

方向小波域的选择性阈值 SAR 图像去噪

王贞俭¹⁾ 曲长文²⁾

¹⁾(鲁东大学图书馆情报技术部,烟台 264025) ²⁾(海军航空工程学院电子与信息工程系,烟台 264001)

摘要 SAR 图像去噪一直是 SAR 图像处理中一个具有特殊意义的研究课题。噪声抑制的关键是解决图像平滑与保持纹理之间的矛盾。提出了一种基于方向小波的选择性阈值 SAR 图像去噪算法。该算法利用方向小波的多方向框架对图像作 12 个方向的分解和变换。针对方向小波分解图像所产生的系数序列长度不同的特点,利用白噪声的置信区间,将不同长度的系数分成 3 组,对中间长度的系数序列采用统一阈值,对其他长度序列采用白噪声置信区间阈值处理。为了更好地保持图像细节信息,将每一尺度高频系数的方差中值作为噪声方差估计值。利用真实的 SAR 图像进行去噪试验,与几种经典的空域滤波和小波软阈值算法进行比较结果表明,该算法在平滑图像的同时更好地保持了图像本身的纹理信息,图像的视觉效果优于其他算法,等效视数和边缘保持指数分别提高了 97 和 0.15。

关键词 SAR 图像 相干斑抑制 方向小波 多方向框架 选择性阈值

中图法分类号:TP775 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2009)01-0065-06

SAR Speckle Filtering Using Selective Threshold in Directionalet Domain

WANG Zhen-jian¹⁾, QU Chang-wen²⁾

¹⁾(Ludong University Library, Yantai 264025)

²⁾(Electronics and Information Engineering Department, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001)

Abstract SAR speckle filtering is an important research subject. An ideal algorithm should smooth the Speckle without blurring texture and fine detail. A new speckle filtering method, using selective threshold in directionalet domain, is proposed. Image was decomposed and transformed in 12 directions by using multi-directional frames of directionalet. According to the characteristics of different length pixel sequences, the pixel sequences are divided into three groups and dealt with different threshold method respectively by Gaussian noise statistical distribution interval. To retain many fine details in the image, the median of high frequency coefficients variance is used as noise variance estimate value in every scale. A real SAR image is used in the experimentation. The result shows that the proposed method outperforms several classical speckle reduction algorithms in visual quality. ENL and ESI are enhanced by 97 and 0.15.

Keywords SAR image, speckle filtering, directionalet, multi-directional frames, selective threshold

1 引言

SAR 由于具有全天候成像、高分辨率和强穿透性等优点,因此,在军事和民用方面发挥越来越巨大的作用。但是由于 SAR 图像受到其自身固有的相干斑噪声的影响,使得对目标的探测能力和分析、解译能力降低。因此,人们研究了大量的斑点去除和

图像恢复方法:如 Lee 滤波器、Kuan 滤波器、Gamma Map 滤波器等比较经典的基于统计意义上的 SAR 图像滤波器。由于这些算法都是基于固定窗对图像进行处理,因此,不能很好地解决消除斑点和保持目标细节之间的矛盾。随着多分辨分析滤波技术的发展,基于小波变换的 SAR 图像去噪方法也大量涌现,比较常见的有采用二值决策方法修正小波系数的小波阈值法^[1]和小波软阈值算法^[2],以及小波隐

马尔可夫树模型算法^[3]等,其去噪效果优于空域滤波。但由于处理图像的 2 维小波只是水平和垂直方向的 1 维小波的张量积,并且在空间上是各向同性,不能充分利用图像本身所特有的几何特征,挖掘图像中方向边缘信息,因此,对于纹理复杂的 SAR 图像来说,小波并不是最佳的去斑方法。

2005 年, Velisavljevic 等人在多尺度几何分析思想的影响下,提出了一种新的图像处理方法——方向小波^[4]。方向小波是对小波的多方向扩展。它继承了小波变换可分性的特点,根据计算机图形学中数字化线段的理论和整数栅格理论,构造了多方向框架和多方向小波基。方向小波克服了标准 2 维小波在图像处理中不能很好地捕获图像方向特性的缺点,是继轮廓小波之后,基于离散域的一种新的有效的图像处理工具。由于方向小波是基于可分性滤波器的,相对于轮廓小波,其计算和实现更为简单,性能却与轮廓小波相当。因此,本文将方向小波应用于 SAR 图像去噪,根据经多方向框架分割之后的图像序列长度不同的特点,提出一种基于方向小波的选择性阈值 SAR 图像去噪算法。通过对真实的 SAR 图像进行去噪实验,结果表明,该算法在去噪的同时能较好地保持图像边缘和细节信息。

