

doi:10.3788/gzxb20174612.1201003

基于集合经验模态分解和奇异值分解的激光 雷达信号去噪

程知^{1,2}, 何枫¹, 靖旭¹, 张巴龙¹, 侯再红¹

(1 中国科学院安徽光学精密机械研究所 中国科学院大气成分与光学重点实验室, 合肥 230031)

(2 中国科学技术大学, 合肥 230026)

摘 要: 为了提高差分光柱像运动激光雷达(DCIM 雷达)探测信噪比, 提出了一种基于集合经验模态分解(EEMD)和奇异值分解(SVD)的混合降噪法。由 EEMD 获得含噪信号多层模态分量, 根据各模态分量之间互相关系数的差分量确定主要噪声并予以滤除, 利用奇异值分解识别模态分量中的残余噪声并提取有用信号。利用混合降噪法 EEMD-SVD 和 EEMD 方法分别对模拟仿真信号和实测激光雷达信号进行降噪处理。结果表明, 当模拟噪声标准差在 0.05~0.2 之间时, 相比与未降噪直接反演的湍流廓线, EEMD-SVD 方法降噪后反演的湍流廓线信噪比提高了 2.718 7 dB~6.921 5 dB, 相应的 EEMD 方法提高了 1.446 1 dB~3.366 1 dB; 两个不同时段 DCIM 雷达降噪前后反演廓线与探空廓线的对比发现, EEMD-SVD 和 EEMD 两种方法降噪后反演廓线较之于未降噪的反演廓线, 信噪比最大提高了 2.526 5 dB 和 2.155 6 dB。EEMD-SVD 的降噪效果优于 EEMD, 能够更有效地识别和滤除噪声, 较大地提高了原始信号的信噪比, 获得更准确的大气湍流廓线反演结果。

关键词: 大气湍流; 去噪; 集合经验模态分解; 奇异值分解; 激光雷达

中图分类号: O439

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2017)12-1201003-11

Denoising Lidar Signal Based on Ensemble Empirical Mode Decomposition and Singular Value Decomposition

CHENG Zhi^{1,2}, HE Feng¹, JING Xu¹, ZHANG Si-long¹, HOU Zai-hong¹

(1 Key Laboratory of Atmospheric Composition and Optical Radiation, Chinese Academy of Sciences, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

(2 University of Science and Technology of China, Hefei 230031, China)

Abstract: In order to enhance the Signal-to-Noise Ratio (SNR) of Differential Column Image Motion lidar (DCIM lidar) detection, a hybrid denoising method which combines Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) and singular value decomposition (SVD) is proposed. The multilayer mode components are obtained from EEMD firstly. The difference of cross-correlation coefficients among these mode components is then utilized to determine the main noises which should be removed. The residual noises contained in mode components are identified by SVD and then the useful signal is extracted. Both the EEMD-SVD and EEMD methods are used to denoise the simulation signals and measured DCIM lidar signals. When the standard deviation of simulated noises is between 0.05 and 0.2, the signal-to-noise ratio (SNR) of retrieved turbulence profile with EEMD-SVD denoising is increased by 2.718 7 dB to

基金项目: 国家自然科学基金(No. 41405014)资助

第一作者: 程知(1987—), 女, 博士研究生, 主要研究方向为大气湍流测量技术。Email: cz_ganen108@126.com

导 师: 侯再红(1968—), 男, 研究员, 博士, 主要研究方向为大气参数测量以及光电仪器总体设计。Email: zhhou@aiofm.ac.cn

通讯作者: 何枫(1981—), 男, 工程师, 硕士, 主要研究方向为大气参数测量系统算法及软件设计。Email: fhe@aiofm.ac.cn

收稿日期: 2017-04-05; 录用日期: 2017-07-06

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

6.921 5 dB and the SNR of corresponding EEMD method is increased by 0.168 4 dB to 3.555 4 dB compared with the retrieved profile without denoising. Turbulence profiles retrieved from the undenoised and denoised DCIM lidar measurements and radio-sounding balloons are also compared at two typical time periods. It is found that the maximum SNR of turbulence profiles can separately be increased by 2.526 5 dB and 2.155 6 dB for EEMD-SVD and EEMD method compared with undenoising retrieval profile. The results indicate that the noise reduction effect of EEMD-SVD is superior than EEMD, which it is able to identify and reduce the noises more effectively. The SNR of original signal is greatly improved through EEMD-SVD method, thereby the retrieved atmospheric turbulence profile is achieved more accurately.

Key words: Atmospheric turbulence; Denoising; Ensemble Empirical Mode Decomposition; Singular Value Decomposition; lidar

OCIS Codes: 010.1330; 100.3190; 010.3640; 120.0280

0 引言

当光束在大气中传播时,由大气湍流导致的光强闪烁^[1]、到达角起伏^[2]、光束漂移和光束扩展^[3]等湍流效应严重影响了光束质量和成像性能^[4].作为表征大气湍流强度最直接的物理量——折射率结构常数 C_n^2 , 研究其高度分布 $C_n^2(h)$ 即大气湍流廓线,对于激光大气传输^[5]、自适应光学系统^[6]、自由空间光通信^[7-8] 和天文望远镜选址等都具有重要的意义.

目前国内外测量大气湍流廓线的方法主要有探空气球法^[9]、SCIntillation Detection And Ranging (SCIDAR)^[10]、SLOpe Detection And Ranging (SLODAR)^[11]、多孔径闪烁仪^[12] (Multi-Aperture Scintillation Sensor, MASS) 和差分像移 (Differential Image Motion, DIM) 激光雷达^[13]、差分光柱像运动 (Differential Column Image Motion, DCIM) 激光雷达^[14].探空法是测量大气湍流廓线最早的方法之一,但是由于气球在高空中容易随风漂移和测量时间长等原因,在国外渐渐被其它方法所取代. SCIDAR 和 SLODAR 均采用双星光源,探测实时性和空间分辨率较高,但是系统构造复杂,测量受限于双星位置和双星亮度. MASS 采用单星光源,仪器设计简单,但测量高度分辨率不高.相比于其它方法,激光雷达采用主动信标,其最大优势是能够获得垂直和斜程路径上任意方向上的大气湍流廓线,并且可用于机载、船载和车载等不同的测量平台. DCIM 雷达^[14-15] 克服了 DIM 雷达分时测量大气相干长度受近地面湍流扰动大的不足,能够同时得到不同高度层的大气相干长度 r_0 廓线,测量一组 r_0 廓线仅需 20 s. 根据球面波大气相干长度 r_0 与大气湍流强度 C_n^2 的积分关系,通过合适的反演算法便可以由 r_0 廓线获得 C_n^2 廓线.

DCIM 雷达在对 C_n^2 廓线反演之前,先对不同高度层的 r_0 进行样条函数平滑,然后将平滑后的大气相干长度用于积分方程的反演.平滑过程虽然能够降低大气相干长度廓线的随机起伏,但是不能从根本上滤除噪声,从而导致 r_0 廓线的噪声直接引入到 C_n^2 廓线的反演中,降低了 C_n^2 廓线的反演准确度.

