

基于贝叶斯门限的静态小波域干涉相位图滤波

汪沛^{①②} 王岩飞^① 张冰尘^① 唐禹^{①②} 麻丽香^{①②}

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100080)

^②(中国科学院研究生院 北京 100039)

摘要: 干涉相位图中的噪声会妨碍后续的相位解缠, 并降低最终的 DEM 精度。本文提出一种静态小波域的干涉相位图滤波方法。该方法能够自适应地计算贝叶斯门限分类静态小波系数, 并可根据干涉相位图特性自适应地选取小波变换的最优尺度值。文中用仿真数据和 SIR-C/X SAR 在意大利 Etna 火山的干涉数据进行实验, 并将该文算法处理结果与均值滤波、中值滤波和 Goldstein 滤波的结果相比较。用该算法处理, 处理仿真数据所得结果的最小均方误差和相关性均优于其余方法。该算法处理 Etna 火山的干涉数据时, 残余点从 30430 点降至 113 点, 远少于其余算法的处理结果。实验结果表明: 该文算法能够较好地保持干涉条纹细节, 有效减少干涉相位图中的残余点, 与 Goldstein 滤波相比也具有一定优势。

关键词: 干涉图; 滤波; 静态小波变换; 贝叶斯门限

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)11-2706-05

INSAR Interferogram Filtering Based on Bayesian Threshold in Stationary Wavelet Domain

Wang Pei^{①②} Wang Yan-fei^① Zhang Bing-chen^① Tang Yu^{①②} Ma Li-xiang^{①②}

^①(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

^②(Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: Noise in the interferogram hinders the processing of two-dimensional phase unwrapping, and decreases the accuracy of the final DEM products. In this paper a interferometric phase noise reduction algorithm, in the stationary wavelet domain, is proposed. The algorithm chooses threshold of wavelet coefficients adaptively by using Bayesian method, and adaptively selects the best scale of two dimensional stationary wavelet transform for filtering. By using both simulated and SIR-C/X SAR generated interferograms, the performance of the algorithm is demonstrated and compared with the mean filter, the median filter and the Goldstein filter. By processing the simulated data, it is proved that the algorithm can get a result with better RMS and coherence. By using the algorithm, the residue number of real data reduced from 30430 to 113, far below the other methods. The result shows that the algorithm can preserve the fringes better, and filter the phase noise more effectively by reducing the number of residues. And the algorithm has some advantages over the Goldstein filter.

Key words: Interferogram; Filtering; Stationary wavelet transformation; Bayesian threshold

1 引言

合成孔径雷达干涉测量技术(INSAR)通过利用同一地区的多幅 SAR 复图像获得相位信息, 进行地形高度或地表形变的测量。干涉数据处理中, 两幅雷达复图像经过预滤波、配准等处理后共轭相乘得到干涉相位图, 再经过相位解缠等处理, 最终获得测区的数字高程模型(DEM)或地表形变数据^[1]。近年来, INSAR 技术日益成熟, 并广泛应用于国土测绘和地震监测等领域。

然而, 由于实际系统中的噪声和雷达图像配准等处理的去相关影响, 干涉相位图中不可避免地存在相位噪声。相位噪声的存在直接影响相位解缠的精度和计算效率, 以及最终

的测量精度。因此, 必须对干涉相位图滤波, 以保证干涉测量量的精度^[2]。

均值滤波和中值滤波是两种常用的干涉相位图滤波方法, 它们容易实现, 计算速度快, 但滤波效果一般, 会降低干涉相位图的空间分辨率。为了获得更好的滤波效果, 研究人员不断提出新的干涉相位图滤波方法。比较经典的方法有时域的 Lee 滤波方法^[3], 频域的 Goldstein 滤波方法^[4]。使用离散小波变换(DWT)的干涉相位图滤波方法也由 Carlos 提出^[5]。

本文算法使用静态小波变换(SWT), 与 DWT 相比, 在多尺度分析时不需要下采样^[6], 从而避免了干涉条纹细节信息的损失。通过分析干涉相位图特性, 本文提出自适应选取

最优小波变换尺度值的方法, 并采用贝叶斯门限在小波域中滤波。实验证明, 本文算法不但能够较好地保持干涉条纹图的细节信息, 而且有效地减少干涉相位图中的残余点数目, 达到良好的滤波效果。

