

文章编号: 0258-7025(2009)05-1068-07

# 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

郑发泰<sup>1,2</sup> 华灯鑫<sup>2</sup> 周阿维<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>浙江工商职业技术学院机电学院, 浙江 宁波 315012)  
(<sup>2</sup>西安理工大学精密仪器工程系, 陕西 西安 710048)

**摘要** 详细论述了经验模式分解(EMD)的激光雷达大气回波信号降噪信号处理方法,并进行系统仿真及实验验证。这种基于 EMD 的去噪算法适合处理含有脉冲的信号(如 Block, Bump 和脉冲回波信号等)。通过利用该算法对米(Mie)散射激光雷达大气回波信号进行分析处理,其结果表明该去噪方法能去除大气回波中含有的噪声,能为下一级消光系数反演提供高信噪比(SNR)的初始数据。

**关键词** 激光雷达; 大气回波; 信号提取; 经验模式分解算法

**中图分类号** TN957.52 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL20093605.1068

## Empirical Mode Decomposition Algorithm Research & Application of Mie Lidar Atmospheric Backscattering Signal

Zheng Fatai<sup>1,2</sup> Hua Dengxin<sup>2</sup> Zhou Awei<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>Department of Mechatronic Engineering, Zhejiang Business Technology Institute, Ningbo, Zhejiang 315012, China)  
(<sup>2</sup>Department of Precision Instrument, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

**Abstract** A noise reduction signal processing method of lidar atmospheric backscattering signal with the empirical mode decomposition (EMD) is proposed, and the simulation in the system is confirmed by experiment. The noise reduction algorithm based on EMD is suitable for processing of pulse signal (e.g., Block, Bump, and pulse echoing, etc.). The algorithm is used for analyzing and processing Mie lidar atmospheric backscattering signal. It shows that the noise reduction method can reduce the noise in the atmospheric backscattering signal and provide primary data of high signal-to-noise ratio (SNR) for the extinction coefficient retrieval at the next level.

**Key words** lidar; atmospheric backscattering signal; signal extraction; empirical mode decomposition algorithm

### 1 引 言

米(Mie)散射激光雷达是利用大气气溶胶及分子引起的回波信号反演气溶胶和云的消光及后向散射系数<sup>[1~6]</sup>,因其结构简单,易于操作,对激光器的要求较低,且具有系统稳定性强,测量跨度大,分辨率高,可以进行长时间连续自动观测等特点,被广泛应用于大气气溶胶、边界层、云的观测和测量<sup>[7~11]</sup>。但在实际应用中,激光雷达系统中存在着许多的噪声和干扰源,这些噪声和干扰总会严重地影响着激光雷达的回波信号,并且限制了有效的探测距离。

通过对回波信号进行滤波去噪,从中提取有效的信号,也就增加了测量系统的有效探测距离,也便于后续的分析 and 处理,因此,对回波信号中有效信号的提取是激光雷达信号处理中最为关键的一个步骤。

Norden E. Huang 等<sup>[12]</sup>提出了一种新的用于分析非线性和非平稳信号的信号处理方法—经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD),它能将一个信号的能量按照时域中各固有尺度的波动进行分解,得到一系列固有模函数(Intrinsic Mode Function, IMF),从而可以对信号时域或频域内的

收稿日期: 2008-10-27; 收到修改稿日期: 2008-12-29

基金项目: 国家自然科学基金(40675015)和教育部科学技术研究重点项目基金(207117)资助课题。

作者简介: 郑发泰(1964—),男,高级工程师,主要从事光电检测和故障诊断方面的研究。E-mail: zftzxn@163.com

任一事件进行分析。经 EMD 分解得到的各 IMF 分量,再进行 Hilbert 变换得到的时频图能够准确地反映出该物理过程中能量在时间或空间尺度上的分布,准确地反映出系统的非线性特性。

## 2 信号 EMD 提取算法描述

EMD 算法基于以下假设:1) 信号至少包含两个极值:一个极大值和一个极小值;2) 特征时间尺度定义为极值间的时间间隔;3) 如果信号没有极值点,但是含有拐点,则可以通过一次或多次微分求出极值。以一组气溶胶的数据为例来说明经验模式分解的算法和实现,如图 1 所示。