2 方向小波变换

方向小波由多方向框架和多方向小波基两部分组成。多方向框架实现方向小波对图像的多方向分割,多方向小波基实现对图像的多尺度分解。

2.1 多方向框架

多方向框架利用计算机图形学中定义的数字化线段实现对图像的多方向分解。即图像 A 中的一组像素点 $A(x, y) \in \mathbf{R}^2$, 如果它的行和列的坐标满足式(1), 那么一条斜率为 r , 截距为 d 的直线, 就可以将这组像素点表示成一条数字化线段 $L(r, d)$ 。并且对于给定的方向角 θ , 每一个像素点只属于一条数字化线段。

$$y = rx + d \quad (1)$$

其中, $r = \tan\theta$, $-\frac{\pi}{2} < \theta \leq \frac{\pi}{2}$, $d \in \mathbf{R}$ 。

因此, 给定一个方向角 θ , 一组数字化线段 $\{L(r, d), d \in \mathbf{R}\}$ 就可以分割整个图像平面。不同的方向角产生不同的数字化线段, 可以从不同方向上分割图像, 如图 1 所示。

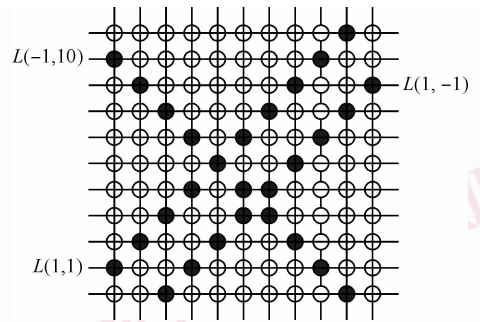


图 1 数字化线段对图像的多方向分割

Fig. 1 Digital line partition image in multi-directions

当 $|\theta| > \frac{\pi}{2}$ 时, 可以通过对 θ 角的旋转或对称

得到更多的方向。图像经过数字化线段分割之后, 产生一系列不同方向上的像素序列, 分别对这些像素序列实施 1 维小波变换。经过变换之后, 在每一分解方向上产生一个方向子图像。通过对多个方向子图像的线性平均处理获得最终的输出结果。丰富的分解方向使方向小波对图像中方向信息的把握更加充分。

多方向框架的优点是能够灵活的根据图像的几何特征来选取最好的方向组合, 对不同方向子图像在不经下采样的前提下进行方向变换。因此, 利用多方向框架能够很好地捕获图像中的几何特性, 非常有利于图像去噪。另外, 由于方向小波的多方向框架以 1 维小波为基础, 因此如果在某一方向上滤波器是正交的, 那么该方向上的变换也是正交变换, 并且多方向的组合和迭代也是正交的。也就是说方向小波的多方向框架是紧框架^[5]。

2.2 多方向小波基

多方向框架是过采样变换, 因此, 无法实现对图像的多尺度分解, 这是因为下采样的过程中存在方向交叉现象。利用整数栅格进行图像分割的多方向小波基, 避免了方向交叉的问题。它对图像的多方向分割和多尺度迭代通过改变栅格生成矩阵来实现。生成矩阵 M_A 由下式给定:

$$A = CM_A \quad (2)$$

式中, $C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix}, c_1, c_2 \in \mathbf{Z}$

$$M_A = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{bmatrix}, a_1, a_2, b_1, b_2 \in \mathbf{Z}$$

而且 $d_1 = \arctan(a_1/b_1)$ 和 $d_2 = \arctan(a_2/b_2)$ 分别为分割和迭代的方向。下采样通过改变生成矩

阵来实现,记为 $M_{A'} = 2M_A$ 。在新的栅格 A'' 中利用方向变换因子矩阵 $T = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} \\ t_{21} & t_{22} \end{bmatrix}$, $t_{ij} \in \mathbf{Z}$, 产生新的生成矩阵 $M_{A_1} = T \cdot M_{A'}$, 然后在由 M_{A_1} 所确定的两个新方向上进行第二尺度分解。迭代的过程可以在近似子带上反复进行。

