

# 一种基于交叉证认和经验模态分解的滤波算法及其在激光雷达回波信号降噪处理中的应用

王欢雪<sup>1,2</sup> 刘建国<sup>1</sup> 张天舒<sup>1</sup> 董云升<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> 中国科学院安徽光学精密机械研究所中国科学院环境光学与技术重点实验室, 安徽 合肥 230031)

<sup>2</sup> 中国科学院大学, 北京 100049

**摘要** 交叉证认技术改进了基于经验模态分解(EMD)的激光雷达回波信号降噪方法。该方法在对激光雷达回波信号噪声特性和经典降噪方法缺陷进行研究的基础上,利用交叉证认技术自适应地识别雷达回波信号中的信号层和噪声层,再通过经验模态分解算法分离噪声和重构信号。通过仿真数据和实测雷达信号对比分析,该方法能够自适应地选择本征模函数中的信号层数,不但有效地滤除了各种随机噪声,而且保留了信号的有效信息特征,减少了信号损失,进而提高了后续数据处理的准确度。

**关键词** 信号处理; 激光雷达; 降噪; 经验模态分解; 交叉证认

**中图分类号** TN958.98 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201441.1014001

## An Empirical Mode Decomposition Algorithm Based on Cross Validation and Its Application to Lidar Return Signal De-Noiseing

Wang Huanxue<sup>1,2</sup> Liu Jianguo<sup>1</sup> Zhang Tianshu<sup>1</sup> Dong Yunsheng<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> Key Laboratory of Environment Optics and Technology, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China  
<sup>2</sup> University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract** Noise reduction method of lidar atmospheric backscattering signal based on empirical mode decomposition (EMD) is developed by Cross-Validation. Considering characteristics of lidar return signal noise and defects of traditional de-noising algorithm, Cross-Validation is applied to identify signal layers and noise layers automatically, and then separate signal and noise by EMD reconstruction. With experiments, the method can select the signal in the intrinsic mode function adaptively, not only removes the random error, but also maintains the effective characteristics of the signal, reduces the loss of signal, and then improve the accuracy in the next phase of data processing.

**Key words** signal processing; lidar; de-noising; EMD; cross validation

**OCIS codes** 280.3640; 280.1350; 280.1100; 290.2200

## 1 引言

激光雷达具有高时空分辨率和监测范围广等特点<sup>[1-3]</sup>,因此随着激光雷达技术的发展,激光雷达大气探测在大气物理要素及大气成分浓度探测方面的独到之处日益突出,然而,同其他大气遥感探测方法

一样,激光雷达探测具有其自身的局限性<sup>[4]</sup>。雷达回波信号强度随距离增加衰减剧烈,同时大气的背景辐射噪声以及光电探测系统的暗电流噪声和热噪声会对激光雷达回波信号造成一定程度的污染,给提取回波信号中微弱的有效信号带来了很大的困难,因此提

收稿日期: 2014-03-21; 收到修改稿日期: 2014-05-13

基金项目: 国家自然科学基金(41205119)、中国科学院战略性先导科技专项(XDB05040300)

作者简介: 王欢雪(1986—),女,博士研究生,主要从事激光雷达方面的研究。E-mail: hxwang@aiofm.ac.cn

导师简介: 刘建国(1968—),男,博士,研究员,主要从事环境污染光学检测技术,目标散射特性及遥感检测技术等方面的研究。E-mail: jgliu@aiofm.ac.cn(通信联系人)

高回波信号的信噪比成为增加探测距离、提高探测精度的关键技术手段<sup>[5]</sup>。激光雷达回波信号具有典型的非线性、非稳态特征,经典的降噪方法主要有傅里叶变换, Wavelet 分析等。傅里叶变换在对非平稳信号降噪时,容易将有用信号部分滤掉,从而造成信号的失真,因此更适用于线性平稳信号的降噪处理。Wavelet 分析在一定程度上弥补了傅里叶变换的不足,但确定小波基函数时仍存在缺陷<sup>[6-7]</sup>。理想的小波基函数需要同时具有下列性质:对称性或反对称性;正交性;较短的支撑;较高的消失距。但是在实际处理过程中,为了得到小波基的对称性,就要放弃小波基的一些其他性质,如果保持小波基的紧致性和正交性,就只能得到近似的对称性。所以选择合理的小波基函数是 Wavelet 分析的难点。

基于经典降噪方法存在的各种缺陷, Huang 等<sup>[8]</sup>于 1998 年提出了一种新的适用于非线性和非平稳信号的处理方法——经验模态分解(EMD)。该方法按照时域中各固有尺度的波动对信号能量进行分解,得到一系列本征模函数(IMF),这些本征模函数具有不同的特征尺度,简称 IMF 分量。由于噪声主要包含在高频 IMF 分量中,因此可以通过剔除高频 IMF 分量,重构剩余的 IMF 分量和趋势量,实现信号降噪的目的。EMD 方法中的 IMF 分量不但频率可变振幅也可变,因此适用于非线性非稳态信号,同时该方法可通过信号自身所有的特性自适应地确定基函数,所以不存在基函数选择问题。但该方法存在的主要问题有:筛选次数难以确定,信号层数不宜选择,分解出的趋势函数太过粗略。其中确定信号层成为 EMD 方法处理信号的关键。目前经常采用的方法就是利用频谱分析或已知含噪信号的先验信息来判断划分信号和噪声,该方法通常会强制性滤除信号的高频分量,给信号造成一定程度的失真。交叉认证技术(CV)通过对信号数据本身进行处理,可以自适应地选择合理的平滑因子对信号进行平滑处理<sup>[9]</sup>,在选取 Vondrak 滤波平滑因子<sup>[10-11]</sup>、小波降噪阈值<sup>[12]</sup>中取得了理想的效果。

