

利用 BEMD-自适应滤波去除 SAR 干涉图噪声

郭际明¹ 黄长军^{1,2} 喻小东¹ 聂智平²

1 武汉大学测绘学院, 湖北 武汉, 430079
2 湖南城市学院市政与测绘工程学院, 湖南 益阳, 41300

摘 要:基于二维经验模态分解特性,提出了一种基于 BEMD-自适应滤波的干涉图抑制噪声算法,并对自适应滤波的窗口进行了改进。根据窗内特征自适应调节窗口大小,并通过门限来决定是否需要改变窗口尺寸,达到在同性质区增大窗口来抑制噪声,在异性质区减小窗口以最大限度地保护图像细节的目的。实验表明,该算法不仅能有效地抑制干涉图的噪声,增强滤波的局部自适应性,而且能很好地保持条纹的细节信息。
关键词:二维经验模态分解;干涉图;自适应滤波;噪声;SAR
中图法分类号:P237.3;TP751 **文献标志码:**A

干涉 SAR 数据处理过程中,干涉相位图上存在大量的噪声。噪声的存在使得相位在解缠的过程中产生大量的残余点,影响了相位解缠的精度,严重地,甚至会造成相位解缠的失败。为此一些学者对干涉图的去噪方法进行了研究,如 Goldstein^[1]提出了经典频域自适应干涉图滤波算法, Lee^[2]提出了自适应滤波, Eichel^[3]和 Lanar^[4]提出了圆周期均值滤波和圆周期中值滤波方法以及廖明生^[5]等提出了复数空间自适应滤波方法等。上述方法虽然在一定程度上抑制了噪声,但由于 InSAR 干涉数据中噪声分布有其规律性,简单的平滑处理并不能达到理想的去噪效果。

近年来,部分学者提出利用二维经验模态分解^[6-7](bidimensional empirical mode decomposition, BEMD)进行 SAR 干涉图去噪的方法,为干涉图去噪提出了一种新的思路。其方法是将图像分解成有限个本征模函数分量 IMF (intrinsic mode function) 和一个趋势函数之和, BEMD 噪声抑制算法认为分解的前几项 IMF 全部由噪声构成,直接去除,然后对剩下的 IMF 进行累加重构,以达到去除噪声的目的。然而含噪图像经 BEMD 分解后,前几项 IMF 仍含有细节信息,如采用部分重构的方法将会损失大量细节信息,噪声也不能得到有效抑制。基于上述不足,本文提

出了一种基于 BEMD-自适应滤波的干涉图相位噪声抑制算法。

1 BEMD 分解及其滤波分析

经验模态分解(EMD)方法由 Huang^[8]等人提出,其主要思想是把一个时间序列的信号分解成不同尺度的本征模函数,在此基础上,通过筛分过程(sifting process)将信号分解成一系列特征尺度由最小到最大依次增加的 IMF 和一个趋势项余量,并在分解过程中保持信号本身的特性。

根据一维 BEMD 方法的分解原理,将其扩展到二维,可用于图像处理。对于图像的 BEMD 筛分步骤如下^[7]:

- 1) 按 8 邻域求图像局部极值点,如整个二维平面没有极值点,在进行一阶或几阶求导运算后,能够出现一个极大值点和一个极小值点;
- 2) 在待处理的图像 $f(x,y)$,按极值点构造插值曲面,求极大包络曲面 e_{\max} 和极小包络曲面 e_{\min} 的代数平均值 $E_1(x,y)=(e_{\max}+e_{\min})/2$;
- 3) 原图像数据 $f(x,y)$ 与平均值 $E_1(x,y)$ 的差值为 $h_1(x,y)$,即:
$$h_1(x,y)=f(x,y)-E_1(x,y) \quad (1)$$
- 4) $h_1(x,y)$ 是 $f(x,y)$ 的一个中间过程值,重

复上述过程 k 次,直到 $h_{1k}(x,y)$ 是第一阶 IMF1 分量,此时有:

$$h_{1(k-1)}(x,y) - E_1(x,y) = h_{1k}(x,y) \quad (2)$$

5) 定义 $c_1(x,y) = h_{1k}(x,y)$, 则 $c_1(x,y)$ 即为分离出的第一阶 IMF1 分量,然后把 $c_1(x,y)$ 从原数据中分离,得到余项 $r_1(x,y)$,即:

$$f(x,y) - c_1(x,y) = r_1(x,y) \quad (3)$$

6) 将 $r_1(x,y)$ 作为新的数据,重复上述过程 n 次,判断是否满足筛分终止条件 SD:

$$SD = \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y \frac{[h_{k-1}(x,y) - h_k(x,y)]^2}{h_{k-1}^2(x,y)} < \epsilon \quad (4)$$

