以更好地实现原始信号的恢复和重建。该研究以氢气和氘气为测量对象, 分别采用洛伦兹函数设计原子构建字典 OMP(orthogonal matching pursuit)算法重构和傅里叶变换滤波后多个正交基构建正交基字典 OMP 重构两种压缩感知方法分析氢同位素气体的拉曼光谱。通过对仿真数据和实际测量数据的处理, 比对了两种压缩感知分析与小波软阈值、小波硬阈值和 SG(Sawitzky-Golay)滤波处理的谱峰强度效果以及信噪比和均方根误差, 证明洛伦兹函数设计原子构建字典 OMP 算法重构可以用于氢气拉曼光谱降噪。

关键词 拉曼光谱; 压缩感知; 正交匹配追踪; 氢同位素气体

中图分类号: O657.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)03-0776-07

引 言

气体分析应用广泛, 关系到国计民生。无论是在科学研究中还是生产实践中, 气体分析都有重要作用。气体成分分析的手段有气相色谱法、质谱法、红外光谱法、吸收光谱法和激光拉曼光谱法等。在光谱技术中, 激光拉曼光谱具有非接触、无损等优点^[1], 但是, 拉曼散射强度较低, 实际测得的拉曼信号会受到射线、荧光、电荷耦合元件暗电流以及光学系统杂散光等干扰。为了提高信号质量, 除了增加曝光时间或者提升硬件性能外, 还可以利用信号处理技术对信号进行降噪处理。

目前用于光谱平滑降噪处理的方法有小波变换(wavelet transform)^[2]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[3]、Sawitzky-Golay(SG)滤波等^[4]。但是在一些实际应用场景中, 为了观察动态过程, 信号测量时间较短, 获得的信号的信噪比也比较低, 而目前的一些降噪算法处理微弱信号的效果不是很好。除了小波去噪, 常用于微弱信号检测的方法有盲源分离、相关检测、混沌检测和压缩感知(compressed sensing, CS)等。近年来, 研究人员将压缩感知用于光谱的重建, 取得不错的效果^[5-6]。

氢气与我们的生活息息相关, 氢气分析测量在国际热核聚变实验堆(international thermonuclear experimental reactor, ITER)、氢能等领域有重要意义。此外, 氢气分子结构简单, 是理想的研究模型。因此, 本研究选取氢气和氘气作为测量对象, 获取在采集时间较短情况下低信噪比的氢同位素气体拉曼光谱, 研究压缩感知理论用于解析氢气拉曼光谱的可行性, 并与其他降噪方法比对, 结果表明压缩感知理论为氢气拉曼光谱降噪提供了一种有效的途径。

1 压缩感知重构与算法

2006年, Donoho, Candès, Romberg 和 Tao^[7-9]等在研究信号稀疏性的时候发现只要一个信号是稀疏的或可压缩的, 就可以通过合适的基或者框架对高维信号进行稀疏表示, 然后使用高效算法从高度不完整的线性测量中恢复原始信号。可以通过更少的测量来感知稀疏信号, 因此得名压缩感知。压缩感知不仅可以压缩采样, 缩短采样时间, 而且可以降噪, 提高信噪比, 以更好地实现原始信号的恢复和重建。压缩感知一般是由三个部分组成: 信号的稀疏表示, 信号测量和信号重构。

1.1 信号的稀疏表示

收稿日期: 2021-02-05, 修订日期: 2021-05-08

基金项目: 国家重点研发计划课题(2017YFE0301506), 重点实验室稳定支持课题(WDZC201901)资助

作者简介: 任永甜, 1993年生, 中国工程物理研究院表面物理与化学重点实验室硕士研究生 e-mail: yongtianren@163.com

* 通讯作者 e-mail: junchenspc@caep.cn

一个有限长一维离散信号 x 是 R^N 空间 $N \times 1$ 维的列向量, 能够由 $N \times N$ 的稀疏矩阵 Ψ 表示为

$$x = \Psi s \quad (1)$$

式(1)中, $N \times 1$ 的列向量 s 为信号 x 的稀疏系数, x 如果仅有少数非零项, Ψ 则是单位矩阵。除了傅里叶变换、小波变换等基函数, 还可以用超完备的冗余字典稀疏表示数据。