为了有效降低 r_0 廓线的噪声,提出了一种联合集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 和奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 的去噪方法,集合经验模态分解通过噪声辅助分析,解决了经验模态分解引起的模态混叠现象,但是在重构信号中有残留噪声,为了去除 EEMD 分解的残留噪声,将奇异值分解 SVD 引入到 EEMD 分解的去噪过程.由于 EEMD 和 SVD 都是利用信号自身特征,不需要构建基函数,使得这种联合去噪方法具有内在的自适应性.

1 差分光柱像运动激光雷达基本原理

差分光柱像运动激光雷达(简称“DCIM 雷达”)是利用主动光源测量大气湍流廓线的新方法^[14],图 1 为 DCIM 雷达系统的测量原理示意图.图 1 中,雷达系统主要由发射系统、接收系统和数据处理系统三大部分组成.其中发射接收系统间距为 4 m,子孔径直径 0.12 m,子孔径间距 0.235 m,发射激光单脉冲 200 mJ,激光波长 550 nm.激光束由发射系统出射到大气中,在传播路径上受到大气湍流的扰动,含有大气湍流信息的激光回波信号通过接收望远镜主镜上装有光楔的两子孔成像在 CCD 相机的焦面上,获得两条散射光柱图像,由于光柱图像中包含了大气湍流信息,因此通过处理图像可以同时获得不同高度的球面波大气相干长度

r_0 ,再根据不同高度大气相干长度 r_0 与大气湍流强度 C_n^2 的积分关系,由 r_0 廓线反演 C_n^2 廓线.

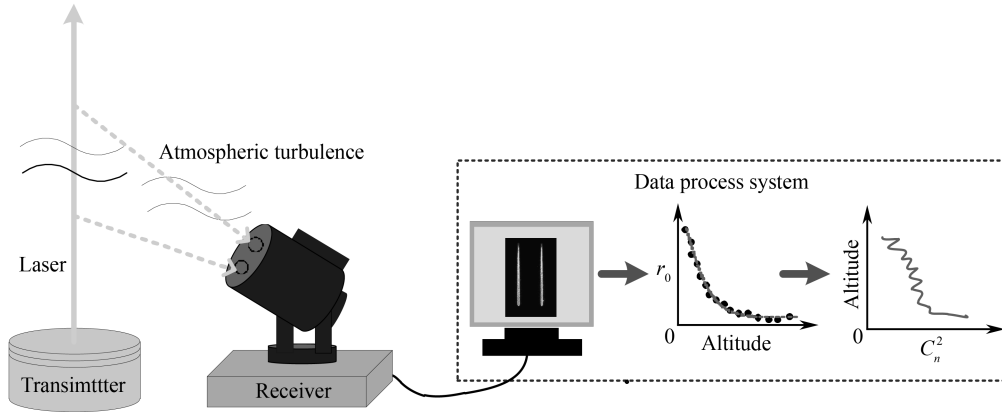


图1 差分光柱像运动激光雷达测量原理

Fig.1 Schematic configuration of differential light column image motion lidar

DCIM 雷达测量的大气相干长度 r_0 与反演 C_n^2 的数学关系为

$$r_0(L) = \left[0.423k^2 \int_0^L C_n^2(h) (1-h/L)^{5/3} dh \right]^{-3/5} \quad (1)$$

式(1)中 r_0, k, L, C_n^2 分别指球面波大气相干长度,波数,信标高度和湍流折射率结构常数.由于雷达能测量一系列高度的大气相干长度 $r_0(H_1), r_0(H_2), r_0(H_3) \dots$ 因此雷达测量湍流的原理即是根据不同高度的 r_0 值反演路径上的大气湍流廓线 $C_n^2(h)$.

对于每个测量高度 $H_j (j=1, \dots, M)$, 对式(1)变换并写成离散形式

$$r_0(H_j)^{-5/3} = 0.423k^2 \sum_{i < M} C_n^2(h_i) (1-h_i/H_j)^{5/3} \Delta h_i \quad (2)$$

式(2)属于第一类 Fredholm 积分方程,由于该类方程是不适定的,测量数据的微小误差都会对反演结果造成很大影响.为了得到稳定解,Cheng^[16]提出了基于正则化方法的两级反演方法,并在反演之前对 r_0 进行样条函数拟合,样条拟合的主要目的是通过多层有限高度的大气相干长度获得探测高度范围内任意高度层的大气相干长度.由于在反演之前并没有对 r_0 廓线进行降噪处理,导致测量过程中的噪声直接引入到反演的 C_n^2 廓线上,因此为了降低噪声对反演的影响,本文提出了一种基于经验模态分解(EEMD)和奇异值分解(SVD)的去噪新方法用于 DCIM 雷达的数据去噪.由于样条函数拟合只是反演处理的一个中间过程,对降噪方法进行评价时,不再考虑降噪方法对该过程的影响,只研究降噪方法对 DCIM 雷达测量的大气相干长度廓线以及反演的大气湍流廓线影响.需要指出的是为了进一步减弱两级反演方法所获得湍流廓线的振荡性,本文又利用多项式拟合来平滑湍流廓线,这是在反演方面与文献[16]的不同之处.

2 去噪方法

2.1 集合经验模态分解(EEMD)

经验模态分解(EMD)^[17-18]是一种信号分解的方法,它把信号分解成不同频率成分的特征分量,即

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \text{imf}_i + r_n \quad (3)$$

式中 imf_i 为第 i 个本征模态函数 IMF, r_n 为余项.

该方法能够自适应的产生基函数,适用于非线性非平稳信号的分析.但是当信号的时间出现跳跃性变化时,会出现模态混叠现象,即多个时间尺度的特征成分出现在同一个 IMF 中,一个 IMF 分量中融合了信号中不同频率的信息,导致经验模态分解失去了本有的物理意义.

为了减少模态混合,Wu 和 Huang^[19]提出了噪声辅助的集合经验模式分解(EEMD),该方法依据大量白噪声序列在时域求平均相互抵消的思想,将多组有限幅值的白噪声序列添加到原信号中,含噪声的信号经过多次 EMD 分解后得到各 IMF 分量集合,对该集合取均值,在取均值的过程中由于白噪声之间相互抵消,便可得到信号的真实分量.尽管该方法能够有效抑制模态混叠,但是有限次的平均并不能使白噪声完全消

除,导致模态分量中混有残余白噪声^[20].

2.2 奇异值分解

奇异值分解是一种矩阵分析方法,任何一个 $m \times n$ 的矩阵 \mathbf{A} 可以分解^[21]为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{V}^T \quad (4)$$

式中 $\mathbf{W} = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_i)$ 为矩阵 \mathbf{A} 的全部非零奇异值,且从大到小排列. \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 分别是矩阵 \mathbf{A} 的左右奇异阵.

对基于 Hankle 矩阵的信号进行奇异值分解时,奇异值分解法可以获得与小波分解十分相似的信号处理结果,并且与小波分析相比,奇异值分解结果还有独特的优势^[22].根据 Hankle 矩阵的特点,原信号的大部分能量主要集中在较大的奇异值上,而信号中能量微小的细节特征则对应较小的奇异值^[22],而这些小奇异值往往对应着信号噪声,因此通过合适的方法确定信号空间奇异值的有效阶次,再对信号空间的矩阵重构相应项取平均就可以实现信号的降噪^[23].

