

文章编号:1671-8860(2013)12-1445-06

文献标志码:A

# 一种改进的二维经验模态分解 SAR 图像噪声抑制方法

郭际明<sup>1</sup> 黄长军<sup>1,2</sup> 喻小东<sup>1</sup> 陈元洪<sup>1</sup>

(1 武汉大学测绘学院,武汉市珞喻路129号,430079)

(2 湖南城市学院市政与测绘工程学院,益阳市益阳大道西238号,41300)

**摘要:**针对二维经验模态分解(bidimensional empirical mode decomposition, BEMD)算法在抑制SAR图像噪声的过程中造成的边界污染问题,提出了一种改进的BEMD图像去噪方法。该方法在对含噪SAR图像进行BEMD分解的过程中,首先,对极值点进行三角剖分,同时在插值时进行边界周期延拓;其次,对插值后的曲面再进行IMF分解;然后,对分解后的含噪IMF分量进行小波滤波处理;最后,重构图像,从而达到抑制边界污染和去除斑点噪声的目的。实验结果表明,此方法同传统BEMD方法相比,边界污染抑制效果明显,在有效抑制SAR图像噪声的同时,较好地保持了图像的边缘和细节信息。

**关键词:**二维经验模态分解;SAR图像;斑点噪声;噪声抑制

中图法分类号:P237.3; TP751

合成孔径雷达SAR采用相干成像方式,目标回波信号的衰落过程会引起斑点噪声,严重影响了SAR图像的质量,因此,改善和抑制斑点噪声成为SAR图像处理的关键。目前,SAR图像噪声抑制方法大致可分为两类:成像之前的多视处理<sup>[1]</sup>和成像之后的滤波技术<sup>[2]</sup>。近年来,一些学者提出利用经验模态分解<sup>[3]</sup>(empirical mode decomposition, EMD)进行SAR相干斑的抑制,为SAR图像去噪提供了一种新的思路。此方法是将信号分解成有限个本征模函数分量(intrinsic mode function, IMF)和一个均值趋势函数之和,依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解,无须预先设定任何基函数和分解层数。由于EMD方法对含噪的SAR图像去噪时需要从图像的不同方向进行分解,分解过程缓慢,计算复杂度高,效率低下<sup>[4-5]</sup>。有些学者将EMD扩展到二维,提出了利用二维经验模态分解<sup>[6-7]</sup>(bidimensional empirical mode decomposition, BEMD)进行图像处理,取得了良好的效果。然而在模态分解过程中,数据集合的边界有时会出现发散和失真的现象,并会逐渐向内污染到整个数据集,从而使获得的分解遭到严重破坏<sup>[8]</sup>,因此,边界污染成

为BEMD分解过程中必须克服的一大难题。

针对边界污染问题,有学者提出了一些改进方法,如文献[9]通过设定特定的筛分次数来减少BEMD边界污染,文献[10]提出了在图像中额外加入极值点来减轻边界污染的方法,文献[11]提出了基于采样的无参纹理合成方法来处理二维情况下的边界问题,文献[12]提出了最大熵谱估计法。上述方法虽然减弱了BEMD分解时的边界污染,但是其迭代计算复杂,分解筛分停止准则不够合理,随意性大。针对上述问题,本文在分析SAR图像斑点噪声统计特性的基础上,提出了一种改进的BEMD算法。该算法首先对SAR图像进行分解,对极值点进行三角剖分,在插值时进行边界周期延拓,再对插值后的曲面进行IMF分解;然后,对含噪IMF分量进行小波滤波处理;最后,对处理后的IMF和剩余趋势量进行累加重构,得到去噪后的SAR图像。

## 1 BEMD算法去噪基本原理

EMD是对一个信号进行平稳化处理,其结果是将信号中不同尺度的波动或趋势逐级分解开,

收稿日期:2013-10-21。

项目来源:中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2012214020209);湖南省教育厅科研基金资助项目(12C0566)。

产生一系列具有不同特征尺度的数据序列,每个序列代表一个 IMF<sup>[3]</sup>。

EMD 在定义本征模式序列的基础上,通过筛选过程将信号分解成一系列特征尺度由最小到最大依次增大的 IMF 和一个趋势项余量。根据一维 EMD 方法的分解原理,BEMD 筛分步骤如下<sup>[6]</sup>。

1) 按 8 邻域求图像局部极值点,若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  $f(x, y)$  上,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 IMF<sub>1</sub> 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 IMF<sub>1</sub> 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,判断是否满足筛选终止条件  $S$ :

