

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.10.009

# EEMD 在激光测云仪后向散射信号处理中的应用\*

张冬冬<sup>1,2</sup> 郝明磊<sup>2</sup> 行鸿彦<sup>1</sup>

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044; 2. 北京航空气象研究所 北京 100085)

**摘要:**激光测云仪后向散射信号是典型的非线性、非稳态信号,容易受噪声污染。针对该问题采用集成经验模态分解(EEMD)去噪算法进行处理,首先对含噪信号进行经验模态分解(EMD),将分解后的IMF分量进行自相关性分析,找出含噪占有量较大的IMF分量,对其进行SG(savitzky-golay)滤波,最后将滤波后的IMF分量和剩余分量进行信号的重构。经仿真实验结果表明,与传统的EMD方法相比,EEMD方法处理含噪信号后的输出信噪比提高了1.695 dB,均方误差平均降低了30%以上,说明该方法可以适用于非线性、非稳态的后向散射回波信号去噪处理,能为激光测云仪下一级的云底高度反演提供高信噪比的初始数据。

**关键词:**激光云高仪;集成经验模式分解;后向散射信号;去噪

**中图分类号:** P413; TN958.98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 170.1520

## Application of EEMD in laser ceilometer backscattering signal processing

Zhang Dongdong<sup>1,2</sup> Hao Minglei<sup>2</sup> Xing Hongyan<sup>1</sup>

(1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. Air Force Research Institute of Aviation Meteorology, Beijing 100085, China)

**Abstract:** The backscattering signal of laser ceilometer as a typical nonlinear and non-stationary signal is susceptible to be polluted by noise. Aiming at this problem, the ensemble empirical mode decomposition (EEMD) denoising method is applied. Firstly, we use EEMD to decompose the noise signal and analyze the decomposition of the IMF component, then find out the larger component of IMF. Finally, we reconstruct the IMF component and the rest of the components signal after using Savitzky-Golay (SG) filter. The simulation and experiment results show that compared with the traditional empirical mode decomposition(EMD) method, the signal-to-noise ratio based on the EEMD method after processing increases 1.695 dB, the mean square error decreases by an average of more than 30%. It is shown that the method is suitable for nonlinear and non-stationary characteristics for the scattering echo signal processing, and able to provide the high signal-to-noise ratio of the initial data by laser ceilometer for the next level cloud base height inversion.

**Keywords:** laser ceilometer; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); backscattering signal; denoising

## 0 引言

云是发生在高空的水汽凝结现象,它是由细小的水滴、冰晶组合而成。云作为一种气象要素,它影响着飞机的安全起飞和着陆。实时准确地观测云,是航空飞行保

障基本要求<sup>[1]</sup>。激光测云仪实质是一种发射功率比较低的激光雷达,它是依据米散射原理来探测激光与气溶胶粒子相互作用引起的后向散射回波信号的垂直分布,进而反演出各种与气溶胶相关的大气参数。但是在实际应用过程中,系统接收到的回波信号不可避免地受到了各种噪声的干扰,从而降低了激光测云仪的有效探测范围

收稿日期:2017-05 Received Date: 2017-05

\* 基金项目:国家自然科学基金(61671248)、江苏省高校自然科学研究重大项目(15KJA460008)、江苏省“六大人才高峰”计划和江苏省“信息与通信工程”优势学科资助

和精度<sup>[2]</sup>。因此,如何消除各种噪声对激光测云仪后向散射回波信号的干扰,这是气象探测领域一个具有重要价值的研究方向<sup>[3]</sup>。