本文将基于交叉认证和经验模态分解的滤波算法用于激光雷达回波信号降噪处理中,通过对含噪雷达回波信号本身的处理,自适应地选择原始信号中的信号层<sup>[9]</sup>,在保证信号完整不失真的前提下,合理地分离信号和噪声,有效地提高信号的信噪比。

## 2 EMD 分解算法流程

EMD 分解算法主要基于以下三个假设<sup>[13]</sup>: 1)

信号至少包含两个极值——一个极大值和一个极小值; 2) 将极值间的时间间隔定义为特征时间尺度; 3) 当信号没有极值点,仅含有拐点时,可以通过一次或多次微分求出极值。最终的结果可以通过对分解量的一次或多次积分得到。具体算法流程如下<sup>[8,14-15]</sup>:

1) 确定原始信号  $x(t)$  中所有的局部极值点,然后用三次样条函数对所有的局部极值点进行插值拟合,分别得到上下包络线<sup>[14-15]</sup>[上下包络线之间应该包络  $x(t)$  所有的数据点]。

2) 计算上下包络线的均值  $m_1$ ,从原始信号  $x(t)$  中去除  $m_1$ ,得到第一个数据序列  $h_1$ :

$$h_1 = x(t) - m_1. \quad (1)$$

3) 判断  $h_1$  是否是一个 IMF 分量

① 如果  $h_1$  符合 IMF 的定义,那么就得到了信号  $x(t)$  的第 1 个 IMF 分量,该过程称为筛选过程。

② 如果  $h_1$  不满足 IMF 的定义,则将  $h_1$  作为待处理数据,继续步骤 1)~2) 操作,进行二次筛选:

$$h_{11} = h_1 - m_{11}. \quad (2)$$

重复  $k$  次筛选,直至  $h_{1k}[h_{1(k-1)} - m_{1k} = h_{1k}]$  满足 IMF 的定义。记作  $c_1 = h_{1k}$ ,此时  $c_1$  即为信号  $x(t)$  的第 1 个 IMF 分量。

4)  $c_1$  即为信号的最高频波动,从原始信号  $x(t)$  中将其分离出来,得到一个余量

$$r_1 = x(t) - c_1. \quad (3)$$

5) 把  $r_1$  视作一个新的数据重复上述筛选过程[步骤 1)~步骤 4)],抽取第 2 个满足条件的 IMF 分量  $c_2$ ,直至  $n$  次筛选后的余量没有大尺度的波动,且是一个单调函数,此时即得到信号  $x(t)$  的  $n$  个满足条件的 IMF 分量和一个趋势项。这样就有

$$X(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t), \quad (4)$$

式中  $r_n$  称为趋势项,代表了信号的整体趋势。

## 3 EMD-CV 算法

EMD-CV 算法是在原始信号进行 EMD 分解之后,将交叉认证技术用于对 IMF 分量的处理上,为分离信号层和噪声层提供一个合理的依据,很好地解决了剔除高频 IMF 分量个数的问题。该算法不需要对信号进行频谱分析,也不需要利用含噪信号的任何先验信息,因此具有自适应性。经过仿真数据和实测雷达回波信号的验证,结果表明该方法对含有脉冲特征的信号(如激光雷达回波信号等)具有普适性,并且比目前使用的 EMD 时空尺度滤波算

法更具有优越性,因此适用于对激光回波信号的降噪处理。

### 3.1 EMD-CV 算法原理

交叉验证的基本思想是通过数据二分法,随机选取观测数据序列中的部分数据,分成滤波样本和认证样本,利用样本间的相互交叉认证自动识别数据序列中的信号和噪声,从而实现信号和噪声的合理分离<sup>[16]</sup>。EMD-CV 算法的基本过程如下<sup>[10,17-18]</sup>：

- 1) 若含有噪声的原始信号的数据个数为奇数,则在原始信号数据后补零,使其数据个数为偶数。
- 2) 将处理后的信号数据序列  $(h_i, s_i)(i = 1, 2, \dots, n)$  分为两部分:样本 ①  $(h_{1,2j-1}, s_{1,2j-1})$  和样本 ②  $(h_{2,2j}, s_{2,2j})$ ,其中  $j = 1, 2, \dots, n/2$ 。将样本 ① 按照数据采集高度重新排序即组成滤波样本(样本数为  $n_1 = n/2$ ),对样本 ② 进行随机采样,同样按照数据采集高度重新排序组成认证样本(样本数为  $n_2$ )。
- 3) 对滤波样本进行 EMD 分解,得到  $m$  个 IMF 分量和一个趋势量。
- 4) 依次计算  $k(k=1, 2, \dots, m)$  至  $m$  间的 IMF 分量之和,利用三次样条函数对其在  $h_{2,i}$  高度内插