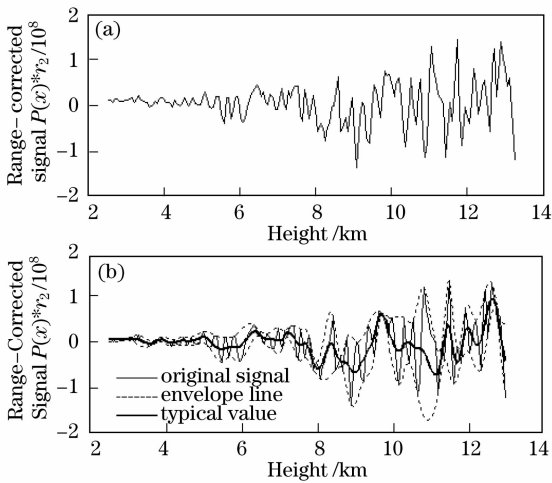


图 1 EMD 分解的原始信号(a)和筛选过程(b)

Fig. 1 Filtered process of EMD decomposition. Original signal (a) and filtered process (b) of EMD decomposition

首先查找原始信号  $x(t)$  所有的极大值和极小值点,将所有极大值点和极小值点用三次样条函数连接为上下包络线<sup>[13,14]</sup>,上下包络线的均值定义为  $m_1$ 。原始数据  $x(t)$  与该平均值的差为第一个数据序列  $h_1$

$$h_1 = x(t) - m_1,$$

这个步骤称为筛选过程。在第二次筛选过程中,  $h_1$  作为待处理的数据

$$h_{11} = h_1 - m_{11}.$$

继续进行  $k$  次筛选,直到  $h_{1k}$  满足 IMF 的定义:1) 在整个数据集上,过零点和极值的个数相同或者至多相差一个;2) 在任意点上,局部极大值和局部极小值包络的平均值为零

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k},$$

其结果如图 2 中的  $IMF_1$  所示。

每一个 IMF 分量代表一个特征波动尺度的数据序列  $c, c_1 = h_{1k}$ 。

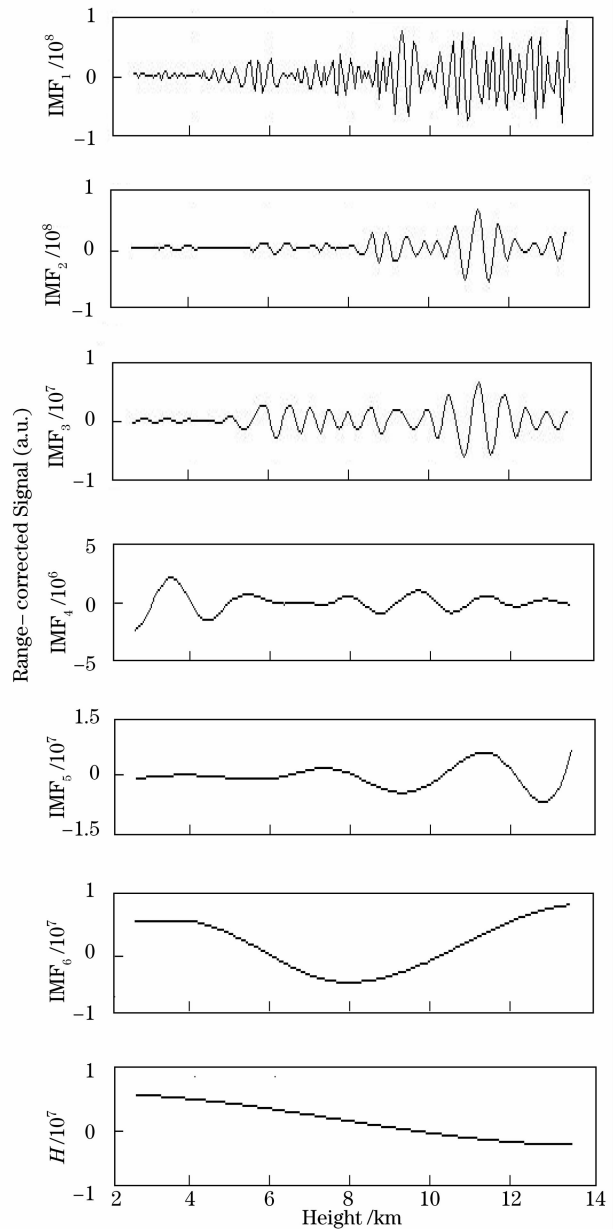


图 2 气溶胶数据的 EMD 分解结果。  $IMF_1 \sim IMF_6$  为固有模函数;  $H$  为趋势项

Fig. 2 EMD decomposition results of aerosol data.  $IMF_1 \sim IMF_6$  are intrinsic mode function;  $H$  is excess

