

文章编号: 1007-4619 (2003)01-0041-06

# 基于小波阈值优化和边缘检测的 SAR 影像斑点噪声滤除

张文江, 许晓东, 李 京, 陈秀万, 吴 欢

(北京大学 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871)

**摘 要:** 探讨在小波频域内进行 SAR 斑点噪声分析的特点和优势, 回顾小波频域斑点噪声滤除的方法, 结合前人阈值优化和边缘检测的思想提出一种新的斑点噪声滤除方法。试验表明所研究的噪声滤除方法, 同各种空间域滤波方法和已有的小波频域滤波方法比较, 在噪声滤除和信息保留两方面的综合效果有明显提高, 具有一定的应用价值。

**关键词:** SAR 影像; 斑点噪声; 滤波; 小波变换

**中图分类号:** TP751.1      **文献标识码:** A

## 1 引 言

SAR 影像中由于相干斑点噪声的干扰<sup>[1]</sup>, 噪声滤除成为不可缺少的工作。它要求合理滤除影像斑点噪声, 同时保持影像细节信息。目前普遍使用数字滤波, 包括空间域和频率域滤波。

空间域滤波器中, 传统的均值滤波器和中值滤波器, 对噪声和边缘信息不加区分。自适应滤波器多通过局域统计参数的调节, 对噪声进行较强的平滑, 而对边缘则尽量予以保留。常用的自适应滤波器有 Lee、Frost、Sigma、改良 K 均值以及 Gamma 等。不过空间域的滤波, 很难在消除噪声的同时很好地保留边缘和纹理细节, 只能进行两方面的折衷。

频域滤波方面, 傅里叶变换能够进行高通或低通滤波。但在提高信噪比和空间分辨率之间存在矛盾: 低通滤波能较好地抑制噪声却会模糊图像边缘; 高通滤波可加强边缘, 但背景噪声也会被加强。而小波分析具有灵活的多尺度特征: 不同尺度反映不同层次的图像特征, 因而擅长于分析图像细节信息, 进行噪声的滤除和边缘的保留。

本文在已有小波阈值去噪方法的基础上, 通过噪声级标准差来优化阈值, 结合小波域边缘检测, 提

出新的小波斑点去噪方法, 克服小波硬门限的去噪不理想和软门限的过分平滑。

## 2 基于小波的 SAR 噪声滤除

### 2.1 小波系数阈值去噪

小波函数在时频域都具有较好的局部性, 其变尺度特性使得小波变换对信号具有一种“集中”的能力。而噪声和信号的小波系数分布规律相反, 尤其在大尺度时由于对噪声进行了一定的平滑, 使得噪声的小波系数很小。因而可据此差异设置阈值, 去除由噪声控制的幅值小、数目多的小波系数, 以达到降低噪声又保持图像主要信息的目的。

小波阈值去噪分三个步骤: 小波变换分解; 设置一定的阈值对小波系数进行处理; 小波逆变换得到空域结果图像。如何选择阈值是关键, 因为它控制图像噪声和信息的分离。对小波系数的阈值处理有硬门限和软门限两种方法<sup>[2]</sup>, 硬门限将小于阈值的小波系数置为零, 大于阈值的保留; 软门限是基于 David L. Donoho 软门限思想的小波系数的非线性处理。

张俊等<sup>[3]</sup>直接应用 David L. Donoho 的软门限理

收稿日期: 2001-10-15; 修订日期: 2001-12-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(编号: 40171074)。

作者简介: 张文江(1976—), 男, 1999年毕业于北京师范大学资源与环境学系地理教育专业, 现为北京大学遥感所在读硕士, 主要研究方向为遥感影像处理, 时态 GIS。

论,对 SAR 影像进行了小波软门限滤波的处理。选择 Daubechies 小波对 SAR 影像进行分解,根据影像在小波域内信号与斑点噪声奇异性的不同而分别处理。若影像无不规则纹理,纹理对应的奇异点具正 Lipschitz 指数,且小波系数模极大值点数目随尺度的增大而增加;而标准高斯白噪声分布处处具有奇异性,有负的 Lipschitz 指数,白噪声的极大值点数目平均随着尺度增加一倍而减少一半<sup>[4]</sup>。奇异性绝大部分是由负的 Lipschitz 指数引起的。由于在小尺度时,小波系数模值增大的极大值点是由斑点噪声引起,将这部分小波系数置零即可实现滤波。