2 干涉相位图基本特性

干涉数据处理中, 经过预滤波和配准的两幅 SAR 复图像 I_1 , I_2 共轭相乘, 可得到复干涉相位图 I_{int} 。

$$I_{\text{int}} = I_1 \cdot I_2^* = |I_1 \cdot I_2| \cdot \exp(j\phi_1 - j\phi_2) = |I_1 \cdot I_2| \cdot \exp(j\phi_y) \quad (1)$$

其中 ϕ_1 , ϕ_2 是两幅 SAR 复图像的相位; ϕ_y 是两幅复图像的相位差, 即干涉相位; $|I_1|$, $|I_2|$ 是复图像的幅度。

在实域中, 干涉相位噪声符合加性噪声模型^[7]:

$$\phi_y = \phi_x + v \quad (2)$$

ϕ_y 是干涉相位, ϕ_x 是理想的无噪干涉相位, v 是零均值噪声。

为避免在实域中降噪时局部相位解缠可能导致的误差, 大多数干涉相位图滤波算法在复数域滤波^[3]。本文算法也应用于复数域。根据式(2), 可以建立复数域的干涉相位图模型如下^[5]:

$$e^{j\phi_y} = \cos(\phi_y) + j \sin(\phi_y) \quad (3)$$

$$\cos(\phi_y) = N_c \cos(\phi_x) + v_c \quad (4)$$

$$\sin(\phi_y) = N_c \sin(\phi_x) + v_s \quad (5)$$

$$N_c = \frac{\pi}{4} |\rho| F\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}; 2; |\rho|^2\right) \quad (6)$$

其中 ρ 是两幅复图像 I_1 和 I_2 相关系数; $F\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}; 2; |\rho|^2\right)$ 是超几何分布; v_c 和 v_s 为统计特性相同的相位噪声, 而且与干涉相位 ϕ_x 统计独立。参考文献[8]进一步证明 v_c 与 v_s 符合零均值的高斯分布, 其方差可以由下式估计^[9]:

$$\sigma_{v_c}^2 = \sigma_{v_s}^2 = \frac{1}{2}(1 - |\rho|)^{0.68} \quad (7)$$

因为正交小波变换是线性变换, 根据(3)–(5)式, 可以推导二维正交小波变换域中的相位噪声模型如下^[5]:

$$\text{SWT2}\{\cos(\phi_y)\} = 2^i N_c \cos(\phi_x^\omega) + v_c^\omega \quad (8)$$

$$\text{SWT2}\{\sin(\phi_y)\} = 2^i N_c \sin(\phi_x^\omega) + v_s^\omega \quad (9)$$

$$E\left\{\left|\text{SWT2}\left(e^{j\phi_y}\right)\right|^2\right\} = 2^{2i} N_c^2 + \sigma_{v_c^\omega}^2 + \sigma_{v_s^\omega}^2 \quad (10)$$

i 是小波变换的尺度值; ϕ_x^ω 表示小波变换域中的干涉相位信息; v_c^ω 和 v_s^ω 为小波变换域中的相位噪声; $\sigma_{v_c^\omega}^2$ 和 $\sigma_{v_s^\omega}^2$ 为小波变换域中相位噪声的方差, 且有 $0 \leq N_c \leq 1$, $(\sigma_{v_c^\omega}^2 + \sigma_{v_s^\omega}^2) \leq 1$ 。

当信噪比较大时, N_c 值较大, 再乘以系数 2^i , 则小波系数中的干涉相位信息很强, 小波系数取值较大。若小波变换尺度 i 也足够大(一般 $i \geq 3$), 则相位噪声分量 $\sigma_{v_c^\omega}^2 + \sigma_{v_s^\omega}^2$ 可以忽略, 可认为小波系数对应干涉相位信息。当信噪比小时, N_c 值较小, 小波系数中的干涉相位信息较弱, 主要是相位噪声分量 $\sigma_{v_c^\omega}^2 + \sigma_{v_s^\omega}^2$ 起作用, 可认为小波系数对应相位噪声且