然而,在平滑波动的同时,有可能会淹没有实际物理意义的波动信息,使得产生的 IMF 变为一个单一频率、常数幅度的调频信号。为了使 IMF 在幅度和频率上都包含必要的物理意义,上述筛选的过程设定了一个停止判据,即两次相邻筛选过程的标准偏差  $d_s$ 。根据 Huang 的计算,判据通常设为 0.2~0.3。

$$d_s = \sum_{t=0}^T \left\{ \frac{|h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t)|^2}{[h_{1(k-1)}(t)]^2} \right\}$$

从原始信号中减去  $c_1$ , 就相当于把信号中最高频的波动分离出来, 得到一个余量  $r_1$

$$r_1 = x(t) - c_1,$$

一般而言  $r_1$  仍然包含更大尺度的波动。将其作为一个新的数据重复上述筛选过程, 计算第二个 IMF 分量。直至最后的余量  $r_n$  成为一个单调函数, 或与  $c_n$  或  $r_n$  的幅值小于预先设定的一个有意义的值

$$r_2 = r_1 - c_1, \dots, r_n = r_{n-1} - c_n.$$

最后, 将原始信号分解为  $n$  个经验模式和一个余量的和, 即将原始信号分解为各种不同特征波动的叠加

$$X(t) = \sum_{j=1}^n C_j(t) + r_n(t).$$

进行 EMD 分解的主要目的之一是为了进行 Hilbert 变换得到时频图, 如图 3 所示。

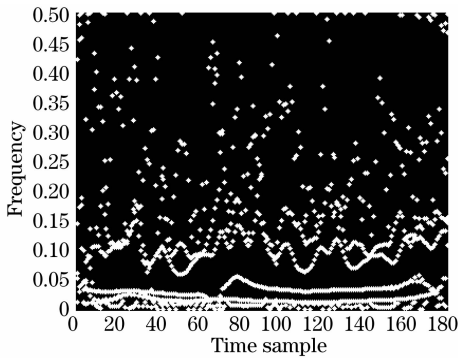


图 3 数据的时频图。图中的轮廓线代表了每一个 IMF, 即信号的能量分布

Fig. 3 Time-frequency distribution of data. The outline represents each IMF that is the energy distribution

在对每一个 IMF 分量  $s_j(t)$  作 Hilbert 变换之后, 得到一个变换平面内的数据序列  $\hat{s}_j(t)$ , 即

$$\hat{s}_j(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{s_j(\tau)}{t - \tau} d\tau,$$

其中  $P$  为 Cauchy 主值。于是, 可以得到一个分析信号  $Z_j(t)$

$$Z_j(t) = s_j(t) + i\hat{s}_j(t) = a_j(t)e^{i\theta(t)},$$

其中

$$a_j(t) = [s_j^2(t) + \hat{s}_j^2(t)]^{1/2},$$

$$\theta(t) = \arctan \left[ \frac{\hat{s}_j(t)}{s_j(t)} \right].$$

则瞬时频率

$$\omega_j(t) = \frac{d\theta(t)}{dt},$$

因此, 原始数据序列可以表示为

$$X(t) = \text{Re} \sum_{j=1}^n a_j(t) \exp \left[ i \int \omega_j(t) dt \right],$$

式中  $a_j$  和  $\omega_j$  为时间  $t$  的函数。因而 Hilbert 谱能够分析一个数据序列在时间上的变化规律。

### 3 仿真实验

为了说明该算法在信号去噪中的有效性和优越性, 对 Donoho 和 Johnstone 提出的测试信号 Block 叠加高斯白噪声, 对含噪测试信号进行滤波如图 4 所示。