值即可得到滤波值  $f'(h_{2,i})$ ,分别计算认证样本对  $f'(h_{2,i})$  的方差

$$C(k, p) = \frac{1}{n_2} [s_{2,i} - f'(h_{2,i})]^2. \quad (5)$$

5) 在选取认证样本个数和随机划分次数时,为了更好地保持原始信号的高频特征和全局统计特性,在实验中选择认证样本个数  $n_2 = 0.1n$ ,同时由于进行多次随机划分会带来较大的计算量,因此选取 20 次不同的随机划分  $Q, l=1, 2, \dots, 20$ ,分别求得 20 个认证样本方差  $C(k, Q)$ ,并计算其平均值  $\bar{C}$ 。选择  $\bar{C}$  最小时的  $k$ ,此时  $k$  至  $m$  的 IMF 分量以及趋势量之和即为滤波样本 EMD 滤波后的信号层。

6) 对原始含噪信号进行 EMD 分解,并根据步骤 5) 的计算结果选取  $k+1$  到  $m$  间的 IMF 分量以及趋势量之和作为原始信号的信号层(由于滤波样本为原始观测数据的奇数采样,即滤波序列的采样率为原始数据的一半,因此对于同一频段的信号,滤波样本 EMD 分解后的信号层比原始观测数据的 EMD 分解层小 1<sup>[12]</sup>),经 EMD 重构即可得到降噪后的信号。

整个 EMD-CV 算法流程如图 1 所示。

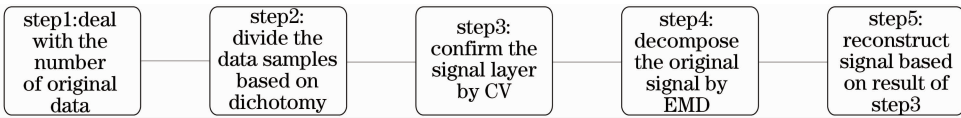


图 1 EMD-CV 降噪算法流程

Fig. 1 Flow diagram of denoising via EMD-CV

此外,在 EMD 分解过程中,端点的边缘效应会污染 IMF 序列,造成信号较大程度的失真,因此为了消除端点对滤波降噪过程的影响,仅选取原始观测数据中间的一段约 75% 的数据进行分析。由 EMD-CV 算法的原理可知,该算法确定原始信号的信号层数时,不需要进行频谱分析或利用含噪信号的任何经验信息,只需计算认证样本对滤波值的方差的最小值,因此具有自适应性。

### 3.2 仿真实验和数据模拟

为了验证 EMD-CV 算法在信号降噪处理中的有效性和优越性,选择 Donoho 等<sup>[19]</sup>提出的 Bump 和 Block 测试信号,对其分别叠加一定信噪比(文中选取信噪比为 5)的高斯白噪声,分别对这两个测试信号进行 EMD 分解,并对其 IMF 分量进行快速傅里叶变换(FFT),如图 2、3 所示。

采用均方误差  $E_{\text{rms}}$  和输出信噪比  $R_{\text{SNR\_output}}$  作为评价指标<sup>[20]</sup>来评价 EMD-CV 算法的降噪性能。均

方误差反映了降噪后信号与原始信号(不含噪声)的相似程度,其值越小,说明二者相似度越高。输出信噪比反映了滤波算法的降噪能力,输出信噪比越高,说明降噪效果越好。二者定义如下:

$$E_{\text{rms}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x'(n) - x(n)]^2, \quad (6)$$

$$R_{\text{SNR\_output}} = 10 \lg \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N x^2(n)}{\sum_{n=1}^N [x(n) - x'(n)]^2} \right\}, \quad (7)$$

式中  $x(n)$  为原始信号(不含噪声), $x'(n)$  为降噪后信号。

根据 EMD-CV 算法的原理分别计算 Bump 信号和 Block 信号选取不同  $k$  值时对应的  $\bar{C}, E_{\text{rms}}$  和  $R_{\text{SNR\_output}}$ ,如表 1、2 所示。为了提高算法的准确性,多次求解  $\bar{C}, E_{\text{rms}}$  和  $R_{\text{SNR\_output}}$ ,取平均值。