本研究中两种压缩感知分析分别使用多组正交基构建的正交基字典和根据氢同位素气体拉曼光谱特征设计的字典。根据拉曼光谱中峰的强度和面积, 设计洛伦兹函数线性组合 $F(x)$, $F(x)$ 作为纯净无噪声的拉曼信号, $\|s\|_0 = K$, 由 $F(x) = \Psi s$ 可以得到稀疏矩阵 Ψ 。其中 K 表示稀疏度。

1.2 信号测量

通过 $M \times N$ 维的测量矩阵 Φ 与信号 x 做内积, 得到测量值 y , 因为 M 远远小于 N , 所以可以减少测量数据量, 达到降维的目的。测量值 y 可以写成

$$y = \Phi x + e = \Phi \Psi s + e = \Theta s + e \quad (2)$$

式(2)中, y 为 $M \times 1$ 的列向量, $\Theta = \Phi \Psi$ 为 $M \times N$ 的传感矩阵, e 表示有界能量的噪声项^[8], $\|e\|_2 \leq \epsilon$ 。

1.3 信号的重构及重构算法

信号的重构可以转换为 l_1 最小范数下的最优化问题

$$\min \|x\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|y - \Phi x\|_2 \leq \epsilon \quad (3)$$

本研究选取正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)^[10-11]算法对氢同位素气体拉曼光谱信号进行重构, OMP 算法步骤如下:

输入: $M \times N$ 维的传感矩阵 $\Theta = \Phi \Psi$, $M \times 1$ 的测量值 y , 信号稀疏度 K 。

输出: 信号的稀疏表示系数 \hat{b} 。

在算法中, 用 \emptyset 表示空集, Λ_t 表示 t 次迭代的索引的集合, J_t 表示 t 次迭代的索引号。

初始化: 残差 $r_0 = y$, 索引集 $\Lambda_t = \emptyset$, $\Theta_t = \emptyset$, 迭代次数 $t=1$ 。

循环执行步骤(1)—步骤(5):

(1)找出残差 r_{t-1} 和传感矩阵 Θ_j 内积中的最大值, 即找索引 J_t , 使得 $J_t = \operatorname{argmax}_{j=1,2,\dots,n} |\langle r_{t-1}, \Theta_j \rangle|$, 其中, Θ_j 是

传感矩阵第 j 列;

(2)更新索引集 $\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \{J_t\}$, 记录找到的传感矩阵中的重建原子集合 $D_t = [D_{t-1}, \Theta_{J_t}]$;

(3)通过最小二乘法得到信号的近似解: $\hat{b}_t = \operatorname{argmin} \|y - D_t \hat{b}_t\|_2$;

(4)更新残差 $r_t = y - D_t \hat{b}_t$;

(5)令 $t=t+1$, 若 $t < K$ 或者 $\|r_t\|_2 \geq \epsilon$, 则执行(1), 并依次进行迭代。

本研究选用 H_2 (气) 和 D_2 (氘) 组成的氢气作为研究对象, 基于压缩感知理论, ①对拉曼光谱傅里叶变换, 带阻滤波后反变换回到时域, 并结合多组正交基构建正交基字典, 用 OMP 算法(下文简称 FTOMP)对拉曼光谱进行重构; ②对拉曼光谱进行寻峰和多项式拟合基线^[12], 然后通过洛伦兹函数设计原子, 构造字典, 用 OMP 算法(下文简称 LoOMP)对拉曼光谱进行重构。并与小波软阈值、小波硬阈值和 SG 滤波处理结果比对, 分析几种方法处理后的信噪比和均方根误差。