小波系数估计噪声级方差,认为最小尺度的小波空间主要以噪声为主。然而有时将小尺度所估计的值应用到所有小波系数并不准确,高频信号成分通常会被误作噪声。另外 Donoho 针对高斯白噪声而提出的软门限,对大于阈值的小波系数进行削弱,即具平滑作用,往往会产生信号的过分平滑。

## 2.2 基于边缘检测的噪声滤除

Fukuda 等<sup>[5]</sup>提出了基于小波理论的斑点噪声滤波器:在小波细节子图像中减少小波系数的幅值来抑制噪声,同时利用子图像提供的信息来检测边缘和纹理细节,保留对应的小波系数值。其算法步骤如下:

(1) 小波分解图像到  $M$  层,对小波系数取绝对值。

(2) 对细节子图像进行如下处理

a) 设置阈值  $T$  将细节子图像分为强弱两部,若小波分解系数的绝对值  $\geq T$ , 归为强部;若小波分解系数的绝对值  $\leq T$ , 归为弱部。

b) 将弱部乘以系数  $a$ ,  $0 \leq a \leq 1$ 。

c) 以强部的各个像素为中心构造  $3 \times 3$  窗口,对三个方向的细节子图像(LH, HL, HH) 进行判断:若当前像素领域至少有一个强部像素,保留当前像素值;否则,当前像素乘上系数  $b$  ( $0 \leq b \leq 1$ )。

(3) 小波逆变换重建图像。

这里涉及到三个参数:  $T$ 、 $a$ 、 $b$ , 其中  $T$  根据图像的灰度级确定,一般取灰度级的中值; $a$ 、 $b$  为 1 时相当于重构原图像,当  $a$ 、 $b$  为 0 时相当于低通滤波。Fukuda 使用  $a=b=0.5$ ,  $a$ 、 $b$  值太大或太小都会影响去噪后影像的视觉解译效果。该方法没有根据不同尺度的噪声级水平来确定阈值范围,也没考虑不同尺度噪声级水平的变化。

小波变换的重要特点之一是对信号奇异性的刻画。信号与噪声具有不同性质的 Lipschitz 指数,即

信号是正奇异,随机噪声是负奇异,其具有的奇异数为  $a = -1/2 - \epsilon$  ( $\epsilon > 0$ )。该性质在小波变换中表现为信号的变换模随尺度的增加而增加,而噪声的变换模随尺度的增加而减小。高斯白噪声的小波模极大值的平均稠密度反比于尺度,即尺度越大模极大值越稀疏。因此,模极大值的传播成为区分信号和噪声的重要特征之一。

为了很好地进行信号分频,要求所用小波函数具有很好的频率局部化特性:在小波分解时应不产生相移(或只产生线性相移),即具有对称性;另外还应考虑小波本身的特性如光滑型程度(能保证在频率域里衰减速度快)、支集的大小等。小波分析去噪常用 Daubechies 正交小波基,如 Donoho 的经典阈值方法也是基于正交小波基推导的。本文采用双正交样条小波,其特点是:明确的逐段多项式函数表达,简单易实现;子集为紧支集;具很好的对称性。

## 3 改进小波 SAR 影像去噪

基于优比阈值和边缘检测的思想,本文构造了新的斑点噪声滤除方法,充分利用小波在空域和频域的局部性和对奇异点的刻画能力。在频域中,边缘等空间特征对应小波系数的模极大值;并随尺度增大,边缘信息的系数模极大值增大,而噪声的系数模极大值减小。因此当尺度较小时模极大值由噪声控制,尺度越大边缘信息越占主导地位。当到达一定尺度,模极大值几乎完全由边缘信息控制,而噪声模极大值幅度低于一定的阈值。

在小波变换域对小波系数进行阈值处理,经典方法有以下两种<sup>[2,6]</sup>:

硬门限方法:

$$W = Th(W, t) = \begin{cases} W, & |W| \geq t \\ 0, & |W| < t \end{cases}$$

软门限方法:

$$W = Ts(W, t) = \begin{cases} \text{sgn}(W)(|W| - t), & |W| \geq t \\ 0, & |W| < t \end{cases}$$