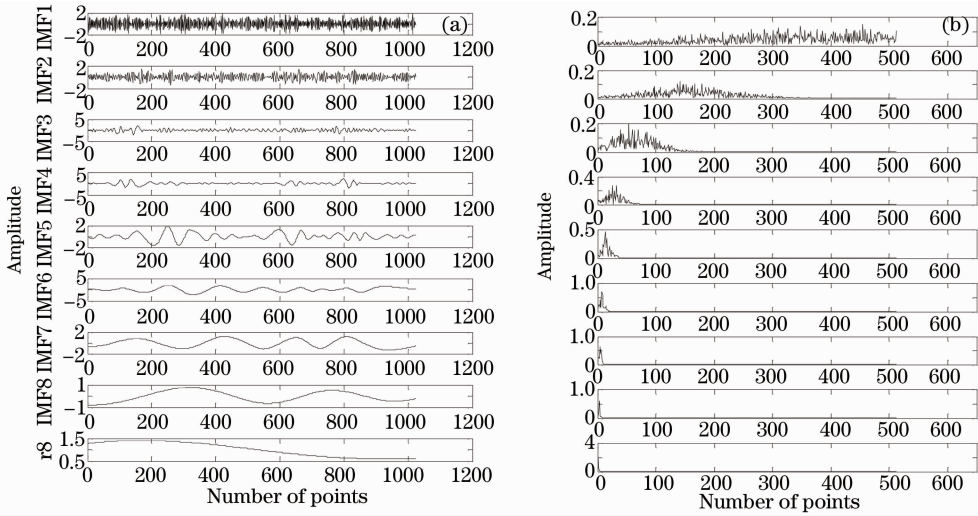


图 2 (a) 含噪 Bump 信号 EMD 分解结果及 (b) 各 IMF 分量的 FFT 结果

Fig. 2 (a) EMD results of Bump with noise and (b) FFT results of IMFs

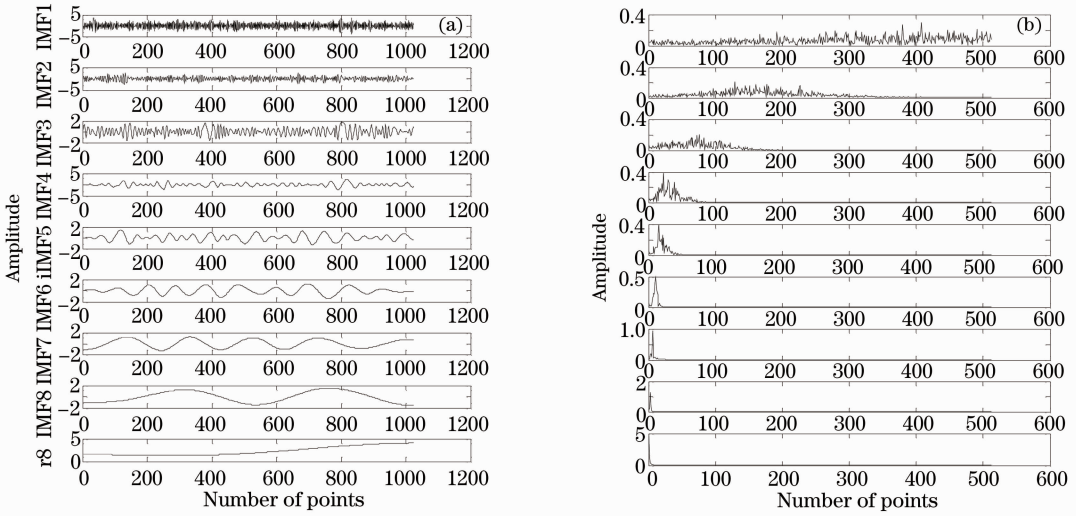


图 3 (a) 含噪 Block 信号 EMD 分解结果及 (b) 各 IMF 分量的 FFT 结果

Fig. 3 (a) EMD results of Block with noise and (b) FFT results of IMFs

表 1 不同  $k$  值对应的  $\bar{C}$ 、 $E_{rms}$  和  $R_{SNR\_output}$  (Bump)

Table 1  $\bar{C}$ 、 $E_{rms}$  and  $R_{SNR\_output}$  corresponds to different values of  $k$  (Bump)

$k$	1	2	3	4	5	6	7
Signal layer	IMF2-r8	IMF3-r8	IMF4-r8	IMF5-r8	IMF6-r8	IMF7-r8	IMF8-r8
$\bar{C}$	3.18765	2.84985	2.81398	2.86597	3.20576	3.96403	4.16592
$E_{rms}$	0.42435	0.22511	0.20965	0.44254	0.647	1.6535	1.9823
$R_{SNR\_output}$	20.323	26.663	27.374	19.903	16.105	6.723	4.909

表 2 不同  $k$  值对应的  $\bar{C}$ 、 $E_{rms}$  和  $R_{SNR\_output}$  (Block)

Table 2  $\bar{C}$ 、 $E_{rms}$  and  $R_{SNR\_output}$  corresponds to different values of  $k$  (Block)

$k$	1	2	3	4	5	6	7
Signal layer	IMF2-r8	IMF3-r8	IMF4-r8	IMF5-r8	IMF6-r8	IMF7-r8	IMF8-r8
$\bar{C}$	12.01328	10.50173	9.78002	9.533141	9.87233	10.22421	10.5472
$E_{rms}$	1.4388	0.75711	0.55604	0.40981	0.93486	1.3771	1.78778
$R_{SNR\_output}$	18.134	24.554	27.641	30.692	22.445	18.572	15.471

图 2(a)为含噪 Bump 测试信号的 EMD 分解结果,图 2(b)为分解的各 IMF 分量对应的 FFT 结果,从图 2(b)中可以看出,随着信号分解层次的增加,测试信号的噪声水平随之减小。由表 1 可以看出,  $\bar{C}$  最小时  $k=3$ ,对应信号层为 IMF4 到 r8,此时  $E_{rms}$  最小,  $R_{SNR\_output}$  最大,这与 FFT 的分析结果相一致。

同样,图 3(a)和图 3(b)分别为含噪 Block 测试信号的 EMD 分解结果和每个 IMF 分量对应的 FFT 结果。根据 EMD-CV 滤波算法(表 2 计算结果),得到 IMF5 到 r8 为信号层,与 FFT 的分析结果相一致。

图 4 给出了 Bump 信号和 Block 信号的  $\bar{C}$ 、 $E_{rms}$  和  $R_{SNR\_output}$  随不同  $k$  值的变化曲线。