2 实验部分

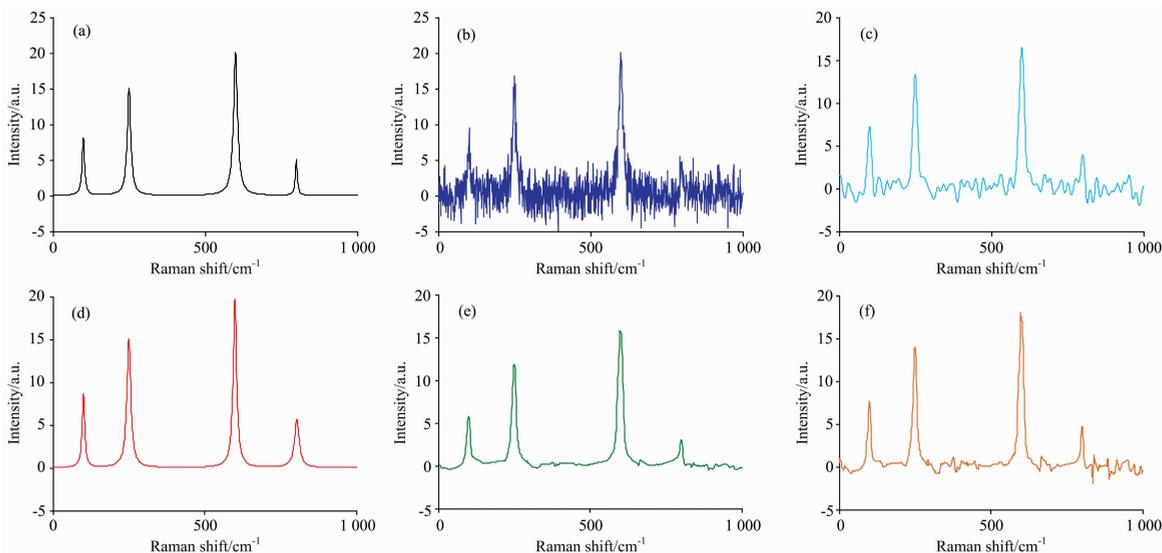
2.1 仿真数据处理

首先进行了仿真实验, 使用洛伦兹函数来仿真纯净的拉曼光谱信号。为了仿真弱拉曼光谱信号, 仿真信号设计的强度较低, 每个峰的信号强度均不超过 20。仿真信号峰的位置、峰的强度和峰的半高宽等相关参数如表 1 所示。图 1(a) 为仿真的无噪声拉曼光谱。

表 1 仿真信号参数表

Table 1 Parameters of only simulated Raman signal

Number	Peak position	Amplitude	Full width at half max
1	100	8	10
2	250	15	14
3	600	20	16
4	800	5	8



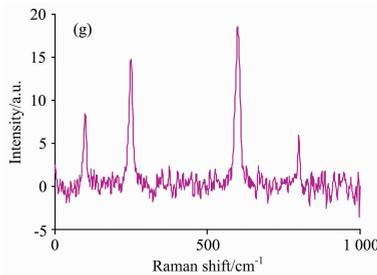


图 1 (a)无噪声的仿真光谱; (b)加入噪声的仿真光谱; (c) FTOMP 重构的光谱; (d)LoOMP 重构的光谱; (e)小波软阈值降噪的光谱; (f)小波硬阈值降噪的光谱; (g)经 SG 滤波的光谱

Fig. 1 (a) Simulated spectrum; (b) Simulated spectrum with noise; (c) Reconstructed spectrum by FTOMP; (d) Reconstructed spectrum by LoOMP; (e) Denoising spectrum with Wavelet soft threshold; (f) Denoising spectrum with Wavelet hard threshold; (g) SG filtered spectrum

为了测试压缩感知算法的降噪能力,对图 1(a)中无噪声的仿真光谱信号加入 5 db 高斯噪声。然后使用几种方法对含噪声谱图进行处理,图 1(b)为加入 5 db 高斯白噪声后的仿真拉曼光谱,图 1(c)为 FTOMP 算法的重构光谱,图 1(d)为 LoOMP 算法的重构光谱,图 1(e)为小波软阈值处理得到的降噪光谱,图 1(f)为小波硬阈值处理得到的降噪光谱,图 1(g)为经 SG 滤波获得的降噪光谱。其中使用 LoOMP 算法重构的拉曼光谱的参数信息如表 2 所示。

并通过计算降噪后的信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)以及谱峰强度偏差(Intensity error)这三个指标对降噪效果进

表 2 LoOMP 重构信号的参数

Table 2 Parameters of reconstructed Raman signals by LoOMP

Number	Peak position	Amplitude	Full width at half max
1	100	8.63	9.74
2	250	15.08	14.11
3	600	19.70	15.93
4	800	5.69	8.65