2.3 基于集合经验模态分解和奇异值分解的联合消噪法

集合经验模态分解在原始信号中加入白噪声,改变了原始信号极值点的特性,使得信号在不同的尺度上具有连续性,从而很大程度上消除了经验模态分解过程中的模态混叠现象.尽管理论上白噪声经过大量平均后其均值为 0,但是实际应用中取平均的次数不可能无限大,因为这会导致分解过程很慢,并且噪声方差的设定也会受到信号自身特征的影响.由于分解次数有限,信号形态的多样化,分解后的信号不可避免地存在残余白噪声.当信号进行集合经验模态分解后,这些噪声会不同程度地出现在模态分量中,因此非常有必要对残余噪声进一步滤除.

为了消除 EEMD 分解过程中的残余噪声,提出利用奇异值分解消除经验模态分解中每个模态分量的噪声.对于含噪信号,经过 EEMD 分解之后,尽管大部分噪声集中在前一层或前两层中,但是根据 EMD 分解的实质,上一层分解得到的本征模态函数会用到下一层的分解过程中,因此噪声在每层模态函数中都有体现,只是程度不同而已.为了使噪声能够有效滤除,本文在运用奇异值分解之前,先通过各 IMF 之间的互相关系数找出噪声权重最大的前一层或两层模态分量予以去除,之后将奇异值分解降噪用于其余层的 IMF,最后将降噪后的 IMF 分量累加重构便可以获得降噪后的信号.

各模态分量之间的互相关系数^[24]计算关系为

$$R(x, \text{imf}_i) = \frac{\sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}][\text{imf}_i(n) - \overline{\text{imf}_i}]}{\sqrt{\sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}]^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N [\text{imf}_i(n) - \overline{\text{imf}_i}]^2}} \quad (5)$$

式中 $x(n)$ 表示原信号, $\text{imf}_i(n)$ 表示第 i 个 IMF 分量, N 为采样点数, \bar{x} 为原信号的均值, $\overline{\text{imf}_i}$ 为各层 IMF 的均值.

根据以上分析,基于 EEMD 和 SVD 的联合消噪法实现过程为

- 1) 对含噪信号 $x(n)$ 进行 EEMD 分解,得到 $1 \sim L$ 层 IMF 以及余项 r_n ;
- 2) 利用式(5)计算各层 IMF 之间的互相关系数 $R(x, \text{imf}_i)$,计算互相关系数的差分值,找到差分值中第一个局部极大值点对应的下标 j , j 即为高频噪声与信号的分界,将前 $j-1$ 个 IMF 分量滤除;
- 3) 对余下的各层 IMF 分别采用基于 Hankle 矩阵的奇异值分解去噪,通过奇异值曲线的突变点选择降阶参数;

- 4) 将奇异值分解去噪后的 $j \sim L$ 层 IMF 与余项累加重构便可获得去噪后信号,即 $x_d(n) = \sum_j^L \text{imf}_{i,\text{svd}} + r_n$.

3 仿真分析

为了模拟测量过程中的高斯随机噪声,对大气相干长度 r_0 叠加均值为 0,标准差为 σ 的高斯随机噪声,获得含噪声的大气相干长度值 $r_{0\text{nsy}}$ 为

$$r_{0\text{nsy}} = r_0 + (\mu + \sigma\xi)r_0 \quad (6)$$

式(6)中 μ 为 0, ξ 为符合标准正态分布的随机数, $-3 < \xi < 3$.

文中采用信噪比(Signal-To-Noise Ratio, SNR,)和均方根误差(Root-Mean-Square Error, RMSE)这两

个指标来评价降噪效果,SNR 和 RMSE 的定义为

$$\text{SNR} = 10\lg \left[\frac{\sum_{i=1}^N f_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - f_i)^2} \right] \quad (7)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - f_i)^2} \quad (8)$$

式中 f_i 是真实信号的第 i 个数据点, x_i 是降噪后第 i 个数据点.对于 C_n^2 廓线的信噪比和均方根误差, f_i 指第 i 层 $\lg C_n^2$ 真值, x_i 指第 i 层 $\lg C_n^2$ 反演值,文献[16]给出了采用 $\lg C_n^2$ 而非 C_n^2 的原因.

图 2 为不同噪声标准差下 EEMD 和 EEMD-SVD 两种方法对大气相干长度廓线的降噪结果.从图 2 可以看出,随着噪声标准差的增大,含噪大气相干长度廓线的随机起伏强度越来越大,EEMD 和 EEMD-SVD 两种方法均能较大程度地减弱噪声的干扰,相比于 EEMD 方法,文中提出的 EEMD-SVD 方法降噪后的大气相干长度廓线更加接近真实值.

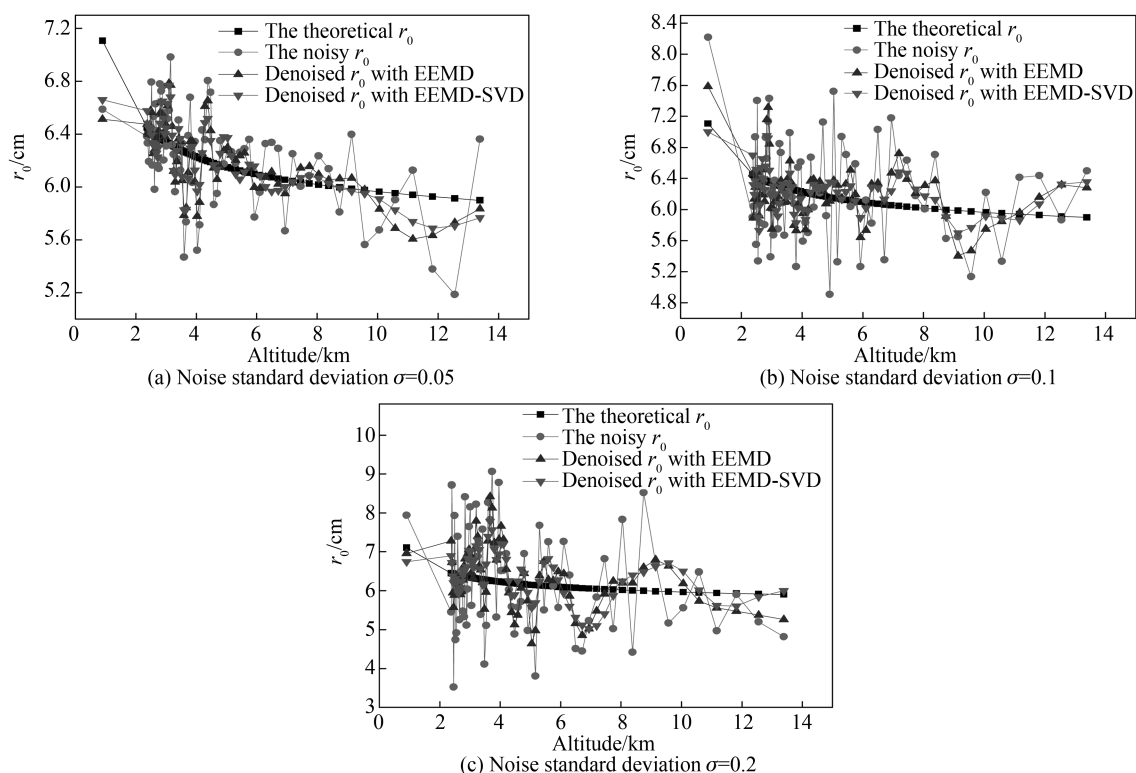


图 2 不同噪声标准差下 EEMD 和 EEMD-SVD 两种方法对大气相干长度廓线的降噪结果

Fig.2 The denoised results of atmospheric coherent length profiles using the two methods of EEMD and EEMD-SVD under different values of the noise standard deviation