激光测云仪的后向散射回波信号是典型的非线性、非稳态信号,且当激光传播路径上有云出现时,后向散射回波信号中还会出现一个突变的脉冲信号。在传统的信号处理领域,使用传统傅里叶变换来处理线性和稳态的信号会有良好的效果,但是在处理像激光测云仪后向散射信号这类非线性、非稳态信号时,使用传统傅里叶变换会分解出多余的分量,同时会将一些低频的能量分散到高频中。而由傅里叶变换衍生出的小波变换在处理这类非线性、非稳态信号时同样也会造成不必要的能量消失和产生,存在着基数函数难以确定的缺点<sup>[4]</sup>。Huang提出了一种用于处理非线性和非稳态信号的方法,方法为经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)。EMD能对信号进行一个平稳化的处理,把信号以不同的特征尺度趋势一个个分解出来,得到一系列不同的IMF(intrinsic mode function),这些IMF分量具有较好的希尔伯特变换特性,避免了使用传统傅里叶变换和小波变换处理非线性、非稳态信号的不足,但是当待处理的信号中有异常干扰信号时,使用EMD会导致模式混叠现象的存在,且在重构信号时,难以区分IMF分量的含噪占有量<sup>[5]</sup>。为了解决传统EMD出现的问题,本文提出的一种基于自相关和SG(Savitzky Golay)滤波的集合经验模态分解(EEMD),利用自相关优势区分IMF分量的含噪占有量,找出含噪占有量较大的IMF分量,对其进行SG滤波,将滤波后的IMF分量和剩下的分量进行信号的重构,能有效的去除噪声信号,为下一级激光测云仪的云底高度反演提供高信噪比的后向散射回波数据。

## 1 激光测云仪后向散射信号分析

激光测云仪在工作时,激光器向高空发射激光脉冲。根据米散射原理,激光会在传播路径上与大气中的气溶胶粒子发生相互作用。激光测云仪后向散射回波信号满足激光雷达方程:

$$P(r) = C \cdot \beta(r) \cdot r^{-2} \cdot \exp\left[-2 \int_0^r \sigma(r) dr\right] \quad (1)$$

式中: $P(r)$ 为激光测云仪接收到的来自距离发射点 $r$ 处的大气后向散射回波信号强度,单位为W; $C$ 为系统仪器常数,单位为 $W \cdot km^3 \cdot sr$ ;  $r$ 为探测的距离,单位为km; $\beta(r)$ 为距离发射点 $r$ 处的后向散射系数,单位为 $km^{-1} \cdot sr^{-1}$ ;  $\sigma(r)$ 为距离发射点 $r$ 处的消光系数,单位为 $km^{-1}$ 。

为计算方便,现将激光雷达方程式(1)右端的 $r^{-2}$ 移到左边,可得:

$$X(r) = r^2 \cdot P(r) = C \cdot \beta(r) \cdot \exp\left[-2 \int_0^r \sigma(r) dr\right] \quad (2)$$

式(2)为激光测云仪后向散射回波信号的距离校正信号。

激光测云仪接收到的实际后向散射回波信号由于噪声的影响,可表达为:

$$P'(r) = P(r) + V(r) \quad (3)$$

式中: $P(r)$ 为有效信号, $V(r)$ 为噪声。这说明实际回波信号是有效信号与噪声信号的叠加,所以在经过距离校正后的实际回波信号可表示为:

$$X(r) = P'(r)r^2 = [P(r) + V(r)]r^2 \quad (4)$$

显然,在经过距离修正后,噪声信号也被放大。在激光测云仪系统常数 $C$ 确定的条件下,激光测云仪接收到的距离发射点 $r$ 处的后向散射回波信号 $P(r)$ 主要取决于距离发射点 $r$ 处的大气或云体的后向散射系数 $\beta(r)$ 和消光系数 $\sigma(r)$ 。由于大气气溶胶的密度远远小于云体的密度,所以当激光遇到云体时,激光测云仪接收到的大气后向散射回波信号强度 $P(r)$ 会迅速增大,当穿过云体后, $P(r)$ 又会迅速减小,从而产生一个突变的信号<sup>[6]</sup>。这样,可以从波形的差异中将有用的信息提取出来,比如云层的高度、垂直能见度等。

## 2 数据处理方法

### 2.1 EMD方法

EMD方法存在下面3个假设条件:

- 1) 该非线性、非稳态的信号最少需要有两个极值点:分别为一个极小值和一个极大值;
- 2) 特征时间尺度的定义,是由两个相邻极值点之间的时间间隔来确定的;
- 3) 如果该非线性、非稳态信号的极值点不存在,但是存在拐点,那么该信号的极值点可以通过对信号的微分来得到,微分的次数可以为一次,也可以多次<sup>[6]</sup>。