行评价,表达式分别如式(4)一式(6)

$$\text{SNR} = 20 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^N [x(i)]}{\sum_{i=1}^N [\hat{x}(i) - x(i)]} \quad (4)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\hat{x}(i) - x(i)]^2} \quad (5)$$

$$\text{Intensity error} = \frac{x_p - \hat{x}_p}{x_p} \quad (6)$$

其中, \hat{x} 为降噪后的信号, x 为原始信号, N 为信号长度。表 3 是几种方法处理前后的信噪比和均方根误差,压缩感知算法采样率为 0.8,稀疏度为 50。为了探究采样率 M/N 和稀疏度 K 对光谱重构结果的影响,作出两种压缩感知算法处理前后对应的采样率-信噪比和采样率-均方根误差曲线,以及重构前后对应的稀疏度-信噪比和稀疏度-均方根误差曲线。如图 2 所示。

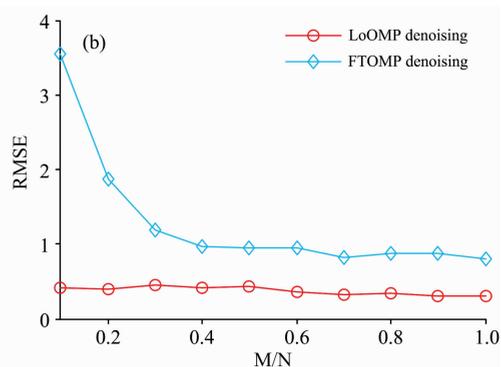
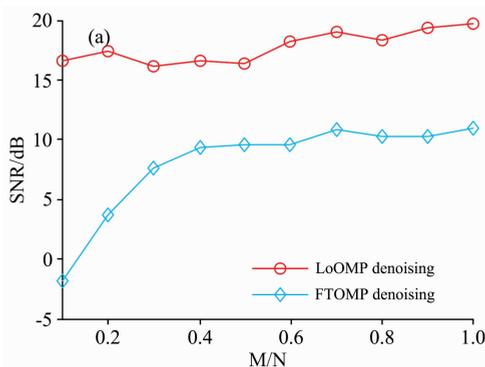
2.2 实际测量数据处理

实验采用自制拉曼光谱仪对氢气同位素气体进行测量,激光波长为 532 nm。样品池中充入氢气和氘气的混合气体,光谱采集时间分别为 1, 0.15, 0.10, 0.08, 0.06, 0.05 和 0.04 s。其中 1 s 采集的拉曼光谱如图 3 所示。图中 4 163 和 2 993 cm^{-1} 处的谱峰分别为 H_2 和 D_2 的 Q_1 支振动信号。

表 3 含噪声的仿真光谱处理前后的 SNR 和 RMSE

Table 3 SNR and RMSE before and after processing the treatments of the simulated noisy Raman spectrum

	original	LoOMP	Wavelet soft threshold	Wavelet hard threshold	SG	FTOMP
SNR	4.287 4	18.374 3	15.417 4	14.898 1	10.666 6	10.274 8
RMSE	1.747 5	0.345 2	0.485 2	0.515 1	0.838 4	0.877 1



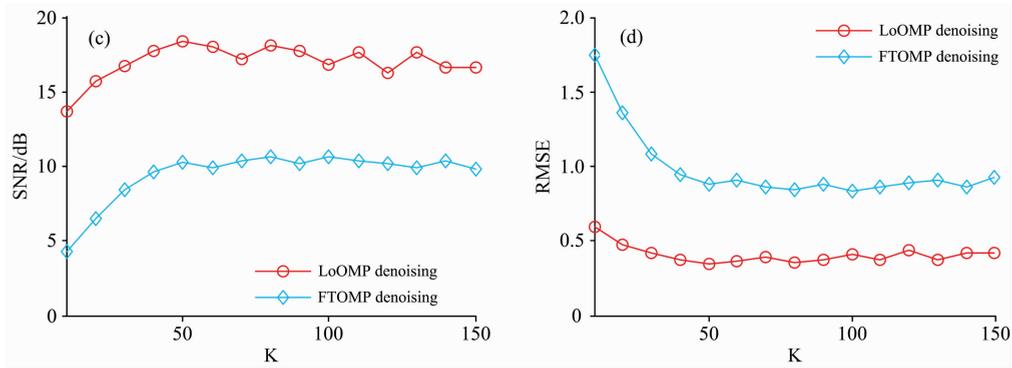


图 2 压缩感知方法重构信号

(a): M/N -SNR 曲线; (b): M/N -RMSE 曲线; (c): K -SNR 曲线; (d): K -RMSE 曲线

Fig. 2 Compressed sensing method to reconstruct the signal

(a): M/N -SNR curves; (b): M/N -RMSE curves; (c): K -SNR curves; (d): K -RMSE curves