上述终止条件是通过连续筛选后的紧邻残余项计算得到的,其中 X, Y 代表图像的大小, ϵ 为所取代终止参数。实验表明, ϵ 的选取直接影响到 BEMD 分解出 IMF 的数目和质量,为保证 IMF 能够更好地反映图像的细节,一些学者研究发现,取 $\epsilon \leq 0.25$ 比较适合于图像分解^[9-10]。考虑到 IMF 的分解计算量和质量,通过实验比较,本文取 $\epsilon = 0.2$ 。

7) 分解后得到最终的表达式:

$$f(x,y) = \sum_{i=1}^n \text{IMF}_i(x,y) + r_n(x,y) \quad (5)$$

式中, $f(x,y)$ 为原图像数据; $\text{IMF}_i(x,y)$ 是分解后得到的较小尺度细节信息; $r_n(x,y)$ 是得到的最终尺度趋势项。

从筛分过程可以看出,经过分解得到的第一个 IMF 分量包含了原始信号最高阶的频率成分,而最后的余项表示原始信号最低阶的频率成分,每个分量表示原始信号由高到低不同的频率成分。由上述步骤得到的本征模函数序列按尺度从小到大依次排列,图像信号中大量噪声能量存在于高频分量中,余项则代表了图像的趋势信息。去掉排列在前面的若干高频分量,然后对剩余图像进行重构,即可实现 BEMD 去除图像噪声的目的^[11]。

2 基于 BEMD-自适应滤波算法及实现

2.1 自适应滤波平滑算法

根据 Lee 提出的自适应滤波方法,为了抑制噪声,自适应算法中滑动窗口尺寸一般采用固定大小的窗口,如 5×5 或 7×7 ,这种滤波器虽然在同性区较好地抑制了噪声,但是却会损失一些细节消息。本文针对这一缺点进行了改进,提出了

一种改进的自适应窗口滤波方法,即正在滤波的窗口大小根据上一个窗内的信息来决定,而下一个窗口大小是否需要改变则由正在滤波的窗口信息来确定。

假定当前处理窗口的中心位于 (i,j) , L_{ij} 是窗口尺寸, N_{ij} 是窗口半径。则当前窗口内的元素可以表示为 $w_{ij}\{y(k,l)\}$, 其中 $i - N_{ij} \leq k \leq i + N_{ij}$, $j - N_{ij} \leq l \leq j + N_{ij}$; 其均值 $m_{ij} = \sum y(k,l) / L_{ij}^2$, 则方差为 $\sigma_{ij} = \sum (y^2(k,l) - m_{ij}^2) / L_{ij}^2$ 。

滤波的区域属于同性质区还是异性质区可由上述方差来进行判别,假如方差小于门限值 T_{ij} , 则认为是同性质区;反之则是异性质区。其门限值与窗口的大小有关,由窗内统计值来决定。考虑到影响门限的其他因素,我们设定门限为^[12]:

$$T_{ij} = \eta(\sigma_n + k\sigma_{\sigma_{ij}}) = \eta \left[1 + k \frac{1 + 2\sigma_n^2}{8(L_{ij} - 1)} \right] \cdot \sigma_n \quad (6)$$

式中, $\sigma_{\sigma_{ij}} = [(1 + 2\sigma_n^2) / (8(L_{ij} - 1))] \cdot \sigma_n$, 为引入样本点的标准差,反映了窗内的噪声对门限的影响; η 为图像平滑程度的系数,当 $\eta > 1$ 时,表示对噪声的抑制能力较强,一般取 $\eta = 0.9$ 最合适; k 为控制 $\sigma_{\sigma_{ij}}$ 的影响的权值,经过实验分析,本文取 $k = 1.5$ 。

下一个窗口的大小为:

$$N_{i,j+1} = \begin{cases} \min(N_{i,j+1}, N_{\max}) \\ \max(N_{i,j-1}, N_{\min}) \end{cases} \quad (7)$$

