

文章编号: 1007-4619 (2002)06-0456-08

SAR 干涉图的静态小波域 MAP 法滤波

岳焕印, 郭华东, 王长林, 杨 虎

(中国科学院 遥感应用研究所遥感信息科学重点实验室, 北京 100101)

摘 要: SAR 干涉图中的斑点噪声是对相位解缠的极大障碍, 为了得到更精确的地形模型, 必须在相位解缠前对干涉图进行斑点噪声滤波。提出了一种干涉图的小波域多尺度滤波算法, 对干涉图的实部和虚部分别进行处理。用 Pearson 分布系确定了信号和噪声项小波系数的概率密度函数, 然后用最大后验概率 (Maximum A Posteriori, MAP) 准则估计无噪数据的小波系数。将本算法和另外 3 种滤波算法进行比较, 结果表明, 本滤波算法对 SAR 干涉图有很强的噪声抑制能力, 并能保持干涉图的相位细节信息和相位分布。

关键词: SAR 干涉图; 静态小波分解; 最大后验概率; 滤波

中图分类号: TP751.1/TP722.6 **文献标识码:** A

1 引 言

干涉雷达是进行数字高程模型提取和地壳形变监测的强有力工具。要进行干涉测量, 首先要获得地面同一区域两张不同视角的雷达图像, 在单轨干涉测量中, 这两雷达图像是同时获取的, 在重轨干涉测量中, 两雷达图像是在不同时间获取的。两雷达复图像经配准后, 共轭相乘便可得到干涉图。干涉图中的相位是 2π 的模, 它包含了地形信息, 要得到地形信息, 就必须对干涉相位图进行解缠。但因 SAR 图像上固有的斑点噪声影响, 在干涉相位图上亦存在大量的斑点噪声。斑点噪声的存在, 会使相位解缠过程中产生大量的残余点, 从而严重影响相位解缠的精度, 甚至造成相位解缠的失败。为了便于进行相位解缠和生成高精度的数字高程模型以及进行地壳形变监测, 必须对干涉图进行斑点噪声滤波。

对干涉相位图的滤波可以采用均值法或中值法, 但这是最简单也是最粗糙的滤波方法。目前对干涉图进行滤波的常用算法大多是以局部噪声统计特征为基础来设置滤波器的窗口大小和方向或带通滤波器带宽的自适应算法^[1-3], 均能在一定程度上

对斑点噪声进行抑制。

小波理论为非稳定信号的时频分析提供了一个新的强有力工具。小波变换的优越性主要在于它可以对信号的不同频率成分进行局部描述, 与短时谱分析不同的是, 小波变换可以同时提供信号在频率和时间(空间)上的局部信息。小波变换已被广泛地应用到信号和图像的处理当中^[4-6], Henning Brannisch 曾提出了一种基于 Mallat 小波分解的软阈值 SAR 干涉图滤波算法^[7], 并将此算法应用于一模拟 SAR 干涉图。本文的滤波算法是在静态小波域进行的, 用最大后验概率 (Maximum A Posteriori, MAP) 法来估计信号的小波系数, 因为贝叶斯公式要用到信号和噪声项小波系数的概率密度函数, 我们用 Pearson 分布系来近似表达小波系数的概率密度函数。

2 有关 SAR 干涉图统计模型的几个假定

SAR 干涉图是由两幅经配准的 SAR 复图像共轭相乘得到的:

$$y = y_1(i)y_2^*(i) \quad (1)$$

式中 $y_1(i)$ 和 $y_2(i)$ 是复单视图像对, y 是 SAR 干涉图复数据。

我们对干涉图的滤波是在复数域进行的, 分别

收稿日期: 2002-05-01; 修订日期: 2002-06-01

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(49989001), 国家 863 计划课题(2001AA132040)及中国科学院创新工程(KZCX2-312)资助。

作者简介: 岳焕印(1975—), 男, 1999年毕业于南京大学地球科学系, 获硕士学位, 现于中国科学院遥感应用研究所攻读博士学位, 主要从事雷达遥感研究。

对干涉图的实部图像和虚部图像进行处理。假定实部图像和虚部图像具有相同的统计特征,为方便起见,在算法描述过程中暂不区分实部和虚部,统称为原始数据或原始图像,用 X 表示, Y 表示信号数据, Z 表示斑点噪声。

我们假定图像中的斑点噪声符合均值为 1 的高斯随机过程,

$$P_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_Z}} e^{-(z-1)^2/2\sigma_Z^2} \quad (2)$$

对信号亦做高斯假定,

$$P_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_Y}} e^{-(y-\mu_Y)^2/2\sigma_Y^2} \quad (3)$$