为了对图 1 的降噪结果进行定量评价,表 1 给出了不同噪声标准差下大气相干长度廓线降噪前后对应的信噪比 SNR 和均方根误差 RMSE.从表 1 可以看出,噪声的标准差由 0.05 增加至 0.2,原始含噪信号的信噪比由 25.860 4 dB 降低至 13.835 7 dB,均方根误差由 0.317 0 增大至 1.265 8.经 EEMD 法和 EEMD-SVD 法降噪后信噪比分别提高了 3.539 2~5.403 3 和 5.566~7.946 4 dB,均方根误差分别降低了 0.106 1~0.541 0 和 0.15~0.704 5,表明文中所提出的 EEMD-SVD 降噪方法具有更强的降噪能力.

表 1 不同噪声标准差下大气相干长度廓线降噪前后的信噪比 (dB) 和均方根误差

Table 1 The signal-to-noise ratio (dB) and root-mean-square error of undenoised and denoised atmospheric coherent length profiles under different values of the noise standard deviation

| Standard deviation of noise | Without denoising | EEMD | EEMD-SVD |
|-----------------------------|-------------------|------------------|------------------|
| | SNR/RMSE | SNR/RMSE | SNR/RMSE |
| 0.05 | 25.860 4/0.317 0 | 29.399 6/0.210 9 | 31.426 4/0.167 0 |
| 0.1 | 20.233 9/0.605 9 | 25.637 3/0.325 3 | 28.180 3/0.242 7 |
| 0.2 | 13.835 7/1.265 8 | 18.678 9/0.724 8 | 20.899 4/0.561 3 |

由于 DCIM 雷达是为了实现大气湍流廓线的探测,因此雷达测量的大气相干长度廓线降噪的目的是为了提高原始信号信噪比,从而减少由测量数据的探测误差引起的反演量误差,提高反演准确度.图 3 为不同噪声标准差下降噪前后反演的 C_n^2 廓线.由图 3 可知,噪声标准差为 0.05 时,由含噪 r_0 廓线直接反演的 C_n^2 廓线基本上能反映真实廓线的特征,但是随着噪声的增强,未经降噪处理直接反演的廓线误差越来越大,当噪声标准差为 0.1 时,反演廓线在 5~8 km 的特征变化范围误差较大,经 EEMD 降噪后误差有所减少,但利用文中所提 EEMD-SVD 法降噪后误差较大减小,最大偏离量级减小 0.18.当噪声标准差增至 0.2 时,未经降噪过程的反演廓线与真实廓线平均偏离 0.53 个量级,最大偏离可达 0.94 个量级.经 EEMD 和 EEMD-SVD 两种方法降噪后平均偏离量分别降低了 0.17 个量级和 0.27 个量级,最大偏离量分别降低了 0.25 量级和 0.37 量级,表明文中提出的 EEMD-SVD 方法能够较大地提高反演廓线的准确性.

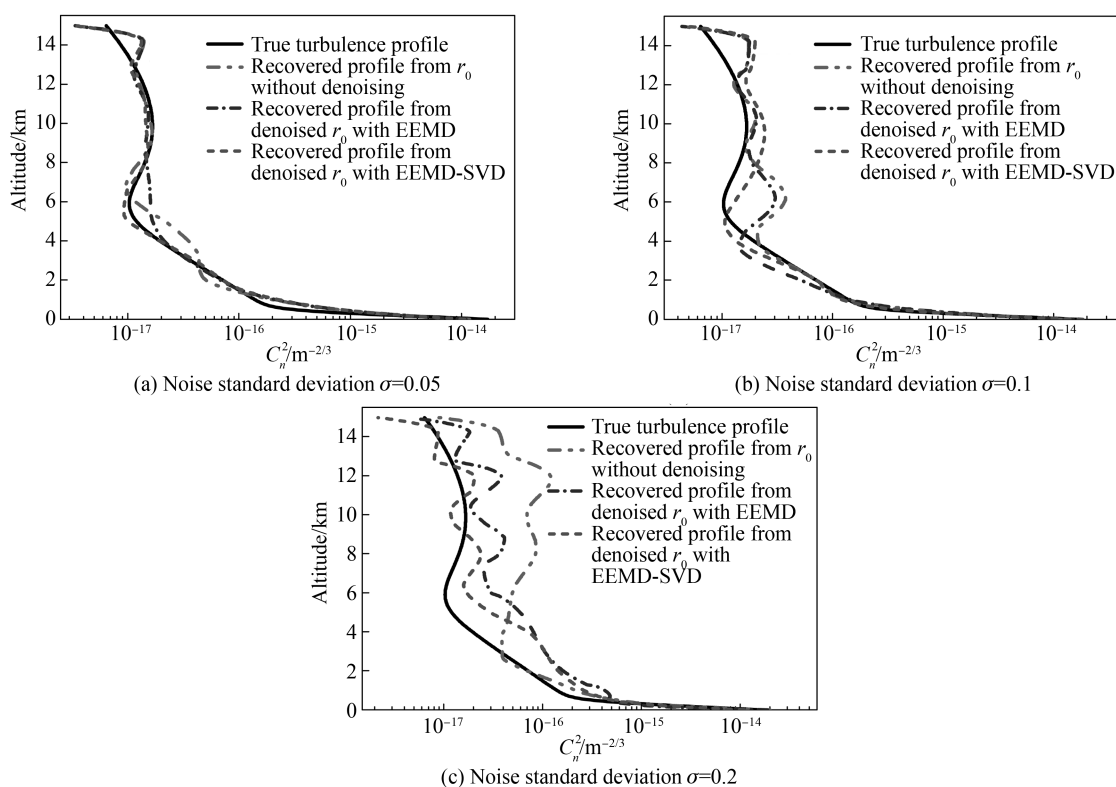


图 3 不同噪声标准差下 EEMD 和 EEMD-SVD 两种降噪方法对 C_n^2 廓线反演的影响

Fig.3 The effect of the two denoised methods of EEMD and EEMD-SVD on retrieved C_n^2 profiles under different values of the noise standard deviation

为了对图 3 的反演结果进一步量化,图 4 给出了不同噪声标准差下 r_0 廓线降噪前后所反演 C_n^2 廓线的相对误差.负误差表示反演值偏小(下同).从图 4(a)可以看出,降噪前后 C_n^2 廓线的误差在 0~1 km 和 13~15 km 比较接近,1~13 km 差距较大,1~13 km 高度范围未经降噪直接反演的 C_n^2 在 4~5 km 时误差最大,偏小约 1.8%,经 EEMD 降噪反演的 C_n^2 最大误差 1.1%左右,而 EEMD-SVD 方法对应的 C_n^2 误差均在 0.5%以内.当噪声标准差增至 0.1 时,直接反演的 C_n^2 其误差最大约 3.3%,经 EEMD 降噪后 C_n^2 反演的最大误差约 2.7%,经 EEMD-SVD 降噪后 C_n^2 反演的最大误差约 2.3%.当噪声标准差达到 0.2 时,如图 4(c)所示,未经降噪直接反演的 C_n^2 在 3 km 以上整体偏小,最大误差约 5.8%,经 EEMD 和 EEMD-SVD 降噪后的 C_n^2 廓线误差变化特征比较一致,最大误差分别为 4.1%和 3.4%,表明在不同的噪声标准差下,经 EEMD-SVD 降噪后反演的 C_n^2 廓线比相应的 EEMD 方法误差更小.

