

趋势项调制的小波-经验模态分解联合方法 用于大气相干长度廓线去噪

程知^{1,2}, 何枫^{1*}, 张巴龙¹, 靖旭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, 安徽 合肥 230031;

²中国科学技术大学, 安徽 合肥 230026

摘要 差分光柱像运动激光雷达的信号噪声直接影响大气湍流强度廓线的反演精度, 采用一种有效的去噪方法能够提升雷达探测性能。为了减弱小波-经验模态分解(EMD)联合降噪方法对小波的依赖性, 提出先利用信号的趋势项对小波降噪后的信号进行自适应调制, 再利用调制后的信号进行 EMD 去噪, 即小波-趋势项-EMD 方法, 趋势项的提取仍采用 EMD 方法。为了保证调制的有效性, 提出适用于大气相干长度(r_0)廓线的调制判定准则, 并采用去趋势波动分析方法自适应识别 EMD 降噪的阈值。为了论证所提方法的有效性, 将该方法与小波、EMD、集合经验模态分解(EEMD)、小波-EMD 4 种去噪方法进行对比。数值仿真和实验结果表明, 在不同噪声强度下, 5 种方法均可提高 r_0 廓线的信噪比和反演精度。两种联合方法优于单独方法, 小波法优于 EMD 和 EEMD 方法, 小波-趋势项-EMD 方法进一步提高了小波-EMD 方法的去噪能力, 为小波-EMD 联合去噪方法的改进提供了新思路。

关键词 大气光学; 小波变换; 小波-经验模态分解; 去趋势波动分析; 激光雷达; 去噪

中图分类号 O439 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.1201002

Combination Method of Wavelet and Empirical Mode Decomposition with Trend Modulation used for Atmospheric Coherent Length Profile Denoising

Cheng Zhi^{1,2}, He Feng¹, Zhang Silong¹, Jing Xu¹, Hou Zaihong¹

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

²University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230026, China

Abstract The retrieval precision of atmospheric turbulence intensity profile is affected directly by the signal noise from differential light column image motion lidar. A valid denoising method can improve the detection performance of lidar. To reduce the dependence of the combined denoising method with wavelet-empirical mode decomposition (EMD) on wavelet, an adaptive modulation strategy with the signal trend term is proposed for wavelet denoising signal, and then the modulated signal is denoised by EMD, which is called wavelet-trend-EMD method. The trend term is still extracted by EMD. To ensure the validity of modulation, a decision criteria of modulation suitable for coherent length (r_0) profile is presented, and the detrended fluctuation analysis is carried out to identify the EMD denoising threshold adaptively. To illustrate the validity of the proposed method, four other methods of wavelet, EMD, ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and wavelet-EMD are used for comparison. The numerical simulation and experimental results indicate that all the five methods can improve the signal-to-noise ratio of r_0 profile and the retrieval precision. The two joint methods are better than the single method and the wavelet method is superior to EMD and EEMD methods. More importantly, wavelet-trend-EMD further improves the denoising ability of wavelet-EMD, which provides a new improvement consideration for the joint method of Wavelet-EMD.

收稿日期: 2017-03-16; **收到修改稿日期:** 2017-06-12

基金项目: 国家自然科学基金(41405014)

作者简介: 程知(1987—), 女, 博士研究生, 主要从事大气湍流廓线方面的研究。E-mail: cz_ganen108@126.com

导师简介: 侯再红(1968—), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事大气参数测量以及仪器设计方面的研究。

E-mail: zhhou@aiofm.ac.cn

* **通信联系人.** E-mail: fhe@aiofm.ac.cn

Key words atmospheric optics; wavelet transform; wavelet and empirical mode decomposition; detrended fluctuation analysis; lidar; denoising

OCIS codes 010.1330; 010.3640; 120.0280

1 引 言

当激光光束在湍流大气中传播时,会产生光束扩展、漂移、到达角起伏和光强起伏等一系列光学湍流效应^[1-2]。研究大气湍流强度的高度分布,即大气湍流廓线,对于激光大气传输具有重要的意义。实时的大气湍流廓线是自适应光学系统性能优化的重要指标^[3],也是研究自适应光学校正中角度非等晕性的主要参量^[4]。在自由光通信领域,实时的大气湍流廓线可用于计算通信系统的误码率^[5]和评估通信链路的性能^[6]。同时,天文望远镜选址也需要准确地获取大气湍流廓线^[7]。

差分光柱像运动(DCIM)激光雷达^[8]是测量大气湍流廓线的一种新设备,该方法采用主动信标,受天气条件影响较小,能够测量不同路径的大气湍流。与国内外采用较多的探空气球法、SCIDAR (Scintillation Detection and Ranging)^[9]、SLODAR (Slope Detection and Ranging)^[10]和多孔径闪烁仪(MASS)^[11]相比,激光雷达设备还适用于车载、机载和船载。相比于传统差分像移(DIM)激光雷达^[12]所采用的激光聚焦原理,DCIM 激光雷达最大的优势是实时性更好,传统 DIM 激光雷达获得一组大气相干长度廓线需要 10 min,而 DCIM 激光雷达仅需 20 s。

差分光柱像运动激光雷达测量大气湍流的基本思想是先通过光柱图像获得不同高度的大气相干长度廓线,再利用球面波大气相干长度与大气湍流强度之间的积分关系反演得到大气湍流强度的高度分布,即大气湍流廓线。目前在反演处理之前需要先对不同高度的大气相干长度进行样条函数拟合,拟合过程既可以对大气相干长度进行平滑,又可以获得任意层高度的大气相干长度,同时也弥补了低空光柱图像不易获得的不足。尽管样条函数拟合能够对大气相干长度的噪声进行平滑,但是由于不能消除噪声,测量过程中的噪声会被直接引入到平滑后的样条函数中,这样就会直接影响反演廓线的精度。

为了提高反演的精度,有必要在对样条函数进行平滑之前先对大气相干长度廓线进行降噪处理,因此采用一种合适的降噪方法对于大气湍流廓线的反演精度具有非常重要的作用。本文利用小波、经验模态分解(EMD)、集合经验模态分解(EEMD)以及小波-EMD 联合去噪方法对差分光柱像运动激光雷达的廓线进行去噪,同时提出利用小波-趋势项-EMD 来改进小波-EMD 联合去噪方法对小波的依赖性,分析了这些方法在不同噪声强度下的降噪效果,并进行了对比分析。