IMF需要满足以下两个条件:

- 1) 为了确保该信号能经过坐标轴,需要极大值和极小值个数与零点个数相等,或者极大值和极小值个数与零点个数相差仅为一。
- 2) 要使IMF有良好的对称性,与正弦波相似,那么在任意时刻,上下包络线的均值要接近于0<sup>[7]</sup>。

具体方法步骤如下:

- 1) 分别找出该信号 $x(t)$ 中所有极大值点和所有极小值点,然后利用三次样条函数分别将它们拟合成上包络线和下包络线;计算上包络线和下包络线的均值<sup>[8]</sup>,得到第一个平均包络线 $m_1(t)$ ;  $x(t)$ 与 $m_1(t)$ 差为 $h_1(t)$ ,  $h_1(t)$ 为一个新的低频信号;

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (5)$$

2) 检查  $h_1(t)$  是否满足上述 IMF 的两个条件。一般情况下此时  $h_1(t)$  仍然是一个不平稳的信号, 返回步骤 1) 将  $h_1(t)$  替换  $x(t)$ , 进行  $k$  次重复循环上述的过程, 直到  $h_k(t)$  满足上述 IMF 的两个条件得:

$$h_k(t) = h_{k-1}(t) - m_k(t) \quad (6)$$

3) 此时  $h_k(t)$  表示的该原始信号中的高频部分, 把  $h_k(t)$  当作第一个 IMF 分量, 记为  $c_1(t)$ , 然后从原始信号中剔除  $c_1(t)$ , 得到一个残余信号  $r_1(t)$ :

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (7)$$

4) 将得到的残余信号  $r_1(t)$  作为新的原始信号, 重复进行上面的步骤, 当最终得到的新的残余信号  $r_n(t)$  是单调函数或者是一个常数时停止:

$$r_n(t) = r_{n-1}(t) - c_n(t) \quad (8)$$

5) 最终原始信号  $x(t)$  可以表示成以下形式:

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (9)$$

式(9)是一个所有的 IMF 分量与残余项之和。式中余项  $r_n(t)$  是一个单调函数或者常数的趋势项;  $c_i(t)$  则是一系列不同特征尺度的 IMF, 表示了原始信号中不同的振荡特性, 从高频到低频的分布<sup>[9]</sup>。不难发现 EMD 分解实质上是一种平稳的筛选过程, 有独特的优势, 得到的高频分量是去噪的关键部分。雷达测量的气溶胶数据 EMD 分解的过程如图 1、2 所示。

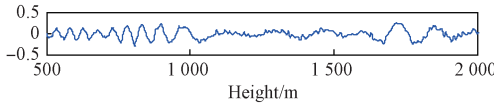


图 1 原始信号

Fig. 1 Original signal

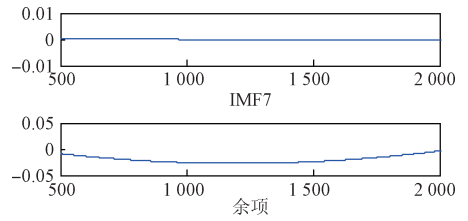
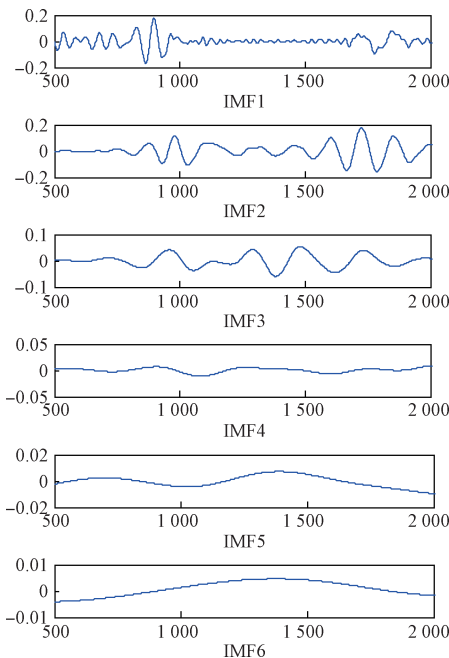