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

上述终止条件是由连续筛选后所得到的紧邻残余项计算得到的,其中,  $X, Y$  表示图像的大小,  $\epsilon$  为迭代终止参数。实验表明,  $\epsilon$  的选取直接影响到 BEMD 分解出的 IMF 的数目和质量,为保证 IMF 能够更好地反映图像的细节,通过反复实验,一般取  $\epsilon \leq 0.25$  比较适合图像分解<sup>[6]</sup>。本文选取  $\epsilon = 0.2$ 。

7) 得到最终的表达式为:

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

其中,  $f(x, y)$  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。

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,图像中的斑点噪声成分包含在小尺度分量即高频分量中,去掉排列在前的一个或者二个小尺度分量,然后重构图像,就达到了滤除斑点噪声的目的<sup>[13]</sup>。据此,BEMD 可以有效地

分离不同空间尺度的信息,处理非平稳、非线性的信息,具有其他分层方法所不具备的独特优点。

## 2 改进的 BEMD 算法

### 2.1 BEMD 的三角剖分插值

在 BEMD 分解过程中,包络平均是通过对原数据中的上极值点和下极值点分别进行样条插值拟合然后再平均得到的。在样条插值时,极值点找出来后,它们在平面上是散乱分布的,需要把它们按一定的邻接关系有序地组织起来进行曲面拟合。因此,包络曲面拟合是实现 BEMD 分解的关键步骤。本文采用 Delaunay 三角剖分插值方法<sup>[13-14]</sup>来实现包络曲面的拟合,其思路是将研究区域分割成简单的小三角形区域,在每个小三角形中构造插值曲面,再进一步把这些曲面片拼接起来,构造出一个大的插值曲面<sup>[15-16]</sup>。

### 2.2 IMF 滤波个数的确定

基于 BEMD 的斑点噪声滤波方法,其对分解后的前一个或二个 IMF 分量认为全部由噪声构成,直接去除,然后对剩下的 IMF 进行累加重构,以达到去噪的目的。然而,含噪图像经 BEMD 分解后,前几项 IMF 中仍含有较多的细节信息,采用直接部分重构的方法对 SAR 图像去噪时,会损失大量的细节信息。

针对上述问题,本文先对前几项含噪 IMF 进行小波滤波,再进行重构图像。在利用小波滤波去除 IMF 中的噪声时,IMF 个数的确定是滤波的关键。IMF 个数选择得过多,会损失较多的信号细节信息;选择得过少,则会残留较多的噪声,导致噪声不能有效去除<sup>[17]</sup>。为了选择合适的 IMF 个数,本文引入主成分分析(principle component analysis,PCA)<sup>[18]</sup>来进行 IMF 个数的筛选。

设  $I_0$  为含噪 SAR 图像,  $I_0$  经过 BEMD 分解后,第  $k$  层的 IMF 为  $\text{imf}_k$ ,为了便于讨论,令  $\text{imf}_k = f_k$ 。记

$$\mathbf{X} = [X_1 \quad X_2 \quad \cdots \quad X_N]^T = (f_k)^T \quad (6)$$

则  $\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{X} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{X} - \mathbf{m}_x)^T\}$  为  $f_k$  的协方差阵。设  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_N$  是  $\mathbf{C}_x$  的特征值,  $\varphi_1, \varphi_2, \cdots, \varphi_N$  是对应的特征向量,记  $\Phi = [\varphi_1 \quad \varphi_2 \quad \cdots \quad \varphi_N]^T$ ,则  $\Phi$  是一个正交矩阵向量。定义:

$$\mathbf{Y} = [Y_1 \quad Y_2 \quad \cdots \quad Y_N]^T = \Phi(\mathbf{X} - \mathbf{m}_x)$$

由 PCA 特性可知,  $\mathbf{X}$  中的噪声分布在所有的分量  $Y_i$  中,而信号主要集中在前几层的成分分量中。设主成分的累计贡献率为:

$$r = \sum_{i=1}^H \lambda_i / \sum_{i=1}^N \lambda_i \quad (7)$$

式中,  $N$  为 IMF 分解的个数; 由  $r$  的大小来确定保留成分分量的个数;  $H$  为停止滤波的层数。而在实际条件下,  $H$  很难选择, 本文对  $H$  的选择原则是如果存在  $\beta$  使得式(8)成立, 则取  $H = \beta$ 。

$$\left( \sum_{i=\beta+1}^H \lambda_i / \sum_{i=1}^N \lambda_i \right) \leq \left( \sum_{i=\beta}^N \lambda_i / \sum_{i=1}^N \lambda_i \right) \quad (8)$$