3 相干斑的数学模型及统计特性

Goodman 等人^[6]证明,当成像系统的分辨单元相对于目标的细节很小,且被斑点污染的图像采样间隔足够大,使得一个像素的降质基本独立于其他像素的降质时,斑点噪声就可以模型化为一种乘性噪声。而且 S 视的强度或幅度 SAR 图像,在假设相干斑噪声为完全发育的前提下,经过对数变换之后,图像中的相干斑统计特性会随着视数的增加而趋近于高斯分布^[7,8]。而且随着视数的增加,强度图像要比幅度图像趋近的更快,一般的,在视数 $S > 3$ 的情况下多视图图像已经很趋近于高斯分布了。因此,对于多视图图像通过对数变换可以将乘性噪声转化为加性噪声,将变换之后的相干斑近似为高斯白噪声。

4 方向小波选择性阈值相干斑抑制

4.1 选择性阈值

小波统一阈值算法对阈值的确定是与待处理的信号序列长度直接相关的。由于阈值与信号长度对数的平方根成正比,所以,当信号序列的长度过长时,阈值趋向于将所有小波系数置零,此时小波滤波器退化为低通滤波器;而长度过短,小波滤波不起作用。因此,对长度太长或过短的信号序列不适合用统一阈值算法。

方向小波通过数字化线段和栅格生成矩阵对图像进行多方向分割,产生一系列像素序列组,这些序列的长度 n 根据方向的变化而变化,其长度范围为: $1 \leq n \leq \max(W, H)$, 其中, W, H 为图像的宽度和高度。

由此可知,经过方向小波变换之后的系数序列中存在长度过长或过短的情况。如果直接采用小波的统一阈值算法,会因为像素序列的长度直接影响阈值的大小,容易造成滤波失效或系数过扼杀性的结果。为了避免这种情况,对过短或过长的序列采用另外一种全局阈值算法,即基于零均值正态分布

的置信区间阈值 $Th = 3\sigma \sim 4\sigma$ 。这种阈值方法是考虑零均值正态分布变量落在 $[-3\sigma, 3\sigma]$ 之外的概率非常小,即绝对值大于 3σ 的小波系数一般都被认为是信号系数,而小于 3σ 的小波系数则被看成是噪声。根据零均值正态分布的置信区间,将像素序列的长度分成三个区间,并在不同的区间上采用不同的阈值方法。经过多次试验,所确定的阈值表达式为

$$Th = \begin{cases} 3\sigma & 1 \leq n \leq 27 \\ \sigma \sqrt{2 \ln n} & 27 < n < \max(W, H)/2 \\ 3\sigma & \max(W, H)/2 < n < \max(W, H) \end{cases} \quad (3)$$

4.2 噪声方差的估计

在统一阈值算法中噪声方差的估计值为第一尺度的高频系数方差。它的根据是小波 Lipschitz 规则。但这种噪声方差的估计方法具有一定的扼杀性,对纹理较丰富的图像容易造成细节模糊。这是因为在有限的分解尺度范围内,噪声能量并不能一次衰减为零,而是随着尺度的变化而变化,因而在各个尺度上的方差也不同。为了更好地保留细节信息,就要考虑到各个尺度高频系数的噪声方差,以获得在各个尺度更精细的阈值。基于此,将噪声的估计方法进行改进,将每一尺度的高频方向小波系数的标准差的中值作为这一尺度的噪声估计值,即

$$\hat{\sigma}_j = \text{median}(\text{std}(\omega_{jk})) \quad (4)$$

$$j = 1, \dots, L; k = 1, \dots, 2^j$$

式中, ω_{jk} 表示高频方向小波系数, $\text{median}(\cdot)$ 表示取中值, $\text{std}(\cdot)$ 表示取标准差。

而且这种阈值估计方式更适合于方向小波,这是因为方向小波在对图像作多方向分解时,由于在不同的尺度上其分解方向的不同,因此,它所产生的小波系数具有更强的方向性,每一个尺度上的噪声方差将会有更大的差别,因此,若都采用第一尺度系数来估计方差必然会出现偏差。

