

利用小波分析来抑制合成孔径雷达图象的相干斑噪声¹

唐 健 王贞松

(中国科学院电子学研究所 北京 100080)

摘 要 本文利用小波变换来对合成孔径雷达图象做多分辨率分析,说明了相干斑噪声对图象的不同频率成份的影响程度是不同的,同时也说明了相干斑噪声与图象在小波变换下具有截然不同的奇异性。因此,本文提出了用小波分析来抑制相干斑噪声。实验证明了:小波分析除了能够对相干斑具有很好的抑制效果外,还保留了尽可能多的原图象的目标特征。利用小波分析来抑制相干斑噪声是一个十分吸引人的新方法。

关键词 合成孔径雷达, 相干斑噪声, 小波变换, 多分辨率分析, 奇异性

中图号 TN958

1 引 言

合成孔径雷达 (SAR) 是一种工作在微波波段的相干成像雷达。由于分辨能力有限,当成像目标的表面相对粗糙时,图象上的每一个分辨率单元都将包含许多散射中心,所记录到的目标信号是这些散射中心回波的矢量叠加。由于每个散射中心的回波相位是随机的,其矢量相加的结果就造成了图象上的每一个分辨单元的幅度和相位都是随机变化的,这种随机变化形成了相干斑噪声 (Coherent Speckle Noise)。在成像后的 SAR 图象上,相干斑噪声表现为图象强度 (灰度) 的剧烈变化,即在一片均匀粗糙地面的 SAR 图象上,有的分辨率单元呈亮点,有的则呈暗点。实践表明,在影响 SAR 图象质量的各种噪声因素中,相干斑噪声的影响远比其他各类噪声大^[1,2]。相干斑噪声的存在使 SAR 图象灰阶分辨率明显变差;同时也降低了图象的空间分辨率,隐藏图象的精细结构,使 SAR 图象的地理可解释性变差。可见,相干斑噪声的存在严重影响了 SAR 图象的各种应用。为了得到高质量的 SAR 图象,就必须对相干斑进行有效的抑制。针对相干斑噪声的特性,已经有了众多的抑制方法,而且还不断有新的处理方法出现。目前常用的抑制相干斑噪声的方法可分为两大类:一类是不相干和部分相干的多视图象处理^[2];另一类是图象域滤波等的图象后处理^[3-6]。多视图象处理和图象域滤波的本质都是以牺牲空间分辨率能力来降低相干斑噪声的影响。其中,图象域滤波的一类典型算法应当是基于图象局部统计特性的 Lee^[5,7] 方法。在此基础上,又发展出一系列改进的自适应算法和条件概率的滤波方法,如 Kuan, Frost, Lopes 和 Gamma MAP 滤波器等^[6]。

小波分析属于调和分析,是一种时域-频域分析,具有多分辨率分析的特性,即它会随着信号不同频率成分在时间 (空间) 域取样的疏密自动调节 (频率高者密,频率低者疏)。利用它可达到效率高、质量佳的分析处理效果。另外,小波由于同时具有空间域和频率域的局部性,因此它是描述和检查函数奇性与局部性质的有效工具。有关小波分析的一些定理可以参阅有关文献 [8-11]。

¹ 1996-06-27 收到, 1996-08-19 定稿

国家自然科学基金和国家高科技 863 资助项目

本文从合理近似 SAR 图象的相干斑噪声为白噪声, 利用小波变换来对图象做多分辨率分析, 说明了相干斑噪声对图象的不同频率成份的影响程度是不同的, 而且相干斑噪声与图象在小波变换下具有截然不同的奇异特性。证明了小波分析除了能够对相干斑具有很好的抑制效果外, 还保留了尽可能多的原图象的目标特征。因而利用小波分析来抑制相干斑噪声是一个十分吸引人的新方法。