为了在总体上衡量两种降噪方法对 C_n^2 廓线反演的影响.表 2 给出不同噪声标准差下 r_0 廓线降噪前后所反演 C_n^2 廓线的信噪比与均方根误差.从表 2 可知,在 0.05,0.1 和 0.2 三种噪声强度下,相对于未经降噪过程直接反演的 C_n^2 廓线,经 EEMD 降噪后反演廓线的信噪比最大提高了 3.555 4 dB,均方根误差最大降低了 0.200 7,而经 EEMD-SVD 降噪后信噪比最大提高了 6.921 5 dB,均方根误差最大降低 0.328 1.

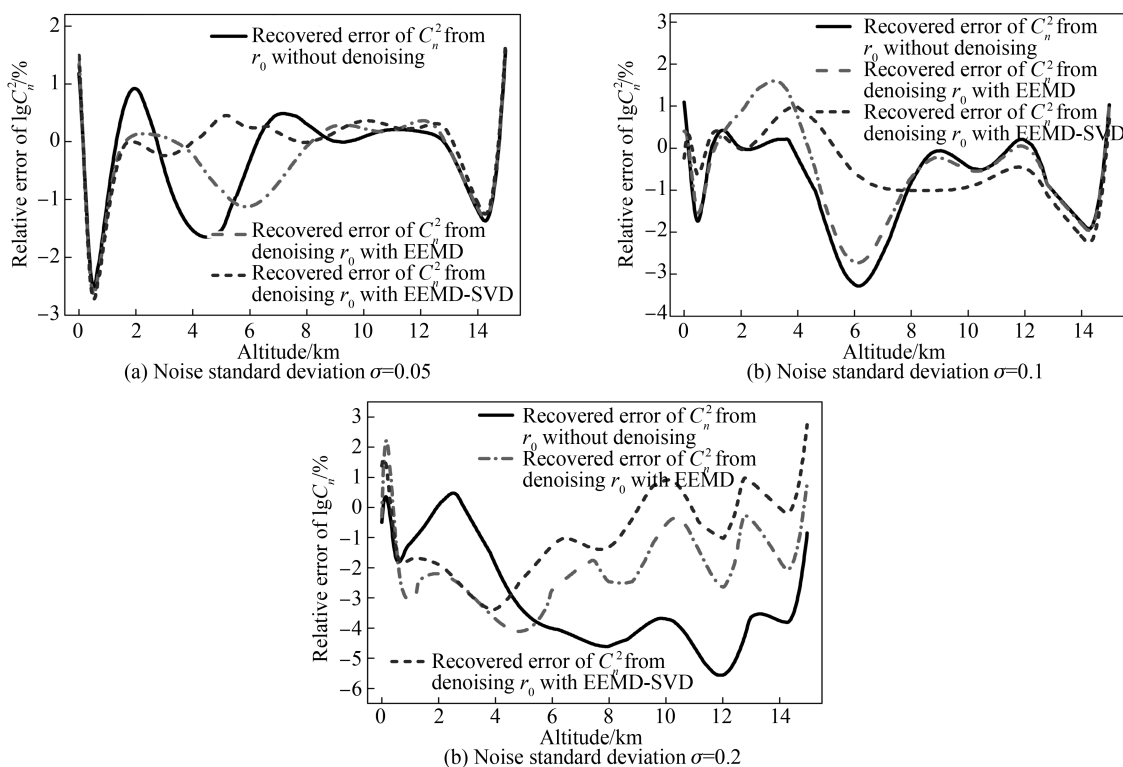
图4 不同噪声标准差下 r_0 廓线降噪前后所反演 C_n^2 廓线的相对误差

Fig.4 The relative error of C_n^2 profiles retrieved from undenoised and denoised r_0 profiles under different values of the noise standard deviation

表2 不同噪声标准差下 r_0 廓线降噪前后所反演 C_n^2 廓线的信噪比 (dB) 与均方根误差Table 2 The signal-to-noise ratio (dB) and root-mean-square error of C_n^2 profiles retrieved from undenoised and denoised r_0 profiles under different values of the noise standard deviation

| Standard deviation of noise | Without denoising | EEMD | EEMD-SVD |
|-----------------------------|-------------------|------------------|------------------|
| | SNR/RMSE | SNR/RMSE | SNR/RMSE |
| 0.05 | 41.571 2/0.139 1 | 42.843 8/0.120 2 | 44.289 9/0.101 7 |
| 0.1 | 37.349 5/0.226 2 | 37.917 9/0.211 9 | 40.580 8/0.155 9 |
| 0.2 | 28.914 3/0.597 4 | 32.469 7/0.396 7 | 35.835 8/0.269 3 |

为了综合比较两种降噪方法对湍流廓线反演的影响,对降噪前后反演的湍流廓线作统计分析,统计分析数据为50组.不同噪声标准差下反演廓线的统计结果如图5.从图5可以看出,不同噪声标准差下,降噪过程主要提高了2~14 km的湍流廓线反演准确度,相比于EEMD方法,EEMD-SVD方法对应的湍流廓线在6~13 km更准确.并且从5(a)~5(c)三幅图还可以看出,降噪后的反演廓线不仅在量级上更接近真实廓线,并且起伏较小,相比EEMD方法,EEMD-SVD方法去噪后反演的湍流廓线更加稳定.

前面主要论述了EEMD和EEMD-SVD对反演准确度的影响,并未提及两种去噪方法的运算速度,由于在反演前增加了去噪过程,因此其运算的实时性也需要研究.表3给出了不同噪声标准差下降噪前后的平均运算时间,统计平均次数为50次.从表3可以看出,不同噪声标准差下,降噪前的运算时间约2.5 s左右,EEMD降噪使运算时间增加了1.41~1.45 s,由于EEMD-SVD方法联合了两种方法,其运算时间又比EEMD方法增加了0.039 1~0.072 9 s,但均小于0.1 s.总体来看,降噪过程使运算时间由原来的2.5 s增加到3.9 s左右,尽管增加了处理时间,但是并不影响整体的实时处理速度.