其中 μ_Y 和 σ_Y 分别为所考虑区域内的均值和方差。

我们应用乘性噪声模型,

$$X = YZ \quad (4)$$

Y 和 Z 是相互独立的随机过程。由公式(4)可以导出原始数据、斑点噪声和信号数据的归一化标准差之间的关系:

$$\mu_X = \mu_Y \mu_Z = \mu_Y \quad (5)$$

$$C_Y^2 = \frac{C_X^2 - C_Z^2}{1 + C_Z^2} \quad (6)$$

式中 $C_Y = \sigma_Y/\mu_Y$, $C_X = \sigma_X/\mu_X$, $C_Z = \sigma_Z/\mu_Z$ 。

在大多数自适应滤波技术中^[8,9], C_X 的局部估计可以用来区分 $C_Y = 0$ 的均质区($\hat{C}_X \leq C_Z$)和 $C_Y > 0$ 的非均质区域($\hat{C}_X > C_Z$)。

3 静态小波分解

小波分解的基本算法是 Mallat 算法^[4,5],或称塔式算法,在 Mallat 算法中,每次滤波后都要经过 2:1 亚采样,对应于图像边缘或不连续点的小波系数可能被抽采样,直接造成了图像分解和合成的非稳定性。为了克服这种缺陷,我们引入了静态小波分解算法。

静态小波分解最初称作“a trous”算法^[10,11]。这种算法在每一次滤波后不进行抽采,而是对 j 层的高通和低通滤波器的每两个系数间插 2^{j-1} 个零来实现滤波器的伸展,即:

$$h_k^{[j]} = \begin{cases} h_{k/2^j} & k = 2^j m (\text{当 } m \in Z) \\ 0 & (\text{其它情况}) \end{cases} \quad (7)$$

$$g_k^{[j]} = \begin{cases} g_{k/2^j} & k = 2^j m (\text{当 } m \in Z) \\ 0 & (\text{其它情况}) \end{cases}$$

将静态小波分解算法应用于二维情况,可在图

像的行和列分别进行滤波,以下是由 j 层得到的 $j+1$ 层的分解参数:

$$A_{X,j+1}(a,b) = \sum_{k,l} h_k^{[j]} h_l^{[j]} A_{X,j}(a+k,b+l) = [H^{[j]} A_{X,j}]_{a,b}$$

$$W_{X,j+1}^h(a,b) = \sum_{k,l} g_k^{[j]} h_l^{[j]} A_{X,j}(a+k,b+l) = [G_h^{[j]} A_{X,j}]_{a,b}$$

$$W_{X,j+1}^v(a,b) = \sum_{k,l} h_k^{[j]} g_l^{[j]} A_{X,j}(a+k,b+l) = [G_v^{[j]} A_{X,j}]_{a,b}$$

$$W_{X,j+1}^d(a,b) = \sum_{k,l} g_k^{[j]} g_l^{[j]} A_{X,j}(a+k,b+l) = [G_d^{[j]} A_{X,j}]_{a,b} \quad (8)$$

式中 $A_{X,j}$ 是原始图像在尺度 2^j 的低频近似,频率范围为 $[0, \pi/2^j]$, $W_{X,j}^h$, $W_{X,j}^v$ 和 $W_{X,j}^d$ 分别是 j 层图像在水平向、垂直向和对角向的高频细节信息,频率范围是 $[\pi/2^j, \pi/2^{j-1}]$ 。因为在每一次滤波后不进行抽采,每个分解层的大小与原始图像保持一致。我们可以定义一个滤波算子 W_j 来得到 j 层任一方向的高频成分:

$$W^{[j]} = G^{[j]} \prod_{i=1}^{j-1} H^{[i]}$$

$$W_X(a,b) = [W^{[j]} X]_{a,b}$$

$$W_X(a,b) = \sum_{m_1, n_1, \dots, m_j, n_j} H_{m_1, m_2, \dots, m_j} G_{n_1, n_2, \dots, n_j} \times X(a+u, b+v) \quad (9)$$

其中 $u = m_1 + m_2 + \dots + m_j$, $v = n_1 + n_2 + \dots + n_j$

$$H_{m_1, m_2, \dots, m_j} = h_{m_1}^{[j-1]} h_{m_2}^{[j-2]} \dots h_{m_j} \quad (10)$$

$$G_{n_1, n_2, \dots, n_j} = g_{n_1}^{[j-1]} h_{n_2}^{[j-2]} \dots h_{n_j}$$

4 小波系数的高阶累量与小波域阈值设置

4.1 小波系数的高阶累量

小波系数 W_X 是符合 P_{W_X} 分布的随机变量, P_{W_X} 的矩生成函数可以用如下的积分定义^[12]:

$$\phi(s) = \int_{-\infty}^{+\infty} P_{W_X}(x) e^{sx} dx \quad (11)$$

$\phi(s)$ 在 0 点处的导数等于 W_X 的矩。在我们这种情况下,应用累量生成函数更为方便,累量生成函数定义为:

$$\psi(s) = \ln(\phi(s)) \quad (12)$$

考虑 j 层任一方向的高频图像上位置 (a, b) 处的小波系数, 根据关系式 (9), 随机变量 $W_X(a, b)$ 是随机变量 $\{X(u + a, v + b)\}_{u, v}$ 的线性组合, 假定它们相互独立, 并具有相同分布。因此, 利用 X 的概率密度函数的累量生成函数, 我们可以得到 W_X 的累量生成函数:

$$\psi_{W_X}(s) = \sum_{m_1, n_1, \dots, m_j, n_j} \psi_X(H_{m_1, m_2, \dots, m_j} G_{n_1, n_2, \dots, n_j} S) \quad (13)$$