2 SAR 图象相干斑特性的讨论

理论分析表明, 由于相干斑点的大小在统计平均意义上正好是点目标象的大小^[2,12], 所以 SAR 图象上的点目标常常与相干斑点无法区别; 在一定近似条件下对 SAR 图象而言, 其各分辨单元内的相干斑是相关的, 而各分辨单元之间的相干斑则是不相关且统计独立的^[2,12]。在实际研究过程中, Lee^[5,7] 利用 Seasat-A 图象, 估计给出了相干斑噪声的自相关距离为 2-4 个像素。另外, 相干斑噪声自相关距离的大小极大程度上依赖于 SAR 图象的分辨率和原始图象的像素大小^[3]。为此, 本文合理地假设相干斑是一种白噪声, 即频谱是宽带的^[13,14]; 对 SAR 图象做傅里叶频谱分析, 其结果也说明了这一点^[15,16]。实验还表明, 相干斑噪声对 SAR 图象各频率成份的影响程度是不同的: 对高频成份的影响要比对低频成份的影响严重。既然这样, 自然希望提出一种处理方法, 利用它可以在 SAR 图象中的不同频段内分别对相干斑噪声处理, 以达到抑制相干斑噪声的最佳滤波效果。由于小波变换具有多分辨率分析特性, 故而可以利用它来抑制相干斑噪声。另外, Mallat^[8] 指出, 在小波变换下白噪声和信号的奇异性态具有截然不同的性质, 于是还可以根据信号和噪声的奇异性在二进制小波变换随尺度参数变化的模极大值变化情况的不同, 而将噪声从图象信息中消去。

3 信号和噪声特性的分析

3.1 信号和噪声的多分辨率分析的讨论

尽管相干斑噪声频谱是全频带的, 但它对 SAR 图象的细微结构 (主要对应于高频成份) 和大结构 (主要对应于低频成份) 的影响不同: 对高频成份的影响要比对低频成份的影响严重。于是可以利用小波分析的多分辨特性, 即可根据尺度参数的不同来分别表示图象和对图象进行相应处理。

设 $\{V_j\}$ 是一给定在空间 $L^2(R)$ 中的多分辨分析 (多分辨率的定义和性质参见有关文献 [9-11])。 φ 和 ψ 分别为其相应的尺度函数和小波函数。设 $f(x) \in V_{J_1}$ (J_1 为一某整数) 为任意信号, 由于其频率分量总是有限的, 故 $f(x)$ 在频率域上总是属于某个分辨率空间, 不妨设它为 J_1 空间。从而有分解^[11]: $f(x) = A_{J_1} f(x) = \sum_{k \in Z} C_{J_1,k} \varphi_{J_1,k}(x)$ 。这里的 A_{J_1} 算子可以认为是原信号在 J_1 空间中的投影。数列 $\{C_{J_1,k}\}_{k \in Z}$ 具有有限长度 N_{J_1} 。依照 Mallat 塔式分解算法 (见图 1) 可以将信号 $f(x)$ 分解成不同的频道成份

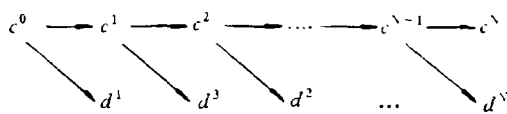


图 1 有限正交小波分解

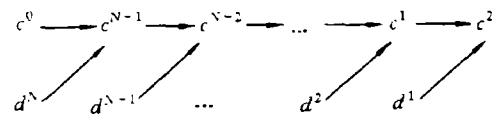


图 2 有限正交小波重建

$$f(x) = A_{J_2} f(x) + \sum_{j=J_1+1}^{J_2} D_j f(x) \quad (1)$$

其中, $A_{J_2} f(x) = \sum_{k \in Z} C_{J_2, k} \varphi_{J_2, k}(x)$ 是信号 $f(x)$ 的频率低于 2^{-J_2} 的成份, 而 $D_j f(x) = \sum_{k \in Z} D_{j, k} \psi_{j, k}(x)$ 是 $f(x)$ 的频率介于 2^{-j} 与 2^{-j+1} 之间的成份. 由于 $\varphi(x)$ 和 $\psi(x)$ 满足双尺度系数方程:

$$\left. \begin{aligned} \varphi(x) &= \sqrt{2} \cdot \sum_n h_n \varphi(2x - n), \\ \psi(x) &= \sqrt{2} \cdot \sum_n g_n \varphi(2x - n), \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

则系数序列 $\{C_j\}$ 和 $\{D_j\}$ 可按如下的塔式算法由 C_0 出发递归地得到

$$\left. \begin{aligned} C_{j+1} &= H C_j, \\ D_{j+1} &= G C_j, \end{aligned} \quad (j = J_1, \dots, J_2 - 1), \right\} \quad (3)$$