4.3 算法的过程描述

(1)对数变换。利用对数变换,将 SAR 图像的乘性噪声变为加性噪声。若用 $I(t)$ 表示带相干斑噪声的 SAR 图像幅度或强度, $R(t)$ 为 SAR 图像的幅度或强度值, $u(t)$ 为相干斑噪声,则有下式成立:

$$\begin{aligned} \hat{I}(t) &= \ln(I(t)) = \ln(R(t)) + \ln(u(t)) \\ &= \tilde{R}(t) + \tilde{u}(t) \end{aligned} \quad (5)$$

经过对数变换之后的强度和幅度 SAR 图像的噪声分布随着视数的增加将趋近于 Gaussian 分布。因此, $\tilde{u}(t)$ 可近似的认为是趋近高斯分布的加性噪声。

(2) 方向小波变换。运用方向小波的多方向框架, 均匀地选取 N 个方向角 $\left\{ \theta_i = \frac{\pi i}{N}, i = 0, \dots, N \right\}$, 分别沿着 N 个方向对 SAR 图像 $\tilde{I}(t)$ 进行多方向分割, 在每一个方向上, 产生一系列像素序列 $\{s_{\theta_i}, t = 1, \dots, \max(W, H)\}$ 。在每一个像素序列上实施 1 维小波的 C 层分解, 利用选择阈值算法, 对每一层分解产生的小波系数 $\{\omega_{\theta_{ijk}}, j = 1, \dots, C, k = 1, \dots, 2^j\}$ 进行阈值估计, 产生估计的小波系数 $\{\hat{\omega}_{\theta_{ijk}}, j = 1, \dots, C, k = 1, \dots, 2^j\}$ 。

(3) 逆变换处理。将每一个像素序列分解的每一层的小波系数估计值 $\{\hat{\omega}_{\theta_{ijk}}, j = 1, \dots, C, k = 1, \dots, 2^j\}$ 与尺度系数结合, 实施 1 维小波逆变换, 生成像素序列的估计值 $\{\hat{s}_{\theta_i}, t = 1, \dots, \max(W, H)\}$ 。将每一个方向所对应的像素估计值重新恢复排序, 产生 N 个方向子图像 \hat{I}_{θ_i} 。然后对每一个方向子图像进行指数变换, 最后将所有经过指数变换的子图像进行线性叠加取均值, 获得最终输出结果。

4.4 试验结果及分析

采用两组实测 SAR 数据进行试验。两组数据都是由加拿大航天局的 Radarsat-1 在精细波束 (Fine 2 Far Beam) 模式下, 以入射角为 41.369° 获取的。像素的大小为 $6.25\text{m} \times 6.25\text{m}$, 数据格式为 SGF 编码的 Path Image 单视图像。其中一幅是反映法国北部地区 Strasbourg 市的 SAR 图像, 获取时间是 1998 年 11 月 10 日, 图像覆盖范围约为 $42.00\text{km} \times 49.55\text{km}$, 距离向和方位向的采样点数为 7 927 和 6 720, 中心位置的经纬度为 48.500° 和 7.670° 。从中截取 Strasbourg 机场作为试验图像, 图像的采样点数为 512×512 。另一幅是反映 Montserrat 岛火山活动情况的 SAR 图像, 获取时间是 2003 年 1 月 14 日, 图像覆盖范围约为 $42.48\text{km} \times 68.95\text{km}$, 距离向和方位向的采样点数为 11 032 和 6 796, 中心位置的经纬度为 16.720° 和 -62.220° 。截取岛屿的一部分作为试验图像, 图像的采样点数仍为 512×512 。

通过试验, 确定方向小波的方向数为 12 时效果最佳。而且所选的 12 个方向成放射状将 2 维平面平均分割, 以便更充分捕获图像中的方向信息。为了获得更好的处理效果, 对小波基函数和小波滤波

器的长度进行了选取。通常滤波器的长度越长, 其平滑性越好, 但运算时间也越长; 具有正交性和紧支撑性的小波基函数去噪性能更好。因此, 经过性能比较, 最后采用滤波器长度为 16 的 db8 小波作为方向小波的 1 维小波基函数。小波分解的层数对去噪效果的影响也很大, 通常分解层数过多, 会造成图像的信息丢失严重, 消噪后的信噪比反而下降, 同时导致运算量增大, 使处理速度变慢; 分解层数过少则消噪效果不理想, 信噪比提高不多, 但不会出现信噪比下降的情况。经过多次试验比较, 最后确定作两层的小波分解效果最好。