通过基于 PCA 的分析,最终确定分解的层数和滤波的 IMF 个数。

## 2.3 改进算法

Delaunay 三角剖分在点集为凸集合时效果比较理想,但当集合存在凹陷或者多连通区域时,剖分效果受到影响。同时,三角剖分插值不能外插,有时会存在边界效应问题,即在模态分解过程中数据集合的边界会出现发散和失真的现象,并会向内污染数据集,使获得的分解遭到破坏。针对上述问题,本文提出了一种新的边界效应解决方法,其步骤如下。

1) 对待提取极值点的图像的边界作周期延拓。首先,在左边界处进行周期延拓处理,即将  $f(x, y)$  向左平移时间段长度  $T$  后,与原始  $f(x, y)$  连接,形成时间段长度为  $2T$  的边界图像  $f_n(x, y)$ 。

$$t1 \in [t_1, \dots, t_n, t_1, \dots, t_n] \quad (9)$$

$$f_{tl}(x, y) \in [f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), \\ f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n)] \quad (10)$$

然后,在右边界处进行对称延拓处理,即在  $f_{11}(x, y)$  右边界上镜像原始信号,并与  $f_{11}(x, y)$  连接,形成时间段长度为  $3T$  的边界图像  $f_{12}(x, y)$ 。

$$t2 \in [t_1, \dots, t_n, t_1, \dots, t_n, t_n, \dots, t_1] \quad (11)$$

$$f_{i2}(x, y) \in [f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_n, y_n), \dots, f(x_1, y_1)] \quad (12)$$

同理,在分别对左右延拓后的  $f_{i2}(x, y)$  上下边界作周期延拓,得到图像  $f_{i3}(x, y)$  和  $f_{i4}(x, y)$ 。

$$t3 \in [(t_1, \dots, t_n, t_1, \dots, t_n, t_n, \dots, t_1); (t_1, \dots, t_n, t_1, \dots, t_n, t_n, \dots, t_1)] \quad (13)$$

$$f_{i3}(x, y) \in [(f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_n, y_n), \dots, f(x_1, y_1)); (f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_n, y_n), \dots, f(x_1, y_1))] \quad (14)$$

$$t4 \in [(t_1, \dots, t_n, t_1, \dots, t_n, t_n, \dots, t_1); (t_1, \dots, t_n, t_1, \dots, t_n, t_n, \dots, t_1); (t_1, \dots, t_n, t_1, \dots, t_n, t_1, \dots, t_n, t_1, \dots, t_1)] \quad (15)$$

$$f_{t4}(x, y) \in [(f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_n, y_n), \dots, f(x_1, y_1)); (f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_n, y_n), \dots, f(x_1, y_1)); (f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_1, y_1), \dots, f(x_n, y_n), f(x_n, y_n), \dots, f(x_1, y_1))] \quad (16)$$

再对  $f_{t4}(x, y)$  所有的极大值和极小值以三次样条曲线插值形成上下极值包络线, 并取其均值  $E'_1(x, y)$ , 有  $f_{t4}(x, y) - E'_1(x, y) = h'_1(x, y)$ 。

最后,对延拓后的图像进行 BEMD 分解,抛弃 IMF 分量的延拓部分,得到分解后的第一个 IMF 分量。

2) 根据 IMF 筛分终止条件  $S$  进行判别, 如果不满足或者满足了要进行下一层 IMF 的分解, 将此减均后的残余继续作边界周期延拓。

3) 重复步骤 1)、2), 直至筛分结束, 得到边界周期延拓的各分量  $IMF_i(x, y)$  和最终尺度趋势项  $r_n(x, y)$ 。

4)根据式(8)和式(9),对前  $H$  项的 IMF 进行小波滤波,然后,将滤波后的 IMF 分量和后面未经处理的低频 IMF 分量及余项进行重构,得到去噪后的图像  $f'(x, y)$ 。

### 3 实验与分析

### 3.1 SAR 图像的分解

实验采用天津地区的星载 SAR 图像, L 波段。截取像素大小为  $170 \times 170$ , 原始图像受噪声污染, 且地物特征较为明显, 分别用 BEMD 方法和改进的 BEMD 方法对其进行分析比较。