$\psi_{W_X}(s)$ 在 0 点处的 n 阶导数值, 就是 W_X 的 n 阶累量^[12]:

$$\psi_{W_X}^{(n)}(0) = \sum_{m_1, n_1, \dots, m_j, n_j} (H_{m_1, m_2, \dots, m_j} G_{n_1, n_2, \dots, n_j})^n \times \psi_X^{(n)}(0) \quad (14)$$

对于高频图像分量 $W_{X, j}^h$ 和 $W_{X, j}^v$, 我们做如下标记:

$$S_n^{[j]} = \sum_{m_1, n_1, \dots, m_j, n_j} (H_{m_1, m_2, \dots, m_j} G_{n_1, n_2, \dots, n_j})^n = \left(\sum_k (g_k)^n \right) \left(\sum_l (h_l)^n \right)^{2j-1} \quad (15)$$

对于对角向高频图像分量 $W_{X, j}^d$, 我们可以得到:

$$S_n^{[j]} = \left(\sum_k (g_k)^n \right)^2 \left(\sum_l (h_l)^n \right)^{2(j-1)} \quad (16)$$

由小波函数的性质 $\int \psi(x) dx = 0$ 可以得到 $S_1^{[j]} = 0$ 。

定义小波系数的归一化标准差 $C_{W_X} = \sigma_{W_X} / \mu_X$, 然后我们就可以得到与公式 (6) 等同的关系式:

$$C_Y^2 = \frac{C_{W_X}^2 - S_2^{[j]} C_Z^2}{S_2^{[j]} (1 + C_Z^2)} \quad (17)$$

与公式 (6) 类似, 我们可以定义斑点噪声小波系数的归一化标准差 $C_{W_Z} = \sqrt{S_2^{[j]}} C_Z$ 。在图像上没有纹理的均质区域 ($C_Y^2 = 0$), 我们有:

$$C_{W_X} = C_{W_Z} \quad (18)$$

4.2 阈值设置

我们可以用归一化标准差 C_{W_X} 进行高频图像的分割。为此, 在像元 (a, b) 的邻域 $v(a, b)$ 内局部估计小波系数的标准差 $\hat{\sigma}_{W_X(a, b)}$ 和原始 SAR 图像的均值 $\hat{\mu}_X(a, b)$, 邻域是由大小为 $N_j = D_j \times D_j$ 的窗口来定义的, 考虑到尺度的增加, 窗口大小随层数 j 的增大而增大。

$$\hat{\sigma}_{W_X}^2(a, b) = \frac{1}{N_{j(\mu, v) \in v(a, b)}} \sum_{\omega_X(\mu, v)} \omega_X^2(\mu, v) \quad (19)$$

$$\hat{\mu}_X(a, b) = \frac{1}{N_{j(\mu, v) \in v(a, b)}} \sum_{x(u, v)} x(u, v) \quad (20)$$

j 层的窗口的大小为: $D_j = 2^{j-1} (D_0 - 1) + 1$, 其中 D_0 是第一层的初始大小。

为进行强非均匀区域检测, 我们选择一个阈值的上界 $C_{W_X, \max}$, 归一化标准差大于 $C_{W_X, \max}$ 的区域被认为是强非均质区域。我们可以为 C_{W_X} 定义一个阈值:

$$C_{W_X, \max} = \sqrt{S_2^{[j]}} \sqrt{3} \quad (21)$$

5 小波系数 MAP 法滤波

5.1 用 MAP 准则确定小波系数

小波分解操作可以表示为如下公式:

$$\begin{aligned} W_X &= W^{[j]} X = W^{[j]} YZ \\ &= W^{[j]} Y + W^{[j]} Y(Z - 1) = W^{[j]} Y + W^{[j]} YZ_c \\ &= W_Y + W_B \end{aligned} \quad (22)$$

式中: $W_Y = W^{[j]} Y$, $W_B = W^{[j]} Y(Z_c) = W_X - W_Y$; 二者是互不相关的随机过程。

信号小波系数对原始图像数据小波系数的后验条件概率可以由贝叶斯公式来表示:

$$\begin{aligned} P_{W_Y | W_X}(\omega_Y | \omega_X) &= \frac{P_{W_X | W_Y}(\omega_X | \omega_Y) P_{W_Y}(\omega_Y)}{P_{W_X}(\omega_X)} \\ &= \frac{P_{W_B | W_Y}(\omega_B | \omega_Y) P_{W_Y}(\omega_Y)}{P_{W_X}(\omega_X)} \end{aligned} \quad (23)$$