2 基本原理

DCIM 激光雷达是 Jing 等^[8]提出的测量大气湍流廓线的新技术,其测量原理图如图 1 所示,雷达系统采用旁轴结构,激光光束通过小口径发射系统垂直发射到大气中,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个子孔成像在 CCD 相机的焦面上,因此可获得两个散射光柱图像。通过处理光柱图像可以同时获得不同高度的球面波大气相干长度,进而利用合适的反演算法由球面波大气相干长度反演得到大气湍流强度廓线。

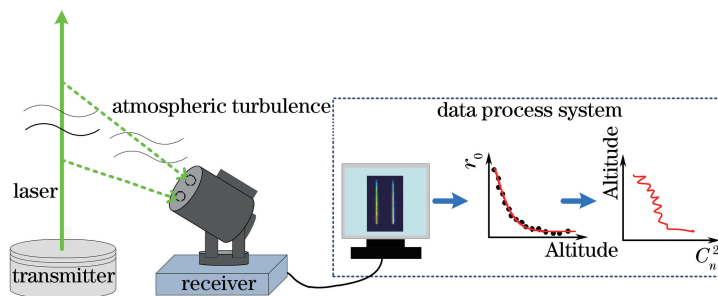


图 1 差分光柱像运动激光雷达测量原理图

Fig. 1 Schematic of measurement principle of differential light column image motion lidar

DCIM 激光雷达所测量的球面波大气相干长度 $r_0(H)$ 与湍流折射率结构常数 $C_n^2(h)$ 的关系为

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

式中 k 为波数, H 为信标高度。雷达能测量高度为 $H_j (j=1, 2, \dots, M, \text{其中 } M \text{ 为层数})$ 的大气相干长度, 因此雷达测量湍流的原理是根据不同高度的大气相干长度获得路径上的大气湍流强度。

对于每一个测量高度 H_j , (1)式可以写成离散的形式, 即

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

式中 Δh_i 为高度变化量, h_i 的变化范围为 $0 \sim H_j$ 。(2)式是典型的第一类 Fredholm 积分方程, 将其写成矩阵形式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (3)$$

式中 \mathbf{y} 为观测量 r_0 构成的向量, \mathbf{x} 代表反演量 $C_n^2(h)$ 构成的向量, \mathbf{A} 为系数矩阵, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为测量误差矩阵。

第一类 Fredholm 积分方程是不适定的, 这意味着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 等^[13]提出了基于正则化方法的两级反演方法, 并在反演之前对雷达获得的大气相干长度廓线进行样条函数平滑。为了提高反演精度, 在平滑拟合和两级反演方法的基础上增加数据降噪这个预处理过程, 通过降噪减小或消除大气相干长度廓线的误差。由于样条函数拟合只是反演处理的一个中间过程, 限于文章篇幅, 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 激光雷达所测量的大气相干长度廓线以及所反演的大气湍流廓线的影响。

3 去噪方法

3.1 小波去噪

小波阈值去噪^[14-15]的基本思想是利用正交小波变换较强的去数据相关性, 将信号序列进行正交小波分解。该方法认为幅值比较大的小波系数以信号为主, 而幅值较小的小波系数在很大概率上是噪声, 从而可找到一个合适的阈值, 当小波系数大于阈值时认为小波系数是由信号引起的, 而当小波系数小于阈值时认为小波系数是由噪声引起的, 进而可对由噪声引起的小波系数进行去噪。小波阈值去噪依赖于所选择的小波基、小波分解层数、阈值函数和阈值选取准则。

为了较好地发挥小波去噪的性能, 研究了不同分解层数下三种常见小波基函数 sym8^[16]、db4^[17] 和 coif5^[18] 的去噪效果, 所得结果如图 2 所示。硬阈值函数是一种简单的置零方法。软阈值函数将小波系数减去阈值, 从而使得输入输出曲线更加连续^[19], 其去噪效果一般比硬阈值函数好, 因此选用软阈值函数。在阈值选取方面, 目前有 4 种常见的阈值选取方法, 即通用阈值、Stein 无偏似然估计阈值、heursure 阈值和极大极小准则阈值, 其中 heursure 阈值是对通用阈值和 Stein 无偏似然估计阈值的综合。当噪声较强时, 一般采用 heursure 阈值。

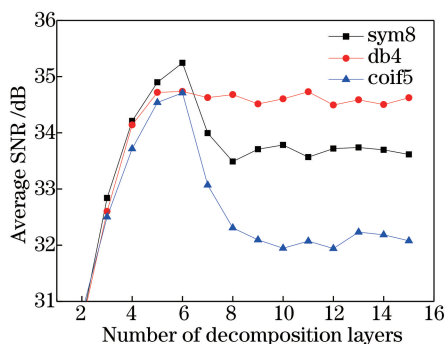


图 2 5%高斯噪声强度下三种小波基对 r_0 廓线降噪的平均 SNR 随分解层数的变化

Fig. 2 Average SNR of r_0 profile denoising with three wavelet bases versus number of decomposition layers under 5% Gauss noise level

图 2 为 5% 高斯噪声强度下, 三种小波基对 r_0 廓线降噪的平均信噪比 (SNR) 随分解层数的变化。由图 2 可知, 在同一噪声水平下, 降噪后的信噪比最高时所对应的分解层数为 6, 小波基函数为 sym8, 因此, 对于 r_0 廓线的降噪而言, 选用 sym8 小波、分解层数为 6 时可以获得较好的降噪效果。

3.2 EMD 方法

EMD^[20] 是分解信号序列的一种方法, 它把序列分解为有限个内在模式 (IMF) 分量, 各 IMF 分量按瞬时频率由高到低排列。为了使瞬时频率具有物理意义, IMF 分量必须满足两个约束条件: 1) IMF 的极值点个数与过零点个数相差不超过 1; 2) 由极大值点和极小值点确定的包络线均值为零。相比于常用的傅里叶分析方法和小波分析方法, EMD 方法不需要分解基函数。

图 3 为信噪比为 12 dB 的含噪 r_0 廓线 EMD 分解结果, 由图可知, 经 EMD 分解后, 含噪 r_0 廓线被分解成 9 个 IMF 和一个余项。