图 2 EMD 分解过程

Fig. 2 EMD decomposition process

### 2.2 EEMD 方法

本文提出一种基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 算法来用于激光测云仪后向散射回波信号去噪处理, 弥补了使用 EMD 算法处理会产生模式混叠的缺陷。首先进行 EMD 分解, 利用自相关优势, 通过对各阶 IMF 分量进行分析, 分析它们的自相关性, 找出含噪占有量较大的 IMF 分量, 对其进行 SG 滤波, 将滤波后的 IMF 分量和剩下的分量进行信号的重构, 来提取淹没在噪声中的云层回波信号, 通过比较去噪前后的均方误差和信噪比, 来判断该方法的去噪效果<sup>[10-13]</sup>。

具体方法步骤如下:

1) 产生  $N$  条 ( $N$  足够大) 的白噪声, 记为  $h_i(n)$ , 要求这些白噪声与原始回波信号  $x(n)$  等长, 然后将这些白噪声加入原始回波信号中得:

$$x_i(n) = x(n) + h_i(n) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

2) 通过对  $x_i(n)$  进行 EMD 分解, 得到一系列 IMF 分量  $C_{ij}(n)$  和余量  $R_i(n)$ 。其中,  $C_{ij}(n)$  中  $i$  表示第几次加入白噪声的信号,  $j$  表示第几次分解得到的 IMF。

3) 根据白噪声之间不相关和其均值为 0 的特性, 现将  $C_{ij}(n)$  和  $R_i(n)$  分别取平均, 当  $N$  足够大时, 添加的白噪声的 IMF 之和将趋于 0。集成后平均的结果为:

$$C_j(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_{ij}(n) \quad (11)$$

$$R(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i(n) \quad (12)$$

式中:  $C_j(n)$  为集成平均后的第  $j$  个 IMF 分量,  $R(n)$  为余量。

4) 分别计算每阶 IMF 的自相关函数值。

5) 通过自相关函数的方差, 找出噪声含有量占主导的 IMF 分量:  $C_1(n) \sim C_k(n)$ 。

6) 对  $C_1(n) \sim C_k(n)$  使用 SG 滤波, 得到去噪后 IMF 的分量:  $C'_1(n) \sim C'_k(n)$ 。

7) 将滤波后  $C'_1(n) \sim C'_k(n)$  和剩余的分量进行重构, 得到最终处理后的信号, 即:

$$x'(n) = \sum_{j=1}^k C'_j(n) + \sum_{j=k}^M C_j(n) + R(n) \quad (13)$$

### 3 仿真实验和分析

为了验证本文提出的 EEMD 方法,采用 Donoho 和 Johnstone 提出的脉冲测试信号 Block 和 Bump。首先对 Block 和 Bump 脉冲测试信号分别叠加一定的高斯白噪声,然后对其进行两种方法的去噪仿真。之后为了评价这两种方法对比效果情况,分别对 Block 和 Bump 信号叠加不同信噪比的高斯白噪声<sup>[14]</sup>,计算得到用这两种方法计算得到的均方误差(MSE)和信噪比(SNR)值,通过这两个指标值来评价处理效果。

1) MSE 如下:

$$MSE = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [f_{qn}(k) - f(k)]^2 \quad (14)$$

MSE 反映了估计值和真实值的偏离程度,当均方误差值越大时,说明估计值和真实值的偏离程度大,值越小,即说明去噪后的信号与原始信号之间的差异较小。

2) 输入 SNR 如下:

$$SNR_{input} = 10 \lg \frac{\sum_{k=1}^K f^2(k)}{\sum_{k=1}^K [f_n(k) - f(k)]^2} \quad (15)$$

3) 输出 SNR 如下:

$$SNR_{output} = 10 \lg \frac{\sum_{k=1}^K f^2(k)}{\sum_{k=1}^K [f_{qn}(k) - f(k)]^2} \quad (16)$$

SNR 是信号的有效功率与噪声功率的比值,当信噪比增加时,说明信号的有效功率增大,噪声得到抑制,即去噪后的信号中的噪声比重下降,说明去噪效果提升。其中,  $f(k)$  为原始信号;  $f_n(k)$  为含有噪声的信号;  $f_{qn}(k)$  为去噪后的信号;  $k$  为信号长度<sup>[15]</sup>。