其中  $W$  为小波系数,  $t = \sigma \sqrt{2 \log(n)}$  为阈值。

$t = \sigma \sqrt{2 \log(n)}$  是 Donoho 基于正交离散小波变换推导出来的通用阈值方法。阈值的确定取决于小波基函数和噪声模型等因素<sup>[7]</sup>。进行影像的去噪必须根据具体的应用特征对选定合适的阈值,以免影像的过滤或少滤。Guo<sup>[3]</sup>、Rerkner<sup>[8]</sup> 等对小波影像滤波阈值进行了研究。

### 3.1 阈值的优化

本文研究对经典阈值进行了修正: 通过估计的噪声标准差和滤除的噪声标准差之间的差值进行迭代, 使得差值趋于某个容许值时得到最优阈值。硬门限法是去除噪声的小波系数, 保留信号的小波系数。若反过来保留噪声的小波系数得到噪声影像, 可用来调节阈值使之达到最优。

$$f = \min\{\hat{\sigma}_u - \sigma_u\}$$

其中  $\hat{\sigma}_u$  是斑点噪声的估计标准差,  $\sigma_u$  是噪声的小波系数逆变换后得到的噪声影像的标准差, 通过迭代找到满足上式的最优阈值。

(1) 估计斑点噪声的标准差  $\hat{\sigma}_u$  (可用  $7 \times 7$  窗口):

$$\hat{\sigma}_u = \sqrt{1/N \sum (x_{ij} - \bar{x})^2};$$

(2) 对影像进行小波变换得到小波系数  $W$ ;

(3) 设置一个初始阈值  $t = \beta \sigma \sqrt{2 \log n}$ ,  $\beta$  为可调参数, 初始值设为 1;

(4) 通过硬门限法保留噪声的小波系数;

(5) 小波逆变换重构噪声影像;

(6) 计算噪声影像的标准差  $\sigma_u$ ;

(7) 计算  $\Delta = \hat{\sigma}_u - \sigma_u$ , 若  $\Delta \leq K$ , 执行步骤  $i$ ;

(8) 若  $\Delta > K$ , 调整参数  $\beta = \beta + k$ , 重复步骤  $d$ ;

(9) 取  $t$  为最优阈值。

$K$  是 (7) 式的容许值,  $k$  是步长, 一般取 0.1。

### 3.2 边缘检测

在小波域中, 小波变换系数存在“相关性”, 尽管

噪声和边缘都集中于高频带, 但边缘是连续变化的, 产生比噪声更宽的高频带; 而斑点噪声是随机分布的, 不会在邻域内连续出现。利用该特点可实现小波系数影像的边缘检测。这与前面介绍的 Fukuda<sup>[4]</sup>的方法相似。处理方法为: 对每个像素用  $3 \times 3$  的窗口进行邻域判断, 如果窗口内至少含有一个非零小波系数, 则保留当前像素值; 如果当前像素值的邻域没有非零像素, 则用当前像素值减去阈值。阈值可通过前面的阈值优化方法求得。

## 4 试验与结论

我们使用 SAR 影像, 分别对涉及到的各种滤波器进行了试验比较。其中 Lee、Frost、Sigma、Gamma 自适应滤波是使用 ENVI3.0 实现, 小波滤波的算法使用 VC 实现。试验的 SAR 影像带有水域, 便于比较各方法在陆地、水域等地物的滤除效果。试验结果如图 1 所示。

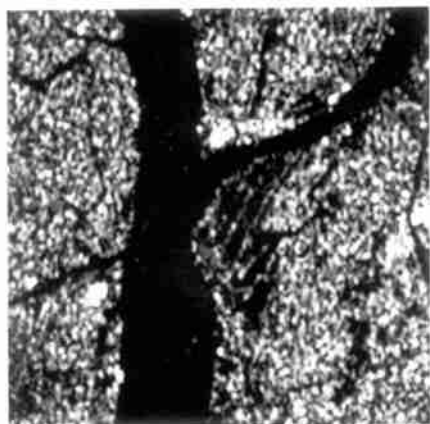
### 4.1 斑点噪声的滤除能力

斑点噪声指数 (标准差/均值) 常用来衡量斑点噪声的削减强度, 一般而言指数越低滤除噪声的性能越好。统计斑点噪声指数是对均匀目标而言, 我们从 SAR 影像中选取了具有代表性的试验区  $P$ , 为线性特征突出且比较均匀的区域。试验区斑点噪声指数、均值和标准偏差统计数据分别如表 1 所示。