分别利用经典的 Lee 滤波器、Frost 滤波、Kuan 滤波、GammaMap 滤波器和小波软阈值算法以及本文的算法对 SAR 图像进行去噪处理。在试验中几种经典算法所采用的窗口大小为 3×3 。

图 2 是几种算法滤波后的 Strasbourg 机场 SAR 图像的第 254 列像素值曲线图。其中, 横坐标表示第 254 列像素点在图像中所在的行数, 纵坐标表示像素值。从图中可见信号平滑效果较好的是方向小波选择性阈值算法和小波软阈值算法, 而 Lee 滤波

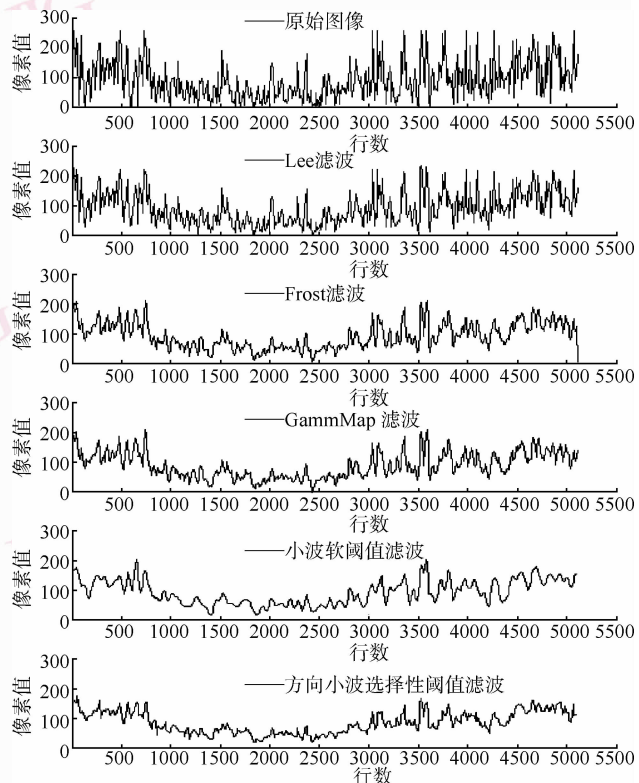


图 2 滤波后 SAR 图像第 254 列像素值曲线比较图

Fig. 2 Profile comparison (column 254) for the SAR image of Strasbourg Airport

器的平滑效果则较差。

图 3 和图 4 分别为 Strasbourg 机场和 Montserrat 部分岛屿 SAR 图像经过几种去噪算法滤波后的效果图。从两组图像均可以看出,本文所提算法的目视效果好于其他算法,在平滑度和纹理保持方面都比较好。