另外, 对 Donoho 和 Johnstone 的测试信号 Bump 叠加高斯白噪声如图 5 所示。

为了评价该方法的性能, 采用了均方误差 (Mean-squared error, MSE) 和信噪比 (Signal-to-noise ratio, SNR) 的评价指标。均方误差反映了估计值和实际值的相似程度, 其值越小相似程度越高; 而信噪比反映了信号的感知质量。各评价指标定义为:

1) 均方误差

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [f'(k) - f(k)]^2.$$

2) 信噪比

为了更有效地评价去噪效果, 定义输入信噪比 ( $R_{\text{SNR-input}}$ ) 和输出信噪比 ( $R_{\text{SNR-output}}$ ) 为

$$R_{\text{SNR-input}} = 10 \lg \frac{\sum_{k=1}^K f^2(k)}{\sum_{k=1}^K [f_n(k) - f(k)]^2},$$

$$R_{\text{SNR-output}} = 10 \lg \frac{\sum_{k=1}^K f^2(k)}{\sum_{k=1}^K [f'(k) - f(k)]^2},$$

其中  $f(k)$  为原始信号,  $f_n(k)$  为含噪信号,  $f'(k)$  为去噪信号,  $k$  为信号长度。

分别用传统小波软阈值去噪算法及 EMD 的算法, 对含噪测试信号进行去噪处理。表 1 是不同输入信噪比的情况下, 各方法得到的输出信噪比和均方误差的仿真数值结果。

从图 4, 图 5 和表 1 可以看出, 采用 EMD 算法所得去噪信号的输出信噪比较小波软阈值去噪算法有明显提高, 均方误差有了明显降低。因此, 这种基于 EMD 的去噪算法适合处理含有脉冲的信号。

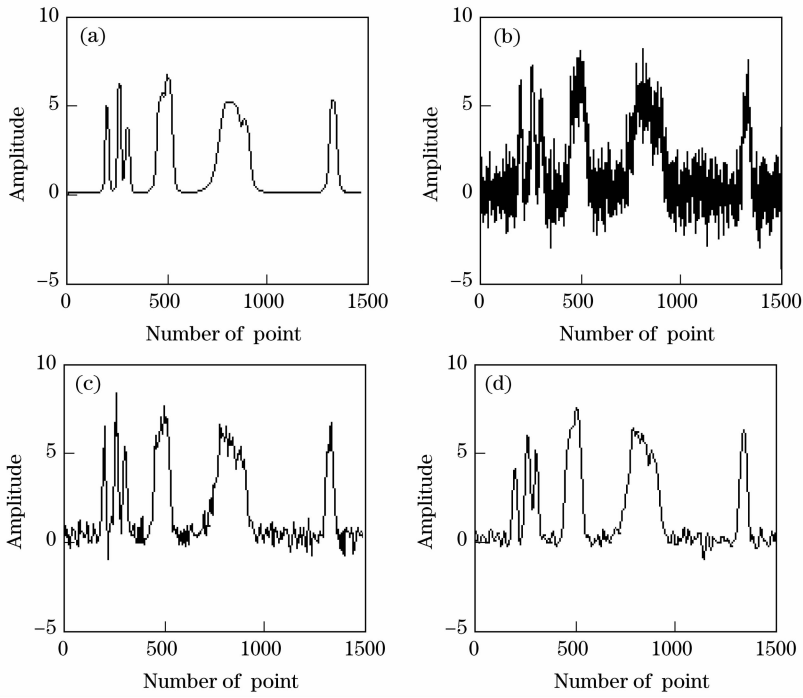


图 4 (a)原始信号;(b)含噪信号;(c)采用小波软阈值算法得到的去噪信号;(d)采用 EMD 算法得到的去噪信号  
Fig. 4 Original signal (a); added noise signal (b); corrected signal with the method of wavelet transform (c); and corrected signal with the method of EMD (d)