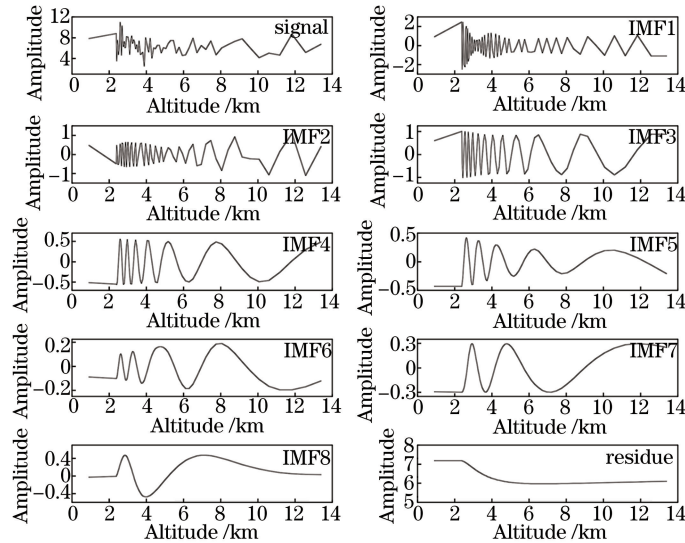


图 3 信噪比为 12 dB 的含噪 r_0 廓线 EMD 分解结果

Fig. 3 Decomposition results of noisy r_0 profile with SNR of 12 dB

3.3 EMD 滤波阈值判别方法——去趋势波动分析

EMD 用于降噪的方法主要有直接重构法和阈值滤波法^[21], 这里引入去趋势波动分析 (DFA) 方法对 EMD 阈值进行自适应选取。

去趋势波动分析^[22-25] 是分析非平稳时间序列长程幂律相关性的有效方法, 通常用 α 表示 DFA 指数, $\alpha = 0.5, 1, 1.5$ 分别表示完全不相关白噪声、粉红噪声和布朗噪声。当 $0 < \alpha < 0.5$ 时, 序列被认为是不相关的, 即意味着大波动之后很可能跟着小波动; 当 $0.5 < \alpha < 1$ 时, 序列具有长程相关性; 当 $\alpha > 1$ 时, 序列相关性不再呈幂律关系。

利用 DFA 指数自适应判别 EMD 降噪的阈值。理论上, 当 DFA 指数 $\alpha \leq 0.5$ 时所对应的序列是白噪声序列, 但考虑模态混叠, 文献[25]将该值偏置 0.25, 即认为 $0.25 \leq \alpha \leq 0.75$ 时所对应的序列为白噪声, $0.75 < \alpha \leq 1.25$ 时所对应的序列为粉红噪声, $1.25 < \alpha \leq 1.75$ 时所对应的序列为布朗噪声。这里仅考虑白噪声的情况。从文献[25]可知, 文献中所用信号的第一层 IMF 均大于 0.25, 因此设置 $0.25 \leq \alpha \leq 0.75$ 是合理的, 但是从含噪 r_0 廓线的 EMD 分解结果来看, 存在 $\text{IMF1} < 0.25$ 的情况, 因此在单独的 EMD 去噪算法中, 选取的高斯白噪声阈值为 $0 < \alpha \leq 0.75$, 对于下文提到的 Wavelet-EMD 去噪, 选取的高斯白噪声阈值为 $0 < \alpha \leq 0.5$ 。

利用图 3 的 EMD 分解结果, 计算了每层 IMF 的 DFA 指数, 如图 4 所示。由图可知, IMF1 和 IMF2 对应的 DFA 指数均满足 $0 < \alpha < 0.75$, 属于白噪声序列, 应予以去除, 降噪后的信号即为其他层 IMF 与余项的重构。

3.4 趋势项自适应调制的 Wavelet-EMD 联合去噪方法

经验模态分解的优势是它可直接对原序列进行某种变换, 分解时不需要基底, 但是当信号收到如脉冲干

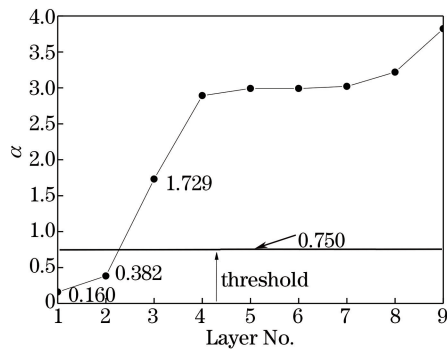


图 4 每层 IMF 的 DFA 指数

Fig. 4 DFA exponent of each layer of IMF

扰和噪声等影响且存在间断时,容易造成模态混叠^[26]。因此,如果在含噪信号进行经验模态分解之前,先将噪声有效滤除一部分,以减弱模态混叠的程度,这就是新算法先进行小波阈值降噪而不是先进行经验模态分解降噪的原因,该过程可有效地削弱噪声强度并保持信号总体趋势。

于金涛等^[27]研究了 EMD 和小波联合的三种方式,即 IMF-小波、EMD-小波和小波-EMD。结果表明,在三种联合方法中,小波-EMD 去噪效果最好。

通过理论分析和仿真,发现小波-EMD 方法的降噪效果主要依赖于小波,如果小波降噪后信号的信噪比较高,并且信号本身包含的高频分量较少,那么再进行 EMD 降噪,且降噪效果提升幅度不大;相反,如果小波降噪后信号的信噪比较小,降噪后信号中仍包含大量的随机起伏,那么小波-EMD 的降噪效果就比小波显著。因此可以认为基于小波-EMD 的联合降噪是对小波处理欠佳时的一种补偿,当小波降噪效果较好时,小波-EMD 的性能与小波相当,而当小波降噪效果较差时,小波-EMD 降噪较小波显著。但是小波-EMD 对小波的这种补偿更多地体现在对高频分量的滤除方面,对小波滤波后信号的整体趋势(低频分量)改变不大。

为了减弱小波-EMD 对小波的依赖性,提出利用信号 EMD 分解的趋势项先对小波降噪后的信号进行调制,即小波-趋势项-EMD,这样可以对小波去噪后的信号进行整体的校正,针对 r_0 廓线的降噪,采用简单的调制方式,即 $x_{w-t} = \sqrt{x_w(n)x_t(n)}$,其中 $x_w(n)$ 为降噪后的信号, $x_t(n)$ 为趋势项, x_{w-t} 为调制后的信号。为了保证调制后信号的可靠性,准确提取趋势项是首要问题,其中调制的有效性是关键。

尽管可以直接把 EMD 分解的余项作为趋势项,但是考虑端点效应和模态混叠的存在,这种方式可能存在一定误差。为了保证信号趋势项被较准确地提取,采用文献[28]提出的方法提取趋势项。

即使准确地提取了信号趋势项,也不能保证含噪信号趋势项与真实的信号趋势项一致。为了对小波降噪后的信号实现有益的调制,通过大量的仿真与分析,针对 r_0 廓线的降噪提出如下的调制判定法则:

1) 若趋势项包含的 80% 以上的数据点并不随高度递减,则不进行调制。

2) 当小波降噪后 r_0 廓线存在多个极值点(极大值点或者极小值点不小于 5)且极大、极小值点的绝对偏差超过某一阈值(经验设定为 0.6)时,若极值点分布在整个区间,则利用趋势项对小波降噪后的曲线进行全程校正,若极值点仅集中在某一区间,则仅在极值点分布区间内进行调制。

3) 若趋势项与小波降噪后 r_0 廓线的交点少于 2 个(无交点或者一个交点),判断趋势项与小波降噪后曲线的偏离程度。若偏离量越来越大,则仅在曲线的前半段进行调制;若偏离量越来越小,则仅在曲线的后半段进行调制;若偏离量存在极值点,则仅在极值点附近左右区间的 1/4 区间范围进行调制。

4) 如果趋势项与小波降噪后 r_0 廓线的交点不小于 2 个,记下每个交点的位置和相邻交点的区间,在每一段交点区间内,对交点附近 1/4 区间范围进行调制。

由以上准则可知,大部分调制出现在小波降噪后曲线与趋势项曲线的交点附近,尽管这样的调制比较保守,但是从大量的仿真得知,这样一般不会产生无效调制。

基于上述分析,得到基于小波-趋势项-EMD 的联合降噪算法实现过程如下:

1) 小波阈值去噪。选用小波基为 sym8,小波分解层数为 6,使用软阈值函数,heursure 阈值准则对 DCIM 激光雷达含噪信号 $x(n)$ (即雷达 r_0 廓线)进行小波阈值降噪,得到降噪后的信号 $x_w(n)$ 。

2) 自适应调制。利用 EMD 提取含噪信号 $x(n)$ 的趋势项 $x_t(n)$, 根据上述提出的调制判定法则, 对小波降噪后的信号 $x_w(n)$ 进行自适应调制, 得到调制后的信号 $x_{w-t} = \sqrt{x_w(n)x_t(n)}$ 。

3) EMD 分解。对 $x_{w-t}(n)$ 进行 EMD 分解, 得到 L 层本征模态函数 $\{IMF_i\} (i=1, 2, \dots, L)$ 和余项 r_n 。

4) 计算 DFA 指数。针对每层本征模态函数 F_{IMF_i} , 利用去趋势波动分析方法计算 α_i 指数。

5) 降噪与重构。经小波降噪再进行 EMD 分解, 不再考虑模态混叠, 此时白噪声的阈值为 $0 < \alpha \leq 0.5$, 因此对 α 指数在此区间的本征模态函数要予以滤除, 记录第一次 $\alpha > 0.5$ 时对应的 IMF 层数 i , 累加从 $j \sim L$ 层的 F_{IMF_j} 和余项, 即得到降噪后的信号 $x_{w-t-E}(n) = \sum_j^L F_{IMF_j} + r_n$ 。

4 数值仿真

为了研究上述降噪方法的有效性, 以 HV5/7 模型^[7]为例, 将雷达测量的理想大气相干长度廓线与均值为 0、均方差为 σ 的高斯随机噪声相叠加, 即

$$r_{0err} = r_0 + \sigma r_0 \xi, \quad (4)$$

式中 $-3 < \xi < 3$ 为高斯随机数。模拟仿真时取 $\sigma = 5\%、10\%、15\%$ 和 20% , 分别分析降噪前后 r_0 廓线的变化以及 C_n^2 廓线的分布情况, 并利用信噪比和均方根误差评价降噪效果。

信噪比和均方根误差的计算公式分别为

$$R_{SNR} = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^N f_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - f_i)^2}, \quad (5)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - f_i)^2}, \quad (6)$$

式中 f_i 为原始信号中的第 i 个数据点, x_i 为降噪后的第 i 个数据点, N 为数据点总数。利用 (5)、(6) 式计算 C_n^2 廓线的信噪比和均方根误差时, f_i 取第 i 层 $\lg C_n^2$ 的真值, x_i 取第 i 层 $\lg C_n^2$ 的反演值。取 $\lg C_n^2$ 而不取 C_n^2 的原因详见文献[13]。

上文提到小波-EMD 有助于减弱 EMD 分解时的模态混叠, 而克服模态混叠的方法有多种, 最常用的是 EEMD 方法, 因此在比较降噪结果时利用了 EEMD 方法。仿真和实验部分均将小波、EMD、EEMD、小波-EMD 和小波-趋势项-EMD 5 种去噪方法同时进行对比。其中 EMD 和 EEMD 方法的去噪阈值均选用 DFA 指数, 由于 EEMD 方法中不考虑模态混叠, 所以白噪声的阈值选为 $0 < \alpha \leq 0.5$ 。文献[26]中提到的小波-EMD 方法中所用 EMD 阈值滤波方式基于连续均方误差准则, 为了与所用的其他方法对比, 小波-EMD 和小波-趋势项-EMD 方法中 EMD 阈值均采用 DFA 指数。

图 5 为不同噪声强度下不同方法降噪后的大气相干长度廓线。从图 5(a)~(d) 中可以看出, 随着噪声由 5% 增大至 20%, 真实信号的变化趋势逐渐被噪声淹没, 而降噪后的信号极大地降低了噪声的强干扰性。与单独的降噪方法相比, 组合方法小波-EMD 和小波-趋势项-EMD 得到的信号更接近真实信号, 并且小波-趋势项-EMD 方法优于小波-EMD 方法, 在单独的方法中, 小波滤波效果比基于 EMD 的方法优越。

为了定量评价 5 种方法的降噪效果, 对不同噪声水平下的 50 组降噪结果进行了统计分析, 不同噪声强度下不同方法降噪后大气相干长度廓线的信噪比与均方根误差的统计结果如表 1 所示。从表中可以看出, 相比于 EMD 方法和 EEMD 方法, 小波方法去噪能力更强; 而 EEMD 方法抑制了 EMD 方法中的模态混叠, 去噪后的信噪比较 EMD 更高。两种联合方法的去噪效果优于单独方法, 小波-EMD 方法信噪比较小波提高了 1 dB~2 dB, 提出的小波-趋势项-EMD 信噪比较小波-EMD 提高了 1 dB~3 dB。

由图 5 和表 1 可知, 小波去噪优于 EMD 方法和 EEMD 方法, 这可能是由 r_0 廓线本身的数据特征决定的。雷达测量的 r_0 廓线表现为低空数据密集、高空数据稀疏, 为非均匀信号, 包含了多尺度信息, 而小波有较强的多尺度分析能力, 因此其处理效果更好。

由于差分光柱像运动激光雷达探测的目的是由 r_0 廓线反演 C_n^2 廓线, 降噪的最终目的是提高 C_n^2 廓线的反演精度, 因此除了对原始含噪信号的降噪效果进行评价之外, 还需要研究降噪对湍流廓线反演的影响。