其中低通滤波器 H 作用在一个序列 $a = \{a_k\}_{k \in Z}$ 上的效果是

$$(H a)_n = \sum_{k \in Z} h_{k-2n} a_k. \quad (4)$$

高通 (实为带通) 滤波器 G 的效果是

$$(G a)_n = \sum_{k \in Z} g_{k-2n} a_k, \quad (5)$$

其中 $\{h_k\}_{k \in Z}$ 和 $\{g_k\}_{k \in Z}$ 是由尺度函数 φ 和小波函数 ψ 所决定的数列. 且有关系

$$g_k = (-1)^k \cdot \overline{h_{1-k}}, \quad (6)$$

通常, 要求它们具有有限的长度, 并且长度要远短于 N_{J_1} . 我们称 $A_j f(x)$ 为 $f(x)$ 在 2^j 分辨率下的连续逼近, $D_j f(x)$ 为 $f(x)$ 在 2^j 分辨率下的连续细节; 而称相应的数列 C_j 和 D_j 分别为离散逼近和离散细节. 如果要重建, 则只需应用递归算法: $C_j = H^* C_{j+1} + G^* D_{j+1}$, ($j = J_2 - 1, \dots, J_1$). 可以参见图 2. 其中, H^* 、 G^* 、 H 和 D 满足如下关系:

$$G \cdot G^* + H \cdot H^* = I, \quad G \cdot H^* = 0, \quad H \cdot G^* = 0. \quad (7)$$

一旦按照 Mallat 分解算法将信号 $f(x)$ 分解成 (1) 式, 我们就可以根据有关噪声特性的具体先验知识, 采用某种合适算法来相应处理各频道成份的信号, 从而形成经过噪声处理后的序列 $\tilde{C}_{J_2}$ 和 $\tilde{D}_j$ ($J_1 + 1 \leq j \leq J_2$). 这时再按 Mallat 金字塔重建算法: $\tilde{C}_{j-1} = H^* \tilde{C}_j + G^* \tilde{D}_j$, ($j = J_2, J_2 - 1, \dots, J_1 + 1$), 得到去噪声后的信号: $\tilde{f}(x) = A_{J_1} \tilde{f}(x) = \sum_{k \in Z} \tilde{C}_{J_1, k} \varphi_{J_1, k}(x)$. 上面的讨论同样适合于二维图象分析, 只是更复杂些.

不难知道: 在精细尺度上, 由于信噪比小, 噪声比信号占有优势, 这就造成了噪声严重地掩盖了绝大部分的图象信息. 在这种情况下, 要作的工作就是极大地消去这部分的噪声, 同时

又要并尽量保留图象的细微结构信息。相反,在更大的尺度空间上,由于信噪比大,信号比噪声占有优势,而且图象结构的相关性较强,也就可以不做噪声滤波等处理,以确保尽可能多的图象信息被保存下来。可见,由于充分考虑了相干斑噪声的特性,这种类似于自适应的噪声处理方法,必然能够提高经滤波噪声处理后的图象质量。

3.2 信号和噪声的奇异性讨论

要将图象信息从噪声中分离出来,还可以通过区分图象和噪声的奇异性的不同来完成。Mallat^[8]指出,当图象中不包含不规则的奇异纹理时,图象纹理所对应的所有奇异性点都具有正的 Lipschitz 指数,而且图象信号的小波变换的模极大值点数目不随尺度的减小而增加。相反,由于白噪声随机场分布几乎是处处具有奇异性,故具有负的 Lipschitz 指数,在平均意义上,随着尺度参数增大一倍,白噪声的极大点数目将减小一半。下面就作一些理论推导。

假设 $n(x)$ 是一实的、方差为 σ^2 的宽平稳随机白噪声。令 $W_s n(x)$ 是其小波变换,并假设 $\psi(x)$ 为实的小波函数^[8,9],用 $E\{\cdot\}$ 表示求期望值。由于 $n(x)$ 的自相关函数为 $R\{n(u)n(v)\} = E\{n(u)n(v)\} = \sigma^2 \cdot \delta(u-v)$, 故有

$$\begin{aligned} E\{|W_s n(x)|^2\} &= E\left\{\iint_{-\infty}^{\infty} n(u)n(v) \cdot \psi_s(x-u)\psi_s(x-v)du dv\right\} \\ &= \iint_{-\infty}^{\infty} \sigma^2 \delta(u,v) \cdot \psi_s(x-u)\psi_s(x-v)du dv, \end{aligned}$$