式中, N_{\max} 、 N_{\min} 为窗口的最大值和最小值。当 $N_{i,j} \leq N_{\max}$ 时,同性质区的下一个窗口 $N_{i,j+1}$ 会变大(如当前窗口为 5×5 , 则下一个窗口为 7×7); 而在异性质区,由于滑动窗含有很多的细节信息,当 $N_{i,j} \leq N_{\min}$ 时, $N_{i,j+1}$ 会变小(如当前窗口为 5×5 , 下一个窗口则变为 3×3),滑动窗可以在滤除噪声的同时保留大多数的细节。一旦当前窗口的大小被确定,则窗口均值 $\bar{x}(i,j) = \sum y(k,l) / L_{ij}^2$, 方差 $\sigma_y^2(i,j) = \sum (y^2(k,l) - \bar{x}^2(i,j)) / L_{ij}^2$ 。

中心点的估计值为:

$$\hat{x}(i,j) = \sum \alpha_{kl} \cdot y(k,l) / \sum \alpha_{kl} \quad (8)$$

式中, $\alpha_{kl} = \exp[-\alpha \cdot \sigma_y^2(i,j) / \bar{x}^2(i,j)] \cdot D_{kl}$, 为自适应的权值; D_{kl} 为该像素点到中心点的绝对距离; α 为可调节指数衰减的值(本文 α 取 0.8)。

2.2 固有模态函数域的自适应滤波去噪

经研究发现, BEMD 分解的各个 IMF 的瞬时频率中,第 1 个 IMF 含最高瞬时频率成分,第 i ($i \geq 2$) 个 IMF 的瞬时频率几乎是第 $i+1$ 个 IMF 的

瞬时频率的两倍,因此经 BEMD 分解之后的一些高频 IMF 将是噪声的主要分布层^[10]。对于基于 BEMD 的时空尺度滤波,通常采用原始信号减去 BEMD 分解的一个或多个 IMF 来进行滤波处理,这样做虽然能去除部分噪声,但会导致所减去 IMF 里面包含的有用信号与噪声一起被滤掉,是一种简单和粗糙的滤波方法^[9]。文献[9]、[11]的研究表明,含噪信号经 BEMD 分解后,前几项 IMF 中仍含有较多的细节信息,并且后面的 IMF 中也分布有不同程度的噪声,因此采用直接部分重构的方法对图像去噪,会损失大量的细节信息。针对 BEMD 非平稳信号的良好分解能力,结合自适应滤波技术,提出了一种基于 BEMD-自适应滤波方法。

设 $f(x,y)$ 是含有噪声的干涉图像, $f'(x,y)$ 是去噪后的干涉图像, $imf_n(x,y)$ 是 $f(x,y)$ 通过 BEMD 算法分解得到的 n 个固有模态函数,其数域的自适应滤波去噪的具体方法如下:① 对干涉相位图进行分解,分别得到分解后的实部 $real(x,y)$ 和虚部 $img(x,y)$;② 对干涉相位图的实部 $real(x,y)$ 进行 BEMD 分解,得到实部固有模态函数 $imf_n^r(x,y)$;③ 对干涉相位图的虚部 $img(x,y)$ 进行 BEMD 分解,得到虚部固有模态函数 $imf_n^i(x,y)$;④ 分别对实部和虚部的高频固有模态函数 $imf_n^r(x,y)$ 和 $imf_n^i(x,y)$ 进行自适应滤波处理,得到自适应滤波去噪重构后的实部和虚部的固有模态 $imf_n^{r'}(x,y)$ 和 $imf_n^{i'}(x,y)$;⑤ 分别用实部和虚部保留的残差 $r^r(x,y)$ 和 $r^i(x,y)$ 加上固有模态 $imf_n^{r'}(x,y)$ 和 $imf_n^{i'}(x,y)$,得到重构的、去噪的 $real'(x,y)$ 和虚部 $img'(x,y)$;⑥ 对滤波后的 $real'(x,y)$ 和虚部 $img'(x,y)$ 再次进行变换,得到去噪后的干涉图像 $f'(x,y)$ 。

在 IMF 分解过程中,端点问题是利用 BEMD 算法时不可避免的一大问题,本文采用镜像延拓算法来保留边界上邻域的信号特征,同时为了简化插值算法,提高二维筛分过程构造包络的效率,采用 Delaunay 三角形网格和三次样条插值来构造插值曲面。