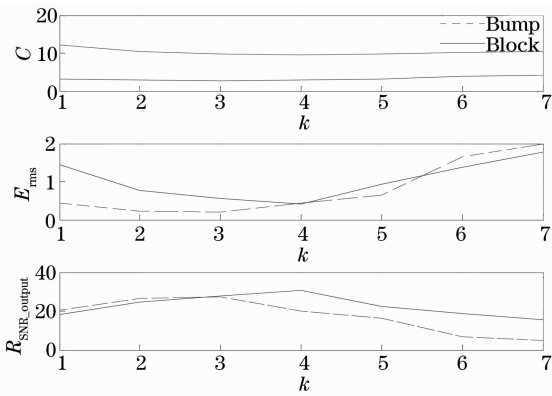


图 4  $\bar{C}$ 、 $E_{rms}$  和  $R_{SNR\_output}$  随  $k$  值的变化曲线

Fig. 4 Relationship between  $k$  with  $\bar{C}$ 、 $E_{rms}$  and  $R_{SNR\_output}$

从图 4 中可以看出,对于 Bump 信号,当  $k$  从 1 增加到 3(即信号层依次对应 IMF2-r8、IMF3-r8 和 IMF4-r8)时,  $E_{rms}$  随之增大而减小,  $R_{SNR\_output}$  随之增大而增大,这说明含噪 Bump 测试信号的高斯白噪声主要集中在高频 IMF 分量中,合理去除高频 IMF

分量可以有效地抑制信号中的高频噪声;当  $k$  取值从 4 增加到 7,即信号层依次对应 IMF5-r8、IMF6-r8、IMF7-r8 和 IMF8-r8,此时  $E_{rms}$  随之增大而增大,  $R_{SNR\_output}$  随之增大而减小,这说明一些高频 IMF 分量中也包含 Bump 信号的有效特征,强制滤除会造成信号的失真。

同样,对于 Block 信号,  $k$  从 1 增加到 4(信号层依次对应 IMF2-r8、IMF3-r8、IMF4-r8 和 IMF5-r8)时,  $E_{MSE}$  随  $k$  的增大而减小,  $R_{SNR\_output}$  随  $k$  的增大而增大;  $k$  从 5 增大到 7(即信号层依次对应 IMF6-r8、IMF7-r8 和 IMF8-r8)时,  $E_{rms}$  随  $k$  的增大而增大,  $R_{SNR\_output}$  随  $k$  的增大而减小。

从上面分析结果可以看出,在 EMD 方法处理信号过程中,信号层数的选择尤为关键,它将直接影响降噪后的信号质量。Kopsinis 等<sup>[21]</sup> 将小波阈值理论引入 EMD 算法来解决该问题,并在雷达信号降噪处理中取得了良好的效果<sup>[22-23]</sup>。基于小波阈值的 EMD 算法主要有两种:一种是给 EMD 分解得到各阶 IMF 分量设置软阈值,并用此阈值对各阶 IMF 分量去噪,然后在对信号进行重构,即 EMD Interval-Thresholding 算法(EMD-IT);另外一种方法首先对第一阶 IMF 分量进行循环移位处理,然后重构一个新的信号序列,对新的信号序列采用第一种方法进行处理,即 Iterative EMD Interval-Thresholding 算法(EMD-IIT)。

为了进一步说明 EMD-CV 算法在信号降噪处理中的优越性,采用 EMD-IT 算法和 EMD-IIT 算法分别对含噪 Bump 信号和 Block 信号进行降噪处理,并与 EMD-CV 的降噪效果相比较。比较结果如图 5、6 和表 3、4 所示。

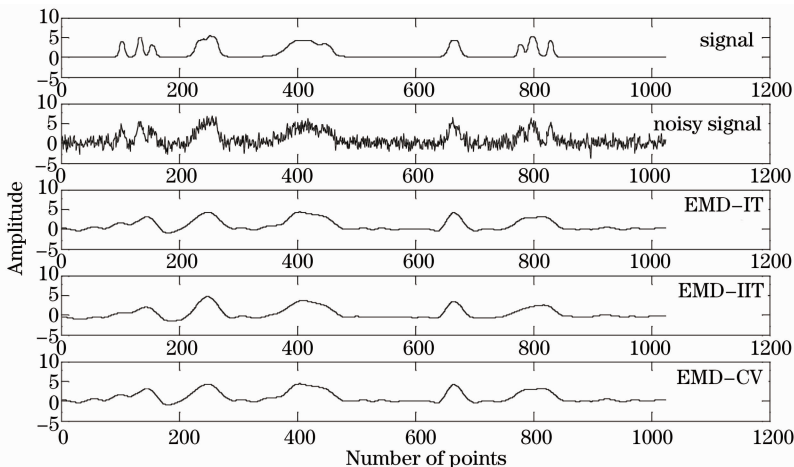


图 5 三种算法降噪性能比较 (Bump)

Fig. 5 Comparative effects of three filtering approach (Bump)