使后验概率密度函数达到最大的估计值 $\hat{\omega}_Y$ 为

$$\hat{\omega}_Y = \arg(\max_{\omega_Y} (P_{W_Y | W_X}(\omega_Y | \omega_X)))$$

$$\begin{aligned} \frac{d}{d\omega_Y} (\ln(P_{W_B | W_Y}(\omega_B | \omega_Y)) + \ln(P_{W_Y}(\omega_Y))) | \omega_Y \\ = \hat{\omega}_Y = 0 \end{aligned} \quad (24)$$

为了应用上述的贝叶斯估计, 我们必须建立各概率密度函数的模型。

5.2 小波系数的概率密度函数

我们在 Pearson 分布系的框架下, 建立小波系数的概率分布模型。Pearson 分布族可以表示为如下微分方程的形式^[13]

$$\frac{df}{dx} = \frac{(x - a)f}{b_0 + b_1 x + b_2 x^2} \quad (25)$$

可以用 $k = b_1^2 / (4b_0 b_2)$ 来确定概率分布的类型。为了表达这个参数, 我们必须计算小波系数的矩至四阶。首先, 我们要建立对于图像的概率密度函数为高斯型 $N(\mu, \sigma)$ 时的 Pearson 参数, 然后将结果应用于噪声 ($\mu = 1, \sigma = \sigma_Z$) 和信号 ($\mu = \mu_Y, \sigma = \sigma_Y$) 的概

率密度函数。

5.2.1 高斯分布图像小波系数的概率密度函数

假定灰度值的概率密度函数符合 $N(\mu, \sigma)$ 分布, 它的累量生成函数是

$$\psi(s) = e^{\sigma^2 s^2 / 2 + \mu s} \quad (26)$$

应用公式(14), 我们得到小波系数的前四阶累量:

$$\begin{aligned} k_1 &= S_1^{[j]} \mu \\ k_2 &= S_2^{[j]} (\mu^2 + \sigma^2) \\ k_3 &= S_3^{[j]} (\mu^3 + 3\mu\sigma^2) \\ k_4 &= S_4^{[j]} (\mu^4 + 6\mu^2\sigma^2 + 3\sigma^4) \end{aligned} \quad (27)$$

高通滤波 ($S_1^j = 0$) 可以导出中心矩:

$$\begin{aligned} \mu_1 &= k_1 = S_1^j \mu = 0 \\ \mu_2 &= k_2 + k_1^2 = S_2^{[j]} (\mu^2 + \sigma^2) \\ \mu_3 &= k_3 + 3k_2 k_1 + k_1^3 = S_3^{[j]} (\mu^3 + 3\mu\sigma^2) \\ \mu_4 &= k_4 + 4k_3 k_1 + 3k_2^2 + 6k_2 k_1^2 + k_1^4 \\ &= S_4^{[j]} (\mu^4 + 6\mu^2\sigma^2 + 3\sigma^4) + 3(S_2^{[j]})^2 (\mu^2 + \sigma^2)^2 \end{aligned} \quad (28)$$

导出 k 值的如下表达式:

$$k = \frac{\mu_3^2 (\mu_4 + 3\mu_2^2)}{4\mu_2 (4\mu_2 \mu_4 - 3\mu_3^2) (2\mu_2 \mu_4 - 3\mu_3^2 - 6\mu_2^3)} \quad (29)$$

可以判断 $0 < k < 1$ 值, 一个高斯分布图像的小波系数的概率密度函数是 pearson IV 型的^[13]:

$$f(x) = k ((x - a - \gamma)^2 + \delta^2)^m e^{(-\lambda \arctan((x - a - \gamma)/\delta))} \quad (30)$$

其中:

$$\begin{aligned} m &= \frac{1}{2B_2}, \lambda = \frac{\gamma}{B_2\delta}, \gamma = \frac{B_1}{2B_2}, \\ \delta^2 &= \tau - \gamma^2, \tau = \frac{B_0}{B_2} \end{aligned}$$

5.2.2 噪声小波系数的概率密度函数

当信号数据 Y 是常量时, 图像对 Y 的条件概率是噪声的概率密度函数。取 $\mu = 1, \sigma = \sigma_Z$, 我们可以得到前四阶矩为:

$$\begin{aligned} \mu_{W_Y,1} &= 0 \\ \mu_{W_Y,2} &= S_2^{[j]} (\sigma_Z^2 + 1) \\ \mu_{W_Y,3} &= S_3^{[j]} (3\sigma_Z^2 + 1) \\ \mu_{W_Y,4} &= S_4^{[j]} (1 + 6\sigma_Z^2 + 3\sigma_Z^4) + 3(S_2^{[j]})^2 (1 + \sigma_Z^2)^2 \end{aligned} \quad (31)$$

5.2.3 信号小波系数的概率密度函数

假定信号的概率密度符合高斯分布, 使 $\mu = \mu_Y$,

$\sigma = \sigma_Y$, 我们得到前四阶矩为:

$$\begin{aligned} \mu_{W_Y,1} &= 0 \\ \mu_{W_Y,2} &= S_2^{[j]} (\mu_Y^2 + \sigma_Y^2) \\ \mu_{W_Y,3} &= S_3^{[j]} (\mu_Y^3 + 3\mu_Y\sigma_Y^2) \\ \mu_{W_Y,4} &= S_4^{[j]} (\mu_Y^4 + 6\mu_Y^2\sigma_Y^2 \\ &\quad + 3\sigma_Y^4) + 3(S_2^{[j]})^2 (\mu_Y^2 + \sigma_Y^2)^2 \end{aligned} \quad (32)$$