3 实验结果与分析

3.1 实验处理

实验数据采用天津地区的时间间隔为 1 d 的重复轨道 ENVISAT-ASAR 数据,大小为 1 800 × 2 500,利用瑞士商用软件 GAMMA 进行预处理。分别采用 Goldstein 滤波、BEMD 分解方法、

自适应滤波与本文方法进行分析比较。

3.2 实验结果与分析

在进行滤波去噪时,Goldstein 滤波的滤波参数 α 取值为 0.5;BEMD 分解的 IMF 个数为三次滤波,即去除前三项 IMF 后,对余下分量进行重构;自适应滤波采用 Lee 滤波方法,窗口大小为 5 × 5。为了比较本文方法与其他滤波方法的效果,分别选取干涉图的实部和虚部的第 200 行的前 340 列(此项既有干涉条纹比较密集的区域,又有干涉条纹比较稀疏的区域,具有很强的代表性)进行进一步比较分析,几种滤波后的效果图如图 1、图 2 所示。

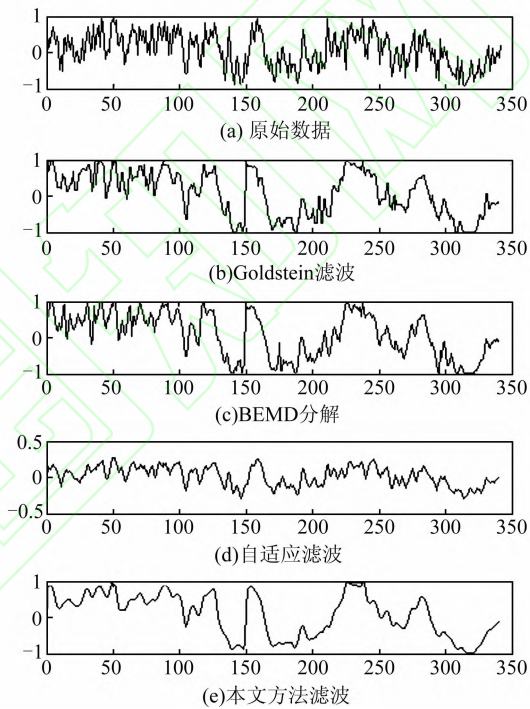


图 1 各种滤波后的实部信号分量对比图

Fig. 1 Real Component Filtered with Different Filters Compared with Original Real Component

在实际干涉条纹图中,由于噪声的存在,往往有一些表现为毛刺状的噪声,如图 1(a)和图 2(a)中的原始数据实部和虚部信号所示。从图 1 和图 2 来定性分析,对比原始的实部和虚部信息,经过滤波处理后的图像曲线变化平稳,表明实验去除了大量噪声。由图 1 和图 2(b)、2(c)可知,Goldstein 滤波以及 BEMD 分解方法的滤波方法虽然平滑了一些效果,但仍有一些毛刺难以去除;从图 1(d)和图 2(d)的自适应滤波曲线变化图可以看出,自适应滤波后干涉图的一些噪声信息被滤去,其效果要优于前两种方法,但平滑效果过大,可能会导致图像失真;而本方法先进行 BEMD 分解,再对分解的含噪 IMF 根据其同性质区和异性质区特性进行自适应窗口平滑处理,最大限度去除

了噪声。从图 1(e)和图 2(e)可以看出,本文方法不论是在去除噪声,还是图像的平滑程度上都明显优于前几种滤波方法,既较好地去掉了毛刺,又达到了直接用自适应滤波的平滑效果。

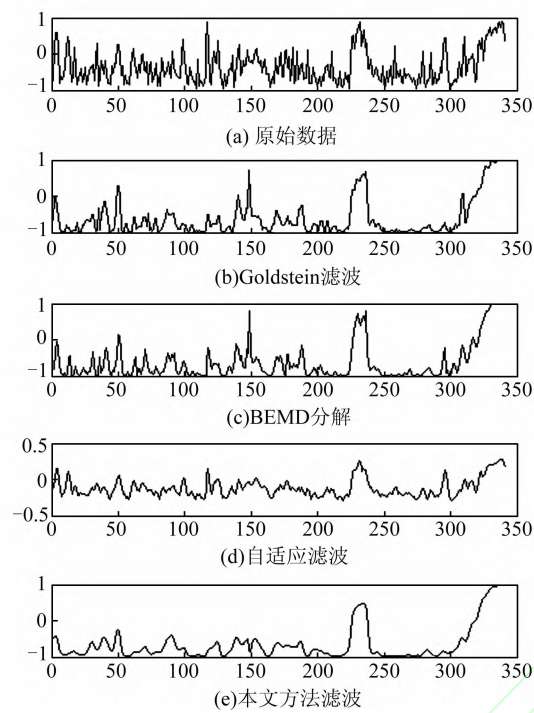


图 2 各种滤波后的虚部信号分量对比图
Fig. 2 Imaginary Component Filtered with Different Filters Compared with Original Imaginary Component