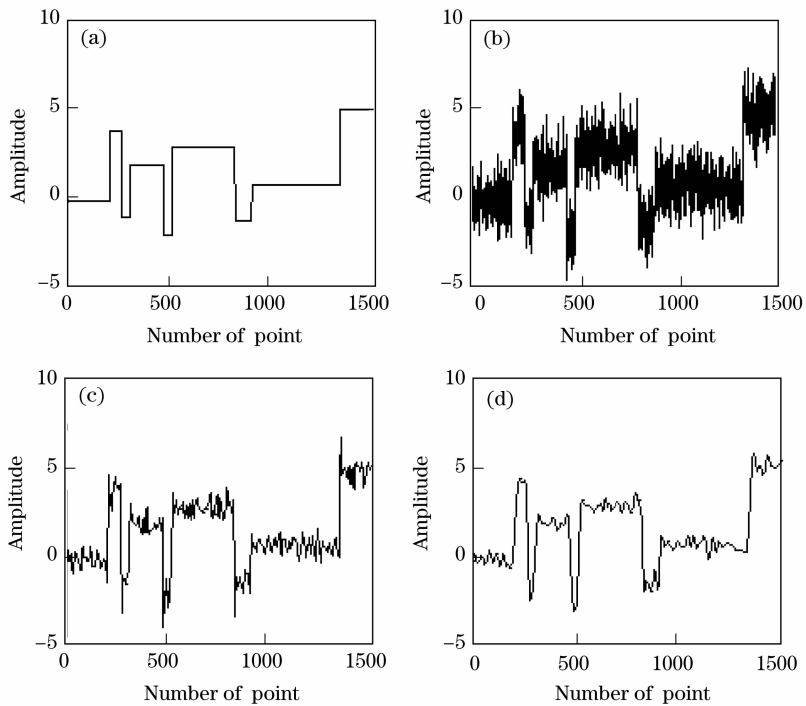


图 5 (a)原始信号;(b)含噪信号;(c)采用小波软阈值算法得到的去噪信号;(d)采用 EMD 算法得到的去噪信号  
Fig. 5 Original signal (a); added noise signal (b); corrected signal with the method of wavelet transform (c); and corrected signal with the method of EMD (d)

表 1 小波软阈值去噪算法及 EMD 算法性能比较

Table 1 Performance comparison between wavelet transform and EMD

Test signal	$R_{SNR-input}$	Method of wavelet transform		EMD algorithm	
		$R_{SNR-output}$	$E_{MSE}$	$R_{SNR-output}$	$E_{MSE}$
Block	3.1482	11.6141	0.1699	13.7635	0.0949
	8.3786	15.6581	0.1653	18.4572	0.0988
	11.7615	18.3749	0.1598	20.8762	0.1045
	14.3992	20.6816	0.1412	22.1444	0.1085
Bump	1.4464	10.1985	0.1476	11.3091	0.0692
	7.6425	13.5630	0.1801	16.0832	0.0923
	11.1643	17.3288	0.1920	20.0003	0.1089
	13.2175	19.9753	0.1957	21.3460	0.1193

由于 Mie 散射激光雷达的回波信号是典型的含有脉冲的信号,因此,将该算法应用于 Mie 散射激光雷达回波信号的处理中。

#### 4 EMD 算法在大气回波信号的应用

图 6 为一个典型的在有雾的天气情况下的 Mie 散射激光雷达大气回波信号。

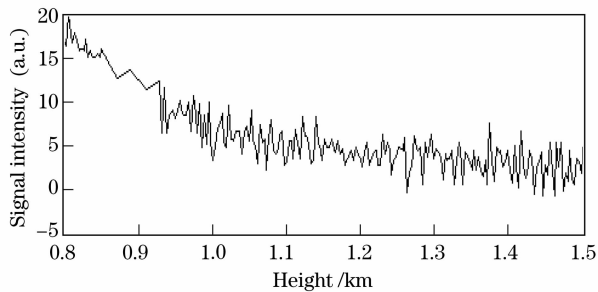


图 6 Mie 散射激光雷达大气回波信号

Fig. 6 Atmospheric backscattering signal received by Mie lidar

对激光脉冲回波信号进行经验模式分解,分析其各级固有模函数的波动情况,以确定振动能量的时间频率分布。重构信号通过选择若干适当的 IMF 或 IMF 的片断进行重构,实现抑制噪声、提高信噪比的目的。

为了获得较好的可视效果并便于分析,取其一段距离校正信号。通过经验模式分解得到 7 个分量,其中包括 6 个固有模态函数和一个趋势项( $H$ )如图 7 所示。基于这些分量,可以绘制出其时频图如图 8 所示。