取值小。因此, 可通过设置门限来对干涉相位图的小波系数进行分类, 并分别处理干涉相位和相位噪声对应的小波系数实现干涉相位图的滤波。

3 算法的提出与实现

因为大块的干涉相位图可以分成小块进行处理, 本文做如下假设: 处理的干涉相位图对应的地域地面特性相似, 而且没有大面积的阴影和水域。从而干涉相位图中各点的相关系数相对集中分布在小区域。可以假设存在一个常数值 ρ_{const} , 将 ρ_{const} 代入式(6)和式(7)所得的统计特性和原干涉相位图的统计特性近似。此时, N_c , $\sigma_{v_c}^2$, $\sigma_{v_s}^2$ 近似为常数值。这时, 可近似认为 v_c 和 $N_c \cos(\phi_x)$, v_s 和 $N_c \sin(\phi_x)$ 分别统计独立。

基于上述假设, 并结合干涉相位图特性, 本节分 3 部分提出基于贝叶斯门限的静态小波域干涉相位图滤波方法, 并给出实现步骤。

3.1 干涉相位图二维静态小波变换及滤波

SWT 和 DWT 相比在多尺度分析时没有下采样, 不会损失图像信息, 所以常用于图像处理。图 1 是对干涉相位图做尺度为 3 的二维静态小波变换的示意图:

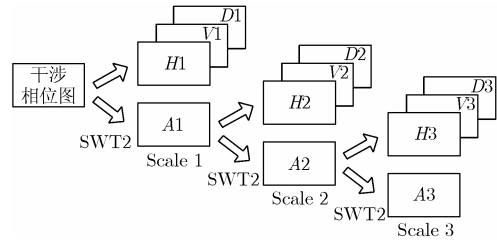


图 1 3 尺度的二维静态小波变换示意图

干涉相位图进行一次二维静态小波变换(SWT2), 就得到 A , H , V 和 $D4$ 个子带。其中 A 子带对应上一尺度干涉相位图的低频部分, 即干涉相位图在下一尺度上的概貌; H , V 和 $D3$ 个子带分别对应上一尺度的干涉相位图在垂直方向、水平方向和对角线方向的细节。对干涉相位图进行下一个尺度的分析, 只需划分当前尺度的 A 子带即可。依次类推, 可以得到干涉相位图多尺度分辨率的分析。

在静态小波域按照一定标准对小波系数进行分类, 确定干涉相位和相位噪声对应的小波系数并分别处理, 就可实现对干涉相位图的滤波。根据处理后的各尺度下各子带的小波系数, 进行二维静态小波逆变换(ISWT2)就可以重构滤波后的干涉相位图。因为小波变换是线性变换且具有可加性, 所以本文算法对干涉相位图的实部和虚部分别滤波, 再提取滤波后的干涉相位图^[5,10]。

3.2 干涉相位图小波系数贝叶斯门限的选择

自然图像的小波子带分解具有明显的非高斯的高阶点估计特性^[11]。经分析表明, 对绝大多数图像, 形状参数 $0.5 < \beta < 1$ 时, 广义高斯分布(Generalized Gaussian

Distribution, GGD)可以充分描述小波变换后各个细节子带(即 H , V 和 D)中小波系数的分布^[12]。参考文献[8]通过仿真数据和实际数据验证:在小波域中,干涉相位图中的相位噪声符合高斯分布,而干涉相位则符合GGD模型。GGD具体描述如下:

$$\text{GG}_{\sigma_x, \beta}(x) = C(\sigma_x, \beta) \exp\left(-[\alpha(\sigma_x, \beta)|x|]^\beta\right), \quad -\infty < x < \infty, \beta > 0 \quad (11)$$

$$\text{其中 } \alpha(\sigma_x, \beta) = \sigma_x^{-1} \frac{\Gamma(3/\beta)}{\Gamma(1/\beta)}^{1/2}, \quad C(\sigma_x, \beta) = \frac{\beta \cdot \alpha(\sigma_x, \beta)}{2\Gamma(1/\beta)},$$

$$\Gamma(t) = \int_0^\infty e^{-u} u^{t-1} du, \quad \sigma_x \text{ 为信号方差。}$$

假设小波域中干涉相位图观测模型为 $Y = X + N$, 因为 X 和 N 相互统计独立, 根据本节开始的假设, 有

$$\sigma_y^2 = \sigma_x^2 + \sigma^2 \quad (12)$$

其中 Y 为小波系数; X 为小波系数中的干涉相位分量; N 为小波系数中的相位噪声分量; σ_y^2 , σ_x^2 和 σ^2 分别为 Y , X 和 N 的方差。