4 实验研究

为了从实验上说明文中降噪方法的有效性,利用EEMD和EEMD-SVD两种方法对合肥地区DCIM雷达实测的大气相干长度廓线进行降噪处理.实验时间为2015年11月11日下午和晚上.图6为两个典型时段DCIM雷达实测原始 r_0 廓线及降噪后 r_0 廓线.从图6可以看出下午14:30左右的湍流较强,而晚上20:45

左右的湍流较弱,这与大气光学湍流的日变化特征是相符的.降噪后的 r_0 廓线平滑了原廓线中较大的随机起伏,相比于 EEMD 降噪结果,经 EEMD-SVD 降噪后 r_0 廓线起伏更小.

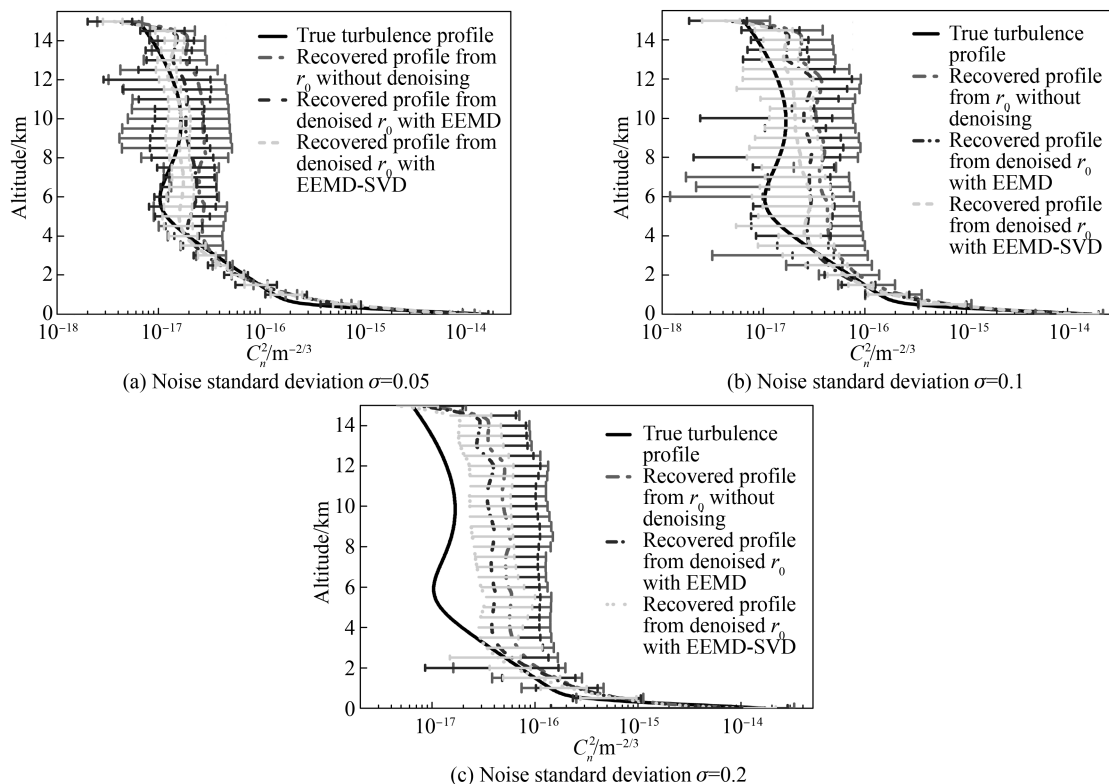


图 5 不同噪声标准差下 r_0 廓线降噪前后所反演 C_n^2 廓线的统计结果

Fig.5 The statistical results of C_n^2 profiles retrieved from undenoised and denoised r_0 profiles under different values of the noise standard deviation

表 3 不同噪声标准差下降噪前后的平均运算时间

Table 3 The average time of undenoised and denoised processes under different values of the noise standard deviation

| Method | 0.05 | 0.1 | 0.2 |
|-------------------|---------|---------|---------|
| | T/s | T/s | T/s |
| Without denoising | 2.503 2 | 2.486 9 | 2.493 6 |
| EEMD | 3.995 1 | 3.903 7 | 3.927 4 |
| EEMD-SVD | 4.010 6 | 3.976 6 | 3.966 5 |

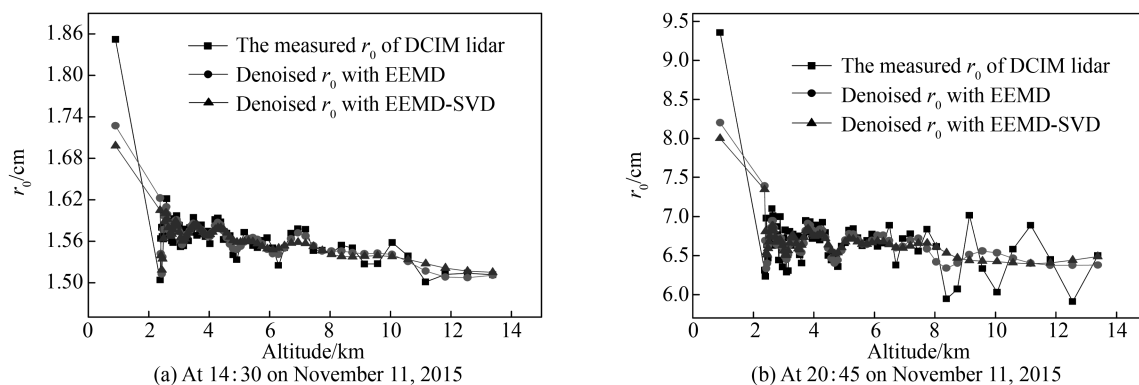


图 6 不同时间 DCIM 雷达降噪前后的大气相干长度廓线

Fig.6 The undenoised and denoised atmospheric coherent length profiles of DCIM lidar at different time

对于实测的大气相干长度廓线,由于噪声的强度及特性并不能事先掌握,无法获得真实无噪信号,如果将降噪后的信号作为真实信号来估计信噪比和均方根误差,其计算结果可能与事实相反,比如降噪幅度较大的信号计算出的信噪比反而会较小,因此在 DCIM 雷达实验中无法直接利用信噪比和均方根误差来评价实

测 r_0 廓线的降噪效果,只能以最终反演的 C_n^2 廓线的准确性来间接评价。

图 7 为不同时间 DCIM 雷达降噪前后反演的 C_n^2 廓线与探空气球廓线的对比.从图 7 可以看出,DCIM 雷达湍流廓线与探空廓线的变化趋势基本一致,从图 7(a)可知,探空气球和 DCIM 雷达在 2~4 km 均探测到一个相对较弱的湍流层,在 7~11 km 探测到一个相对较强的湍流层,并且经 EEMD-SVD 方法降噪后的廓线最接近探空廓线.相比而言,未经降噪直接反演的廓线低空偏大,高空偏小,而 EEMD 降噪后的廓线在 8 km 以上误差比 EEMD-SVD 方法大.从图 7(b)可知,未经降噪直接反演的廓线在 2~8 km 偏离探空廓线较远,降噪后的反演廓线基本上能反映 1~8 km 廓线的变化趋势,并且 EEMD-SVD 方法对应的反演廓线更为准确.8 km 以上的廓线对比可以发现,未经降噪直接反演的廓线尽管更接近探空廓线,但是与降噪后反演廓线相比,其量级变化不大。