边界污染是利用 BEMD 进行分解时不可避免的一大问题。传统方法采用 Delaunay 三角网格和三次样条插值来构造极大值和极小值包络，在分解过程中，数据集合的边界会出现发散和失真的现象，并会逐渐由外向内污染，从而使 IMF 分解遭到破坏。

图 1 为 Delaunay 三角剖分后的前三层 IMF 分解结果,可以看出,分解得到的 IMF 分量在边缘处有黑色污染,而且,从 IMF2 到 IMF3,被黑色污染的区域越来越向图像中心扩展。实验中,随着筛分的进行,黑边将逐渐吞噬图像的高层固有模态分量。

为了分析本文方法的可行性,在进行 BEMD 分解前,对边界周期延拓后的图像进行样条插值后,再进行 IMF 的分解,其前三层 IMF 结果如图 2 所示。

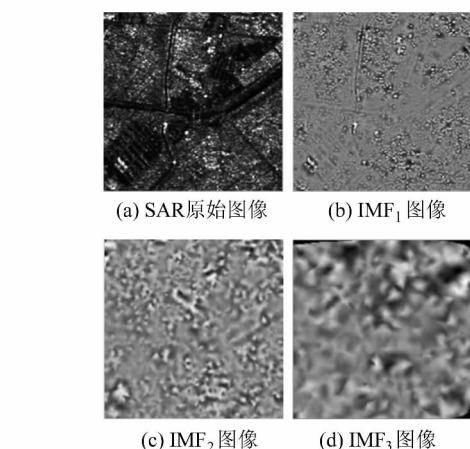


图1 BEMD分解的IMF分量图(前三层IMF)  
Fig. 1 IMF Component Diagram Decomposed by BEMD

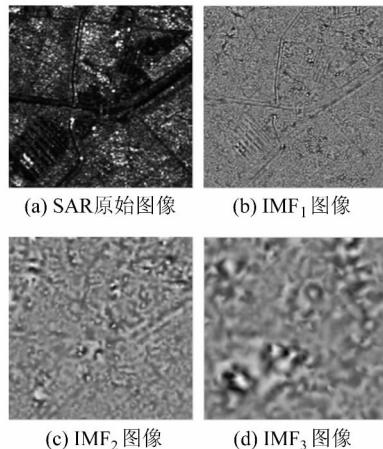


图2 改进的BEMD分解的IMF分量图  
Fig. 2 IMF Component Diagram Decomposed by the Improved BEMD

图2可知,改进算法分解的IMF结果在边界处的黑色污染得到消除,其边界效应抑制明显。从完成整个BEMD过程的速度来看,改进的三角剖分插值较慢。图3为在相同S下,两种插值方法的5层BEMD分解S收敛曲线。从S的收敛曲线上看,改进算法的插值比原始剖分插值的收敛速度要慢近4倍,但从插值效果看,对于极值点分布密集的对象,前者要优于后者。

### 3.2 实验结果分析

为了更好地对实验结果进行分析比较,本文采用均值、标准差<sup>[19]</sup>、等效视数(ENL)<sup>[20]</sup>、边缘保持指数(EPI)<sup>[21]</sup>、峰值信噪比(PSNR)<sup>[22]</sup>等图像质量衡量指标来比较滤波效果。

在去噪方法方面,分别采用小波滤波、BEMD方法和本文方法对SAR含噪图像进行滤波处理。从图4视觉效果上可以看出,SAR图像经过三种

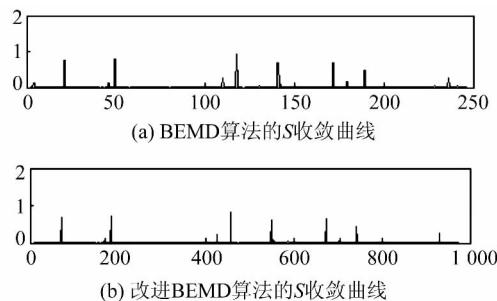


图3 两种算法的S收敛曲线  
Fig. 3 Convergence Curves of S in Two Algorithms

方法滤波后,噪声都得到了一定程度的有效抑制。小波滤波去噪后,边缘轮廓不够清晰,仍有大量的噪声没有去除,细节损失严重;BEMD方法的去噪效果要优于小波滤波方法,在噪声的去除和细节保持方面都有较好的改进和提高;本文方法得到的结果整体清晰度更高,与前两种方法相比,在平滑区域噪声去除得更彻底,同时,SAR图像的边缘和纹理信息损失较少,一些较小的细节边缘得以保留。