从图中可清晰地观察到信号主要能量构成的包络线,低频大尺度的波动模式构成了信号的主要成分。从原始信号中减去前两个 IMF,即重构  $IMF_3 \sim IMF_6$ , $H$  各级分量,就得到了去除高频噪声和扰动的信号序列。比较重构信号和原始信号可以发现,高频噪声和扰动的抑制效果非常明显如图 9 所示。

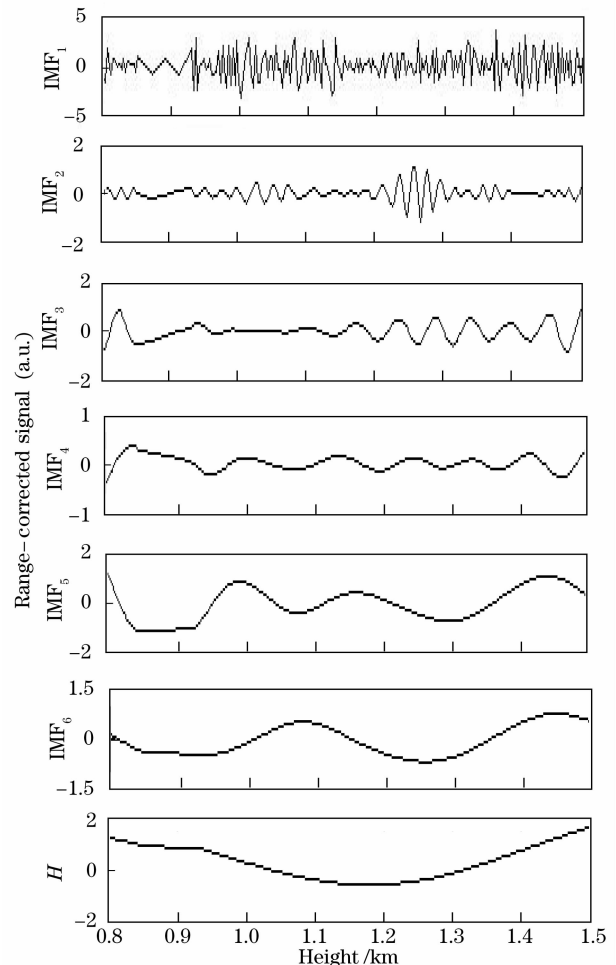


图 7 大气回波信号的 EMD 分解结果

Fig. 7 EMD decomposition results of atmospheric backscattering signal

为了进一步用实例来评价 EMD 算法,对北纬  $34^{\circ}15'$ ,东经  $108^{\circ}59'$  利用 532 nm 波长的米散射激光雷达探测的一组大气回波的原始信号,分别用小波软阈值算法和 EMD 算法进行了处理,并对处理后的数据利用 Klett 法<sup>[15]</sup>反演得到了大气气溶胶后向散射系数垂直廓线,如图 10 所示。从图 10(a)可以看出,原始的、未经任何算法处理的距离校正信号

反演得到的后向散射系数廓线在 4 km 以上时,受噪声信号的干扰非常严重,尤其在 8 km 以上时已经无法进行有效读数。在图 10(b)中,对原始距离校正信号采用小波软阈值算法处理后,反演的后向散射系数廓线有了一定的改善,此时已经可以分辨出 8.5 km 处的卷云的后向散射系数,但是对 5 km 附近的云层信息还是不能有效读取。而在图 10(c)

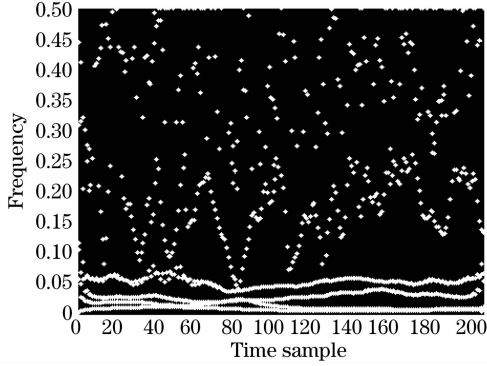


图 8 激光雷达大气回波信号时频图

Fig. 8 Time-frequency distribution of atmospheric backscattering signal of Mie lidar