实验 1 Block 信号如图 3 所示。

实验 2 Bump 信号如图 4 所示。

以上仿真实验分别采用 EMD 算法和基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 算法对 Block 和 Bump 含噪信号进行处理。表 1、2 是在不同的输入 SNR 的情况下,两种算法得到的输出 SNR 和均方误差的 MATLAB 仿真数值结果。

上述结果无论从视觉上还是从输出 SNR 和均方误差这些仿真指标值上来看,相比较于传统的 EMD 方法,经 EEMD 方法处理之后,能较好的保持原始信号的特征,输出 SNR 有了很大提高,同时均方误差明显减小。这些都说明 EEMD 方法比传统 EMD 方法处理效果改善。

表 1、2 计算结果显示,本文提出的基于自相关和 SG 滤波 EEMD 方法在处理含有明显脉冲的 Block 和 Bump 测试信号时,比用传统 EMD 方法处理后得到的输出 SNR 平均提高 1.695 dB,均方误差平均降低了 30% 以上。所

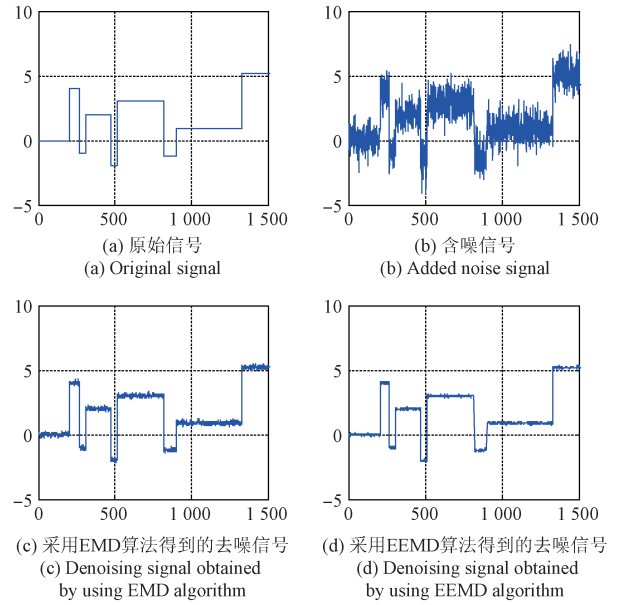


图 3 Block 信号

Fig. 3 Block signal

表 1 Block 信号去噪效果比较

Table 1 Denoising results comparison of Block signal

$SNR_{input}$	EMD 算法		EEMD 算法	
	$SNR_{output}$	MSE	$SNR_{output}$	MSE
5.120 6	14.835 2	0.206 9	15.947 0	0.136 7
9.032 5	18.542 7	0.112 9	19.678 1	0.078 1
12.233 6	21.042 4	0.087 2	22.664 6	0.048 9
14.289 1	22.683 1	0.073 7	24.523 1	0.031 3