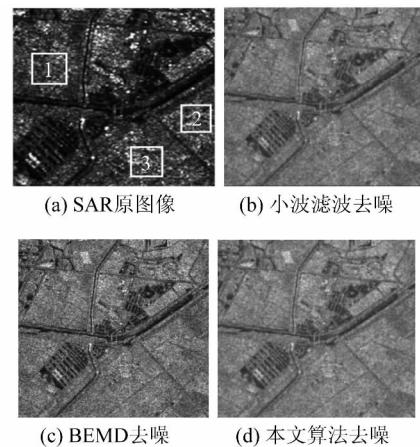


图4 不同算法去噪效果比较  
Fig. 4 Comparison of De-noised Effect of Different Algorithms

为了定量比较各个算法对噪声的抑制效果,在图4(a)中选择三个同质区域进行分析,所选区域的大小分别为 $25 \times 25$ 、 $30 \times 30$ 、 $50 \times 50$ ,计算所选三个区域的ENL,结果见表1。由表1可知,本文方法对同质区域相干斑的抑制能力最优,与小波滤波方法相比,ENL平均提高了53.6536,与BEMD方法相比平均提高了15.5603。

实验结果的均值、标准差、PSNR和EPI见表2。由表2可知,采用本文方法去噪后,图像的标准差最小,与小波滤波方法和BEMD方法相比,标准差分别降低了4.5682和0.9189;在PSNR方面,本文方法的值最高,说明改进的BE-

表1 各区域 ENL 比较

Tab. 1 Comparison of Equivalent Number of Looks(ENL) on the Regions

去噪方法	区域 1	区域 2	区域 3
原始 SAR 图像	3.520 7	2.845 9	3.470 3
小波滤波	26.910 8	59.599 7	36.106 0
BEMD 算法	66.158 3	88.760 4	81.977 8
本文方法	87.464 9	104.046 5	92.065 9

MD 算法能够把处于不同频域的信号和噪声很好地分开来, 达到较好的去噪效果; 而且本文方法去噪后的 SAR 图像, EPI 均高于另外两种方法, 说明本文方法在消除噪声的同时, 有效地保持了图像的边缘细节信息。综合 PSNR、ENL 和 EPI 等各方面指标来看, 改进的 BEMD 算法的图像指标要优于其他滤波方法, 与现有的 BEMD 方法相比, 也具有较好的改进作用。

表2 滤波效果和边缘保持效果比较

Tab. 2 Comparison of De-noised Effect and Edge Retained Effect

去噪方法	均 值	标准差	PSNR	EPI
原始 SAR 图像	97.473 1	53.257 2	11.382 1	0.498 5
小波滤波	96.204 4	26.809 7	12.306 0	0.519 1
BEMD 算法	95.495 9	23.160 4	19.897 8	0.694 6
本文方法	97.137 7	22.241 5	27.065 9	0.896 8

## 4 结语

本文在 BEMD 方法的基础上提出了一种改进的 SAR 图像去噪方法, 并讨论了改进的 BEMD 方法的去噪效果。从目视角度和均值、标准差、ENL、PSNR 和 EPI 的比较来看, 本文方法较大幅度地保持了原图像的主要细节和边缘信息, 同时较好地抑制了 SAR 图像的斑点噪声。BEMD 基于全新的分解结构, 为图像去噪领域开启了一个新的研究方向。由于其方法本身的理论还不够成熟, 其分解是一个迭代计算的过程, 筛选和内插计算复杂, SAR 图像中的 IMF 的噪声是否为加性噪声还需要更加精确的证明。如何精确拟合图像的特征曲面, 制定合理的筛选停止准则等问题, 将是今后 BEMD 噪声抑制中需要重点研究的问题。