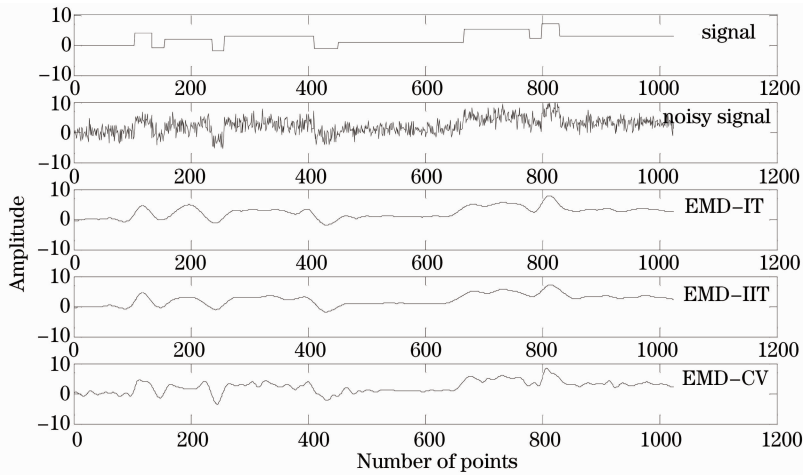


图 6 三种算法降噪性能比较 (Block)

Fig. 6 Comparative effects of three filtering approach (Block)

表 3 EMD-IT 算法、EMD-IIT 算法和 EMD-CV 算法降噪性能比较 (Bump)

Table 3 Performance comparison between EMD-IT、EMD-IIT and EMD-CV (Bump)

Algorithm	EMD-IT	EMD-IIT	EMD-CV
$E_{rms}$	0.4004	0.3731	0.20965
$R_{SNR\_output}$	13.0782	14.3853	27.374

表 4 EMD-IT 算法、EMD-IIT 算法和 EMD-CV 算法降噪性能比较 (Block)

Table 4 Performance comparison between EMD-IT、EMD-IIT and EMD-CV (Block)

Algorithm	EMD-IT	EMD-IIT	EMD-CV
$E_{rms}$	0.8491	0.5775	0.40981
$R_{SNR\_output}$	14.8396	15.1659	30.692

从图 5、6 和表 3、4 看出, EMD-CV 算法的降噪性能明显优于 EMD-IT 算法和 EMD-IIT 算法。

由以上分析可以得出, EMD-CV 算法为噪声和信号的分离提供了一个准确而合理的依据, 响应速度快, 并且具有一定的自适应性, 因此 EMD-CV 算法适应于典型的脉冲信号 (如 Bump、Block 和雷达回波信号等)。Mie 散射激光雷达的回波信号是典型的脉冲信号, 因此 EMD-CV 适用于 Mie 散射激光雷达回波信号的滤波处理。

表 5 不同  $k$  值对应的  $\bar{C}$  实际激光雷达信号

Table 5  $\bar{C}$  corresponds to different values of  $k$  (Real Lidar Signal)

$k$	1	2	3	4	5	6	7
$\bar{C}$	1447.2527	1360.8202	1339.8176	1339.4238	1355.0605	1370.7058	1365.6359
Signal layer	IMF2-H	IMF3-H	IMF4-H	IMF5-H	IMF6-H	IMF7-H	IMF8-H

经 EMD-IT 算法、EMD-IIT 算法和 EMD-CV 算法降噪处理后的重构信号如图 8 所示, 对比原始

#### 4 EMD-CV 算法在实测 Mie 散射激光雷达回波信号处理中的应用

以中国科学院安徽光学精密机械研究所自行研制的 Mie 散射激光雷达于 2013 年 5 月 21 日 14 点在无锡探测大气中气溶胶消光系数的回波信号为例, 说明 EMD-CV 算法在 Mie 散射激光雷达回波信号处理中的应用。

图 7 给出了激光雷达 PRR 原始信号 [指未经过降噪处理的激光雷达 PRR 信号 (距离平方修正信号)]。

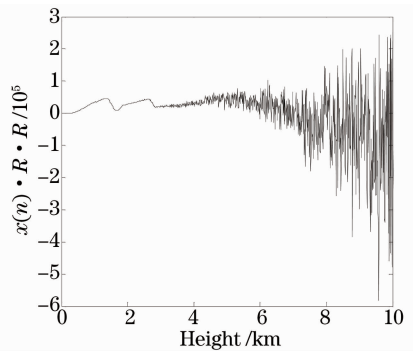


图 7 激光雷达大气回波信号 (PRR)

Fig. 7 Lidar atmospheric backscattering signal (PRR)

根据 EMD-CV 滤波算法, 表 5 给出了不同  $k$  值所对应的滤波中值  $\bar{C}$ , 由表 5 可知该回波信号应选取 IMF5~IMF8 以及趋势项  $H$  作为其信号层。

信号和降噪信号可以看出, EMD-CV 算法对激光雷达大气回波信号的高频噪声和扰动抑制非常明显,

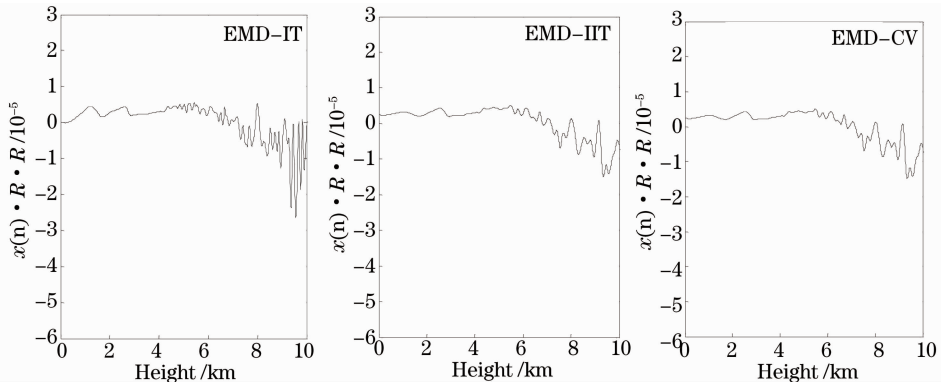


图 8 雷达大气回波信号的 EMD-IT、EMD-IIT 算法和 EMD-CV 算法降噪结果 (PRR)