可推得

$$E\{|W_s n(x)|^2\} = \|\psi\|^2 \cdot \sigma^2 / s. \quad (8)$$

可见小波变换 $W_s n(x)$ 也是 x 的随机过程。如果还假设白噪声 $n(x)$ 是高斯白噪声的话,则 $W_s n(x)$ 也是高斯白噪声。这时,高斯白噪声 $n(x)$ 在尺度 s 下,其小波变换模极大值的平均稠度 (Average Density of Wavelet Transform Modulus Maxima) 为

$$d_s = (1/s\pi) \cdot \left[\|\psi^{(2)}\| / (2\|\psi^{(1)}\|) + \|\psi^{(1)}\| / \|\psi\| \right] \quad (9)$$

其中 $\psi^{(1)}$ 和 $\psi^{(2)}$ 分别是 $\psi(x)$ 的一阶导数和二阶导数。所得的结论是白噪声模极大值的平均稠度 d_s 与分析尺度 s 成反比。可见白噪声的奇异性态与信号的奇异性态在小波变换下,具有截然不同的性质。在实际信号滤波处理中,就可以通过观察模极大值点数目随尺度参数变化的演化趋势来处理,即如果发现模极大值的幅度随着尺度的减小而剧烈增大,由 (8) 式就可推知相应的奇异性主要是由噪声的负 Lipschitz 指数产生的。对于这些极大值点,在处理中必须被消去 (通常可将其置为 0)。

在消除噪声的过程中,还利用了图象各部分之间所具有的某些先验的空间几何相关性。正是由于图象具有几何相关性,图象的细微边界往往才产生一系列的平滑奇异曲线;而白噪声在平面上往往只产生随机分布的奇异点。于是还可以通过分析图象边界曲线的几何特性来区分图象与噪声的模极大值点。该滤波处理的设想是认为沿着每个极大值链,它的不规则变化主要都是由噪声引起的,为此就可通过对这些数据的低通滤波来消除噪声。显然,这种滤波操作不影响图象的尖锐纹理 (如边界) 特性。

由上可知,根据信号和噪声在小波变换下奇异性的不同来抑制噪声的方法的主要原理就是:去掉所有噪声引起的模极大值点,使这些点不会传播到粗尺度上去;或者说,在平均意义上,随尺度减小时,消去模值增大的极值点 (因为它们是主要由噪声产生的)。

4 噪声滤波的具体方法^[12]

现在给出一个利用小波变换的多分辨率分析和奇异性讨论等特性来抑制相干斑噪声的方法^[13]。为简单起见, 这里只讨论一维信号, 二维图象信号与此类似。

噪声滤波的具体步骤如下:

(1) 采用二进制小波分解 (Mallat 算法) 对原图象 $f(x)$ 做小波变换, 生成受噪声影响的小波系数 $W_{j,k} (j = 1, 2, \dots, J, k = 0, 1, \dots, 2^j - 1)$, 其中 J 为最大分析尺度。

(2) 对小波变换的系数图象 $W_{j,k}$ 分别作相应的处理, 即对受相干斑噪声干扰不同的各个频率成份分别做滤波处理, 产生估计值 $\tilde{\alpha}_{j,k}$ 。

(3) 经滤波处理后, 可由所得的系数图象重建最终估计的图象, 即对 $\tilde{\alpha}_{j,k}$ 做逆小波变换, 就得到估计值 $\tilde{f}(x)$ (亦即原图象 $f(x)$ 的估计)。

(4) 评价最终图象的质量。如评价图象的视觉效果, 观察图象中强目标的目标特性等。

在上述过程中, 要首先确定一下做小波多分辨率分析的尺度数目。利用 Seasat-A 的图象做小波多分辨率分析的实验说明了尺度数目为 3 就可以了; 这同时也考虑了计算量的大小, 因而, 在处理小波系数图象的空间特征尺度可取 3。