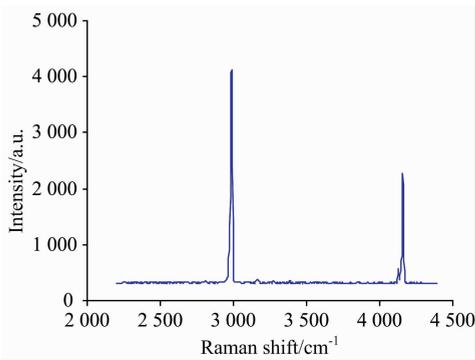


图 3 1 s 采集的 H₂ 和 D₂ 混合气体的拉曼光谱

Fig. 3 Raman spectrum of H₂ and D₂ mixed gas with 1 s collection time

以 0.1 s 拉曼光谱作为处理对象, 并对其进行归一化处理, 比较五种方法降噪处理后的谱图, 如图 4 所示, 图 4(a) 是 0.1 s 采集的 H₂ 和 D₂ 混合气体的拉曼光谱, 图 4(b) 是 FTOMP 算法重构的光谱, 图 4(c) 是 LoOMP 算法重构的光谱, 图 4(d) 是小波软阈值降噪后的光谱, 图 4(e) 是小波硬阈值降噪后的光谱, 图 4(f) 是经 SG 滤波降噪后的光谱。从谱图上可以看出, LoOMP 重构处理的谱图曲线最光滑。五种方法处理后, 拉曼光谱中 D₂ 信号的谱峰强度与同一采集时间下连续采集 100 次拉曼光谱得到的平均谱作比较, 得到 D₂ 信号强度偏差如表 4 所示。然后计算了 FTOMP 重构后的光谱与 LoOMP 重构后的光谱在不同采样率 M/N 和稀疏度 K 下 D₂ 信号的谱峰强度偏差, 结果如图 5 所示, M 表示测量值, N 表示信号的长度。

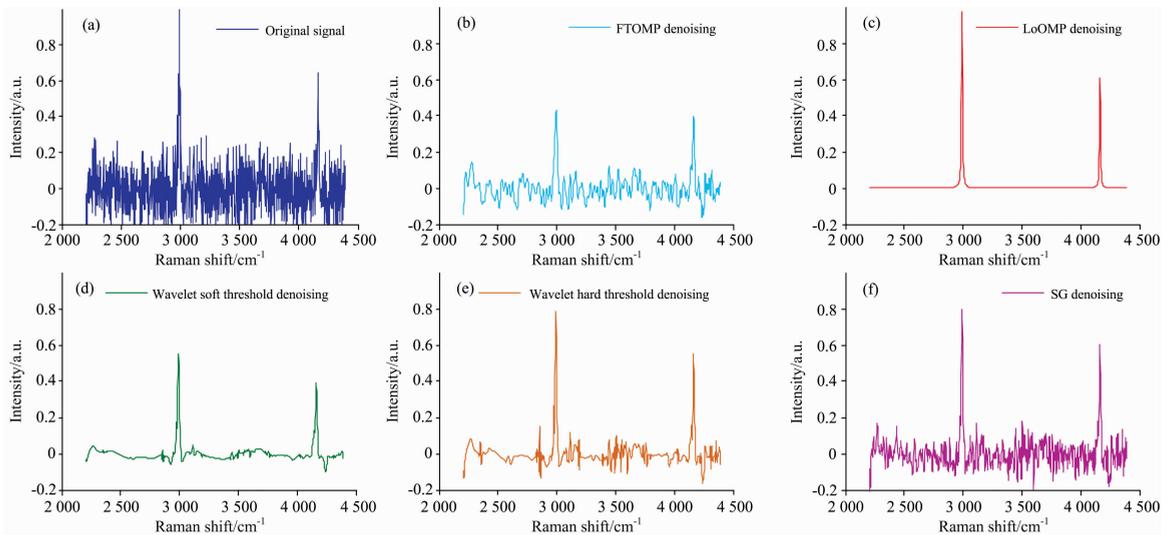


图 4 (a) 0.1 s 采集的 H₂ 和 D₂ 混合气体的拉曼光谱; (b) FTOMP 重构的光谱; (c) LoOMP 重构的光谱;