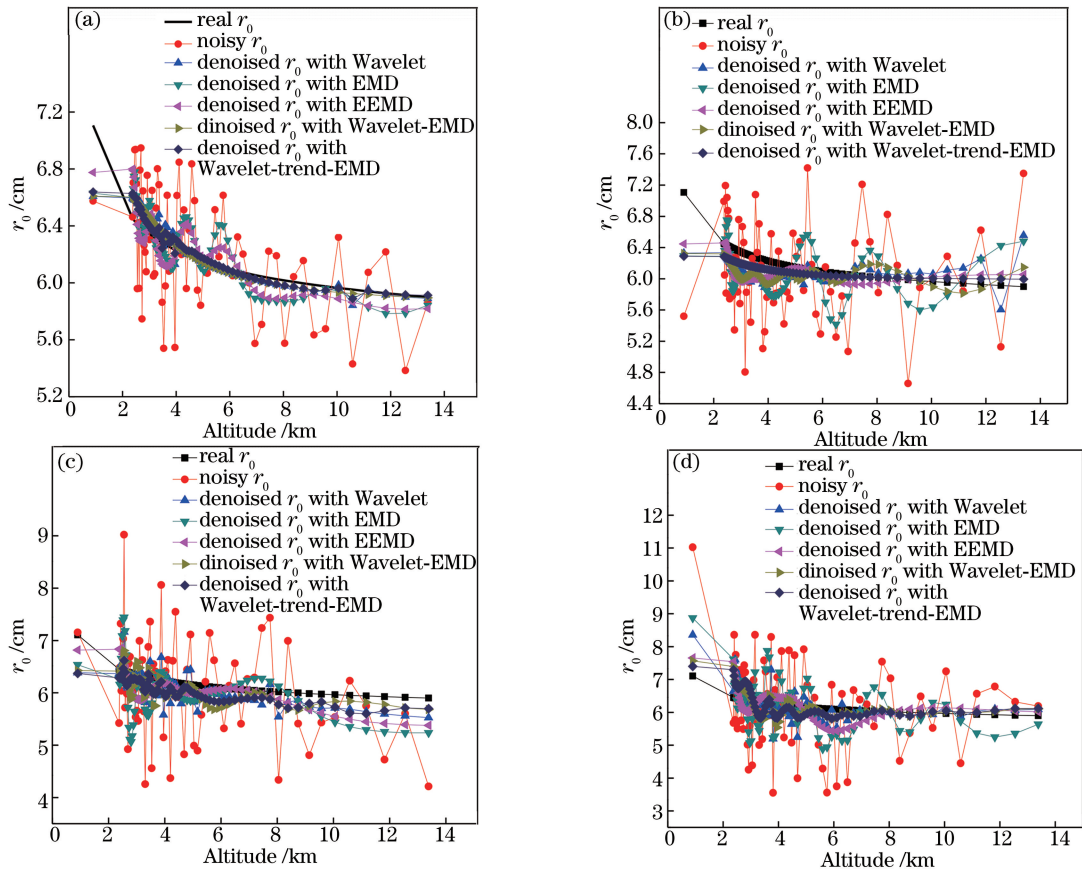


图 5 不同噪声强度下不同方法降噪后的大气相干长度廓线。

(a) 5% 高斯噪声；(b) 10% 高斯噪声；(c) 15% 高斯噪声；(d) 20% 高斯噪声

Fig. 5 Denoised atmospheric coherent length profiles obtained by different methods under different Gauss noise levels.

(a) 5% Gauss noise；(b) 10% Gauss noise；(c) 15% Gauss noise；(d) 20% Gauss noise

表 1 不同噪声强度下不同方法降噪后大气相干长度廓线的信噪比与均方根误差的统计结果

Table 1 Statistical results of SNR and root-mean-square error (RMSE) of denoised atmospheric coherent length profiles obtained by different methods under different Gauss noise levels

Method	5% Gauss noise		10% Gauss noise		15% Gauss noise		20% Gauss noise	
	SNR /dB	RMSE /dB	SNR /dB	RMSE /dB	SNR /dB	RMSE /dB	SNR /dB	RMSE /dB
Wavelet	35.0403	0.1122	30.3897	0.1812	27.3677	0.2771	25.4355	0.3653
EMD	30.5011	0.1881	25.3290	0.3536	21.3346	0.5406	19.5972	0.6803
EEMD	32.3656	0.1523	28.1977	0.2242	25.2832	0.3582	23.3892	0.4563
Wavelet-EMD	36.2172	0.1091	32.1452	0.1968	29.3074	0.2220	27.3642	0.2905
Wavelet-trend-EMD	37.5507	0.0972	33.2741	0.1563	31.1308	0.1874	28.9157	0.2492

图 6 为不同噪声强度下,降噪前后反演的 C_n^2 廓线。从图 6(a)、(b)可以看出,在噪声强度相对较低时(5%~10%),未经降噪处理而直接反演的 C_n^2 廓线大致能反映真实廓线的大致趋势,但是在量值上存在一定偏差,去噪后反演的廓线更能清晰地再现原廓线的线型,而所提方法去噪后湍流廓线的反演精度相对较高。从图 6(c)、(d)可以看出,当噪声强度高于 15% 时,未经降噪处理反演的 C_n^2 廓线偏离真值较远,含有较大误差,而降噪后明显减小了反演误差。与其他方法相比,利用所提出的降噪方法得到 C_n^2 廓线的大部分反演数据点更接近真值。

图 6 所示仅为单组仿真结果,为了综合比较,将 50 组数据进行统计分析,比较了降噪前后 C_n^2 廓线的信噪比与均方根误差,不同噪声强度下 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的统计结果如表 2 所示。从表中可以看到,5 种方法均提高了反演廓线的信噪比和均方根误差,不同噪声水平下,小波、小