在 GGD 模型中, 通过最小化贝叶斯风险, 即均方误差的期望值, 可求得各个细节子带中小波系数的近似门限为^[12]

$$\hat{T}_B(\hat{\sigma}_x) = \hat{\sigma}^2 / \hat{\sigma}_x \quad (13)$$

将绝对值低于门限值的小波系数置零, 即可实现对干涉相位图滤波。

细节子带中的相位噪声方差 $\hat{\sigma}^2$ 可由下式进行估计^[13]:

$$\hat{\sigma} = \text{Median}(|Y|) / 0.6745 \quad (14)$$

由于 Y 建模为零均值, 所以, 被噪声污染的干涉相位的方差为

$$\hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n Y_i^2 \quad (15)$$

子带大小为 $n \times n$ 。

根据式(12), 式(14)和式(15), 令

$$\hat{\sigma}_x = \sqrt{\max(\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}^2, 0)} \quad (16)$$

上式表示 σ_x 为 $\sigma_y^2 - \sigma^2$ 和 0 二者中最大值的平方根。

根据式(13)和式(16), 制定干涉相位图的小波系数的贝叶斯门限计算法则如下:

$$\hat{T}_B(\hat{\sigma}_x) = \begin{cases} \hat{\sigma}^2 / \hat{\sigma}_x, & \hat{\sigma}_x \neq 0 \\ |Y|_{\max}, & \hat{\sigma}_x = 0 \end{cases} \quad (17)$$

当 $\sigma_x = 0$ 时 $\sigma_y \leq \sigma$, 说明该细节子带中相位噪声分量很强, 所以选择贝叶斯门限值为小波系数中的最大模值, 即将该细节子带中的小波系数全部置零。

3.3 小波变换最优尺度值的选择及滤波算法的实现

算法中 SWT2 的尺度 s 如何选取, 是一个关键问题。对于不同的干涉相位图, 由于所对应地形及相位噪声强度的不同, 其所需小波变换最优尺度值也不相同。若尺度 s 取值偏

小, 会导致尺度划分不够细而残留较多相位噪声; 若尺度 s 取值偏大, 则会耗费更多的存储空间和计算时间, 对滤波效果可能却无明显改善, 甚至会过度滤波而损失干涉相位信息。

在小波域滤波时, 若某尺度下有一个细节子带被全部置零, 说明该尺度下这个子带中的相位噪声还比较强。因此同尺度的 A 子带中还可能残留较强的相位噪声, 所以需要继续进行 SWT2。直到在某一尺度划分下, 没有细节子带被全部置零, 表明残留的相位噪声已经得到有效抑制。

据此, 本文提出一种确定小波变换最优尺度值的方法如下: 小波变换的尺度依次增加时, 若在某一尺度下, 各细节子带都为部分置零(即各细节子带中都满足 $\hat{\sigma}_y^2 > \hat{\sigma}^2$), 则该尺度值作为本文算法中小波变换的最优尺度值。该方法能够针对不同的干涉相位图自适应地选取小波变换的最优尺度值。

根据上述分析, 概括本文滤波算法的主要步骤如下:

(1)对干涉相位图的实部和虚部分别进行 SWT2。

(2)根据式(17)计算当前尺度下各细节子带小波系数的贝叶斯门限。保留模值大于门限的小波系数, 并将其余的小波系数置零。

(3)若该尺度下, 至少有一个细节子带中的小波系数被全部置零, 则执行步骤(4); 否则, 执行步骤(5)。

(4)继续对干涉相位图的实部和虚部进行下一尺度的 SWT2, 并执行步骤(2)。

(5)假设此时总共进行了尺度值为 s 的静态小波变换。根据处理后的小波系数, 通过 ISWT2 分别重构滤波后干涉相位图的实部和虚部, 并提取滤波后的干涉相位图。

4 实验结果

本节分别用本文算法处理仿真数据和 SIR-C/X SAR 在意大利 Etna 火山的实际干涉数据, 并与均值滤波、中值滤波和 Goldstein 滤波的结果进行比较, 从而说明本文算法在干涉相位图滤波上的优势。