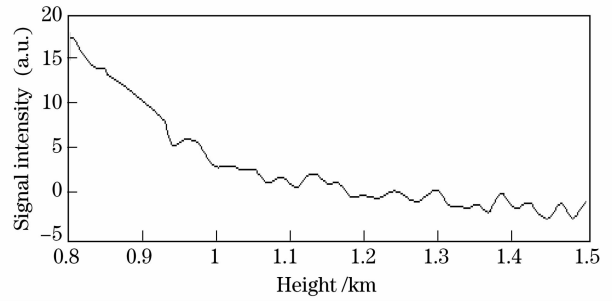


图 9 EMD 重构的激光雷达大气回波信号  
Fig. 9 Reconstructed signal of atmospheric backscattering signal by EMD

中,用 EMD 算法处理后计算得到的后向散射系数廓线得到了很好的改善,噪声信号被极大地抑制,不但可以准确地分辨出 8 km 高空的卷云,而且对 5 km 附近存在的云层信息也能清晰地进行分辨,即使在 12 km 左右也能进行准确的读数。从上可以看出,利用 EMD 算法,对一些比较微弱的、淹没在噪声信号中的云层、或者悬浮在空中的大气气溶胶粒子层(高层卷云)也能进行有效探测。

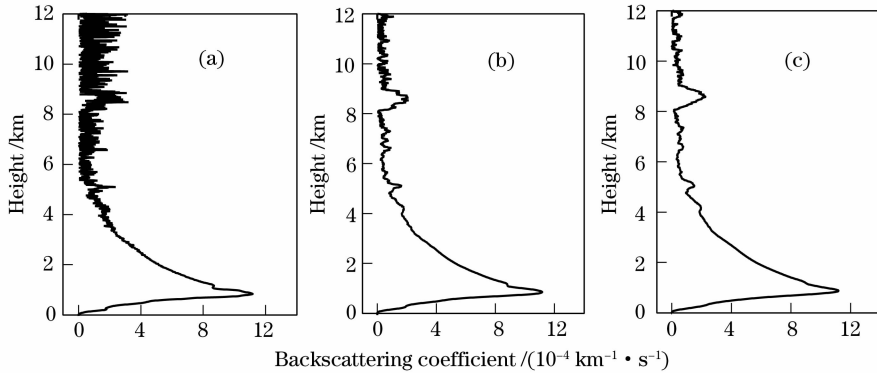


图 10 由原始信号直接(a),经过小波软阈值处理后(b),经过 EMD 算法处理后(c)反演的气溶胶后向散射系数垂直廓线  
Fig. 10 Backscattering coefficient retrieved from the original signal (a); signal processed by method of wavelet transform (b); signal processed by method of EMD (c)

利用 Klett 法反演时,大气分子消光系数与后向散射系数比取为  $8\pi/3$ ,而气溶胶消光系数与后向散射系数比(激光雷达比),即对于背景期的平流层和对流层气溶胶,根据参考文献[16]可以取为 50。另外,对于大气分子的消光系数或后向散射系数的边界值可以通过美国标准大气模型获得。如果测量高度较高,可以选取一段近乎不含气溶胶粒子的清洁大气层,在这段高度范围内,对激光雷达距离校正对数回波信号进行最小二乘拟合,根据 Collis 的斜率法<sup>[17]</sup>可知,该回归曲线斜率的一半即为大气分子消光系数,得到大气分子的消光系数高度分布模型,

取其中某一高度作为边界值高度,该高度处的消光系数或后向散射系数边界值中就只含有大气分子的成分,而且这种取值方法更加切合当时的大气状况。如果测量高度不够高,也可以选取一段较为均匀的大气层,对该高度范围内激光雷达距离校正对数回波信号进行最小二乘拟合,回归曲线斜率的一半即为该高度处的消光系数或后向散射系数边界值。以上结果就是取高度 12 km 处边界值进行反演,获得了气溶胶后向散射系数廓线<sup>[18]</sup>。