(d) 小波软阈值降噪的光谱; (e) 小波硬阈值降噪的光谱; (f) 经 SG 滤波的光谱

Fig. 4 (a) Raman spectrum of H₂ and D₂ mixed gas with 1 s collection time; (b) Reconstructed spectrum by FTOMP; (c) Reconstructed spectrum by LoOMP; (d) Denoising spectrum by Wavelet soft threshold; (e) Denoising spectrum by Wavelet hard threshold; (f) SG filtered spectrum

表 4 五种方法处理后拉曼光谱中 D_2 信号的谱峰强度偏差
Table 4 The difference in the D_2 signal intensity by the five methods

	LoOMP	Wavelet soft threshold	Wavelet hard threshold	SG	FTOMP
Intensity error	-0.098 1	0.371 6	0.105 6	0.088 3	0.524 9

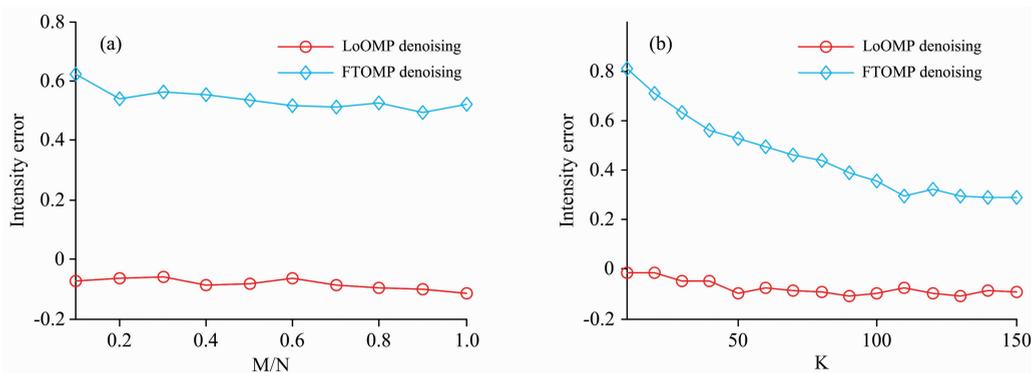


图 5 两种压缩感知方法处理后光谱中 D_2 信号的强度偏差

(a): 信号强度偏差与采样率 M/N 的关系曲线; (b): 信号强度偏差与稀疏度 K 的关系曲线

Fig. 5 The difference in the D_2 signal intensity by LoOMP and FTOMP

(a): Intensity error of D_2 signal vs M/N value; (b): Intensity error of D_2 signal vs K value

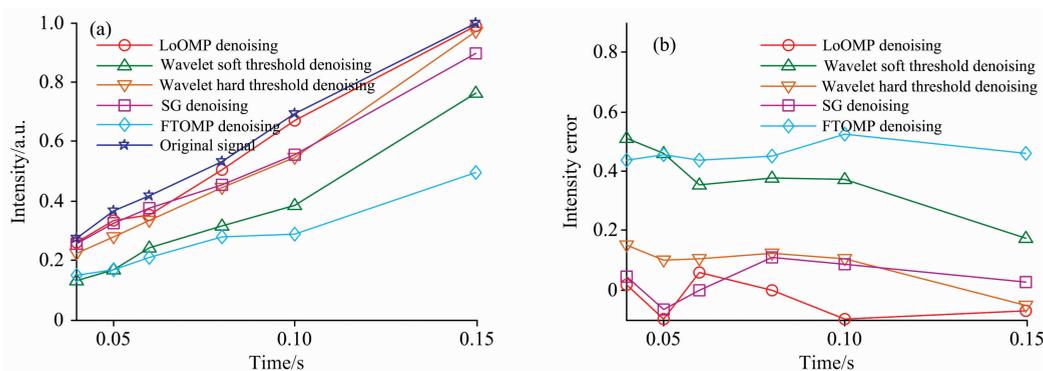


图 6 五种方法处理的拉曼光谱中 D_2 信号

(a): 谱峰强度与采集时间的关系曲线; (b): 谱峰强度偏差与采集时间的关系曲线

Fig. 6 The difference in the D_2 signal intensity by LoOMP and FTOMP

(a): Intensity of D_2 signal vs collection time; (b): Intensity error of D_2 signal vs collection time