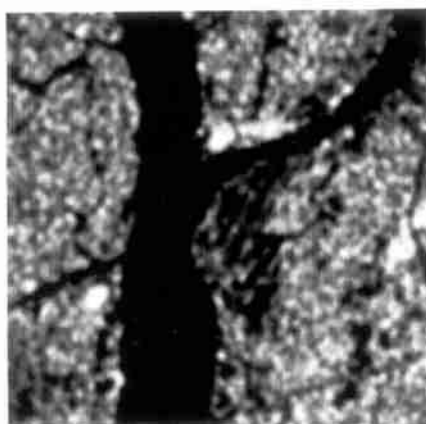
表 1 各 SAR 影像滤波方法试验比较

Table 1 Experiment Results Comparison of Different Filters

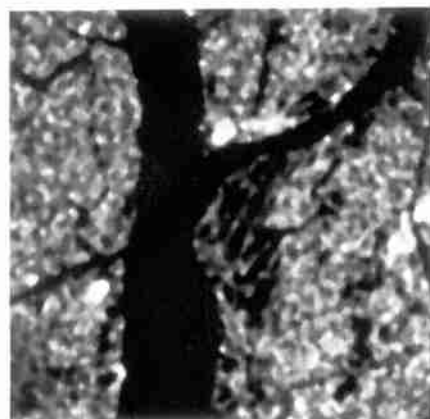
滤波器	均值/m	标准差/s	噪声指数 s/m	Robert s 梯度	噪声指数排序
原始影像	61.10	42.93	0.70	47.82	—
均值滤波	59.50	25.11	0.42	21.22	1
中值滤波	57.82	26.02	0.45	23.12	2
Lee 滤波	61.02	34.64	0.57	32.60	4
Frost	43.28	26.94	0.62	26.79	6
Sigma	60.86	39.47	0.65	39.69	7
改良 K 均值	57.49	27.68	0.48	22.42	3
Gamma 滤波	59.91	35.12	0.59	33.08	5
小波硬门限	60.71	39.78	0.66	39.79	8
小波身门限	59.93	28.89	0.48	25.72	3
改进的小波	60.90	39.78	0.65	40.57	7