5 实验和讨论

实验中所采用的二进制小波函数为最小相位的 Daubechies 小波, 其阶数为 8。小波函数和尺度函数的时域图见图 3。在实验中, 对图象的低频成份不作处理 (因为它相当于经过了多视处理)。对高频成份做的处理是软阈值 (Soft-Threshold)^[14], 这种方法的原则是: 将受噪声污染的小波变换系数尽量压缩为 0。在第 4 节 (2) 步骤中, 软阈值处理方法所采用的公式为 $\tilde{\alpha}_{j,k}(W_{j,k}) = \text{sign}(W_{j,k}) \cdot \{|W_{j,k}| - T\}_+$, 阈值 T 与图象的大小和其方差值有关; 也可由实际经验获得。观看噪声处理后的实验结果图象, 不难知道, 用上述方法处理和重构信号有以下特征: 噪声极大程度地被抑制了; 原信号的尖锐纹理特征 (Sharp Feature) 仍保留在重建信号中, 亦即图象边缘的信息很少丢失, 这就保留了尽可能多的原图象的目标特征; 无伪边缘产生, 保证了图象信息的可信度; 等等。图 4 为未经过噪声处理的单视图象。图 5 为软阈值方法抑制相干斑噪声所得的图象 (尺度为 3)。

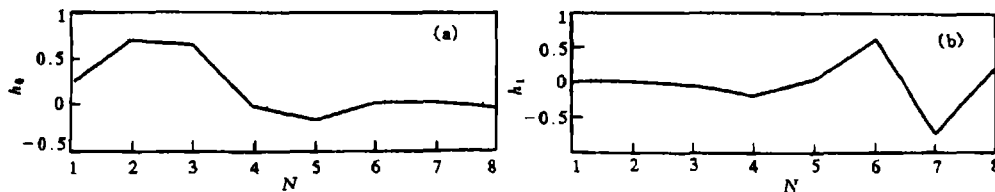


图 3 Daubechies 的尺度函数 (a) 和小波函数 (b) 的时域图 (最小相位, $N = 8$)

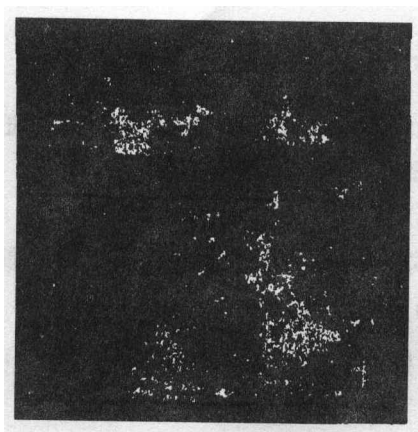
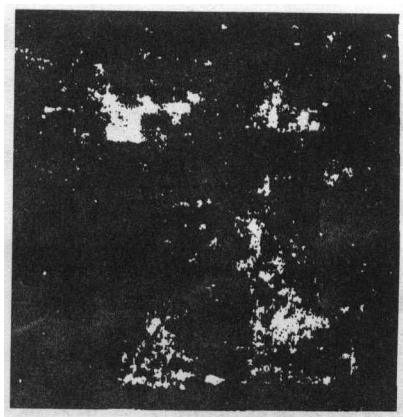


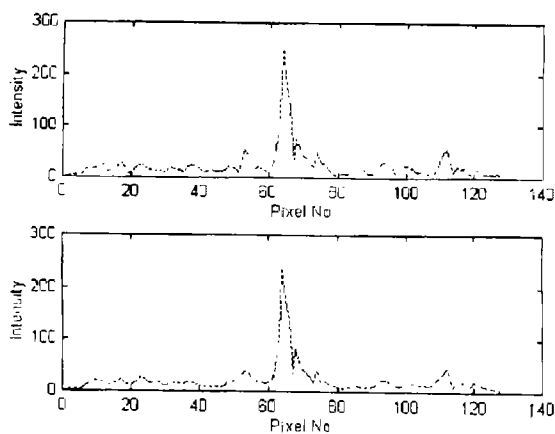
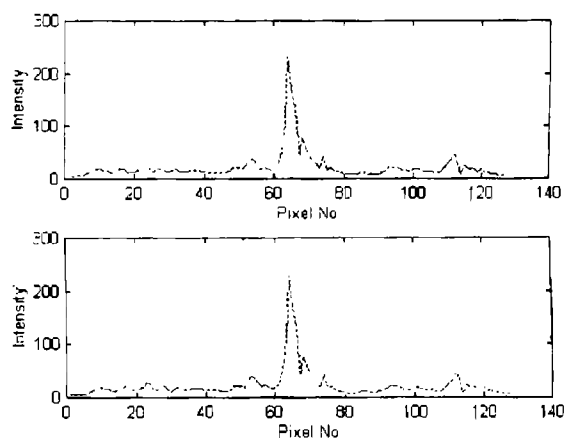
图 4 未经过噪声处理的单视图