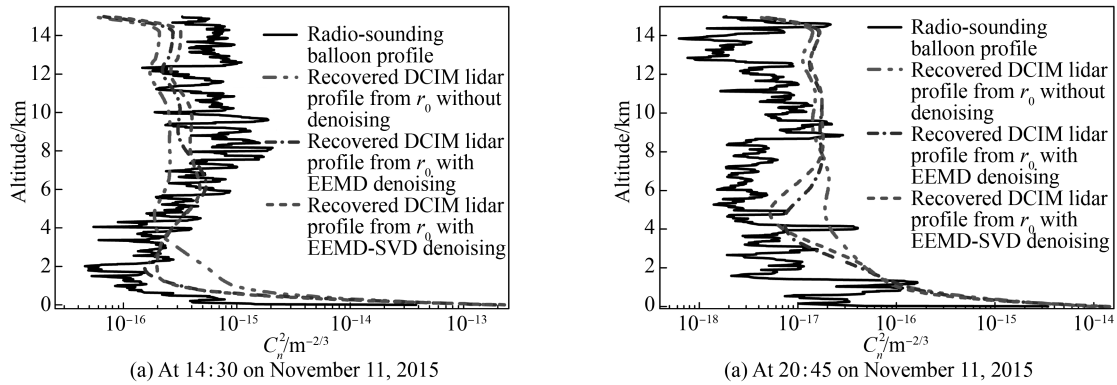


图 7 不同时间 DCIM 雷达降噪前后反演的 C_n^2 廓线与探空气球廓线的对比

Fig.7 Comparison of C_n^2 profiles using the undenoised and denoised DCIM lidar measurements and radio-sounding balloons at different time

图 8 为 DCIM 雷达降噪前后反演廓线与探空廓线之间的相对误差.从图 8(a)(b)可以看出,在近地面 100 m 左右,DCIM 雷达廓线与探空廓线之间的误差较大,最大分别达 13.4% 和 14.8%.结合图 7 可知,这主要是由于探空廓线在近地面 100 m 的高度范围, C_n^2 的测量值骤降 1~2 个数量级,由于探空法测量 C_n^2 受风速影响较大,考虑原因可能是当时近地面的阵风所致.而 DCIM 雷达反演廓线是连续下降的,这与湍流廓线自身的变化特征是一致的.在 0.6~15 km 之间的范围内,DCIM 雷达廓线与探空廓线之间的误差均在 10% 以内.由图 8(a)可知,在 0.5~4 km 范围,未经降噪反演廓线最大误差为 7.3%,EEMD 和 EEMD-SVD 降噪后反演廓线最大误差为 5.2% 和 4.8%.4 km 以上,未经降噪的直接反演廓线、EEMD 和 EEMD-SVD 降噪后反演廓线的最大误差分别为 6.2%、5.3% 和 4.9%.从图 8(b)可以看出,0~3 km 以及 8~15 km 降噪前后反演的廓线误差大致相同,且降噪前反演廓线的误差稍低.3~8 km 范围内,EEMD 降噪后反演廓线误差比降噪前平均下降 1.6%,最大下降 2.8%;而 EEMD-SVD 对应的误差比降噪前平均下降 2.1%,最大下降 3.2%.4 km 处降噪后反演廓线的误差突然增大,主要是因为探空廓线在 4 km 出现了一个大的跳变,使降噪前的反演廓线更接近探空廓线。

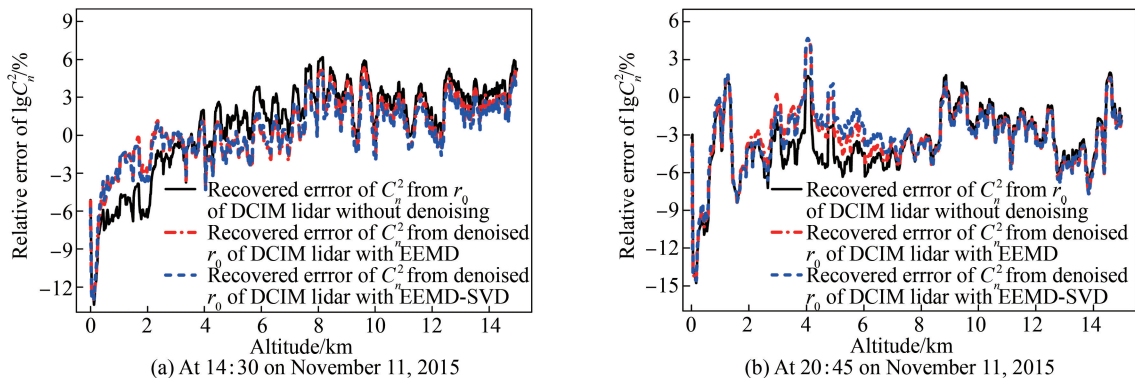


图 8 不同时间 DCIM 雷达降噪前后所反演 C_n^2 廓线的相对误差

Fig.8 The relative error of C_n^2 profiles retrieved from undenoised and denoised DCIM lidar measurements at different time

为了从整体上评价 DCIM 雷达降噪前后所反演 C_n^2 廓线的结果,将探空廓线作为真值,计算 DCIM 雷达降噪前后反演 C_n^2 廓线的信噪比与均方根误差,如表 4 所示.从表 4 可得,下午 14:30 时,相比于降噪前反演的 C_n^2 廓线,EEMD 降噪后和 EEMD-SVD 降噪后的信噪比分别提高了 2.155 6 和 2.526 5,均方根误差分别降低了 0.145 1 和 0.175 1.而在晚上 20:45,两种方法降噪后的信噪比分别提高了 0.772 2 和 0.960 7,均方根误差分别降低了 0.063 3 和 0.077 9.

表 4 2015 年 11 月 11 日 DCIM 雷达降噪前后所反演 C_n^2 廓线的信噪比(dB)与均方根误差
Table 4 The signal-to-noise ratio (dB) and root-mean-square error of C_n^2 profile recovered from denoised and un-denoised DCIM lidar measurements on November 11, 2015

| Measurement time | Without denoising | EEMD | EEMD-SVD |
|------------------|-------------------|------------------|------------------|
| | SNR/RMSE | SNR/RMSE | SNR/RMSE |
| 14:30 | 28.563 6/0.574 9 | 31.090 1/0.429 8 | 31.719 2/0.399 8 |
| 20:45 | 27.307 1/0.743 9 | 28.079 3/0.680 6 | 28.267 8/0.666 0 |

5 结论

对含噪信号进行集合经验模态分解,根据其分解的物理过程,噪声的大部分能量出现在前几个模态分量中,小部分噪声能量出现在其余的模态分量中.因此,为了有效滤除噪声,本文采用一种混合去噪方法.首先采用模态分量之间互相关系数的差分识别噪声与有用信号的明显分界,认为该界限之前的模态分量属于高频噪声,对这些分量先予以滤除,该步骤主要是去除信号中的主要噪声.对余下的模态分量则采用基于 Hankle 矩阵的奇异值分解方法进行精细去噪.由于该方法可以实现不同能量分布噪声的同时处理,不仅能够有效降低原始信号噪声,还能较好地滤除集合经验模态分解中的残余白噪声.在混合去噪方法中,集合经验模态分解,互相关系数的计算以及奇异值分解,都是利用数据自身的物理特性,均不需要借助外在的基函数,具有内在的自适应性.