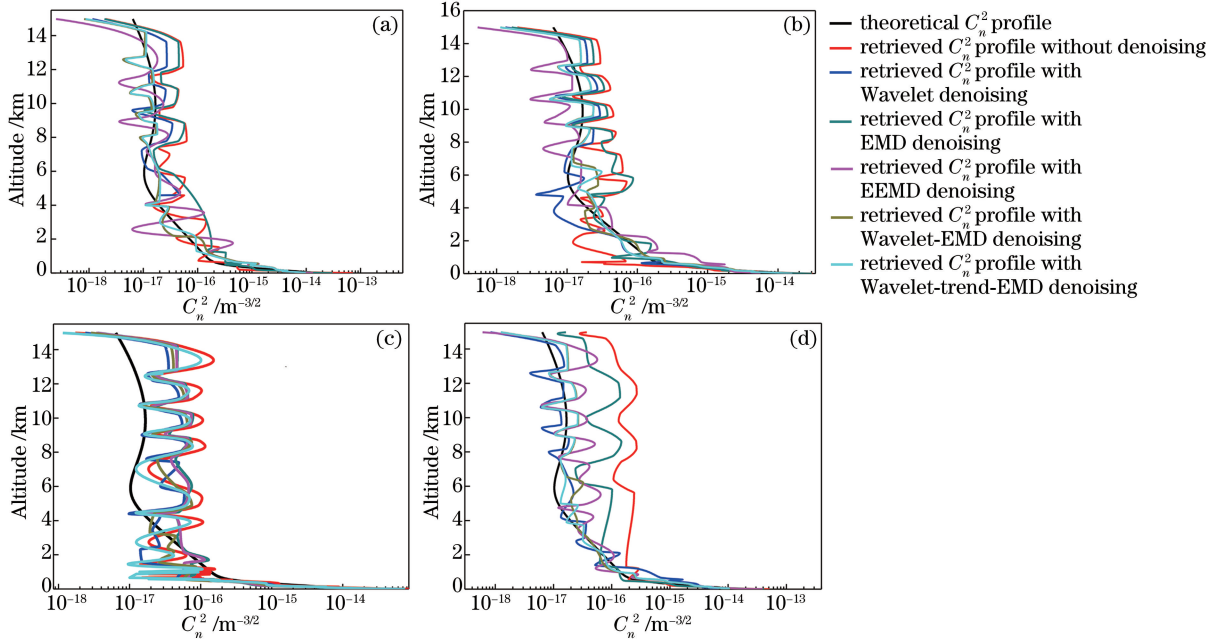


图 6 不同噪声强度下,不同方法降噪前后反演的 C_n^2 廓线。

(a) 5% 高斯噪声; (b) 10% 高斯噪声; (c) 15% 高斯噪声; (d) 20% 高斯噪声

Fig. 6 Retrieved C_n^2 profiles before and after denoising under different Gauss noise levels with different methods.

(a) 5% Gauss noise; (b) 10% Gauss noise; (c) 15% Gauss noise; (d) 20% Gauss noise

表 2 不同噪声强度下 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的统计结果

Table 2 Statistical results of SNR and RMSE of C_n^2 profile retrieved from undenoised and denoised r_0 profile under different gauss noise levels

Method	5% Gauss noise		10% Gauss noise		15% Gauss noise		20% Gauss noise	
	SNR /dB	RMSE /dB	SNR /dB	RMSE /dB	SNR /dB	RMSE /dB	SNR /dB	RMSE /dB
Without denoising	34.6662	0.3260	33.9578	0.3724	33.0201	0.4103	31.6566	0.4979
Wavelet	36.6117	0.2585	35.8395	0.3025	34.9985	0.3179	33.3922	0.3921
EMD	35.3218	0.3089	34.2728	0.3582	33.5335	0.3792	31.9287	0.4671
EEMD	5.7906	0.2834	34.3851	0.3533	34.1409	0.3556	32.1464	0.4489
Wavelet-EMD	37.0984	0.2373	36.4147	0.2395	35.3477	0.3075	34.4655	0.3501
Wavelet-trend-EMD	37.7616	0.2044	36.9076	0.2141	35.9832	0.2893	34.8723	0.3286

波-EMD、小波-趋势项-EMD 降噪效果较好,信噪比分别比降噪前提高了 1 dB~2 dB、2 dB~3 dB 和 2 dB~4 dB,而基于 EMD 的方法可提高约 0.5 dB~1.5 dB。

5 实验结果

为了通过实验说明所提降噪方法的有效性,对利用 DCIM 激光雷达和探空气球在同一时间段内测得的大气湍流廓线进行对比。为了与文献[13]的去噪前数据进行对比,实验中仍采用文献[13]中的三组典型时段的 DCIM 激光雷达数据。图 7 为不同时段 DCIM 激光雷达降噪前后的湍流相干长度廓线。从图 7(a)~(c)中可以看出,基于小波的去噪方法优于基于经验模态的方法,经验模态分解降噪后曲线起伏最大,采用所提出的降噪方法得到的结果起伏较小,并且其趋势与小波-EMD 方法不同。实验中获得一条 r_0 廓线的时间为 20 s,在这段时间内,认为大气是相对稳定的,因此理想情况下的 r_0 廓线不存在随机起伏,但各种噪声的影响使得 r_0 廓线不可避免地存在起伏,因此可以认为廓线的随机起伏主要是由噪声引起的。

图 8 为不同时段 DCIM 激光雷达降噪前后反演的大气湍流廓线与探空廓线的对比。从图中可以看出,DCIM 激光雷达降噪前后反演的湍流廓线与探空气球测量廓线的变化趋势基本一致,降噪后反演的湍流廓线提高了高空的反演精度,尤其在 4~10 km 附近反演的廓线更接近探空廓线,在 1~3 km 的边界层也有不

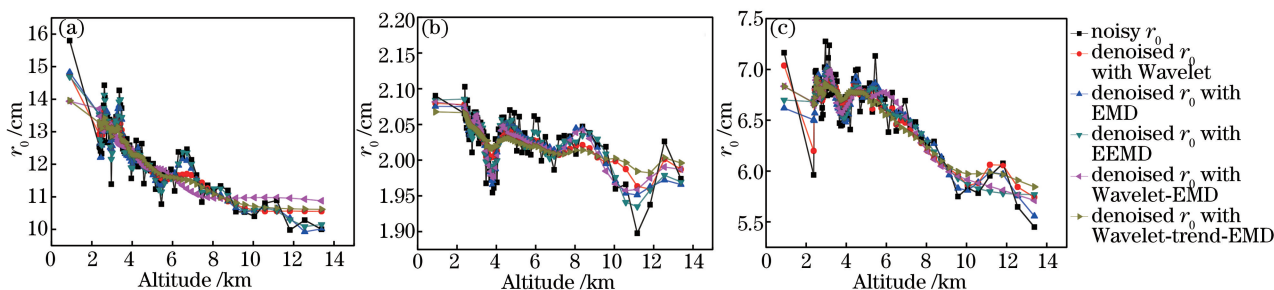


图 7 不同时段 DCIM 激光雷达降噪前后的大气相干长度廓线。

(a) 2015 年 11 月 9 日 19:59:29; (b) 2015 年 11 月 11 日 14:40:26; (c) 2015 年 11 月 12 日 20:34:50

Fig. 7 Undenoised and denoised atmospheric coherent length profiles of DCIM lidar at different time.