5.2.4 W_B 的概率密度函数

噪声项 $B = Y(Z - 1)$ 的矩如下:

$$\begin{aligned} \mu_{W_B,1} &= 0 \\ \mu_{W_B,2} &= S_2^{[j]} (\mu_Y^2 + \sigma_Y^2) \sigma_Y^2 \\ \mu_{W_B,3} &= 0 \\ \mu_{W_B,4} &= S_4^{[j]} (\mu_Y^4 + 6\mu_Y^2\sigma_Y^2 + 3\sigma_Y^4) (3\sigma_Y^4) \\ &\quad + 3\mu_{W_B,2}^2 \end{aligned} \quad (33)$$

由噪声项 B 的小波系数的前四阶矩计算 $k = 0$, W_B 的概率密度函数为 Pearson IV 型分布的特殊情况, 即 Pearson VII 型分布。

5.3 最大后验概率公式

假定 W_Y 和 W_B 的概率密度函数为类型 IV, MAP 公式(24)可表示如下:

$$\begin{aligned} f_{\text{MAP}}(\omega_Y) &= \frac{1}{2B_{Y,2}} \ln((\omega_Y - a_Y + \gamma_Y)^2 + \delta_Y^2) \\ &\quad - \frac{\gamma_Y}{B_{Y,2}\delta_Y} \arctan\left(\frac{\omega_Y - a_Y + \gamma_Y}{\delta_Y}\right) \\ &\quad + \frac{1}{2B_{B,2}} \ln((\omega_X - \omega_Y - a_B + \gamma_B)^2 + \delta_B^2) \end{aligned} \quad (34)$$

对 W_Y 求导:

$$\begin{aligned} \frac{df_{\text{MAP}}(\omega_Y)}{d\omega_Y} &= \frac{\omega_Y - a_Y + \gamma_Y}{B_{Y,2}((\omega_Y - a_Y + \gamma_Y)^2 + \delta_Y^2)} \\ &\quad - \frac{\gamma_Y/\delta_Y}{B_{Y,2}\delta_Y((\omega_Y - a_Y + \gamma_Y)^2/\delta_Y^2 + 1)} \\ &\quad - \frac{\omega_X - \omega_Y - a_B + \gamma_B}{B_{B,2}((\omega_X - \omega_Y - a_B + \gamma_B)^2 + \delta_B^2)} \end{aligned} \quad (35)$$

令

$$\frac{df_{\text{MAP}}(\omega_Y)}{d\omega_Y} = 0 \quad (36)$$

解此方程, 得小波系数的 MAP 估计值 $\hat{\omega}_Y$ 。

6 SAR 干涉图滤波过程及结果讨论

我们取一幅由 ERS-1/2 干涉 SAR 数据生成的大小为 1024×1024 的干涉图,其相位图如图 1(a)所示。取干涉图的实部和虚部,形成两个数据集,分别进行处理。

首先将原始图像分解成 J 层,每层有 3 个不同方向的高频图像,对每一个高频图像,计算 $J = 1, \dots, J, n = 2, 3, 4$ 时:

$$S_n^{[j]} = \left(\sum_k (g_k)^n \right) \left(\sum_l (h_l)^n \right)^{2j-1}$$

$$\text{或 } S_n^{[j]} = \left(\sum_k (g_k)^n \right)^2 \left(\sum_l (h_l)^n \right)^{2(j-1)}$$

$$C_{W_x, \max} = \sqrt{S_2^{[j]}} \sqrt{3}$$

$$C_{W_z} = \sqrt{S_2^{[j]}} C_z$$

我们估计高频图像和原始图像每一个像元的 $D_j \times D_j$ 邻域内的 σ_{W_z} 和 μ_Y ,用值 $\hat{C}_{W_z} = \hat{\sigma}_{W_z} / \hat{\mu}_Y$ 指示局部图像均匀性的程度,从而确定小波系数估计值的形式:

(1) 如果 $C_{W_z} < \hat{C}_{W_x} < C_{W_x, \max}$,则该邻域为纹理区,按以下步骤逐点估计 W_Y 的值:

- 计算 W_Y 和 W_B 的前四阶矩;
- 计算 W_Y 和 W_B 的概率密度函数的 Pearson 系数,再计算 MAP 方程的系数;
- 解式(36)的方程:

$$\omega'_X = \hat{\omega}_Y$$

(2) 如果 $\hat{C}_{W_x} \geq C_{W_x, \max}$,邻域是强烈的非均质

区,则 $\omega'_X = \omega_X$ 。

(3) 如果 $\hat{C}_{W_x} \leq C_{W_z}$,认为邻域是均质的,则 $\omega'_X = 0$ 。结果图像可由滤波后的高频图像重建得到。处理过程中使用 bior5.5 小波,滤波结果如图 1(b)所示。