## 参 考 文 献

- [1] 贾承丽, 匡纲要. SAR 图像去斑方法[J]. 中国图像图形学报, 2005, 10(2):135-142
- [2] 柏延臣, 王劲峰, 朱彩英, 等. 基于小波分析的 SAR 图像斑点滤波及其性能比较评价[J]. 遥感学报,
- [3] Huang N E, Shen Z, Long S R. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear Nonstationary Time Series Analysis[J]. Proc R Soc Lond A, 1998, 454:903-995
- [4] Kopsinis Y, McLaughlin S. Development of EMD Based Denoising Methods Inspired by Wavelet Thresholding[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(4):151-162
- [5] Hanc M, Guoh D, Changl W, et al. A Novel Method to Reduce Speckle in SAR Images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(23):5 095-5 101
- [6] Nunes J C, Guyot S, Del' Echelle E. Texture Analysis Based on Local Analysis of the Bidimensional Empirical Mode Decomposition[J]. Machine Vision and Applications, 2005, 16: 177-188
- [7] Nunes J C, Bouaoune Y, Del' Echelle E. Image Analysis by Bidimensional Empirical Mode Decomposition[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(12):1 019-1 026
- [8] Ge Guangtao. Key Problems of Bidimensional Empirical Mode Decomposition[J]. IEEE ICRS, 2010, 47(5):70-73
- [9] Damerval C, Meignen S, Perrier V. A Fast Algorithm for Bidimensional EMD[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(10): 701-704
- [10] Linderherd A. 2D Empirical Mode Decomposition in the Spirit of Image Compression[J]. SPIE on Wavelet and ICA Application, 2002, 48 (4):1-8
- [11] Liu Z, Peng S. Boundary Processing of Bidimensional EMD Using Texture Synthesis[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 15(1):33-36
- [12] Bell B M, Percival D B. A Two-Step Burg Algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(1): 185-189
- [13] 宋平帆, 张杰. 二维经验模分解在海洋遥感图像信息分离中的应用[J]. 高技术通讯, 2001, 11(9):62-67
- [14] 薛倩, 王化祥, 郝魁红. 基于 Delaunay 三角剖分的多相流射线层析成像[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(3): 678-684
- [15] Nunes J C, Guyot S, Deléchelle E. Texture Analysis Based on Local Analysis of the Bidimensional Empirical Mode Decomposition[J]. Machine Vision and Applications, 2005, 16(3):177-188
- [16] Hanssen R F. Radar Interferometry Data Interpretation and Error Analysis[M]. London: Kluwer Academic Publishers, 2001
- [17] 王文波, 赵攀, 张晓东. 利用经验模态分解和主成分分析的 SAR 图像相干斑抑制[J]. 测绘学报, 2012,

- 41(6):838-843
- [18] Zhang Lei, Rastislav L, Wu Xiaolin. PCA Based Spatially Adaptive Denoising of CFA Images for Single Sensor Digital Cameras[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(4):797-812
- [19] Arsenault H H, April G. Properties of Speckle Integrated with a Finite Aperture and Logarithmically Transformed[J]. Journal of the Optical Society of America, 1976, 66(11): 160-163
- [20] Lee J S. Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Radar Images[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1981, 17(3):24-32
- [21] 黄世奇,刘代志. SAR 图像斑点噪声抑制方法与应用研究[J]. 测绘学报,2006,35(3):245-250
- [22] 李卫斌. SAR 图像处理的若干关键技术[D]. 西安: 西安电子科技大学,2004

第一作者简介:郭际明,博士,教授,博士生导师,主要从事高精度 GNSS 定位技术及应用领域的教学与科研工作。  
E-mail:jmguo@sgg.whu.edu.cn

## An Improved BEMD Method for SAR Image Noise Suppression

GUO Jiming<sup>1</sup> HUANG Changjun<sup>1,2</sup> YU Xiaodong<sup>1</sup> CHEN Yuanhong<sup>1</sup>

(1) School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(2) School of Municipal and Surveying Engineering, Hunan City University, 238 West Yiyang Road, Yiyang 413000, China)

**Abstract:** For boundary pollution problems occurring during the process of SAR image noise suppression by bidimensional empirical mode decomposition (BEMD), an improved BEMD method of image denoising is proposed. In this method, the noisy SAR image is decomposed into detail parts and contour parts using BEMD. First, the extreme points are triangulated, and interpolation boundaries equivalents are extended. Then, the surfaces of the IMF components after interpolation are decomposed, and the IMF components with noise after the decomposition are processed by wavelet filtering. Finally, images are reconstructed. Experimental results show that this method is effective for suppressing speckle noise, as compared to the bidimensional empirical mode decomposition, and has sufficiently advantages when retaining edges and detail information while suppressing noise.

**Key words:** BEMD; SAR image; speckle noise; noise suppression

**About the first author:** GUO Jiming, Ph D, professor, Ph D supervisor. He is engaged in the education and research on application of high-precision GNSS positioning technology.

E-mail: jmguo@sgg.whu.edu.cn