此外,从图 10 也可以看出,气溶胶后向散射系数垂直廓线均在 1 km 高度以下急剧减小,这是由

于并未对 1 km 以下的米散射激光雷达的大气回波信号进行几何重叠因子的修正造成的。

## 5 结 论

针对激光雷达回波信号高精度提取的难题,通过采用经验模式分解算法的仿真实验表明,这种基于 EMD 的去噪算法适合处理含有明显脉冲的信号(如 Block, Bump 和脉冲回波信号等)。通过利用该去噪算法对米散射激光雷达大气回波信号进行分析处理,并反演得到了后向散射系数廓线,其结果表明该去噪算法能有效抑制大气回波中含有的噪声,能为下一级后向散射系数或消光系数反演提供高信噪比的初始数据,EMD 算法对非线性和非平稳信号的激光雷达信号的处理具有较好的适用性。

## 参 考 文 献

- 1 S. Twomey. Atmospheric Aerosols [M]. New York, NY: Elsevier, 1977. 1~21
- 2 F. G. Fernald. Analysis of atmospheric lidar observations: some comments [J]. *Appl. Opt.*, 1984, **23**(5): 652~653
- 3 John A. Reagan, M. Patrick McCormick, James D. Spinhirne. Lidar sensing of aerosols and clouds in the troposphere and stratosphere [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1989, **77**(3): 433~447
- 4 Liu Jun, Hua Dengxin, Li Yan *et al.*. Design of a compact Mie lidar system [J]. *Journal of Xi'an University of Technology*, 2007, **23**(1): 1~5  
刘 君, 华灯鑫, 李 言 等. 小型米散射激光雷达系统设计[J]. *西安理工大学学报*, 2007, **23**(1): 1~5
- 5 Spinhirne J. D.. Micro pulse lidar [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 1993, **31**(1): 48~55
- 6 Sun Jingqun. Atmospheric Pollution Detected by Radar [M]. Beijing: Science Press, 1992. 24~117  
孙景群. 激光探测大气污染[M]. 北京: 科学出版社, 1992. 24~117
- 7 Measures R. M.. Laser Remote Sensing: Fundamentals and Applications [M]. Florida: Krieger Publishing Company, 1992
- 8 Dai Yongjiang. Principle of Lidar [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2002  
戴永江. 激光雷达原理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002
- 9 Zhou Faxiu. An Introduction to Atmosphere Science [M]. Qingdao: Qingdao Oceanengineering University Press, 1990. 158~174  
周发秀. 大气科学概[M]. 青岛: 青岛海洋大学出版社, 1990. 158~174
- 10 E. D. Hinkley, Ed.. Laser Monitoring of the Atmosphere [J]. Berlin: Springer-Verlag, 1976
- 11 E. W. Earrett, O. Ben-Dov. Application of the lidar to air pollution measurements [J]. *J. Appl. Meteorol.*, 1967, **6**: 500~515
- 12 Norden E. Huang, Zheng Shen, Steven R. Long *et al.*. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proc. R. Soc. Lond. A*, 1998, **454**: 903~995
- 13 Li Yuesheng, Qi Dongxu. Methods of Spline Function [M]. Beijing: Science Press, 1979  
李岳生, 齐东旭. 样条函数方法[M]. 北京: 科学出版社, 1979
- 14 Rilling G., Flandr N. P., Goncalves P.. On empirical mode decomposition and its algorithms [C]. *IEEE EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, Grado (I)*, 2003: 9~11
- 15 Klett J. D.. Stable analytical inversion solution for processing lidar returns [J]. *Appl. Opt.*, 1981, **20**(2): 211~220
- 16 Sasano Y.. Tropospheric aerosol extinction scanning lidar measurements over Tsukuba, Japan, from coefficient profiles derived from 1990 to 1993 [J]. *Appl. Opt.*, 1996, **35**(24): 4941~4952
- 17 Collis R. T. H.. Lidar: a new atmosphere probe [J]. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 1966, **92**: 220~230
- 18 Liu Jun, Hua Dengxin, Li Yan. Ultraviolet lidar for profiling of the urban atmospheric aerosol in spatial and temporal at Xi'an [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(8): 1534~1537  
刘 君, 华灯鑫, 李 言. 紫外域激光雷达探测西安城区上空大气气溶胶时空剖面[J]. *光子学报*, 2007, **36**(8): 1534~1537