图 5 软阈值法抑制相干斑 (尺度 $L=3$)

为了更直观地考察利用小波分析抑制相干斑噪声的效果。我们还选取了图象中的一行数据 (第 114 行) 来研究, 选取该行是由于有一个强目标存在。同时为了作参考比较, 我们还利用了 J. S. Lee^[5,7] 的局部统计方法来处理。J.S. Lee 的局部统计方法所采用的公式为

$$g(x, y) = m(x, y) + \text{scale} * [f(x, y) - m(x, y)], \quad (10)$$

其中所取窗口大小为 7, $g(x, y)$ 为处理后的图象, $f(x, y)$ 为受到相干斑噪声污染的图象, $m(x, y)$ 为所取窗口中的所有象素的均值, scale 为调整参数。而当 $\text{scale} > 1$, 图象得到锐化, 类似高通滤波; 当 $\text{scale} < 1$, 图象得到平滑, 类似低通滤波; 当 $\text{scale} = 0$, 得到简单的邻域平均。图 6 为利用小波分析处理后的图 (分析尺度为 $L=1$ 和 $L=2$); 图 7 为利用小波分析处理后的图 (分析尺度为 $L=3$ 和 $L=4$)。图 8 为原始图和利用 Lee 局部统计方法处理后的图 ($\text{scale}=0.35$)。图 9 为利用 Lee 局部统计方法处理后的图 ($\text{scale}=0.2$ 和 $\text{scale}=0.5$)。可见, 该方法与传统的线性平滑滤波方法 (包括 Lee 局部统计方法等) 不同: 传统方法不仅抑制了噪声, 同时也极大地增宽了特征结构, 使图象目标特征模糊; 而小波分析除了能够对相干斑具有很好的抑制效果外, 还保留了尽可能多的原图象的目标特征, 特别还是保留了强目标附近的弱目标。

图 6 利用小波分析处理后的图
(分析尺度为 $L=1$ 和 2)图 7 利用小波分析处理后的图
(分析尺度为 $L=3$ 和 4)

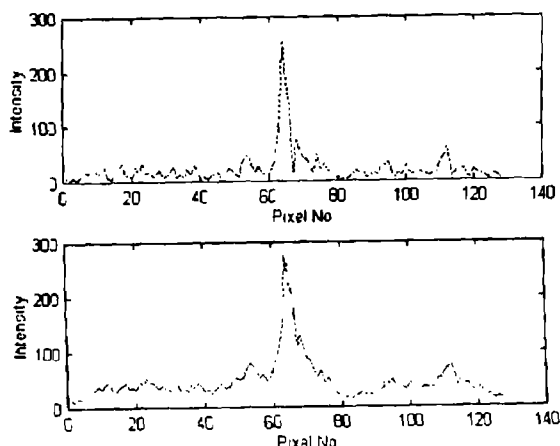


图 8 原始图 (上图) 和 Lee 方法处理后的图 (下图)(scale=0.35)

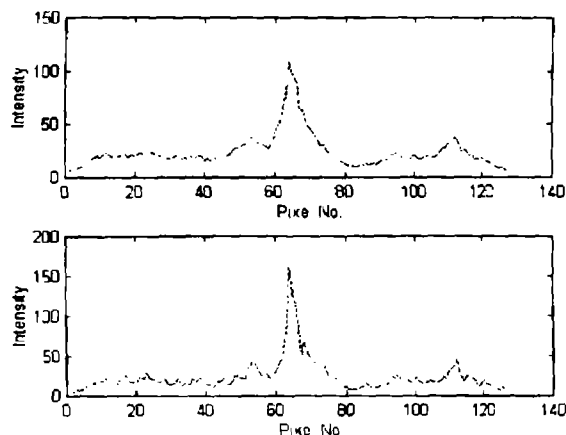


图 9 利用 Lee 方法处理后的图 (scale=0.2(上图) 和 scale=0.5(下图))