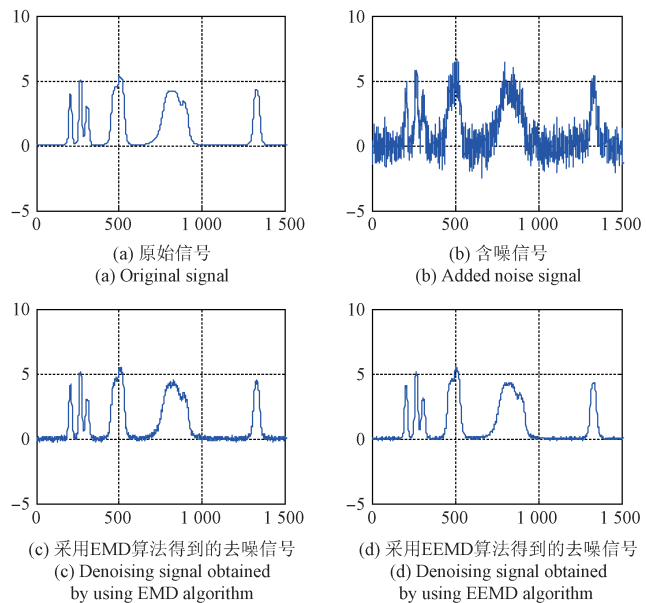


图 4 Bump 信号

Fig. 4 Bump signal

表 2 Bump 信号消噪效果比较

Table 2 Denoising results comparison of Block signal

$SNR_{input}$	EMD 算法		EEMD 算法	
	$SNR_{output}$	MSE	$SNR_{output}$	MSE
9.243 1	11.301 2	0.423 1	13.641 7	0.100 1
14.725 1	16.639 1	0.382 1	17.642 9	0.045 2
18.692 4	20.132 8	0.295 2	22.914 2	0.016 3
24.957 0	27.014 2	0.193 1	28.734 2	0.005 8

以该算法对于处理含有明显脉冲的信号具有良好的除噪效果。由于激光测云仪的后向散射回波信号是典型的含有脉冲的信号,因此,可以将该算法应用于激光测云仪的后向散射信号处理中。

实验 3 为了验证本文所提算法的实用价值,选取了自制的便携式激光测云仪在 2017 年 4 月 10 日的实测数据进行实验。激光测云仪系统主要参数如表 3 所示。

表 3 激光测云仪的主要参数

Table 3 Main parameters of laser ceilometer

主要参数	数值
laser	Nd:YAG
wavelength	1 064 nm
bandwidth	0.1 nm
pulse duration	1 ~ 5 s
pulse repetition rate	5 ~ 7 kHz
laser divergence	<0.3 mrad
sampling frequency	100 MHz
max measuring range	15 km
resolution	5 m

图 5 所示为原始的激光测云仪后向散射信号实测数据。从图中可以看出,激光测云仪后向散射回波信号受到严重的噪声影响,其中云层细节信息完全淹没在噪声中,因此很难通过这个原始激光测云仪后向散射回波信号直接进行下一级的云底高度信息的反演。需要指出的

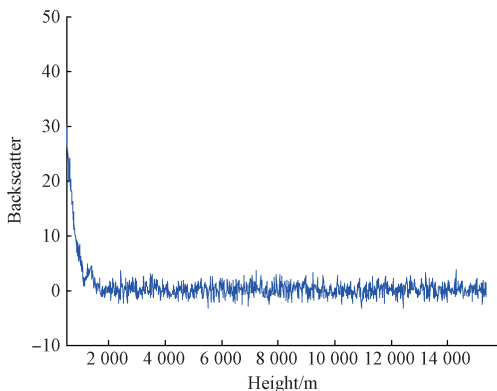


图 5 实测激光测云仪回波信号

Fig. 5 The measured echo signal of laser ceilometer

是,图中 2 km 以下为激光测云仪回波信号的过渡区域,该近地区域的回波信号较强,但是发现该区域的信号在迅速下降,这是由于没有修正回波信号的几何重叠因子<sup>[16]</sup>。

利用本文提出的基于自相关和 SG 滤波的 EEMD 方法对实测的激光测云仪回波信号进行处理,首先对信号进行 EMD 分解,然后对各阶 IMF 分量进行自相关性分析,找出含有噪声比重较大的 IMF 分量,对这些分量进行 SG 滤波,将滤波处理后的 IMF 分量和剩下的 IMF 分量进行信号的重构,提取后向散射信号中淹没在噪声中的云层信息。

处理结果如图 6 所示,噪声信号有所抑制,有一个突变的云层信息出现,可以准确清晰地分辨出在 5.8 km 有一个突变信号,说明此高处有云体存在。

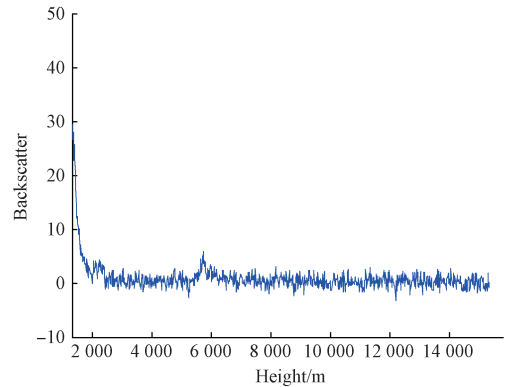


图 6 去噪后重构的激光测云仪回波信号

Fig. 6 Reconstructed laser ceilometer echo signal after denoising

显然,通过 EEMD 方法可以对一些完全淹没在噪声信号中的云层信息进行有效凸显,去噪重构后的信号云层信息明显出现,这就为激光测云仪后续的云底高度反演提供 SNR 较高的一个初始数据。