不同噪声强度的仿真信号去噪以及合肥地区实测的 DCIM 雷达信号去噪结果表明,基于 EEMD-SVD 的联合去噪方法能够获得比 EEMD 方法更优的降噪效果,能够更加有效地提高原始信号信噪比,更大程度地提高 C_n^2 廓线的反演准确度.

本文提出的 EEMD-SVD 仅适用于一维信号处理,对于 DCIM 雷达而言, r_0 廓线是由散射光柱图像处理得到的,因此最直观的方法是将去噪方法应用于图像,而图像属于二维信号,现有的 EEMD-SVD 方法并不能直接运用,必须将其扩展到二维,并进行一系列的特殊操作.因此,研究二维的 BEEMD-SVD 方法在光柱图像去噪方面的适用性将是下一步研究工作的重点.

参考文献

- [1] NAKATA K, TOMITA A, FUJIWARA M, *et al.* Intensity fluctuation of a gain-switched semiconductor laser for quantum key distribution systems[J]. *Optics Express*, 2017, **25**(2): 622-634.
- [2] 王英俭,范承玉,魏合理.激光在大气和海水中传输及应用[M].北京:国防工业出版社,2015.
- [3] LIU Zhi-qing, LI Peng-cheng, CHEN Xiao-wei, *et al.* Classification of airborne LiDAR point cloud data based on information vector machine[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, **24**(1): 210-219.
刘志青,李鹏程,陈小卫,等.基于信息向量机的机载激光雷达点云数据分类[J].光学精密工程,2016,**24**(1):210-219.
- [4] WANG Guo-cong, WANG Jian-li, ZHANG Zhen-duo, *et al.* Influence on space target polarization imaging detection resulting from atmospheric turbulence[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2016, **45**(4): 0410003.
王国聪,王建立,张振铎,等.大气湍流对空间目标偏振成像探测的影响[J].光子学报,2016,**45**(4):0410003.
- [5] JING Xu, WU Yi, HOU Zai-hong, *et al.* Study of irradiance fluctuations for laser beam propagation in atmosphere[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(11): 3110-3116.
靖旭,吴毅,侯再红,等.湍流大气中激光传输光强起伏特征研究[J].光学学报,2010,**30**(11):3110-3116.
- [6] VOYEZ J, ROBERT C, CONAN J-M, *et al.* First on-sky results of the CO-SLIDAR C_n^2 profiler[J]. *Optics Express*, 2014, **22**(9): 10948-10967.
- [7] RAJBHANDARI S, GHASSEMLOOY Z, HAIGH P A, *et al.* Experimental error performance of modulation schemes under a controlled laboratory turbulence FSO channel[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2015, **33**(1): 244-250.
- [8] LI F, HOU Z H, WU Y. Experiment and evaluation of bit error rate for free-communication in turbulence atmosphere [J]. *Optics & Laser Technology*, 2013, **366**: 58-62.
- [9] SUN Gang, WENG Ning-quan, XIAO Li-ming, *et al.* Profile and character of atmospheric structure constants of refractive index[J]. *High Power Laser Part Beams*, 2005, **17**(4): 485-490.

- 孙刚,翁宁泉,肖黎明,等. 不同地区大气折射率结构常数分布特性及分析[J]. 强激光与粒子束, 2005, **17**(4): 485-490.
- [10] AVILA R, VERNIN J, SÁNCHEZ L J. Atmospheric turbulence and wind profiles monitoring with generalized scidar [J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2001, **369**(1): 364-372.
- [11] BUTTERLEY T, WILSON R W, SARAZIN M. Determination of the profile of atmospheric optical turbulence strength from SLODAR data[J]. *Mon Not R Astron Soc*, 2006, **369**: 835-845.
- [12] ELS S G, SCHÖCK M, SEGUEL J, *et al.* Study on the precision of the multiaperture scintillation sensor turbulence profiler (MASS) employed in the site testing campaign for the Thirty Meter Telescope[J]. *Applied Optics*, 2008, **47**(14): 2610-2618.
- [13] GIMMESTAD G, ROBERTS D, STEWART J, *et al.* Development of a lidar technique for profiling optical turbulence [J]. *Optical Engineering*, 2012, **51**(10): 101713.
- [14] JING Xu, HOU Zai-hong, WU Yi, *et al.* Development of a differential column image motion light detection and ranging for measuring turbulence profiles[J]. *Optics Letters*, 2013, **38**(17): 3445-3447.
- [15] CHENG Zhi, HE Feng, JING Xu, *et al.* Improved retrieval method of turbulence profile from differential column image motion light detection and rangings[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, **36**(4): 0401004.
程知,何枫,靖旭,等. 改进的差分光柱像运动激光雷达的湍流廓线反演方法[J]. 光学学报, 2016, **36**(4): 0401004.
- [16] CHENG Zhi, TAN Feng-fu, JING Xu, *et al.* Retrieval of C_n^2 profile from differential column image motion lidar using the regularization method[J]. *Chinese Optics Letters*, 2017, **15**(2): 020101.
- [17] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, *et al.* The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society of London, Series A*, 1998, **454**: 903-995.
- [18] WANG Shu-tao, LI Mei-mei, LI Pan, *et al.* Signal processing method based on empirical mode decomposition in the SO₂ concentration monitoring[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2014, **43**(2): 0228002.
王书涛,李梅梅,李盼,等. 基于经验模态分解的 SO₂ 浓度检测信号处理方法[J]. 光子学报, 2014, **43**(2): 0228002.
- [19] WU Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, **1**: 1-41.
- [20] TORRS M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, *et al.* A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]. ICASSP, 2011, **125**(3): 4144-4147.
- [21] RENINGER P A, MARTELET G, DEPARIS J, *et al.* Singular value decomposition as a denoising tool for airborne time domain electromagnetic data[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2011, **75**(2): 264-276.
- [22] ZHAO Xue-zhi, YE Bang-yan. The similarity of signal processing effect between SVD and wavelet transform and its mechanism analysis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, **36**(8): 1582-1589.
赵学智,叶邦彦. SVD 和小波变换的信号处理效果相似性及其机理分析[J]. 电子学报, 2008, **36**(8): 1582-1589.
- [23] ZHANG Lei, PENG Wei-cai, YUAN Chun-hui, *et al.* Bang-yan. An improved method for noise reduction based on singular value decomposition[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2012, **7**(5): 83-88.
张磊,彭伟才,原春晖,等. 奇异值分解降噪的改进方法[J]. 中国舰船研究, 2012, **7**(5): 83-88.
- [24] JIA Rui-sheng, ZHAO Tong-bin, SUN Hong-mei, *et al.* Micro-seismic signal denoising method based on empirical mode decomposition and independent component analysis[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2015, **58**(3): 1013-1023.
贾瑞生,赵同彬,孙红梅,等. 基于经验模态分解及独立成分分析的微震信号降噪方法[J]. 地球物理学报, 2015, **58**(3): 1013-1023.