(a) 19:59:29 on November 9, 2015; (b) 14:40:26 on November 11, 2015; (c) 20:34:50 on November 11, 2015

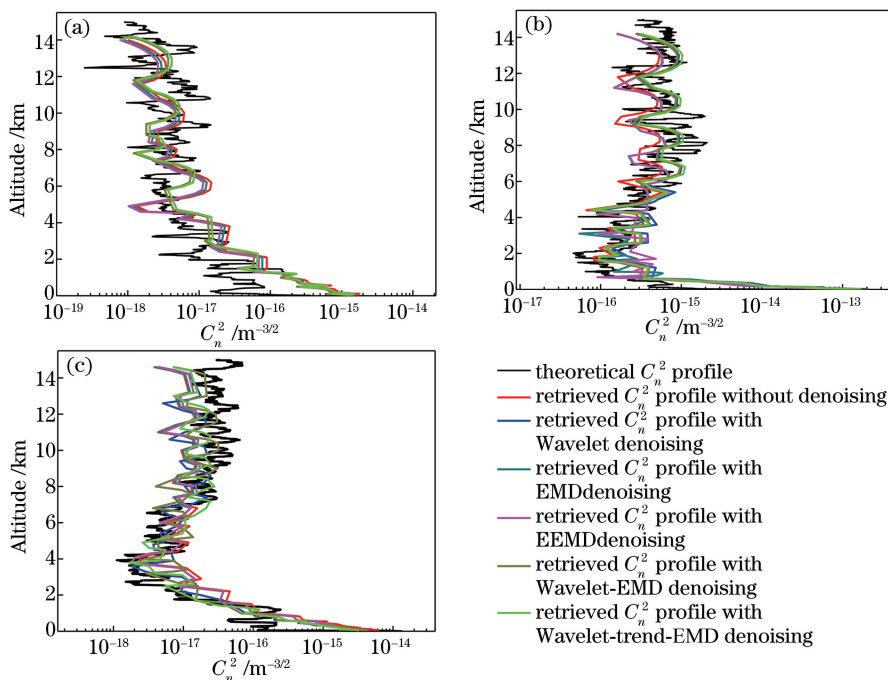


图 8 不同时段 DCIM 激光雷达降噪前后反演的大气湍流廓线与探空廓线的对比。

(a) 2015 年 11 月 9 日 19:59:29; (b) 2015 年 11 月 11 日 14:40:26; (c) 2015 年 11 月 12 日 20:34:50

Fig. 8 Comparison between undenoised and denoised atmospheric coherent length profiles of

DCIM lidar and balloon profile at different time.

(a) 19:59:29 on November 9, 2015; (b) 14:40:26 on November 11, 2015; (c) 20:34:50 on November 12, 2015

同程度的提高。相比于单独方法,联合方法对应的湍流廓线更准确,所提小波-趋势项-EMD 方法的整体性能均优于小波-EMD 方法。但由于探空法测量湍流廓线的原理和时间分辨率均与 DCIM 激光雷达不同,而且两者在测量过程中都会存在一定误差,因此降噪后的 DCIM 激光雷达湍流廓线与探空法测得的湍流廓线相比也存在一定差异。

为了对 DCIM 激光雷达降噪前后的湍流廓线进行定量误差分析,以探空廓线作为参照,计算了 DCIM 激光雷达降噪前后所反演 C_n^2 廓线的信噪比与均方根误差如表 3 所示。从表 3 可以看出,相比于降噪前的湍流廓线,小波、小波-EMD 和小波-趋势项-EMD 方法所得的信噪比提高较为明显,其中小波、小波-EMD 方法的 SNR 可提高 0.5 dB~2.5 dB,小波-趋势项-EMD 方法的 SNR 可提高 1 dB~3 dB,同时均方根误差的变化趋势也基本相符。因此,在实验上初步论证了小波-趋势项-EMD 方法的可行性和有效性。

从仿真和实验结果均可看出:信号质量较差时,降噪过程对反演结果的影响较大;当信号自身的信噪比较大时,降噪过程对反演结果的优化并不明显。去噪对于实测信号的处理效果没有对仿真信号的处理效果

表 3 DCIM 激光雷达测得降噪前后所反演 C_n^2 廓线的信噪比与均方根误差Table 3 Undenoised and denoised SNR and RMSE of retrieved C_n^2 profiles measured by DCIM lidar

Method	November 9, 2015		November 11, 2015		November 12, 2015	
	SNR /dB	RMSE /dB	SNR /dB	RMSE /dB	SNR /dB	RMSE /dB
Without denoising	29.7723	0.5603	30.6313	0.4531	29.5740	0.5570
Wavelet	30.1182	0.5477	31.2813	0.4205	34.9985	0.3179
EMD	29.9249	0.5505	30.9940	0.4346	30.1918	0.5187
EEMD	29.9632	0.5432	30.8663	0.4410	31.1919	0.4623
Wavelet-EMD	30.2245	0.5380	31.4912	0.4104	31.7527	0.4334
Wavelet-trend-EMD	30.8970	0.4922	31.8762	0.3918	32.0745	0.4176

明显,这可能是因为实际的噪声类型比较复杂,而仿真只针对高斯白噪声,因此为了使降噪过程在实测 r_0 廓线中发挥更大的作用,需结合 r_0 廓线的误差源进行分析,以实现有针对性、多频段的滤波。

6 结 论

为了提高 DCIM 激光雷达探测大气湍流廓线的精度,提出对雷达测量的原始信号增加去噪预处理过程,通过采用合适的方法滤除噪声可以使得反演过程输入量更加准确,进而保证反演输出量的精度。引入了小波、EMD、EEMD 和小波-EMD 去噪方法,考虑到小波-EMD 联合去噪方法对小波有较强的依赖性,提出先利用信号趋势项对小波结果进行整体调制,即小波-趋势项-EMD 方法,该方法使得第二步的 EMD 去噪不完全受制于小波。为了保证调制的有效性,针对 r_0 廓线的特点提出了调制判决准则。

利用仿真和 DCIM 激光雷达实验对 5 种去噪方法进行了比较,结果表明去噪过程能够增加湍流廓线反演的准确性。对于非均匀分布的 r_0 廓线,小波方法优于 EMD 和 EEMD 方法,小波-EMD 联合降噪方法通过两级降噪,其效果优于单独方法。提出的小波-趋势项-EMD 进一步提升了小波-EMD 的去噪能力,为小波-EMD 联合方法的改进进行了探索,并初步论证了其可行性。但由于所提出的调制方法和调制判决准则在很大程度上还是一种经验方法,其改进效果还相对有限,下一步工作需要对该方法进行深入分析和优化。