## 4 结 论

近年来,EEMD 在非线性、非稳态的信号处理领域有了初步的应用,但是将其直接运用在气象观测设备还是比较少的,尤其是激光测云仪的后向散射回波信号处理上的尝试。本文通过大量实验,首先选用 Block、Bump 脉冲信号作为测试数据,进行两组对比实验,结果表明相对于传统的 EMD,此方法对处理含有明显脉冲的信号效果显著。然后选用实测的激光测云仪后向散射回波信号数据,对实测回波信号进行分析处理,重构得到的新的回波信号廓线中云层信息明显出现,后续配合相应的云底高反演算法,可以有效提高云层探测的精度和范围。综合结果,EEMD 方

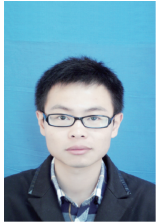
法适合激光测云仪后向散射回波信号的处理,可以为激光测云仪下一级的云底高反演算法提供信噪比较高的原始数据。

### 参考文献

- [ 1 ] 王青梅,张以漠,刘铁根,等.一种便携式激光测云仪的云底高度反演方法[J].强激光与粒子束,2005,17(9):1312-1316.  
WANG Q M, ZHANG Y M, LIU T G, et al. Portable lidar ceilometer for cloud-base height measurement[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2005, 17(9): 1312-1316.
- [ 2 ] WU ZH H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Date Analysis, 2009, 1(1): 1-14.
- [ 3 ] VICHA T, DOHNAL M. Qualitative identification of chaotic system sbehaviours [ J ]. Chaos, Solitons& Fractals, 2008, 38(1): 70-78.
- [ 4 ] 刘增东,刘建国,陆亦怀,等.基于EMD的激光雷达信号去噪方法[J].光电工程,2008,35(6):79-83.  
LIU Z D, LIU J G, LU Y H, et al. Denoising lidar signal based on EMD method[J]. Opto-Electronic Engineering, 2008,35(6):79-83.
- [ 5 ] 赵雯雯,曾新雯.一种新的EMD去噪方法[J].电子科技,2008,21(5):30-32.  
ZHAO W W, ZENG X W. A new signal denoising method based on empirical mode decomposition (EMD) [J]. Electronic Science and Technology, 2008, 21(5):30-32.
- [ 6 ] 张强,行鸿彦.基于EMD方差特性的混沌信号自适应去噪算法[J].电子学报,2015,43(5):901-906.  
ZHANG Q, XING H Y. Adaptive denoising algorithm based on the variance characteristics of EMD[J]. Chinese Journal of Electronics,2015,43(5):901-906.
- [ 7 ] 刘春,杜云.基于EMD分解在电火花数据分析的应用[J].电子测量与仪器学报,2016,30(5):731-738.  
LIU CH,DU Y. Application of EMD based decomposition in electric spark data analysis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30 ( 5 ): 731-738.
- [ 8 ] 蒋婷,滕召胜,顾红艳,等.基于EMD与分批估计的动态称量快速融合方法[J].仪器仪表学报,2015,36(6):1406-1414.  
JIANG T, TENG ZH SH, GU H Y, et al. Fast fusion method of dynamic weighing based on EMD and batch estimation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015,36(6):1406-1414.
- [ 9 ] 陈晓东,孙金华.大气电场仪场地因子修订及EMD分解分析[J].电子测量技术,2016,39(12):93-97.  
CHEN X D, SUN J H. Atmospheric electric field meter space factor Amendment and EMD decomposition analysis[J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(12): 93-97.
- [ 10 ] 行鸿彦,朱清清.基于集成经验模态分解的海杂波去噪[J].电子学报,2016,44(1):1-7.  
XING H Y, ZHU Q Q. The sea clutter de-noising based on ensemble empirical mode decomposition [J]. Chinese Journal of Electronics,2016,44(1):1-7.
- [ 11 ] 行鸿彦,金天力.基于对偶约束最小二乘支持向量机的混沌海杂波背景中的微弱信号检测[J].物理学报,2010,59(1):140-146.  
XING H Y, JIN T L. Weak signal estimation in chaotic clutter using wavelet analysis and symmetric LS - SVM regression [ J ]. PhysicaSinica, 2010, 59 ( 1 ): 140-146.
- [ 12 ] 行鸿彦,徐伟.混沌背景中微弱信号检测的神经网络方法[J].物理学报,2007,56(7):3771-3776.  
XING H Y, XU W. The neural networks method for detecting weak signals under chaotic background [ J ]. Acta Physica Sinica, 2007, 56(7): 3771-3776.
- [ 13 ] 行鸿彦,龚平,徐伟.海杂波背景下小目标检测的分形方法 [ J ]. 物理学报, 2012, 61 ( 16 ): 160504-1-160504-10.  
XING H Y, GONG P, XU W. Small target detection under the background of sea clutter fractal method [ J ]. Chinese Journal of Physics, 2012, 61 ( 16 ): 160504-1-160504-10.
- [ 14 ] 张毅坤,麻晓畅,华灯鑫,等.基于EMD-DISPO的Mie散射激光雷达回波信号去噪方法研究[J].光谱学与光谱分析,2011,31(11):2996-3000.  
ZHANG Y K, MA X CH, HUA D X, et al. The mie scattering lidar return signal denoising research based on EMD-DISPO [ J ]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011,31(11):2996-3000.
- [ 15 ] 郑发泰,华灯鑫,周阿维. Mie 散射激光雷达大气回波信号经验模式分解算法的研究与应用[J].中国激光,2009,36(5):1068-1074.  
ZHENG F T, HUA D X, ZHOU A W. Empirical mode decomposition algorithm researeh & applieation of Mie lidar atmospheric backscattering signal [ J ]. Chinese Journal of Lasers, 2009, 36(5): 1068-1074.
- [ 16 ] 何俊峰,刘文清,张玉钧,等. HHT 在激光云高仪后向散射信号处理中的应用 [ J ]. 红外与激光工程, 2012, 41(2): 397-403.  
HE J F, LIU W Q, ZHANG Y J, et al. New method of lidar ceilometer backscatter signal processing based on