为做对比分析,我们又分别用中值滤波, G. Bo 的自适应算法和基于 Mallat 分解的软阈值算法对所选取的 1024×1024 的干涉图进行处理。在 Mallat 分解中我们采用 bior5.5 小波,阈值的设置请参阅 D. L. Donoho^[11]的文章,滤波结果如图 1(c)。中值滤波采用 4×4 的窗口, G. Bo 算法中设定了 20 个不同方向的 1×5 和 2×5 的窗口,滤波后的相位图分别如图 1(d), (e)。

评价滤波效果的指标有:(1)标准差的减小;(2)残余点的减少;(3)相位细节信息和条纹边缘的保持。

我们从目视效果来比较各种滤波算法所得结果,可以看出原始的相位条纹几乎被噪声所湮没。基于双正交小波 bior5.5 在静态小波域 MAP 滤波算法取得了最佳的效果,大大地抑制了斑点噪声,且很好地保持了相位的细节信息和条纹的边缘。而用 bior5.5 小波基于 Mallat 分解的软阈值滤波算法在相位图上造成许多局部的斑点,效果上要明显劣于本文提出的算法。中值滤波算法和 G. Bo 的自适应算法都在一定程度上抑制了斑点噪声并保持了条纹的条缘。

定量评价滤波效果的参数包括标准差和残余点数和相位动态范围的保持。计算原始图像和 4 种滤波算法结果图像的评价参数,列入表 1。

表 1 4 种滤波算法的定量评价参数

Table 1 Evaluating parameters of four filtering algorithms

参数	原始图像	静态小波域 MAP 法	Mallat 分解	中值滤波	G. Bo 滤波
标准差	1.7544	1.6710	1.6843	1.6322	1.6100
残余点数	200062	115	2737	1416	973
相位动态范围	59.98	35.48	39.95	37.44	41.51

从表 1 可以看出,经过 4 种滤波算法后,干涉相位图的标准差都有所降低,说明 4 种滤波算法都对干涉相位图起到了平滑作用。计算原始相位图和各滤波结果的残余点分布图,结果如图 2(a)—(e)所示,可以看出 4 种滤波算法都大大的减少了相位图中的残余点数,尤其以用 bior5.5 小波进行的静态小波域 MAP 法对残余点减少的最多, G. Bo 的滤波算

法也大大减少了残余点数,但其在相位图的边缘保持上要劣于前面的算法。

另外,在一张干涉图中,绝对相位差的动态范围对应了高程的变化范围,若一滤波算法对绝对相位差的动态范围减小得太多,必然会增大最终得到的 DEM 中离高程控制点较远处的高程误差。基于此点考虑,将各相位图解缠为绝对相位差,绝对相位差