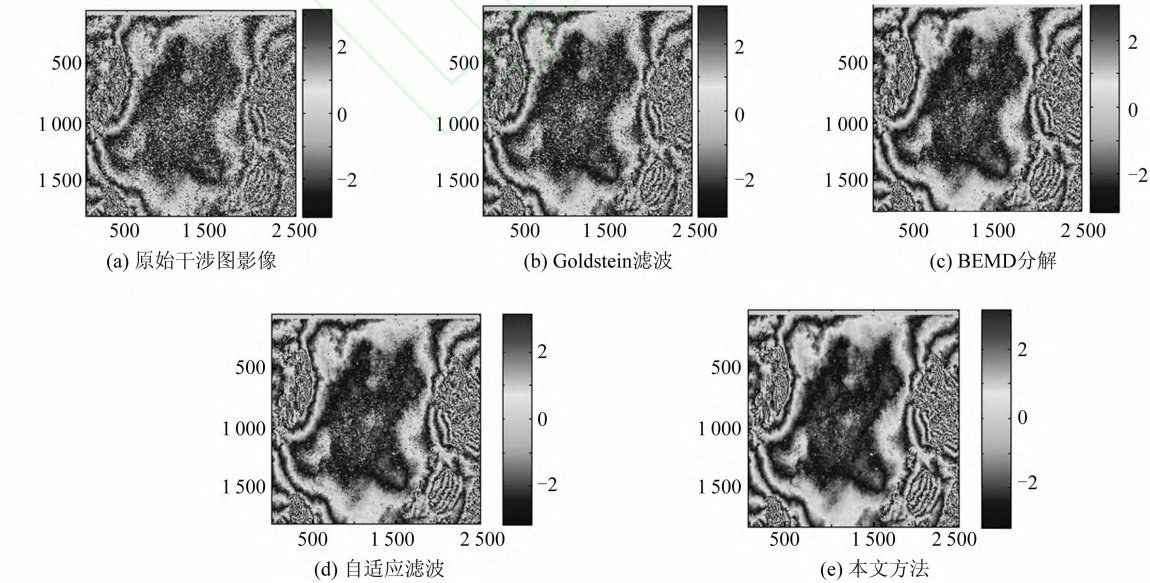


图 3 含噪声原始干涉图及各种滤波方法滤波后的干涉图
Fig. 3 Interferogram Filtered with Different Filters Compared with Original Interferogram

几种滤波后的结果如图 3 所示,图 3(a)为含噪干涉图,图 3(b)~3(e)分别表示 Goldstein 滤波、BEMD 分解、Lee 自适应滤波和本文方法的滤波后的结果。从图 3 可以看出,Goldstein 滤波和 BEMD 方法有很明显的噪声未被消除;图 3(d)虽然在一定程度上抑制了噪声,但滤波后的图像边缘比较模糊,条纹细节丢失严重;在本文方法中,自适应窗口大小的取值从 3×3 到 15×15 ,滤波窗口根据滤波区特性来进行调整,滤波后的干涉图条纹连续性更好,很好地保留了图像中的细节和边缘信息,平滑程度上明显优于前面几种滤波方法。

为了更好地比较滤波后的效果,在含噪声的干涉图和滤波后的干涉图中,选取第 200 行的相位值进行进一步比较研究,其剖面图如图 4 所示。从图 4 可以看出,前三种滤波方法都对噪声起到了一定的平滑作用,但是还是有一些地方毛刺明显没有被去除,相位的细节信息没有得到很好的保持,这也与图 3(b)~3(d)滤波结果相一致。与前三种滤波器相比,本文方法滤波后的干涉图的条纹连续性更好,噪声的抑制效果非常明显,与真图的剖面图更为吻合,更好地保持了条纹的细节信息。