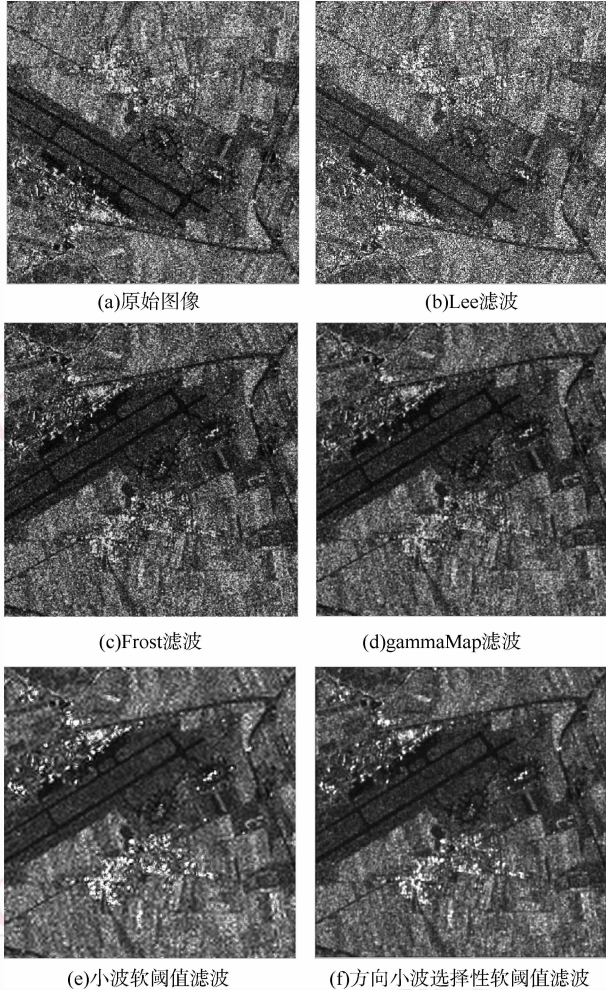


图 3 Strasbourg SAR 图像经几种去噪算法滤波后的效果图

Fig. 3 Comparison of denoising methods for Strasbourg Airport SAR image

为了对 SAR 图像去噪效果做出定量评价,采用比较常用的两种指标:等效视数和边缘保持指数。等效视数是衡量一幅图像相干斑噪声相对强度的一种指标。等效视数越大,表明图像上的相干斑越弱,可解译性越好。其定义为

$$ENL = \frac{u_1^2}{\sigma_1^2} \quad (6)$$

式中, u_1 和 σ_1 分别为图像中某一均匀区域的均值和标准差。

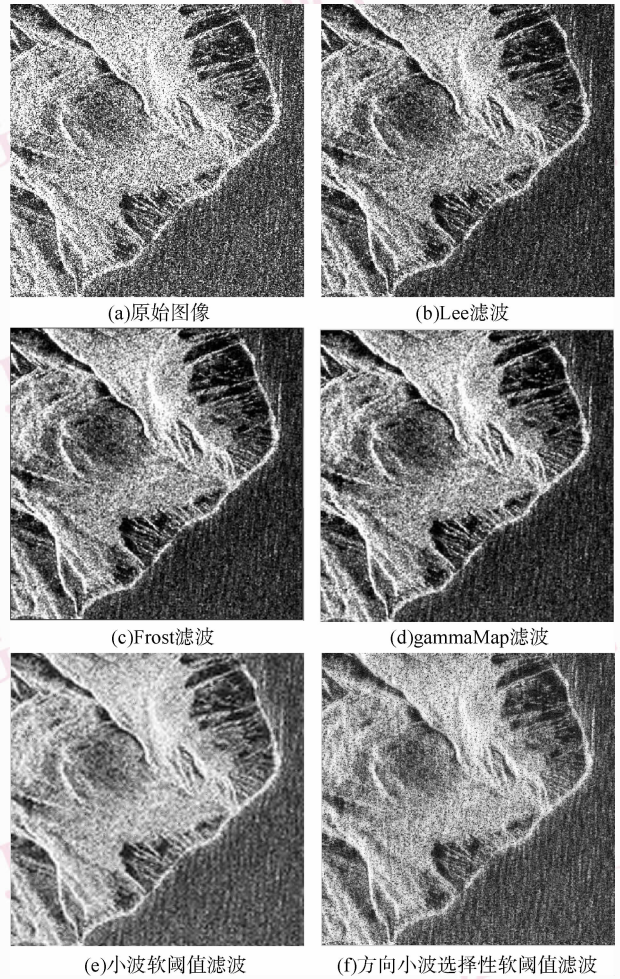


图 4 Montserrat 岛屿经几种去噪算法滤波后的效果图

Fig. 4 Comparison of denoising methods for Montserrat SAR image

边缘保持指数表征滤波处理后,滤波器对边缘的保持能力,边缘保持指数值越高,边缘保持能力就越好,其公式为

$$ESI = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{D}_{i1} - \hat{D}_{i2}|}{\sum_{i=1}^n |D_{i1} - D_{i2}|} \quad (7)$$

其中, D_{i1} , D_{i2} 分别为边缘两边的点,而 \hat{D}_{i1} , \hat{D}_{i2} 为相应点的滤波值。

根据上述评价标准,分别对几种滤波算法作定量的比较,表 1 列出从两组原始图像分别选取两块均匀区域进行滤波后的等效视数。从表中可知,多分辨分析去噪算法要优于经典的空域滤波算法,并且本文所提算法的等效视数最大,即平滑效果最好。