六组采集时间下的拉曼光谱经过几种方法处理得到的谱图在 D_2 信号处的强度如图 6(a) 所示, 图 6(b) 是五种方法处理后 D_2 信号处的强度偏差。

3 结果与讨论

从表 1—表 3 以及图 1 可以看出, 几种方法处理后光谱的信噪比均有所提高, 均方根误差减小。本研究提出的 LoOMP 算法能够很好地重构拉曼光谱的拉曼峰, 获得的谱图的信噪比最大, 均方根误差最小, 其次是小波软阈值处理后的光谱, FTOMP 算法重构光谱与 SG 滤波降噪光谱的信噪比最低, 均方根误差最大。当 $M/N = 0.8$, $K = 50$ 时, FTOMP 算法重构谱图信噪比为 10.274 8, 均方根误差为 0.877 1, 比 LoOMP 重构效果差。通过仿真实验可知

LoOMP 算法处理拉曼光谱的降噪效果相对最优。

图 2 探究了采样率和稀疏度对压缩感知算法重构信号效果的影响。随着采样率的增大, LoOMP 算法重构光谱的 SNR 和 RMSE 变化较小; 当 M/N 达到 0.4~0.5 时, FTOMP 的重构效果达到最佳, SNR 和 RMSE 随 M/N 变化趋于稳定; 随着稀疏度的增大, 两种压缩感知算法重构光谱的 SNR 和 RMSE 增大, 当 $K = 50$ 时, 此时 SNR 和 RMSE 最佳, 并且随着 K 的增加趋于稳定。比较 LoOMP 算法和 FTOMP 算法重构光谱的 SNR 和 RMSE, LoOMP 算法重构效果要好。

结合图 4 和表 4, 可以看出, 实验数据和仿真结果一致, LoOMP 算法在拉曼峰处重构效果最佳, 谱峰强度偏差最小, 降噪效果最好; 小波软阈值降噪效果较好, 但是在拉曼峰处强度偏差较大; 小波硬阈值和 SG 滤波处理结果在拉曼峰处

强度偏差居中,但是降噪效果较差;FTOMP 处理效果最差。

图 5 展示了随着采样率和稀疏度的变化,拉曼峰强度的重构偏差结果。随着采样率的增大,强度偏差变化趋势较小,LoOMP 的强度偏差要比 FTOMP 小得多;随着稀疏度的增大,强度偏差在减小,LoOMP 算法重构光谱的谱峰强度偏差比 FTOMP 算法小很多,可以得出 LoOMP 算法相对 FTOMP 算法重构的信号效果要好。图 6 是不同采集时间下的拉曼光谱经过几种方法重构后 D_2 信号的强度的变化以及偏差。可以看出,LoOMP 重构谱峰强度和原始光谱谱峰强度偏差最小,且相对稳定;小波硬阈值和 SG 滤波两种方法在谱峰处重构效果较好;小波软阈值和 FTOMP 在谱峰处重构强度偏差较大。但是在采集时间较长情况下小波软阈值重构效果好于 FTOMP。

LoOMP 和 FTOMP 两种压缩感知算法的处理结果差别较大,主要原因是 LoOMP 根据拉曼光谱特征,使用洛伦兹函数构建字典的原子,这样可以更好地保留光谱特性,该方法适用于拉曼光谱的降噪,可以恢复拉曼光谱的特定主峰,其效率在某些方面优于其他方法,对评价拉曼光谱和检测被测物具有重要意义,在安检等一些需要定性分析场景中具有一定的应用价值;FTOMP 使用正交基构建的字典对拉曼光谱稀疏表示效果较差,而且经过傅里叶滤波处理,谱峰强度会有所降低。

将压缩感知用于拉曼光谱重构的工作,重构拉曼光谱信

号峰的频率、峰宽和强度^[13],可以扫描几个光谱基^[14],也可以减少信号采集时间^[5]。本研究与现有的降噪方法相比,主要是将压缩感知算法应用于氢气拉曼光谱降噪处理,结合氢气拉曼光谱信号特征,使用洛伦兹函数设计稀疏矩阵的原子,可以更好地稀疏表示原始拉曼光谱数据,以达到在重构过程中对氢气拉曼光谱降噪的目的。而且 LoOMP 算法处理氢气拉曼光谱的时候不需要对拉曼光谱进行分段处理,可实现直接对几个拉曼峰同时重构,降噪的同时还保留了拉曼信号的强度和谱峰基本形状信息。