4.1 对仿真数据的处理

本小节通过处理仿真的加噪“高斯山”条纹图, 将本文算法与其它几种滤波方法进行比较。仿真“高斯山”条纹如图 2(a)所示, 大小为 512×512 , 加入相位噪声的均值为 0, 标准差为 1.0 rad ($\sigma_v = 1.0$)。各种方法的滤波结果如图 2(b)~图 2(f)所示。其中, Goldstein 滤波强度都为 0.8, 处理块大小分别为 32×32 和 64×64 , 块间重叠分别为 14 和 20。

根据文献[3], 仿真的无噪条纹图和滤波后条纹图之差的均方根误差如果大于所加噪声的标准差 σ_v , 则说明滤波没能有效抑制噪声, 损坏了干涉条纹结构。此外, 本文还计算了无噪条纹图和各种滤波结果的相关系数, 用以描述二者的相关性。计算图 2 中各个滤波结果的这两项指标如表 1 所示:

表 1 数据显示: 几种滤波结果中, 只有本文算法滤波的结果计算所得的标准差为 0.8073 rad , 小于 1.0 rad 的原始

噪声标准差。其余滤波结果对应的值都大于 1.0 rad。而且比较相关系数可知，本文算法滤波结果与无噪条纹图的相似度最高。

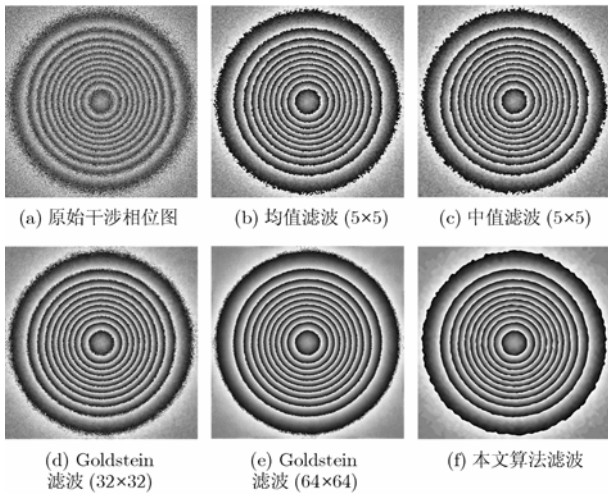


图 2 仿真“高斯山”条纹图及各种滤波效果比较

表 1 各种方法滤波效果比较

滤波器	5×5 均值 滤波	5×5 中值 滤波	Goldstein 滤波 32×32	Goldstein 滤波 64×64	本文 算法
RMS 误差(rad)	1.1986	1.1232	1.3804	1.0277	0.8073
相关系数	0.9551	0.9589	0.9208	0.9774	0.9907

4.2 对 Etna 火山口数据的处理

本小节通过处理 SIR-C/X SAR 在意大利 Etna 火山的干涉数据分析验证算法，所选数据块大小为 512×512。经过试验比较，在本文算法中选择 Bior4.4 双正交静态小波。分别用 5×5 均值滤波、Goldstein 滤波和本文滤波算法处理干涉相位图。其中 Goldstein 滤波的处理块为 64×64，块间重叠为 20，强度为 0.8。原始干涉相位图与各种滤波结果如图 3 所示。本小节用残余点数目来评价滤波效果，计算各滤波结果中的残余点数目如表 2 所示。

表 2 Etna 火山口数据滤波前后残余点数目比较

	滤波前	均值 滤波(5×5)	Goldstein 滤波(64×64)	本文 滤波算法
残余点 数目	30430	1108	590	113

比较表 2 中数据，滤波后残余点数目均大幅下降。均值滤波后残余点剩余最多，Goldstein 滤波次之。而本文算法滤波结果中只有 113 个残余点，远少于均值滤波和 Goldstein 滤波。而且，对比图 3 中各个滤波结果，本文算法滤波后干涉条纹边缘更加清晰，对干涉相位图的细节也保持的更好。