表 1 均匀区域滤波后的等效视数值 (ENL)

Tab.1 The ENL values of two homogeneous areas in the SAR image

	Strasbourg 机场		Montserrat 岛屿	
	区域 1	区域 2	区域 1	区域 2
原图像	63.1	68.7	58.11	55.45
Lee 滤波器	83.3	91.59	84.68	58.88
Kuan 滤波器	98.2	108.5	101.4	79.85
Frost 滤波器	120.1	133.6	135.6	71.02
GammaMap 滤波器	130.3	144.6	144.3	82.26
小波软阈值算法	161.9	174.4	165.2	99.31
本文算法	176.5	188.2	182.3	101.8

表 2 列出了两组 SAR 图像利用这几种算法去噪后的水平边缘指数和垂直边缘指数,可见本文所提算法的细节保持能力较好,而小波软阈值算法和 Lee 滤波算法次之。

表 2 滤波后的图像边缘保持指数 (ESI)

Tab.2 The ESI values of the filtered SAR

	Strasbourg 机场		Montserrat 岛屿	
	水平 ESI	垂直 ESI	水平 ESI	垂直 ESI
原图像	1	1	1	1
Lee 滤波器	0.74	0.81	0.76	0.80
Kuan 滤波器	0.42	0.57	0.61	0.72
Frost 滤波器	0.24	0.44	0.58	0.60
GammaMap 滤波器	0.32	0.37	0.60	0.68
小波软阈值算法	0.76	0.85	0.67	0.83
本文算法	0.89	0.92	0.88	0.90

5 结 论

本文根据 SAR 图像的特性和方向小波的多尺度和多方向特点,将小波变换的统一软阈值算法根据方向小波的变换特点进行改进,提出了一种基于方向小波的选择性阈值 SAR 图像去噪算法。根据方向小波分割图像序列长度的特点,对长度过短和过长的系数序列采用 3σ 阈值方法处理,而对中间

长度的系数序列采用统一阈值方法。并利用小波系数每一层高频系数的方差中值作为噪声方差的估计值。利用真实 SAR 图像进行试验,与几种经典算法的处理结果比较可以发现,由所提算法处理后的 SAR 图像,其目视效果、单列像素曲线的平滑度以及等效视数和边缘保持指数等量化指标都优于其他算法。这说明,方向小波作为一种多尺度几何分析方法,适合方向特征和几何特征比较复杂的 SAR 图像。如何利用方向小波进行 SAR 图像的分割、压缩以及方向小波的改进等是今后有待研究的问题。

参考文献 (References)

- 1 Thitimajshima P, Rangsanseri Y, Rakprathanporn P. A simple SAR speckle reduction by wavelet thresholding[A]. In: Proceedings of the 19th Asian Conference on Remote Sensing ACRS98 [C], Manila, Philippines, 1998: 141-145.
- 2 Lu Gang, Huang Sheng-zhang. De-Noising the speckle noises of the SAR image via the wavelet soft-thresholding Method[J]. Journal of Xiamen University(Natural Science), 2002, 41(6): 756-758. [卢刚, 黄盛璋. 小波软阈值算法去除 SAR 图像中的 Speckle 噪声[J], 厦门大学学报(自然科学版), 2002, 41(6): 756-758.]
- 3 Wu Xin-wei, Zhu Zhao-da. An algorithm based on wavelet-domain hidden markov models for SAR speckle reduction[J], Journal of Image and Graphics, 2004, 9(4): 385-390 [武昕伟, 朱兆达. 一种基于小波域隐马尔可夫模型的 SAR 相干斑抑制算法[J], 中国图象图形学报, 2004, 9(4): 385-390.]
- 4 Velisavljevic V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, et al. Directionlets: anisotropic multi-directional representation with separable filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(7): 1916-1933.
- 5 Velisavljevic V, Dragotti P L, Vetterli M, Directional wavelet transforms and frames [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP2002) [C], New York, NY, USA, 2002: 589-592.
- 6 Goodman J W. Some fundamental properties of speckle [J]. Journal of Optical Society of America, 1976, 66(11): 1305-1310.
- 7 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): 1160-1163.
- 8 Xie H, Pierce L, Ulaby F T. Statistical properties of logarithmically transformed speckle [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(3): 721-727.