本文的内容只是一些初步的研究结论。今后需要研究的内容还很多, 如: 由于相干斑噪声与信号在统计意义上是互不相关的, 因此不需要采用正交小波基来解相干斑噪声与信号的相关性; 另外, 由于只是对噪声滤波, 不需要完全重建原信号, 采用非正交小波基就可达到目的, 等等。

参 考 文 献

- [1] Dainty J C 编, 黄乐天等译. 激光斑纹及有关现象. 北京: 科学出版社, 1981, 第二章.
- [2] 陈云权. 部分相关多视降低合成孔径雷达相干斑噪声的研究: [硕士论文]. 北京: 中国科学院电子学研究所, 1985.
- [3] Ulaby F K, Moore P K, Fung A K. Microwave Remote Sensing, 1986, 2162.
- [4] Shi Z H, Fung K B. Comparison of digital speckle filters, IGRASS'94, California Institute of Technology, USA: 2129-2133.
- [5] Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics, IEEE Trans. on PAMI, 1980, PAMI-2(2): 165-168.
- [6] Dewaele P, Wambacq P, Oosterlinck A, et al. Comparison of Some Speckle Reduction Techniques for SAR Imaging, IGRASS'90, Maryland, USA: the University of Maryland College Park, 2417-2422.
- [7] Lee J S. Speckle suppression and analysis for SAR images, Optical Engineering, 1986, 25: 636-643.
- [8] Mallat S, Hwang W L. IEEE Information Theory, 1992, 38(2): 617-643.
- [9] 秦前清, 杨学凯. 实用小波分析. 西安: 西安电子科大出版社, 1994, 第一、二、三、六和七章.
- [10] 李世雄, 刘家琦. 小波变换和反演数学基础. 北京: 地质出版社, 1994, 第三、六、八和九章.
- [11] 刘贵忠, 邸双亮. 小波分析及其应用. 西安: 西安电子科大出版社, 1992, 第三和九章.
- [12] 唐 健. 抑制 SAR 图象相干斑的新方法—小波分析. INSAR 信号与误差分析和相位展开算法的研究: [硕士论文]. 北京: 中国科学院电子学研究所, 1996.
- [13] Ranchin T, Cauneau F. Speckle Reduction in SAR Imagery Using Wavelets, SPIE, 1993, Vol. 2034, Mathematical Imaging, 1993, 432-437.
- [14] Donoho D L. Wavelet Shrinkage and W. V. D: A 10-Minutes Tour, Techniques Reports. California, USA: Stanford Univ., 1992.
- [15] Vachon P W. Spectral estimation techniques for multilook SAR image of ocean waves, IEEE Trans. on GRS, 1992, GRS-30(3): 568-577.
- [16] Goldfinger A D. Estimation of spectral from speckled images, IEEE Trans. on AES, 1982, AES-18(5): 675-681.

SUPPRESSING THE COHERENT SPECKLE OF SAR IMAGES WITH WAVELET ANALYSIS

Tang Jian Wang Zhensong

(Institute of Electronics, Academia Sinica, Beijing 100080)

Abstract This paper studies Synthetic Aperture Radar(SAR) images with the multiresolution analysis of wavelet transform. This study indicates that the influences of the coherent speckle noise on different frequency components of the SAR images are different, and that the manners of singularity of the SAR images and the speckle noise are different, too. So, this paper presents a denoising method of wavelet analysis to reduce the coherent speckle noise. In the meanwhile, a lot of experiments approve that this method not only suppresses the speckle noise effectively, but also preserves as many target characteristics of original images as possible. It shows that this denoising method of wavelet analysis offers a very attractive alternative to suppress the coherent speckle noise of the SAR images.

Key words Synthetic Aperture Radar(SAR), Coherent speckle noise, Wavelet transform, Multiresolution analysis, Singularity

唐 健: 男, 1970 年生, 硕士, 从事专业为信号与图象处理、通信与电子系统.

王贞松: 男, 1945 年生, 研究员, 博士生导师, 从事专业为电波传播、雷达成象系统、通信与电子系统.