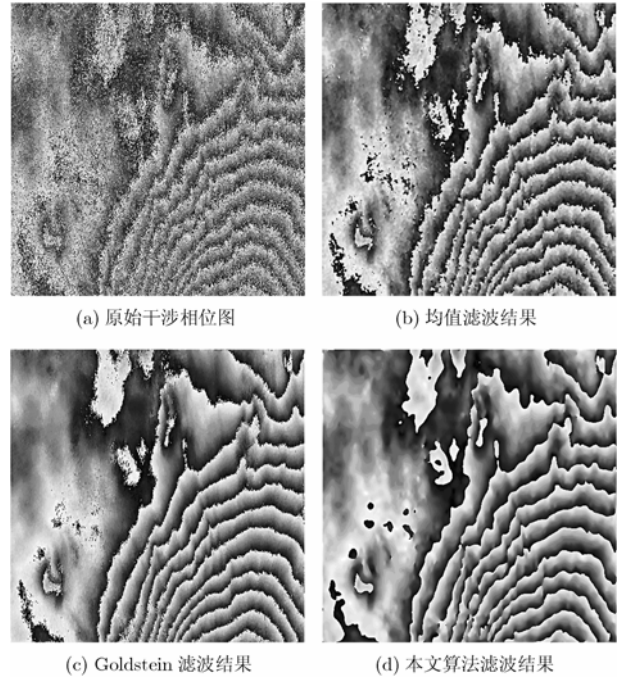


图 3 原始干涉相位图及滤波效果比较

5 结束语

本文分析说明了如何在干涉相位图的小波域应用贝叶斯门限，并提出了根据干涉相位图特性自适应选择小波变换最优尺度的方法。通过处理仿真数据和实际干涉数据验证了本文算法的有效性。实验结果表明，该算法对于干涉相位图降噪和干涉条纹保持具有一定优势。同时也说明，静态小波变换在干涉相位图滤波的应用上具有一定优势和前景。

参考文献

- [1] Hellwich O. Basic principles and current issues of SAR interferometry. www.ipi.uni-hannover.de/html/publikationen/1999/isprs-workshop/cd/pdf-papers/hellwich.pdf.
- [2] Burgmann R, Rosen P A, and Fielding E J. Synthetic aperture radar interferometry to measure earth surface topography and its deformation. *Annual. Review of Earth and Planetary Sciences.*, 2000, 28: 169-209.
- [3] Lee J S, Papathanassiou K P, and Ainsworth T L. A new technique for noise filtering of SAR interferometric phase images. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(5): 1456-1465.
- [4] Goldstein R M and Werner C L. Radar interferogram filtering for geophysical applications. *Geophysical Research Letters*, 1998, 25(21): 4035-4038.
- [5] Martínez C L and Fàbregas X. Modeling and reduction of SAR interferometric phase noise in the wavelet domain. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(12): 2553-2566.

- [6] MALLAT S. 杨力华, 戴道清, 黄文良译. 信号处理的小波导引[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002: 115-117.
- [7] Lee J S, Hoppel K W, and Mango S A. Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(5): 1017-1027.
- [8] Lopez C and Fabregas X. SAR interferometric phase statistics in wavelet domain. *Electronics Letters*, 2002, 38(20): 1207-1208.
- [9] Martinez C and Canovas X. Results on SAR interferometric phase noise reduction using wavelet transform, 4th European Conference on Synthetic Aperture Radar, Cologne, Germany, 4-6 June 2002, P7: 593-596.
- [10] Carlos López-Martínez and Xavier Fàbregas. SAR interferometric phase denoising. A new approach based on wavelet transform. *Proceedings of SPIE*, 2000, 4173: 199-210.
- [11] Simoncelli E and Adelson E. Noise removal via Bayesian wavelet coring. *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, Lausanne, Switzerland, Sept. 1996, 1: 379-382.
- [12] Chang S C, Yu B, and Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2000, 9(9): 1532-1546.
- [13] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1995, 41(4): 613-627.
- 汪 沛: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为INSAR理论研究及信号处理.
- 王岩飞: 男, 1963年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为微波成像雷达系统及其理论、数字信号处理等.
- 张冰尘: 男, 1973年生, 研究员, 硕士生导师, 研究方向为SAR成像理论及信号处理.
- 唐 禹: 男, 1976年生, 博士生, 研究方向为SAR成像理论及信号处理.
- 麻丽香: 女, 1980年生, 博士生, 研究方向为INSAR理论研究及信号处理.