3.3 指标评价

为了定量评价,选取 RMS 指标、相位标准差 (PSD)^[13]、相位差和值 (SPD)^[14]、残余点^[15]等干涉图滤波的定量评价指标对各种滤波方法进行评价。

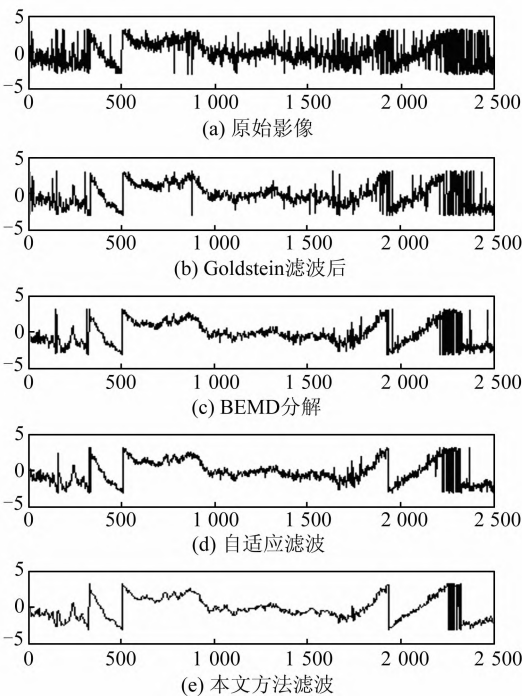


图 4 各种滤波后的干涉图剖面(第 200 行)
Fig. 4 Cross Section over the Filtered Interferogram
(Row 200)

表 1 为评定滤波后的干涉图的几种评价指标。从各项评价指标中可以看出,采用本文方法去噪后,图像的 RMS 最小。与 Goldstein 滤波、BEMD 分解和自适应滤波相比,RMS 分别降低了 0.585 8、0.482 2 和 0.311 9;在 PSD 和 SPD 方面,本文方法的值最小,说明本文方法能较好区分处于不同频域的信号和噪声,在消除噪声的同时,有效地保持了图像的边缘细节信息。在残余点数方面,本文方法去噪后的残余点数最少,去噪最为彻底。综合 RMS 指标、PSD、SPD 和残余点等各方面指标来看,本文方法的图像指标都要优于其他滤波方法,这也与图 3 中滤波结果相吻合,与现有的 BEMD 方法相比具有较好的改进作用,有利于下一步的相位解缠工作。

表 1 滤波器的定量评估结果

Tab. 1 Statistics of Various Filter Evaluation Criteria

去噪方法	RMS	PSD/ 10^5	SPD/ 10^5	残余点数
原始干涉图	1.876 5	5.435 4	5.763 5	301 240
Goldstein 滤波	0.927 5	4.768 2	4.682 2	6 217
BEMD 分解方法	0.823 9	4.290 7	4.107 4	2 983
自适应滤波	0.653 6	3.988 3	3.897 4	1 028
本文方法	0.341 7	2.145 7	2.462 1	685

4 结 语

本文提出了一种基于 BEMD 分解的自适应

滤波去噪算法,该算法将传统的自适应滤波的方法融合到了 IMF 中,通过对干涉图进行 BEMD 分解得到高频 IMF,并采用改进的自适应滤波对其高频成分进行去噪处理,重构图像以达到去噪目的。实验结果证明了其优越性,也说明将基于 BEMD-自适应滤波方法引用到抑制干涉图像噪声中是切实可行的。

参 考 文 献

[1] Goldstein R M, Zebker H A, Werner C L. Satellite Radar Interferometry Two Dimensional Phase Unwrapping[J]. *Radio Science*, 1988, 23(4): 713-720

[2] Lee J S, Papathannassion K P. A New Technique for Noise Filtering of SAR Interferometric Phase Images [J]. *IEEE Trans on GRS*, 1998, 36(5): 1 455-1 459

[3] Eichel P H, Ghiglia D C, Jakowatz C V, et al. Spotlight SAR Interferometry for Terrain Elevation Mapping and Interferometric Change Detection[M]. Sand: Sandia National Labs Technology, 1993

[4] Lanari R, Fornaro G. Generation of Digital Elevation Models by Using SIR_C/X_SAR Multifrequency Two-pass Interferometry: The Etna Case Study[J]. *IEEE Trans on GRS*, 1996, 34(5):1 096-1 115