Fig. 8 Corrected lidar atmospheric backscattering signal with EMD-IT、EMD-IIT and EMD-CV (PRR)

同时很好地保持了原始信号的变化趋势。

对该回波信号分别采用 EMD-CV 算法、EMD-IT 算法和 EMD-IIT 算法对信号进行降噪预处理，然后反演得到大气气溶胶的消光系数，如图 9 所示。

从图 9(a)可以看出，未经降噪处理的原始数据的距离平方校正信号反演得到的气溶胶消光系数垂直廓线在 3.0 km 以上，噪声干扰十分严重，无法进行有效地读数。在图 9(b)和(c)中，对原始距离平方校正信号采用 EMD-IT 算法和 EMD-IIT 算法降

噪，反演的消光系数廓线有了一定的改善，可以清楚地读取 4.0 km 处的消光系数信息。而在图 9(d)中，采用 EMD-CV 算法对原始信号进行降噪处理，降噪后的数据反演的气溶胶消光系数垂直廓线有了很好的改善，廓线上的毛刺明显减少，极大地抑制了噪声，可以准确地分辨 6.0 km 处的气溶胶消光系数。该结果进一步验证了相比 EMD-IT 算法和 EMD-IIT 算法，EMD-CV 算法在雷达大气回波信号降噪处理过程中的自适应性和优越性。

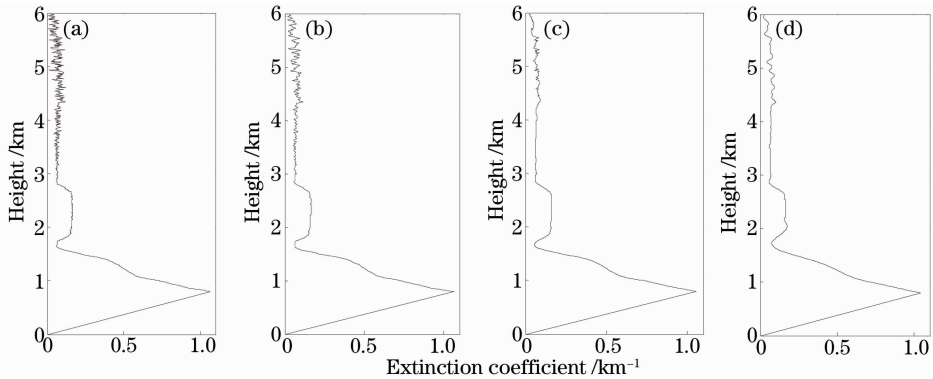


图 9 由原始信号(a)直接，(b)经过 EMD-IT 算法处理后、(c)经过 EMD-IIT 算法处理后、(d)经过 EMD-CV 算法处理后反演的气溶胶消光系数垂直廓线

Fig. 9 Extinction coefficient vertical profile of aerosol retrieved from (a) original signal; (b) signal processed by method of EMD-IT; (c) signal processed by method of EMD-IIT; (d) signal processed by method of EMD-CV

可以看出，利用 EMD-CV 算法降噪，可以自适应、合理地选择雷达原始信号中的信号层和噪声层，并能够较多地保留信号的有效高频特征，因此对一些比较微弱的淹没在背景噪声中的回波信号能够进行有效的探测。同时，由于对信号进行经验模态分解具有一定的随机性，因此，为了提高算法的精度，通过对信号进行多次降噪取平均值来解决此问题。

## 4 结 论

针对 EMD 算法在激光雷达回波信号高精度提

取上存在的局限性，将 EMD-CV 算法用于激光雷达回波信号降噪处理过程。该算法在 EMD 算法的基础上，引入了交叉证认的思想，对 IMF 分量进一步处理，改进了 EMD 算法依据频谱分析或先验信息强制去除信号中高频分量的缺陷，自适应地确定信号层，为信号和噪声的分离提供了一个合理的依据，得到了比较理想的滤波曲线。通过仿真信号和实测的 Mie 散射激光雷达信号，对 EMD-CV 算法进行了分析，实验结果表明，与传统的降噪方法相比，该方法能够有效地去除噪声，保留原始信号的高频特

征量,在保持与原信号较高相似性的基础上提高信噪比,为后续的数据反演提供更多高精度初始数据,进而提高探测精度和探测高度。同时该算法不需要含噪信号的任何先验信息,引入了自适应机制,容易嵌入后续数据处理分析算法中。因此,EMD-CV滤波算法对于具有非线性非稳态特点的激光雷达散射回波信号有广泛的适应性和良好的应用背景。