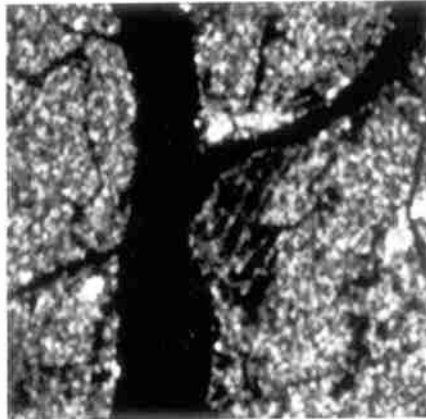
(a) 原始 SAR 影像



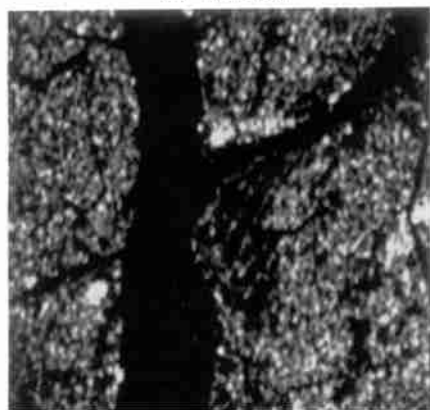
(b) 均值滤波器



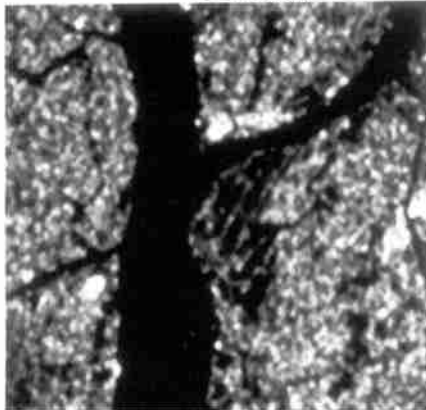
(c) 中值滤波器



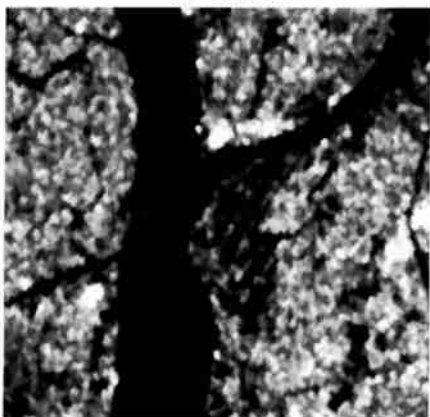
(d) Lee 滤波器



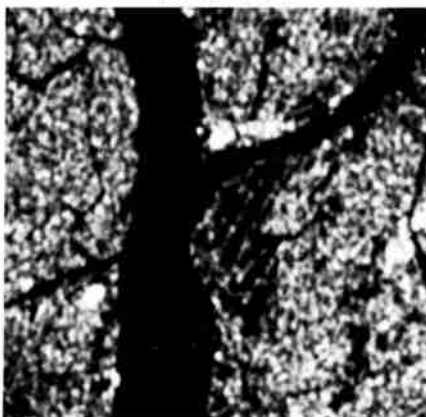
(e) Frost 滤波器



(f) Sigma 滤波器



(g) 改良 K-均值滤波器



(h) Gamma 滤波器

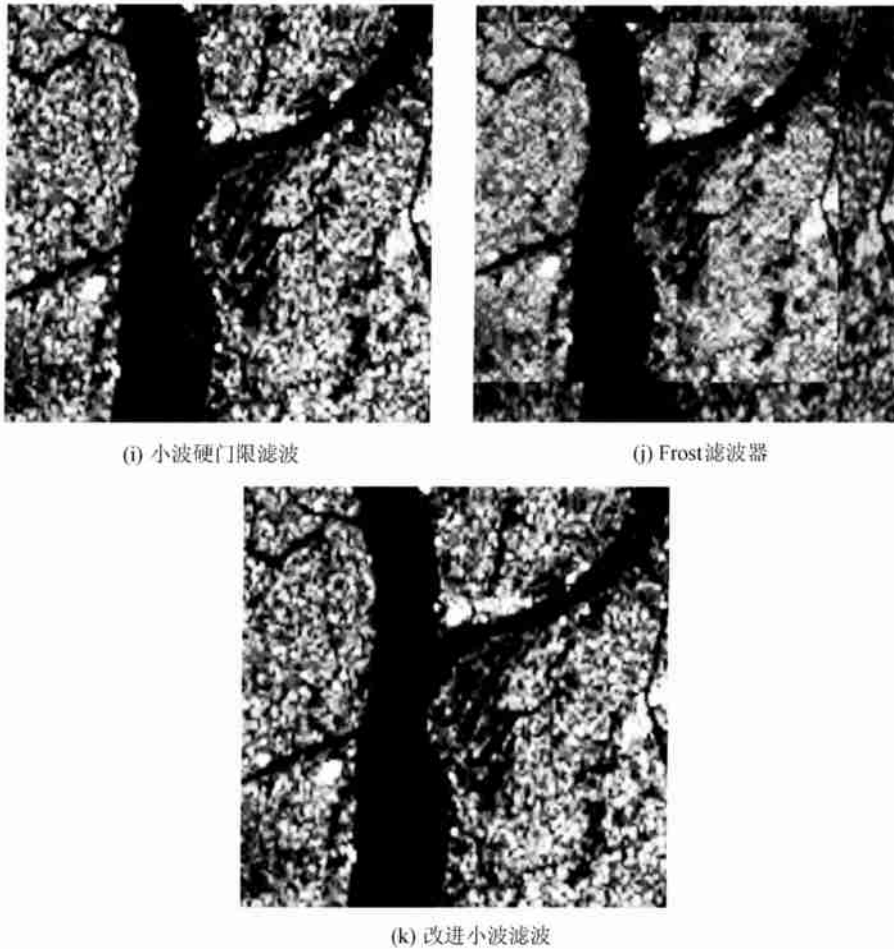


图 1 各种滤波器的试验结果

Fig. 1 Experiment results of different filters

实验区为边缘、纹理信息较丰富的区域,在滤除噪声的同时还需要考虑保持边缘信息。试验结果表明:均值和中值滤波器对纹理信息的平滑相当严重,平滑后的标准偏差值很低,斑点噪声指数很低;Frost、Lee、Gamma等滤波器对区域进行了一定的平滑,同时也在一定程度上保持了边缘信息,因此其标准偏差值仍较高,故指数值也较高;而Sigma滤波器、小波硬门限和改进小波滤波的方法具有很好的纹理保持性能,滤波后区域仍表现出很高的标准偏差值,因此从数值上看这三个滤波器的斑点噪声指数很高。但是,从噪声滤除和信息保持的综合效果来看,这三个滤波器的效果比较理想。