[5] Liao Mingsheng, Lin Hui, Zhang Zuxun, et al. Adaptive Algorithm for Filtering Interferometric Phase Noise [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2003,7(2):98-105(廖明生,林珏,张祖勋,等. IN-SAR 干涉条纹图的复数空间自适应滤波[J]. 遥感学报,2003,7(2):98-105)

[6] Bernini M B, Federico A, Kaufmann G H. Denoising of Digital Speckle Pattern Interferometry Fringes by Means of Bidimensional Empirical Mode Decomposition[C]. SPIE, California, 2008

[7] Nunes J C, Bouaouney D. Image Analysis by Bidimensional Empirical Mode Decomposition [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(12): 1 019-1 026

[8] Huang N E, Shen Z, Long S R. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear Non-stationary Time Series Analysis[J]. *Proc. R. Soc. Lond. A*, 1998, 454(1 971):903-995

[9] Li Feng, Lv Hui. MRI Medical Image Denoising Based on BEMD and Wavelet Thresholding [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(10): 1 972-1 977(李峰,吕回. 基于 BEMD 和小波阈值的 MRI 医学图像去噪[J]. 中国图象图形学报, 2009,14(10):1 972-1 977)

[10] María B B, Alejandro F, Guillermo H K. Noise Re-

duction in Digital Speckle Pattern Interferometry Using Bidimensional Empirical Mode Decomposition [J]. *Appl. Opt.*, 2008, 47(14): 2 592- 2 598

[11] Rang Xiaoyong, Ye Junyong, Guo Chunhua. Image Denoising Method Based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition and Mean Filtering[J]. *Computer Applications*, 2008, 28(11): 2 884-2 886(让晓勇,叶俊勇,郭春华. 基于二维经验模态和均值滤波的图像去噪方法[J]. 计算机应用, 2008, 28(11): 2 884-2 886)

[12] Wang Weihua, Shen Zhenkang. An Improved Denoising Method in SAR Image Using Adaptive Window [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2003, 18(1): 23-26(王炜华,沈振康. 一种改进的自适应窗口滤波的 SAR 图像去噪算法[J]. 遥感技术与应用, 2003, 18(1): 23-26)

[13] Goldstein R M, Werner C L. Radar Interferogram Filtering for Geophysical Application [J]. *Geophysical Research Letters*, 1998, 25(21): 4 035-4 038

[14] Li Zhilin, Zou Weibao, Ding Xiaoli, et al. A Quantitative Measure for the Quality of InSAR Interferograms Based on Phase Differences[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2004, 70(10): 1 131-1 137

[15] Lee J S, Jurkevichi. Speckle Filtering of Synthetic Aperture Radar Images: a Review [J]. *Remote Sensing Reviews*, 2007, 23(8): 313-340

Interferogram Denoising Method Based on BEMD and Adaptive Filter

GUO Jiming¹ HUANG Changjun^{1, 2} YU Xiaodong¹ NIE Zhiping²

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 School of Municipal and Surveying Engineering, Hunan City University, Yiyang 413000, China

Abstract: A new adaptive filter based on empirical mode decomposition based on different characteristics of signal with noise in different IMFS for suppressing speckle in SAR interferograms is proposed. At first, empirical mode decomposition is used to divide signal and processed high-frequency IMF signals separately by adaptive filtering The denoising effect of the proposed method, the usual filter and a multiscale BEMD filter were investigated by experiment. When the part related to the speckle is subtracted from the original interferogram, speckle noise is reduced. The results are compared with the four other methods of mean filtering, median filtering, BEMD decomposition method and the ordinary adaptive filtering, showing that the BEMD-adaptive filter method is a powerful means for interferogram speckle noise reduction, and can preserve fine details in the interferogram directly related to the ground topography as well as maintain phase values distribution.

Key words: BEMD; interferogram; adaptive filter; noise; SAR

First author: GUO Jiming, PhD, professor, PhD supervisor. He is engaged in the education and research on application of high-precision GNSS positioning technology. E-mail: jmguo@sgg.whu.edu.cn

Foundation support: The Fundamental Research Funds for the Central Universities, No. 2012214020209; Research Foundation for Hunan Provincial Education Department, No. 12C0566; the Scientific Research Foundation for Universities of Hunan Province, No. 10A018.