的动态范围列于表 1。根据表中的数据,每种滤波算法结果的绝对相位动态范围都有所降低,这是斑点噪声滤波算法不可避免的平滑作用造成的,静态

小波域 MAP 法的滤波结果基本上保持了与其它算法相当的绝对相位差动态范围。

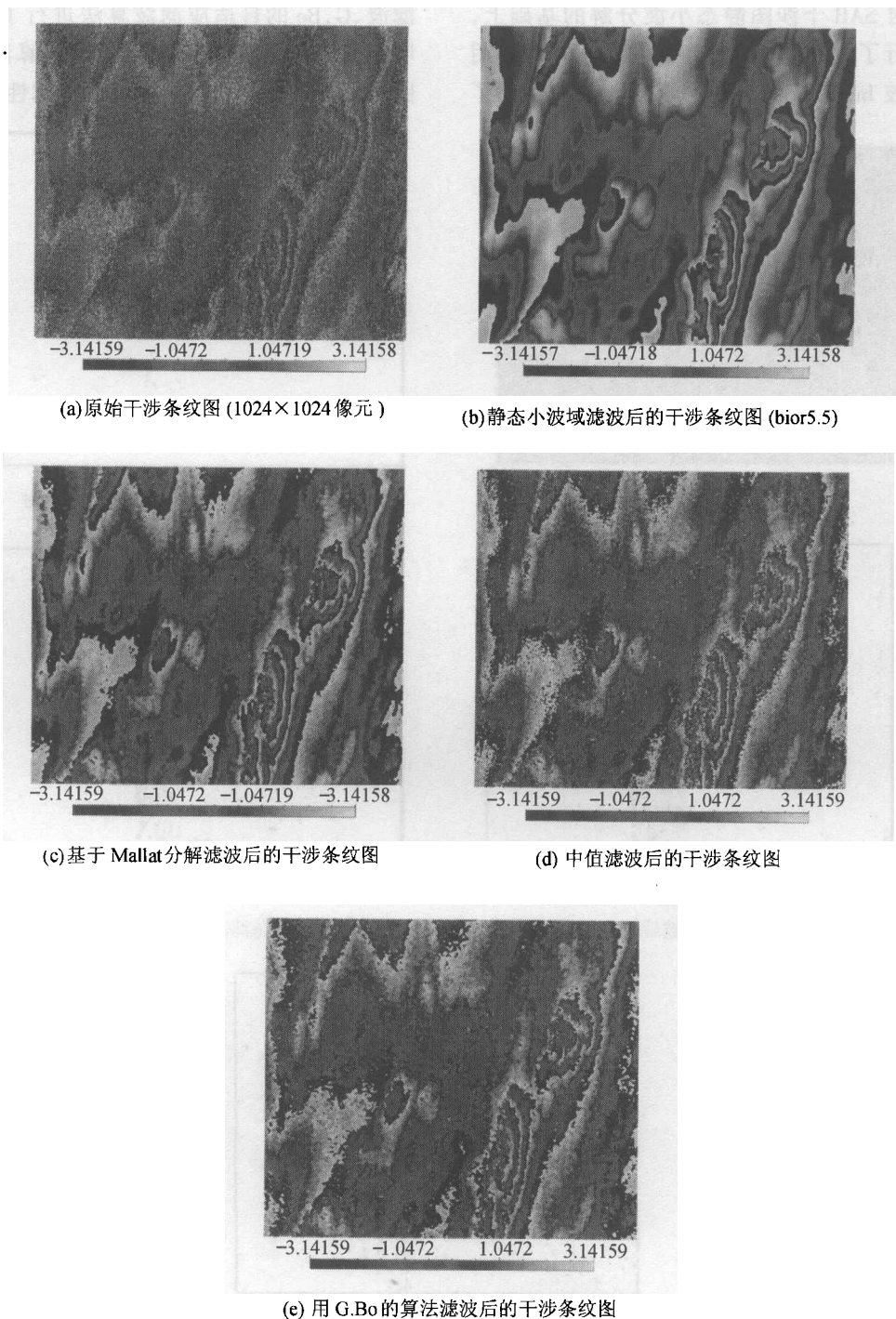


图 1 经不同滤波算法处理后的干涉相位图

Fig.1 Original phase map and filtering results with size 1024 × 1024 pixels

7 结 论

本文在对 SAR 干涉图静态小波分解的基础上, 在小波域进行了 MAP 法滤波。在小波分解时采用了双正交小波 bior5.5, 滤波后的干涉相位图达到了

较为满意的效果, 使残余点数从 200062 降至 115, 并很好地保持了条纹边缘和相位的细节信息。同时将该算法和基于 Mallat 分解的软阈值滤波算法、中值滤波、G.Bo 的自适应滤波算法进行了比较, 结果表明基于静态小波分解的 MAP 滤波算法在 SAR 干涉图斑点噪声抑制中具有明显的优越性。