Hilbert-Huang transform [ J ]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41 ( 2 ) : 397-403.

## 作者简介



张冬冬, 2014 年于南京信息工程大学获学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为激光雷达数据处理及云底高提取算法等方面的研究。

E-mail: zddfby@163.com

**Zhang Dongdong** received B. Sc. from Nanjing University of Information Science and Technology in 2014. Now he is a M. Sc. candidate in Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interest includes laser data processing and high cloud base extraction algorithm research.



郝明磊, 分别在 2000 年、2006 年于解放军理工大学获学士学位和硕士学位。现为北京航空气象研究所高级工程师、硕士生导师, 主要研究方向为气象探测, 气象信息处理等。

E-mail: hml320@163.com

**Hao Minglei** received B. Sc. and M. Sc. both from PLA University of Science and Technology in 2000 and 2006, respectively. Now he is a senior engineer and M. Sc. supervisor in Beijing Aviation Meteorology Research Institute. His main research interest includes meteorological observation and meteorological information processing etc.



行鸿彦, 1983 年于太原工学院获学士学位。1990 年于长春地质学院获硕士学位。2003 年于西安交通大学获博士学位。现为南京信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为微弱信号检测与处理, 混沌与海杂波信号处理, 气象信息处理等。

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

**Xing Hongyan** received B. Sc. from Taiyuan Institute of Technology in 1983, M. Sc. from Changchun Institute of Geology in 1999, and Ph. D. from Xi'an Jiaotong University in 2003, respectively. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interests include weak signal detection and processing, chaotic sea clutter signal processing, and meteorological information processing etc.