4 结 论

运用压缩感知算法分析氢同位素气体的拉曼光谱,研究两种不同的稀疏矩阵构建方式对重构结果的影响。通过对仿真光谱和实际测量拉曼光谱进行处理比对,研究表明:提出的 LoOMP 压缩感知算法可以有效地降低噪声,同时信号强度偏差很小。通过比对,LoOMP 压缩感知算法重构的氢同位素气体拉曼光谱的信噪比和均方根误差优于 FTOMP 压缩感知算法、小波软阈值法、小波硬阈值法和 SG 滤波方法,且拉曼峰的强度重构偏差最小。鉴于气体拉曼信号特征相似,本研究的 LoOMP 压缩感知算法也适用于其他气体的拉曼光谱的降噪处理。

References

- [1] Sturm M, Schlosser M, Lewis R J, et al. *Laser Physics*, 2010, 20(2): 493.
- [2] Chen H, Xu W L, Broderick N, et al. *J. Raman Spectrosc.*, 2018, 49(9): 1529.
- [3] Zahra A, Kanwal N, Rehman N ur, et al. *Comput. Biol. Med.*, 2017, 88: 132.
- [4] Barton S J, Ward T E, Hennelly M. *Analytical Methods*, 2018, 10: 3759.
- [5] Takizawa S, Hiramatsu K, Goda K. *Vibrational Spectroscopy*, 2020, 107: 103042.
- [6] WANG Xin, HE Hao, FAN Xian-guang, et al(王 昕, 何 浩, 范贤光, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2018, 38(1): 93.
- [7] Candès E J, Romberg J K. *Found. Comput. Math.*, 2006, 6(2): 227.
- [8] Candès E J, Romberg J K, Tao T. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2006, 52(2): 489.
- [9] Donoho D L. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2006, 52(4): 1289.
- [10] Yang M R, Hoog F de. *IEEE Trans. Sig. Proc.*, 2015, 63(20): 5479.
- [11] Tropp J A, Gilbert A C. *IEEE Trans. Inform. Theory.*, 2007, 53(12): 4655.
- [12] Liu H, Zhang Z L, Liu S Y, et al. *Applied Spectroscopy*, 2015, 69(9): 1013.
- [13] Fang Z, Tao Y, Wang W, et al. *J. Raman Spectrosc.*, 2018, 49(12): 1972.
- [14] Soldevila F, Dong J, Tajahuerce E, et al. *Optica*, 2019, 6(3): 341.

Study on Compressed Sensing Method for Raman Spectroscopic Analysis of Isotope Hydrogen Gas

REN Yong-tian, HU Yi, CHEN Jun, CHEN Jun*

Science and Technology on Surface Physics and Chemistry Laboratory, China Academy of Engineering Physics, Mianyang 621908, China

Abstract Gas monitoring is closely related to our lives, and hydrogen as an ideal research model has received widespread attention. Raman spectroscopy has the advantages of non-destructive and non-contact measurements. One of the main problems in Raman measurement for gases is the weak Raman scattering. In some specific scenarios, the signal acquisition time is required to be short, so the obtained Raman spectrum has a low signal-to-noise ratio. As a newly developed signal processing method, the compressed sensing method can compress and sample the signal, shorten the sampling time, and reduce the noise and improve the signal-to-noise ratio to better realize the restoration and reconstruction of the original signal. This study used hydrogen and deuterium mixed gas as the measurement object. Two compressed sensing methods were used to analyze the Raman spectra with different sparse matrices: One of the sparse matrices using the Lorentz function to design atoms of the dictionary of OMP (Orthogonal Matching Pursuit) algorithm, and another sparse matrix using Fourier transform filtering to construct the orthogonal basis dictionary of OMP. Through the processing of simulation data and actual measurement data, we compare the effects of the two methods of compressed sensing analysis with wavelet soft threshold, hard wavelet threshold and SG (Sawitzky-Golay) filter processing, and peak intensity, signal-to-noise ratio, and root mean square error. It is demonstrated that using the Lorentz function to design the dictionary of the OMP algorithm can reduce noise for gas Raman spectra.

Keywords Raman spectroscopy; Compressed sensing; Orthogonal matching pursuit; Hydrogen isotope gas

(Received Feb. 5, 2021; accepted May 8, 2021)

* Corresponding author