## 参 考 文 献

- 1 Bo Guangyu, Liu Dong, Wang Bangxin, *et al.*. Two-wavelength polarization airborne lidar for observation of aerosol and cloud[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(10): 1014002.  
伯广宇,刘东,王邦新,等. 探测云和气溶胶的机载双波长偏振激光雷达[J]. 中国激光, 2012, 39(10): 1014002.
- 2 He Tao, Hou Lujian, Lü Bo, *et al.*. Study of accuracy of lidar inversion PM<sub>2.5</sub> concentration[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(1): 0113001.  
何涛,侯鲁健,吕波,等. 激光雷达探测反演PM<sub>2.5</sub>浓度的精度研究[J]. 中国激光, 2013, 40(1): 0113001.
- 3 Shi Jianzhong, Cao Nianwen. Tropospheric aerosol measurement by lidar in northern suburbs of Nanjing [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2012, 49(10): 100101.  
施建中,曹念文. 南京北郊对流层气溶胶激光雷达观测[J]. 激光与光电子学进展, 2012, 49(10): 100101.
- 4 Sun Jinqun. Laser Atmosphere Detect [M]. Beijing: Science Press, 1986. 263.  
孙景群. 激光大气探测[M]. 北京: 科学出版社, 1986. 263.
- 5 Wan Fu, Ma Rui, Cai Min. An adaptive processing of echo signals for pulse lidars[J]. Radar & Ecm, 2010, 30(1): 27-29.  
万福,马锐,蔡敏. 一种脉冲激光雷达回波信号自适应处理[J]. 雷达与对抗, 2010, 30(1): 27-29.
- 6 Yin Shirong, Wang Weiran. Lidar signal denoising based on wavelet domain spatial filtering [C]. 2006 CIE International Conference on Rader, 2006. 1-3.
- 7 Sivakumar Venkataraman. De-noising LiDAR signal using wavelet technique[C]. SPIE, 2007, 6681: 66810O.
- 8 Huang N E, Shen Z, Long S R, *et al.*. The empirical mode decomposition and hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proc Roy Soc A, 1998, 454(1971): 903-995.
- 9 Clark R M, Thompson R. Objective methods for smoothing paleomagnetic data[J]. Geophys J Roy Astron Soc, 1978, 52(2): 205-213.
- 10 Zhong Ping, Ding Xiaoli, Zheng Dawei. Study of GPS multipath effects with method of CVVF [J]. Acta geodastica et Cartographica Sinica, 2005, 34(2): 161-167.  
钟萍,丁晓利,郑大伟. CVVF方法用于GPS多路径效应的研究[J]. 测绘学报, 2005, 34(2): 161-167.
- 11 Zheng Dawei, Zhong Ping, Ding Xiaoli, *et al.*. Filtering GPS time-series using a Vondrak filter and cross-validation [J]. J Geodesy, 2005, 79(6-7): 363-369.
- 12 Huang Wenqing, Dai Yuxing, Li Jiasheng. Adaptive wavelet denoising based on cross-validation [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2008, 35(11): 40-43.  
黄文清,戴瑜兴,李加升. 基于 cross-validation 的小波自适应降噪方法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2008, 35(11): 40-43.
- 13 Zhang Yikun, Ma Xiaochang, Hua Dengxin. The Mie scattering lidar return signal denoising research based on EMD-DISPO[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 33(11): 2996-2999.  
张毅坤,麻晓畅,华灯鑫. 基于 EMD-DISPO 的 Mie 散射激光雷达回波信号降噪方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(11): 2996-2999.
- 14 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.
- 15 Rilling G, Flandr N P, Goncalves P. On empirical mode decomposition and its algorithms[C]. IEEE EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, 2003. 9-11.
- 16 Zhong Ping, Ding Xiaoli, Zheng Dawei, *et al.*. A adaptive wavelet transform based on cross-validation and its application to mitigate GPS multipath effects [J]. Acta Geodastica et Cartographica Sinica, 2007, 36(3): 279-285.  
钟萍,丁晓利,郑大伟,等. 一种基于交叉验证技术的自适应小波变换极其在削减GPS多路径误差中的应用[J]. 测绘学报, 2007, 36(3): 279-285.
- 17 Luo Feixue, Dai Wujiao, Wu Xixiu. EMD filtering based on cross-validation and its application in GPS mutipath[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2012, 37(4): 450-453.  
罗飞雪,戴吾蛟,伍锡锈. 基于交叉验证的 EMD 滤波及其在 GPS 多路径效应中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(4): 450-453.
- 18 Tang Baoping, Liu Wenyi, Jiang Yonghua. Parameter optimized Morlet de-noising method based on cross validation method[J]. Journal of Chongqing University, 2010, 33(1): 1-6.  
汤宝平,刘文艺,蒋永华. 基于交叉验证法优化参数的 Morlet 小波消噪方法[J]. 重庆大学学报, 2010, 33(1): 1-6.
- 19 David L Donoho, Iain M Johnstone. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- 20 Zheng Fatai, Hua Dengxin, Zhou Awei. Empirical mode decomposition algorithm research & application of Mie lidar atmospheric backscattering signal[J]. Chinese J Lasers, 2009, 36(5): 1068-1074.  
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.
- 21 Y Kopsinis, S McLaughlin. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding [J]. IEEE Trans Signal Process, 2009, 57(4): 1351-1362.
- 22 W Gong, J Li, F Mao, *et al.*. Comparison of simultaneous signals obtained from a dual-field-of-view lidar and its application to noise reduction based on empirical mode decomposition [J]. Chin Opt Lett, 2011, 9(5): 050101.
- 23 K R Leavor, M P McCormick, N Boyouk, *et al.*. Noise reduction in Lidar signals using interval-thresholded empirical mode decomposition [C]. 8th Annual NOAA-CREST Symposium, Steinman Hall Auditorium, 2013.

栏目编辑:何卓铭