参 考 文 献

- [1] Zeng T, Gao H, Sun X D, *et al.* Turbulence-induced beam wandering during femtosecond laser filamentation[J]. Chinese Optics Letters, 2015, 13(7): 070008.
- [2] Jing Xu, Wu Yi, Hou Zaihong, *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.
- [3] 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.
- [4] Wilson R W, Butterley T, Sarazin M. The Durham/ESO SLODAR optical turbulence profiler[J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 2009, 399(4): 2129-2138.
- [5] 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.
- [6] Han Liqiang, You Yahui. Performance of multiple input multiple output free space optical communication under atmospheric turbulence and atmospheric attenuation[J]. Chinese J Lasers, 2016, 43(7): 0706004.
韩立强, 游雅晖. 大气衰减和大气湍流效应下多输入多输出自由空间光通信的性能[J]. 中国激光, 2016, 43(7): 0706004.
- [7] 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.
- [8] Jing X, Hou Z H, Wu Y, *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.
- [9] Avila R, Vernin J, Sánchez L J. Atmospheric turbulence and wind profiles monitoring with generalized scidar[J]. Astronomy & Astrophysics, 2001, 369(1): 364-372.

- [10] Butterley T, Wilson R W, Sarazin M. Determination of the profile of atmospheric optical turbulence strength from SLODAR data[J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 2006, 369(2): 835-845.
- [11] 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.
- [12] Gimmestad G, Roberts D, Stewart J, *et al.* Development of a lidar technique for profiling optical turbulence[J]. Optical Engineering, 2012, 51(10): 101713.
- [13] Cheng Z, Tan F F, Jing X, *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.
- [14] Liu Jianfei, Shi Huimin, Zeng Xiangye, *et al.* Channel estimation method based on wavelet and improved ISFA for CO-OFDM systems[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(12): 1205002.
刘剑飞, 石慧敏, 曾祥烨, 等. 基于小波降噪和改进 ISFA 的 CO-OFDM 信道估计方法[J]. 中国激光, 2015, 42(12): 1205002.
- [15] Wang Hongqiang, Shang Chunyang, Gao Ruipeng, *et al.* An improvement of wavelet shrinkage denoising via wavelet coefficient transformation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(10): 165-168.
王宏强, 尚春阳, 高瑞鹏, 等. 基于小波系数变换的小波阈值去噪算法改进[J]. 振动与冲击, 2011, 30(10): 165-168.
- [16] Li Suwen, Xie Pinhua, Li Yujin, *et al.* Wavelet transform based differential optical absorption spectroscopy data processing[J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(11): 1601-1604.
李素文, 谢品华, 李玉金, 等. 基于小波变换的差分吸收光谱数据处理方法[J]. 光学学报, 2006, 26(11): 1601-1604.
- [17] Li Xinzhong, Dai Qin, Wang Xijun, *et al.* Digital speckle correlation method of multi-scale wavelet noise reduction[J]. Optics and Precision Engineering, 2007, 15(1): 57-62.
李新忠, 岱钦, 王希军, 等. 多尺度小波降噪的数字散斑相关搜索[J]. 光学精密工程, 2007, 15(1): 57-62.
- [18] Liu Bainian, Huang Qunbo, Zhang Weimin, *et al.* Investigation and experiments of wavelet thresholding in ensemble-based background error variance[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(2): 020505.
刘柏年, 皇群博, 张卫民, 等. 集合背景误差方差中小波阈值去噪方法研究及试验[J]. 物理学报, 2017, 66(2): 020505.
- [19] Sun Lei, Zhang Zhili, Tan Lilong, *et al.* Denoising method of dynamic grating Moiré signal based on wavelet threshold [J]. Infrared and Laser Engineering, 2010, 39(3): 576-580.
孙磊, 张志利, 谭立龙, 等. 采用小波阈值的时变光栅莫尔信号去噪方法[J]. 红外与激光工程, 2010, 39(3): 576-580.
- [20] Huang N E, Shen Z, Long S R, *et al.* The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]. Proceedings of the Royal Society of London A: mathematical, physical and engineering sciences. The Royal Society, 1998, 454(1971): 903-995.
- [21] Cui Bingbo, Chen Xiyuan, Song Rui. Application of EMD threshold filtering for fiber optical Gyro drift signal denoising[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(2): 0207001.
崔冰波, 陈熙源, 宋锐. EMD 阈值滤波在光纤陀螺漂移信号去噪中的应用[J]. 光学学报, 2015, 35(2): 0207001.
- [22] Horvatic D, Stanley H E, Podobnik B. Detrended cross-correlation analysis for non-stationary time series with periodic trends[J]. Europhysics Letters, 2011, 94(1): 18007.
- [23] Gao Shentong, Xu Changchun. Detrended fluctuation analyses on precipitation and air temperature in the headwaters of the Irtysh River basin over the last 50 years[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2014, 36(3): 706-716.
高沈瞳, 徐长春. 额尔齐斯河流域上游地区近 50 a 来气温和降水变化的 DFA 分析[J]. 冰川冻土, 2014, 36(3): 706-716.
- [24] He Wenping, Wu Qiong, Zhang Wen, *et al.* Comparison of applications of different filter methods for de-noising detrended fluctuation analysis[J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(2): 029203.
何文平, 吴琼, 张文, 等. 不同滤波方法在去趋势波动分析中去噪的应用比较[J]. 物理学报, 2011, 60(2): 029203.
- [25] Mert A, Akan A. Detrended fluctuation thresholding for empirical mode decomposition based denoising[J]. Digital Signal Processing, 2014, 32: 48-56.
- [26] Hu Aijun, Sun Jingjing, Xiang Ling. Mode mixing in empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(4): 429-434.
胡爱军, 孙敬敬, 向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(4): 429-434.
- [27] Yu Jintao, Zhao Shuyan, Wang Qi. De-nosing of acoustic emission signals based on empirical mode decomposition and

wavelet transform[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2011, 43(10): 88-92.

于金涛, 赵树延, 王祁. 基于经验模态分解和小波变换声发射信号去噪[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2011, 43(10): 88-92.

[28] Zhang Jun, Pan Zexin, Zheng Yuxin, *et al.* Research on vibration signal trend extraction[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(1): 22-28

张军, 潘泽鑫, 郑玉新, 等. 振动信号趋势项提取方法研究[J]. 电子学报, 2017, 45(1): 22-28.