#### 4.2 边缘的保持能力

这里采用Roberts梯度算子来评价滤波器保持边缘的性能。从表1中数据可以看出:中值和均值滤波的Roberts梯度值是最低的;改良K均值和Frost

的Roberts梯度值比中值和均值滤波要高;Sigma、Gamma、Lee的边缘保持能力明显优于改良K均值和Frost;改进的小波滤波的边缘保持能力是最好的,其Roberts梯度值远远优于空间域的滤波器。另外从数据表中看出,在小波软门限的斑点噪声指数和改良K均值的相当的情况下,小波软门限的边缘指数要远远大于改良K均值。

#### 4.3 结论

综上所述,基于小波分析的去噪方法以非平稳方式处理影像局部噪声,克服了空间域平滑因窗口尺寸的增大而导致影像模糊,窗口尺寸变小而抑制噪声的能力弱等不足。用小波分析的滤波方法和空间域的标准滤波器如中值、均值、Lee、Frost、sigma和改良K均值、Gamma等滤波器相比较,表明了小波分析的滤波器是最优的,不仅能较好地去除斑点噪声,而且在保持影像边缘纹理等细节信息方面独具

优势。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Smith, D. M. Speckle Reduction and Segmentation of SAR Images [J]. *Int. Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(11): 2043—2057.
- [2] Curlander J. C, McDonough R. SAR System and Signal Processing [M]. New York, Wiley, 1991.
- [3] H. Guo, J. E. Odegard *et al.* Wavelet Based Speckle Reduction with Application to SAR based ATD/ R[ C] . *IEEE Int. Conf. On Image Processing*, 1994, 75—79.
- [4] S. Mallat *et al.* Singularity Detection and Processing with Wavelet [J] . *IEEE. Transaction of Information Theory*, 1992, 38( 2): 617—643.
- [5] Zhang Jun, Liu Jian. Algorithm of Filtering Speckle Noise of SAR Image with Soft-threshold Wavelet[ J] . *Journal of Surveying and Mapping*, 1998, 14(2): 119—124. [张俊, 柳健. SAR 图像斑点噪声的小波软门限滤波算法[ J] . 测绘学报, 1998, 14(2): 119—124] .
- [6] D. Donoho, I. Johnstone. Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage[ R] . Dept. of Statistics, Stanford University, 1992.
- [7] Marten Jansen. Wavelet Thresholding and Noise Reduction[ D] . Ph. D. dissertation, 2000.
- [8] K. Berkner, R. O. Wells, Jr, S. Correlation-dependent Model for Denoising via Nonorthogonal Wavelet Transform [ R] . Computational Mathematics Lab., Rice University, 1998, 7.

# SAR Image De-noise Based Wavelet Threshold-optimization and Edge-detection Using Wavelet

ZHANG Wen-jiang, XU Xiao-dong, LI Jing, CHEN Xiu-wan, WU Huan

(Inst. of RS & GIS, Peking University, Beijing 100871, China)

**Abstract:** Speckle is an important characteristic of SAR image that obstructs the efficient interpretation and thus its applications. So, the image filtering is indispensable in the SAR related applications. In the SAR filtering, there is a persistent contradiction: constraining noises VS. keeping image details. In other words, the optimal goal of image filtering is to constrain the noises while keeping the image details at the same time. The traditional filters are mostly those in the space domains. Though developments of filters in space domain have gradually shortened the span of the two sides, there still are some difficulties in overcoming such contradiction. So, the filters in frequency domain have attracted more and more attention. In wavelet frequency domain, the image frequency can be efficiently decomposed and then the noise can be restricted. In the paper, the de-noise filters in frequency are analyzed and compared. Then based on the concepts of threshold-optimizing and edge-detecting in wavelet frequency domain, an new wavelet de-noise method is presented. The experiment shows that the new filter is efficient at both noise constraining and image detail keeping.

**Key words:** SAR image; speckle; filter; wavelet transform