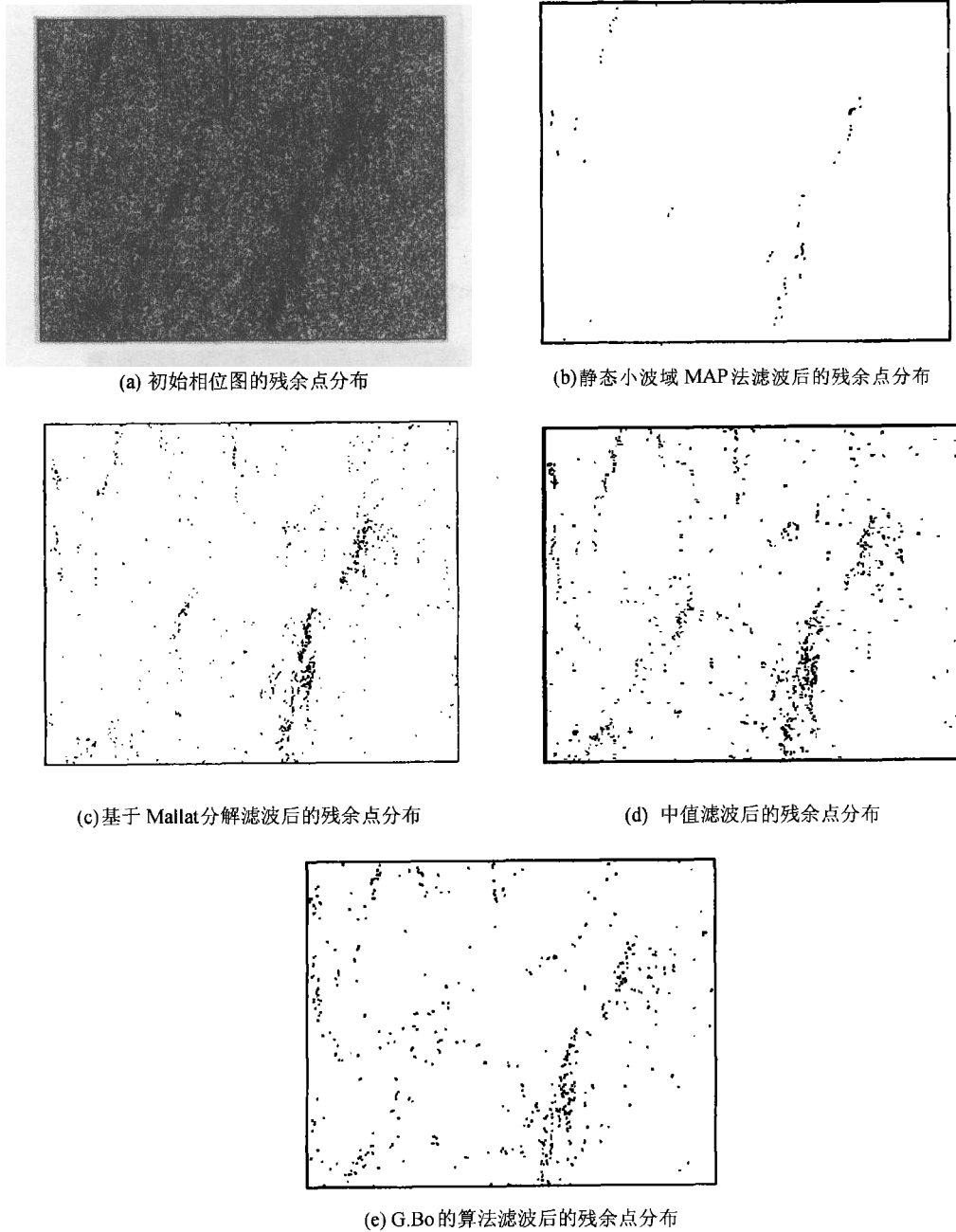


图 2 各干涉相位图的残余点分布

Fig.2 Residues distribution of phase maps

参 考 文 献 (References)

- [1] J S Lee, K P Papathanassiou *et al.* A New Technique for Noise Filtering of SAR Interferogram Phase Images[A]. GARSS[C]. 1997.
- [2] G Bo, S Dellepiane, G Beneventano. A Locally Adaptive Noise Filtering Approach for Phase Unwrapping Improvement[J]. SPIE, 1999, 3869:116—126.

- [3] Richard M Goldstein, Charles L Werner. National Aeronautics and Space Administration Technical Support Package, Adaptive Filter of SAR Interferograms. <http://www.nasatech.com/TSP/PDFTSP/NPO20440.pdf>
- [4] S Mallat. A Theory for Multi-resolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine intell.*, 1989, 11: 674—693.
- [5] Samuel Foucher, Goze Bertin Benie, Jean-Marc Boucher. Multiscale MAP Filtering of SAR images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(1):49—60.
- [6] D L Donoho, I. M. Johnstone, G. Kerkyacharian, and D. Pichard, Wavelet Shrinkage: Asymptopia, *J. R. Statist. Soc. B*, vol. 57, no. 2, 301—369, 1995
- [7] Henning Braunisch, Bae-lan Wn, and Jin A. Kong, Phase unwrapping of SAR interferograms after wavelet denoising, *IGARSS*, 2000
- [8] J S Lee. A simple speckle filtering algorithm for synthetic aperture radar images, *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1983, 31:85—88
- [9] D T Kuan, A A Sawchuk, T C Strand, P Chavel. Adaptive Restoration of Images with Speckle[J]. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1987, 35:373—383.
- [10] G P Nason, B W Silverman. The Stationary Wavelet Transform and Some Statistical Applications, in *Wavelets and statistics*. Ser. Lecture Notes statist. 103, A. Antoniadis and G. Oppenheim, Eds, New York: Springer-Verlag, 281—299, 1995
- [11] D L Donoho. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Trans. on Inf. Theory*, 1995, 41(3):613—627
- [12] Papoulis A. Probability, Random Variables, and Stochastic Processes. 3rd ed. [C]. New York: McGraw-Hill, 1991.
- [13] M Kendall, Stuart. The Advanced Theory of Statistics, 4th ed [C]. New York: Macmillan, 1997.

SAR Interferogram MAP Filtering Based on Stationary Wavelet Transform

YUE Huan-yin, GUO Hua-dong, WANG Chang-lin, YANG Hu

(Laboratory of Remote Sensing Information Science, Institute of Remote Sensing Applications, CAS, Beijing, 100101)

Abstract: Strong speckle noise of SAR interferogram is a great obstacle to phase unwrapping. In order to obtain a more accurate topographic model, a noise filtering step must be performed before the unwrapping of phase. In this article, we propose to filter this noise with a multi-resolution analysis of the interferogram, the real part and the imaginary part of the interferogram are processed seperatively. Several different probability density function are modeled with the Pearson system of distributions, then the wavelet coefficients of the noiseless data are estimated with a Bayesian model, maximizing the posteriori probability density function. The result is compared to that of three other methods and shows that the proposed method is powerful to interferogram speckle noise reduction, as well as it can preserve fine details in the interferogram that are directly related to the ground topography and maintain phase values distribution.

Key words: SAR interferogram, Stationary wavelet transform, Maximum A Posterior, Filtering